Journal of Economic Growth and Entrepreneurship JEGE
Spatial and entrepreneurial development studies laboratory
Year : 2021 Vol.4 No.1 Special pp:186-199.

The importance of analytical review under the artificial neural network system to improve the performance of the audit process

Kerdoudi Sihem [1], Moussi Sihem [2],

[1] Department of Commercial Sciences/ University of Biskra, Algeria , kerdoudi.sihem@univ-biskra.dz .
[2] Department of Management , University of Biskra, Algeria, sihem.moussi@univ-biskra.dz

ARTICLE INFO

Article history:
Received:19/12/2020
Accepted:01/01/2021
Online:11/01/2021

Keywords:
artificial neural networks
audit,
Perform the audit,
inherent errors,
analytical review
JEL Code: M41 ،M4.2

ABSTRACT

The aime of this study is to highlight the importance of an analytical review in light of the artificial neural network system in improving the performance of the audit process.
The study concluded that the use of artificial neural networks in the analytical review contributes to improving analytical review procedures such as helping to discover the fundamental errors, and fraud practices carried out by the administration, and provides solutions to support the decisions of financial continuity and taste and assess the risks of control.

أهمية المراجعة التحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحسين أداء عملية التدقيق

كردودي سهام [1]، موسي سهام [2]،

[1] قسم العلوم التجارية، جامعة محمد خيضر بسكرة، الجزائر . kerdoudi.sihem@univ-biskra.dz
[2] قسم العلوم التجارية، جامعة محمد خيضر بسكرة، الجزائر sihem.moussi@univ-biskra.dz.

معلومات المقال

تاريخ الاستقبال:
2020/12/19
تاريخ القبول: 2021/01/01
تاريخ النشر: 2021/01/11

الكلمات المفتاحية
شبكات عصبية اصطناعية
تدقيق
أداء عملية التدقيق
أخطاء جوهرية
مراجعة تحليلية
JEL Code: M41 M42

الملخص

تهدف الدراسة إلى إبراز أهمية المراجعة تحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحسين أداء عملية التدقيق.
وخلصت الدراسة إلى أن استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية يساهم في تحسين إجراءات المراجعة التحليلية كالمساعدة في اكتشاف الأخطاء الجوهرية، وممارسات التزوير التي تقوم بها الإدارة، ويقدم حلول لدعم قرارات الاستمرارية والذائقة المالية وتقييم مخاطر الرقابة.

1. مقدّمة:

*Corresponding Author : *kerdoudi sihem*

جاء تطبيق المراجعة التحليلية من أجل أن يحسن من أوجه القصور الكامنة لتقنيات التحليل التقليدية، وكذا صعوبات المدققين الواضحة في جمع كل الإشارات الحرجة عند تقييم نتائج المراجعة التحليلية. من أجل ذلك ومن خلال هذا الجزء من البحث جاء كمحاولة لتحسين الأساليب التحليلية من خلال تطبيق تكنولوجيا جديدة، ممثلة في الشبكات العصبية الاصطناعية لأداء نموذج يعرفنا على مؤشرات التحقيق التي تولدها المراجعة التحليلية.

يمكن تطبيق مصطلح التكنولوجيا المالية على أي تجديدات تتعلق بكيفية قيام الأشخاص بأي أعمال تجارية بدءً من ابتكار المال وحتى القيد المزدوج للدفاتر .وعلى الرغم من ذلك، منذ ثورة الإنترنت وثورة الإنترنت عبر الهاتف النقال، نمت التكنولوجيا المالية نمواً هائلاً، وفي الوقت ال ا رهن تصف التكنولوجيا المالية (سحنون.م واخرون 2018 ص 68)

تعتبر الشبكات العصبية من أنظمة تكنولوجيا تشغيل المعلومات التي تعتمد على الوسائل الرياضية، بحيث تحاكى طبيعة الخلية العصبية البشرية في التعامل مع المعلومات والبيانات، وهى عبارة عن نماذج إلكترونية تعتمد على الهيكل العصبي للمخ البشرى، فالعقل البشرى يتعلم من خبرته والشبكات العصبية صممت بحيث تتعلم بنفس الطريقة من خبرتها في الأداء في مجال معين، وقد استخدمت الشبكة العصبية للتقييم بين مجموعة اختيارات قد لا توجد لها حلول تحليلية.

لأجل مراجعة تحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية تقدم خيار مميزا لتحسين أداء عملية التدقيق، فإن البحث والتطوير في وسائل التدقيق يعتبر مهم، لأن مهمة المدقق اليوم أصبحت أكثر إرهاقا وتعقيدا في آن واحد من آي وقت مضى.

✓ **إشكالية الدراسة** انطلاقا مما تقدم فان هذه الورقة البحثية تبحث في الإشكالية التالية:

ما مدى مساهمة المراجعة التحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحسين أداء عملية التدقيق؟

للإجابة على إشكالية الدراسة تم صياغة الفرضية الرئيسية التالية

تساهم المراجعة التحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحسين أداء عملية التدقيق بشكل فعال.

✓ **أهمية الدراسة:** تكمن أهمية الدراسة من خلال

- تساعد أساليب التدقيق باستخدام الحاسوب في أداء تلك الاختبارات للحصول على أدلة عن الاختبارات النهائية للأرصدة.
- يتم في ظل المراجعة الالكترونية المستمرة أداء اختبارات الأرصدة بعد نهاية السنة المالية، وذلك لتجميع أدلة كافية وملائمة كأساس مقبول للتعبير عن الرأي في التمثيل العادل للقوائم المالية.

- استخدام المراجعة التحليلية في ظل المراجعة المتزامنة تسمح بتخفيض الحاجة للمراجعة اللاحقة بعد نهاية السنة المالية.

2. الإطار النظري للشبكات العصبية الاصطناعية

1.2 ماهية الشبكات العصبية الاصطناعية

تعتبر الشبكات العصبية من أهم مجالات الذكاء الإصطناعى، الذي يعكس تطوراً هاماً ملموساً في طريقة التفكير الإنساني، وتدور فكرة الشبكات العصبية حول محاكاة العقل البشرى باستخدام الحاسب الآلي.

أ. **تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية.**

قد تم اقتباس أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية من الشبكات البيولوجية العصبية، ويرجع الفضل .إلى دخولها إلى دائرة الأعمال العالمية على يد Mc.Culloch و ؛Pitts (1943)

الشبكات العصبية الاصطناعيةArtificial Neural Network غالبا تسمى الشبكة العصبيةَ Artificial Neural وهي نموذج رياضي أو نموذج حاسوبي a model computational يستند على الشبكات العصبية البيولوجية، فهي تتكون من مجموعة مترابطة من الشبكات العصبية والمعلومات المعالجة باستخدام منهج ترابطي للحوسبة(yashpal & alok singh chauhan, 2009, p. 37) ومحاكاة الشبكات العصبية الاصطناعية يشير إلى محاكاة هيكلة العقل، التفكير والتعليم البشري .Hossein, Khairil Anuar, & Rahmandoust, 2011, p) (1008، وفي الغالب أن الشبكات العصبية الاصطناعية هي نظام تكيفي، حيث تتغير بنيتها بالاستناد إلى المعلومات الداخلية والخارجية التي تتدفق داخل الشبكة خلال مرحلة التعلم.

كما جاء تقسيم الشبكات إلى طبقات، حيث تتكون طبقات الشبكة من قائمة طبقة المدخلات (أولا) وطبقة المخرجات (في الأخير)، وبين طبقة المدخلات والمخرجات يمكن أن نجد طبقة أو أكثر من الطبقات الخفية، ضف إلى ذلك أن التنوع في أصناف الشبكات العصبية الاصطناعية يعطينا اختلاف في عدد الطبقات، في حين أن خرائط التنظيم الذاتي SOM Self Organisation Maps يتكون من طبقة مدخلات ومخرجات فقط (Efstathios & Charalambos, 2007, p. 999). وفي تعريف جاء به الباحثان(2000) Coakley.*J* & Brown.*C*: أن الشبكات العصبية الاصطناعية ANN_S تتكون من ترابط عنصري عالي للوحدات الحسابية تسمى **عصبون Neural**، كل وحدة حاسوبية لها مجموعة من المدخلات المترابطة والتي تستقبل إشارات من وحدات حاسوبية أخرى وأداة ضبط التحيز، مجموعة أوزان لكل مدخل اتصال وأداة ضبط التحيز، ودالة التحويل التي تحول مجموع أوزان مدخلات التحيز للحكم على قيم المخرجات من الوحدة الحاسوبية(Coakley & Brown, 2000, p. 121) .

وجاء في تعريف آخر، بأنها تعبر عن شدة الترابط بين كل عنصرين بدلالة كمية قياسية تسمي شدة الترابط أو الوزن، بالإضافة إلي تميز كل عنصر بكمية قياسية أخري تسمي طاقة النشاط أو الاستثارة ، ونستطيع تمثيل المعلومات واختزانها بدلالة أوزان الترابط بين عناصرها ، كما يمكنها التعلم من خبراتها السابقة من خلال حساب التكاثر الارتدادي وتعاملها مع المشكلات السابقة، كما أنها تتكيف مع أوزان ترابطها طبقا للمعلومات المضافة إليها والمخزنة داخلها (وائل و الجرايحي، 2008، صفحة 118).

ب. مكونات الشبكات العصبية الاصطناعية.

كما رأينا أن الشبكات العصبية تحتاج لوحدات إدخال، ووحدات معالجة يتم فيها عمليات حسابية تضبط الأوزان ونحصل من خلالها على ردت الفعل المناسبة لكل مدخل من المدخلات للشبكة .وعليه يمكن تحديد مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية فيما يلي (وائل و الجرايحي، 2008، صفحة 119)

- **المدخلات Inputs:** والتي 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.
- **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.
- **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)
- ***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 إلي طبقة، أو بمعني آخر الأهمية النسبية لكل مدخل إلي عنصر المعالجة. وتعمل الأوزان على 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.

- **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 إلي عنصر المعالجة، بضرب قيمة كل عنصر إدخال في وزنه للحصول علي المجموع.
- **دالة التحويلTransformation 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 .

ج. خوارزميات التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية.

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

- **التعلم المراقب Supervised Learning.**

التعلم المراقب أو التعلم الترابطي Associative Learning، ويسمى بالمراقب لأنها تحتاج أثناء التدريب إلى مراقب ليبين لها المخرج المطلوب لكل من مدخلات، لان المراقب يملك بعض المعرفة حول البيئة التي لا تكون معروفة عند الشبكات العصبية الاصطناعية. يقوم مبدأ هذا الخوارزم على مقارنة قيم المخرج الفعلي مع قيم المخرج المطلوب، ثم بعد ذلك تعدل أوزان الشبكة لتقليص الاختلاف (أوالخطأ)، تعاد عملية التعلم إلى غاية الاختلاف بين القيم المحسوبة وقيم المخرجات المستهدفة يكون عند اقل قيمة مقبولة.

وخوارزم التعلم المراقب الأكثر شيوعا هو خوارزم الانتشار العكسي Back-Propagation BP Algorithm(انظر الشكل رقم 3-6)، وهي طريقة لتدريب الشبكة العصبية الاصطناعية في كيفية انجاز أداء مهم، هذا يعني أن الشبكات العصبية تنظم في طبقات، ثم ترسل إشاراتها (الأمامية) ثم بعد ذلك ينتشر الخطأ باتجاه عكسي (ارتدادي)، وفكرة خوارزم الانتشار العكسي BP هي تقليص الأخطاء إلى غاية تعلم الشبكات العصبية الاصطناعية للبيانات التي تم تدريبها(Koskivaara, 1996, p. 4) .

- **التعلم غير المراقب Insupervised Learning**

ويسمى ايضا التنظيم الذاتي **Self Organisation**، حيث تقوم أساليب التعلم الذاتى للشبكات العصبية الاصطناعية على أساس قدرتها على اكتشاف الملامح المميزة لهيكل المدخلات، من خلال مجموعة من البيانات يتم تعميمها على باقي المخرجات، وذلك على عكس المبدأ المتبع في أسلوب التعلم المراقب لا توجد مجموعة مصنفة في أي نمط يمكن أن تصنف، وذلك بدون معرفة مسبقة وبدون عرض أمثلة لما يجب أن تنتجه (yashpal & alok singh chauhan, 2009, p. 40)، بمعنى أن للشبكات العصبية القدرة على التنظيم الذاتي لأوزان ترابطاتها ، ولأوضاع استثارة عناصرها طبقاً لطبيعة ما يعرض عليها من أنماط.

- **التعلم بإعادة التدعيم Reinforcement Learning**

تقوم عملية التدعيم على أساس الخلط بين طريقة التعلم المراقب والتعلم غير المراقب، حيث لا يفصح للشبكة العصبية الاصطناعية عن القيم الحقيقية للمخرجات كما هو الحال في التعلم غير المراقب، ولكن يشار إلى الشبكة بصحة نتائجها أو خطئها كما في طريقة التعلم المراقب، التعلم بإعادة التدعيم هو التعلم على المباشرة بدون معلم ، هذا النموذج هو تقييم نظام التغذية الخلفي feedback system لأنها تقييم سلوك النظام.

2.2 فوائد استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية.

بين الباحثان Weinberg & Busta في دراستهما أن إجراءات المراجعة التحليلية في ظل الشبكات العصبية الاصطناعية لها مزايا أكبر من إجراءات المراجعة التقليدية، لان إجراءات المراجعة التحليلية التقليدية لها القدرة في

اكتشاف الأخطاء الكبيرة، في حين العديد من الأخطاء الصغيرة تكون اقل حظا في اكتشافها (yashpal & alok singh chauhan, 2009, p. 38).

وبمجرد التدريب فإنها يمكن التنبؤ بها وتصنيف أمثلة جديدة بسرعة كبيرة. لذلك إننا نرى أن المدققين قد يستفيدون من تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية، في الكشف عن الاتجاهات في البيانات المحاسبية، أو المقارنة بين السجلات المحاسبية، على سبيل المثال مع خوارزمية الانتشار العكسي Back-Propagation BP Algorithm المدقق قد يولد أدلة استنادا إلى الاتجاهات الداخلية في البيانات المحاسبية، ومن ثم مقارنة نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية مع القيم الفعلية، أما مع خوارزم التنظيم الذاتي *SOM المدقق قد يتصور مجموعات وأنماط الكشف في البيانات المحاسبية.

كما ذكرنا سابقا، الشبكات العصبية الاصطناعية جيدة في التعامل مع البيانات، فمن ميزات نظام الشبكات العصبية الاصطناعية يمكن أن تمنح معلومات إضافية في عملية اتخاذ القرار، فبمساعدتها يمكن للمدقق أن يجد بعض الأمور المتعلقة بالبيانات تكون أكثر كفاءة وفعالية من المراجعة التحليلية التقليدية.

بناء على ذلك فإن هذا النظام يتوقع استقرار العديد من المهام مع المدقق. علاوة على ذلك، الشبكات العصبية الاصطناعية تعتبر واحدة من التكنولوجيات الناشئة، فتكنولوجيا المعلومات تطورت وقدرات المعالجة للحواسيب الشخصية تجعلها ممكنة لنموذج نظام المعلومات القائم على الشبكات العصبية الاصطناعية لأجل عمليات المراقبة والضبط.

باختصار المدققون يمكن أن يستفيدوا من قدرة الشبكات العصبية الاصطناعية للتعلم من البيانات لدعم خبراتهم ومعارفهم حول شركة الزبون.

3. **تحليل مساهمة المراجعة التحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحسين أداء عملية التدقيق**

في هذا الجزء سنقدم نظرة عامة لدراسات الشبكات العصبية التي ترتبط بمجال التدقيق، والتي نرى أنها تخدم عملية المراجعة التحليلية حيث أشار أغلب الباحثون إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية تملك إمكانية لتحسين إجراءات المراجعة التحليلية. وتكمن أهم مجالات تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية فيمايلي:

- اكتشاف الأخطاء الجوهرية detecting material errors
- اكتشاف ممارسات التزوير التي تقوم بها الإدارة detecting management fraud
- دعم قرارات الاستمرارية Supporting Going Concern Decisions
- تحديد مشاكل الذائقة المالية determining financial distress problems
- تقييم مخاطر الرقابة الداخليةinternal control risk assessment
-

1.3 اكتشاف الأخطاء الجوهرية:Detecting Material Errors

أكبر مجال لتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في عملية المراجعة التحليلية هي الأخطاء الجوهرية، حيث إن تطبيقات الأخطاء الجوهرية توجه اهتمام المدقق إلى قيم الحسابات المالية عندما للعلاقات الحالية لا تتوافق مع العلاقات المتوقعة. فالمدقق له القرار فيما إذا/وما هي طبيعة إشارات التدقيق الإضافية المطلوب القيام بها لتفسير النتائج غير المتوقعة، ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للأخطاء الجوهرية تخص كل من توقع القيم المستقبلية أو ترتيب البيانات.

النمو السريع والدقيق لكافة البيانات المتعلقة بالأمور المادية للشركة، بما يمكن المساهمين من ممارسة حقوقهم على أسس مدروسة، يساعد الافصاح والشفافية على اجتذاب رؤوس الأموال، والحفاظ على حقوق المساهمين مما يؤدي الى زيادة الثقة بينهم وبين مجلس الإدارة. يجب أن لا يقتصر الإفصاح على المعلومات الجوهرية، حيث يجب أن يشمل على ا لنتائج المالية والتشغيلية للشركة، وأهدافها وملكية الأسهم وحقوق التصويت ومكافآت مجلس الإدارة

ومعاملات الأط ا رف ذوي العلاقة والمخاطرة المتوقعة وهياكل وسياسات قواعد حوكمة الشركات ومضمون قانون حوكمة الشركات و أسلوب تنفيذه (قدوري.ه و اخرين 2019 ص 9)

وفي مايلي عرض لأهم الدراسات والبحوث التي تناولت مواضيع الشبكات العصبية الاصطناعية لمشاكل الأخطاء الجوهرية:

أ. **دراسات الباحثان: Coakley & Brown (1991a), Coakley & Brown (1993), and Coakley (1995)**

تقوم هذه الدراسات على اختبار ما إذا كان للشبكات العصبية الاصطناعية القدرة على تحسين أداء عملية التدقيق وذلك بالتعرف على الأخطاء الجوهرية، حيث قام الباحثان باستخدام البيانات الشهرية خلال الأربع سنوات للمؤسسات متوسطة الحجم، أما النموذج الذي قدماه يستند على التنبؤ بالاتجاهات. بيانات السنوات الثلاث الأولى استخدمت لتدريب المجموعة، أما السنة الرابعة من البيانات استخدمت كفترة تنبؤية لتقييم أداء الشبكة العصبية الاصطناعية (Busta, 1998, p. 564). ولتمثيل أغلب أصناف الميزانية العمومية، تم اختيار خمسة عشر رصيد حساب، أو مجاميع قائمة الدخل والميزانية العمومية. تقوم هذه البحوث على مقارنة النقص المفترض للأخطاء الحالية- على اعتبار بعدم وجود اخطاء في القوائم المالية- ومصدر الأخطاء الجوهرية لتقييم أداء الشبكات العصبية الاصطناعية.

وتمت مقارنة نتائج الدراسة مع النتائج المحققة من النسب المالية وطرق الانحدار، وقد أثبتت الشبكات العصبية الاصطناعية مقدرة تنبؤية جيدة مع تباين كلي أقل في القيم المتوقعة، من ناحية أخرى بين الباحثان أن طبيعة التقلبات في البيانات المالية المتعلقة بدراساتهم تحد من فعالية كل إجراءات المراجعة التحليلية، وفي الواقع أن الارتفاع غير المتوقع للتقلبات الموجودة في مجموعات البيانات المالية لا تستطيع أن تكون فعالة يمكن أن تحلل عن طريق أي من الطرق التنبؤية المعروفة.

ب. دراسة الباحثان: Coakley and Brown (1991b)

في هذه الدراسة اختبر الباحثان تكنولوجيا الشبكات العصبية الاصطناعية للتعرف على نماذج في النسب المالية، لمؤسسة صناعية متوسطة الحجم. كذلك قاما بالتنبؤ بالقيم المستقبلية عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية. تم تحديد الأرصدة المالية التي تمنح معلومات حول الملائمة المالية للمؤسسة وحركة حسابات الذمم والمخزون. تم تدريب النموذج باستخدام 36 شهر من البيانات مع عملية الترابط الذاتي auto-association* ،كما قام الباحثان بتقييم فعالية النموذج من خلال توجيه واكتشاف الأخطاء في البيانات، حيث أشارت النتائج الأولية إلى أن استخدام الشبكات العصبية الصناعية للتعرف على الأنماط عبر مجموعات البيانات المالية ذات الصلة قد تكون قابلة للتطبيق (Coakley & Brown, 2000, p. 132).

ج. دراسة الباحثان: Busta, Weinberg (1998)

من خلال هذه الدراسة قام الباحثان بالتحقق من مقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية في درجة اكتشافها لمختلف التلاعبات في مجموعات البيانات المستمدة من توزيع بنفوردBenford Distribution(**)، وذلك من خلال التفرقة بين البيانات المالية "العادية" و"المتلاعب بها" أو المزورة حيث أن الشبكة تحلل متغيرات المدخلات ثم تولد تقديرات لدرجة التشويش في مجموعات البيانات، تم جمع 800 من مجموعات بيانات، كما قام الباحث باختبار ستة (06) شبكات عصبية اصطناعية، تم تصميمها لتحديد النموذج الأكثر فعالية، في كل تصميم مدخلات الشبكة يختلف جوهريا ب 34، متغير قيمة العتبة لاستقرار الاختباري (التجريبي) خلال عملية التدريب كنقطة توقف لمعقولية الشبكة هي 0.09، بينت نتائج البحث أن الشبكات العصبية الاصطناعية قادرة على التصنيف الصحيح بنسبة 70.8% أنها صحيحة من مجموعات البيانات ال800، 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 العديد من الأخطاء الصغيرة تكون اقل حظا في اكتشافها (Fanning & Cogger, 1998, p. 141).

2.3 ممارسات التزوير التي تقوم بها الادارة Management Fraud

يمكن تعريف ممارسات التزوير التي تقوم بها الإدارة كاحتيال مقصود مرتكب من قبل الإدارة، والذي يصيب المستثمرين والدائنين من خلال التضليل الجوهري للبيانات المالية.

أ. دراسة الباحثان Green and Choi (1997)

قام الباحثان بتطوير نموذج للشبكات العصبية الاصطناعية والذي يصنف التزوير باستخدام البيانات المالية، حيث قام الباحثان باستخدام خمس نسب مالية، وثلاث أرصدة حسابات كمتغيرات المدخلات للشبكة، وتم اختيارهم لهذه النسب بالاعتماد على البحوث العملية، تتكون عينة التزوير من البيانات المالية لمختلف الشركات التي تم تصنيفها من قبل لجنة الأوراق المالية والبورصات SEC Securities and Exchange Commission، والتي تم العثور عليها في وقت لاحق لاحتوائها أرصدة حسابات مزورة، أما البيانات المالية لعينة غير المزورين ، يتم اختيارهم مباشرة من الحاسوب ومطابقتها لعينة التزوير لسنة ، وحجم، وصناعة سنة الأساس. تتكون عينة التدريب من 44-49 شركة، وتتكون عينة الرافضين من 42-46 شركة على التوالي، أظهرت النتائج أن الشبكات العصبية الاصطناعية لها إشارات محتملة لتحقيقات إضافية حول التزوير وأداة اكتشاف. كما بينت النتائج أن مجموع كل من معدلات الخطاء من النوع الأول والنوع الثاني تشير إلى أنها اقل من النموذج القياسي للاحتمال العشوائي 1.00 وهذا دليل على فعالية اجراءات المراجعة التحليلية التي تعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية، أيضا من النتائج أن الخطاء من النوع الثاني في انخفاض مستمر(Hansen, McDonald, & Stice, 1992, p. 723) .

ب. دراسة الباحثان(1998) Fanning and Cogger

في هذه الدراسة استخدم الباحثان الشبكات العصبية الاصطناعية الذاتية (auto-Net) لتطوير نموذج لاكتشاف ممارسات التزوير التي تقوم بها الإدارة، حيث قام الباحثان بمقارنة نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية مع تحليل التمايز الخطي والتربيعي كما هو في الانحدار غير الخطي. تتكون عينة الدراسة من 150 شركة للتدريب و54 شركة كعينة رافضين، أما المتغيرات تم تحديدها انطلاقا من الشبكة ذاتيا حيث استخدم ستة معدلات(معدل النمو، الذمم المدينة إلى المبيعات، صافي الممتلكات والمعدات إلى إجمالي الأصول، والديون إلى حقوق المساهمين ومتغيرات الاتجاه لحسابات القبض، وهامش الربح الإجمالي)، دقة التنبؤ للشبكات العصبية لعينة التدريب بلغت 75%، أما العينة الافتراضية 63%، حيث بينت نتائج الدراسة إلى أنه يوجد احتمال لاكتشاف محاولة للتزوير للقوائم المالية من خلال تحليل الوثائق العامة، وأشارا أيضا إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية تعرض قدرات أفضل من الطرق الإحصائية المعيارية في اكتشافها للتزوير(Cogger & Fanning, 1994, pp. 250-252) .

3.3 قرارات مبدأ الاستمرارية والضائقة المالية Going Concern Decisions and financial distrress

بينا الباحثان ان البحوث والدراسات حول مبدأ الاستمرارية والذائقة المالية كمجال لتطبيق الشبكات العصبية الصناعية تعتبر انها في حدها الأدنى، ومع أنها تفتقر لمثل هذه الدراسات غير أنها تعد واحدة من مجالات بحوث الشبكات العصبية الاصطناعية الأكثر شيوعا والاكثر أهمية في مجال العلوم التجارية.

أ. دراسة الباحثين: Hansen, McDonald, Stice (1992)

أجرى الباحثون دراستهم على عينة تتكون من 80 مؤسسة بها ذائقة مالية؛ 40 مؤسسة تحصلت على تقرير المدقق بالاستمرارية للمؤسسة، و40 التي لم تتلق تقرير المدقق بإستمرارية المؤسسة؛ كذلك 98 مؤسسة متورطة في المقاضاة، ويتمثل مصدر الحصول على عينة الدراسة في إفصاح قاعدة بيانات الثانية التي أعدت تقرير عن جميع شركات التداول العام للسنة المالية بين السنة المالية 31 مارس 1981 و28 فبراير 1982، تحتوي قاعدة البيانات هذه

على البيانات المالية لجميع الشركات على بورصة نيويورك NYSE) (*) (والبورصة الأمريكية AMEX)(**). (وقام الباحثان بوضع نموذجين في ظل بيئة مختلفة للمتغيرات؛ نموذج ابداء الرأي حول التدقق والذي يتكون إما من 12 نسبة من البيانات المالية الختامية أو معلومات الدفاتر الختامية الأخرى كمتغيرات، ونموذج التقاضي والذي يتكون من 9 متغيرات . متوسط الخطأ للنموذج الأول هو 8.43% و 20.11% للنموذج الثاني، تشير نتائج الباحثين في حالة التوقع بالنموذج الأول "ابداء الراي حول التدقيق"، نماذج الاستجابة النوعية يتم أدائه عند مستوى تنافسي مع نماذج تعليم الآلة، حيث ذكر الباحثان أن نماذج الاستجابة النوعية يمكن أن تكون بديل مرغوبا فيه عند عينات تدريب صغيرة نسبيا، وان هناك حاجة لدمج معلمات إضافية مثل احتمالات الفترة، تكاليف الخطأ-211 .Koh & Tan, 1999, pp) 216).

ب. دراسة الباحثان: Fanning, Coggerb (1994)

قام الباحثان بفحص فعالية معالجة خوارزم الشبكة العصبية التكيفي العام Generalised Adaptive Neural Network Algorithm (GANNA) بالمقارنة مع طرق نموذج الأساس Model-based القديم: الانتشار العكسي للشبكات العصبية الاصطناعية، مناهج الانحدار غير الخطي لتصنيف البيانات، استخدم الباحث التصنيف المزدوج للمشكلة للتميز بين الشركات التي فشلت والتي لم تفشل، عينة الدراسة تتكون من 190 زوج ، 75 الأولى منها تم تحديدها لتدريب العينة وفقا للترتيب الزمني والباقي (115زوج) تمثل عينة المقاومين، تتمثل مدخلات النماذج للشبكات العصبية الاصطناعية في ثلاث مدخلات: المتوسط المرجح للتدفق النقدي مقسوم على الانحراف المعياري الخاص به، وضعية النقدية المعدلة للشركة مقسومة على الانحراف المعياري الخاصة به، وعدد السنوات التي تسبق سنة الفشل، كانت النتائج تشير إلى إمكانية وفورات في الوقت والتصنيف الناجح من قبل معالجات GANNA و الشبكات العصبية الاصطناعية ، لكن من نقائص الدراسة وعيوبها تمثلت في أن قاعدة بيانات البحث قديمة، تمثلت في البيانات للفترة 1942-1965(Koh & Tan, 1999, p. 219) .

ج. دراسة الباحثان: Koh, Tan (1999)

قام الباحثان بالتنبؤ باستمرارية المؤسسة من خلال 6 نسب مالية مع نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، وكانت مجموعة البيانات عبارة عن عينة من المؤسسات مقسمة إلى 165 مؤسسة متطابقة مع عدم استمرارية المؤسسة و165 متطابقة مع مبدأ الاستمرارية، اما في تطبيقه للشبكات تم استعمال 300 حالة من اجل تدريب الشبكة، أما 30 حالة الباقية من اجل الاختبار، تم مقارنة نتائج الاستمراية للشبكات العصبية الاصطناعية مع نموذج الاحتمالية ووجهة نظر المدقق، فكانت نتائج الدراسة تشير إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية على الأقل جيدة مثل ما هي كذلك في كل من نموذج الاحتمالية ونموذج المدققون لأجل التنبؤ بحالات الاستمرارية للمؤسسات انطلاقا من النسب المالية .(Cogger & Fanning, 1994, p. 230)

4.3 تقييم مخاطر الرقابة Control risk assessment

يأخذ المدقق بعين الاعتبار الحسابات الكمية الهائلة من البيانات عند تقييم المخاطر في هيكل الرقابة الداخلية لمؤسسة فشلت في منع أو اكتشاف الأخطاء كبيرة في البيانات المالية. العلاقات بين متغيرات الرقابة الداخلية التي يجب تعريفها، اختيارها، وتحليلها غالبا ما تجعل من تقييم مخاطر الرقابة مهمة صعبة.

تكمن أهمية هذه الرقابة في كشف الانحرافات والتجاوزات دون توقيع الجزاء فهي تعتمد على مراجعة وفحص مختلف الإجراءات لأجل التحقق من صحتها وسلامتها (لكصاسي سيد أحمد ، 2019، ص 77)

أ. دراسة الباحثون: Ramamoorti, Andrew, Richard. (1999)

قام الباحثان باستخدام 26 متغير كمي و19 متغير نوعي لعوامل الخطر كمتغيرات المدخلات للنماذج، تم تعريف المخاطر في سياق المراجعة الداخلية، كما تم تصميم النماذج في محيط كليات الجامعة الحكومية، حيث أن العينة تتكون من 141 من كليات الجامعة، حيث تم استعمال معدل 70% من البيانات لعينة تدريب الشبكة، 30% كبيانات المقاومين، البيانات الكمية تم الحصول عليها من جامعة lion للنظام المالي والإدارة، أما قيم عامل الخطر النوعي استخلصت من موظفي التدقيق باستخدام المراجعة باستخدام مقياس محدد مسبقا 9-0، وكان عدد من المتغيرات المحددة

في نهاية المطاف لبناء نماذج في 7إلى 18 مجموعة. تضمن المشروع البحثي دراسة وعرض النتائج الأولية التي أشارت إلى أن المدققين الداخليين يمكن لهم الاستفادة من استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتقييم الخطر، حيث أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية تستقطب الخمس وعشرون الأولى من الكليات المحفوفة بالمخاطر بمعدل دقة يتراوح بين 84-72%، كما أن النتيجة ترتكز على صناعة وحيدة، الجامعة، وهذا يمكن أن يحد من تعميم النتائج بالنسبة للصناعات الأخرى(Fanning & Cogger, 1998, p. 123) .

4. نتائج الدراسة

✓ **فيما يخص اكتشاف الأخطاء الجوهرية** Detecting Material errors

- النتائج التجريبية تفترض أن الأنماط المعترف بها بالشبكات العصبية الاصطناعية عبر النسب المالية أكثر فاعلية من النسب المالية وطرق تحليل الانحدار
- أن استخدام الشبكات العصبية الصناعية لنمط الاعتراف عبر مجموعات البيانات المالية ذات الصلة قد تكون قابلة للاستمرار
- تطبيق الشبكات العصبية الصناعية كوسيلة تنبؤية تبدو سهلة لتعريف الانماط التي تستطيع الإشارة إلى تحقيقات محتملة للبيانات المالية غير المدققة للشركة خلال السنة الحالية
- تشير النتائج إلى أن استخدام الشبكات العصبية للتحليل النمطي والمتعلقة بالتقلبات عبر العديد من النسب المالية يوفر مؤشر أكثر معقولية لوجود أخطاء جوهرية من إجراءات التحليل التقليدية أو التحليلات النمطية، كما توفر اثبات(بصيرة) للأسباب الكامنة وراء الخطأ، حيث بينت النتائج أنه إذا كانت البيانات "مغشوشة عند مستوى 10 % أو أكثر فإن الشبكات العصبية الاصطناعية سوف تكتشف هذا عند 68 % من الوقت، وإذا كانت البيانات غير مغشوشة ، الاختبار سوف يشير إلى أن البيانات "نظيفة clean" بمعدل 67% من الوقت

✓ **فيما يخص باكتشاف ممارسات التزوير التي تقوم بها الادارة Detecting Management**

- ظهرت النتائج أن الشبكات العصبية الاصطناعية لها إشارات محتملة للتحقيق حول التزوير وأداة اكتشاف، أيضا من النتائج أن الخطاء من النوع الثاني في انخفاض مستمر
- تشير الدراسة إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية لها قدرة أفضل من الطرق الإحصائية التقليدية في اكتشاف التزوير

✓ **فيما يتعلق بدعم قرارات الاستمرارية والذائقة المالية Supporting Going concern and financial distres Decisions**

- تشير النتائج أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية تتوقع اتساق أكثر من النماذج الإحصائية المتطورة الأخرى المستخدمة في هذه الدراسة
- وتشير النتائج إلى إمكانية وفورات في الوقت ونتائج التصنيف الناجحة متاحة من قبل معالج الشبكات العصبية الاصطناعية
- تشير النتائج إلى أن الشبكات العصبية الصناعية يمكن أن يكون وسيلة واعدة للبحث والتطبيق في مجال مبدأ الاستمرارية.

✓ **تقييم مخاطر الرقابة** Control risk assessment

أشارت النتائج إلى أن المدققين الداخليين يمكن لهم الاستفادة من استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتقييم الخطر، حيث أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية تستقطب الخمس وعشرون الأولى من الكليات المحفوفة بالمخاطر بمعدل دقة يتراوح بين 84-72%، كما أن النتيجة ترتكز على صناعة وحيدة، الجامعة، وهذا يمكن أن يحد من تعميم النتائج بالنسبة للصناعات الأخرى.

- العمل على تطبيق أسلوب الشبكات العصبية في المؤسسة الاقتصادية خاصة الأجنبية.

5. خاتمة

إن تطور تكنولوجيا المعلومات ساهم بوجود نظم المحاسبة الفورية (غير الورقية)، وكنتيجة لذلك تطورت المراجعة التحليلية وذلك من المراجعة اليدوية إلى المراجعة في ظل تكنولوجيا المعلومات، ومن خلال العديد من الدراسات التي تناولت 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

ويمكن عرض مجموعة من التوصيات الموجهة للمؤسسات الجزائرية اهمها:

- إدخال التكنولوجيا في التدقيق المحاسبي
- إعداد دورات تدريبية ومؤتمرات في مجال الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية خاصة بعد اعتماد المراجعة التحليلية التقليدية حسب المعيار الدولي 520.

6. قائمة المراجع

- **قائمة المراجع باللغة العربية**

1. جسن وائل، و احمد الجرايحي. (2008). استخدام الشبكات العصبية لزيادة جودة الخدمات المصرفية في البنوك التجارية العامة دراسة ميدانية في محافظات القناة ، رسالة مقدمة للحصول على درجة دكتوراه الفلسفة في إدارة الأعمال. مصر: جامعة قناة السويس كلية التجارة بالإسماعيلية.
2. قدوري هودة صلصان، لشلاش عائشة، أهمية الحوكمة في تحسين جودة المعلومة المحاسبية، مجلة النمو الاقتصادي والمقاولاتية ، العدد 02 المجلد 1 2019،
3. لكصاسي سيد احمد ، الرقابة الادارية على الصفقات العمومية، مجلة النمو الاقتصادي والمقاولاتية، المجلد 3 العدد 1 2019
4. عطية حليمة، شوارفية محمد الامين، تقييم اداء صناديق الاستثمار بالاسلوب المزدوج سوق الاسهم السعودي دراسة حالة. مجلة النمو الاقتصادي والمقاولاتية، العدد 2 المجلد 3 2020.

- **قائمة المراجع باللغة الاجنبية**

5. Busta, B. (1998). ,using Benford's law and neural networks as a review procedure . UK: Managerial Auditing JournaL.
6. Coakley, J. R., & Brown, C. (2000). Artificial Neural Networks in Accounting and Finance: Modeling Issue. Us: International Journal of Intelligent Systems in Accounting.
7. Cogger, K. O., & Fanning, K. M. (1994). A Comparative Analysis of Artificial Neural Networks Using Financial Distress Prediction. Uk: International Journal of Intelligent Systems in Accounting.
8. Efstathios, K., & Charalambos, S. (2007). Data Mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. USA: Expert Systems with Applications, ELSEVIER.
9. Fanning, K. M., & Cogger, K. O. (1998). Neural Network Detection of Management Fraud Using Published Financial Data. Uk: International Journal of Intelligent Systems in Accounting.
10. Hansen, J. V., McDonald, J. B., & Stice, J. (1992). Artificial Intelligence and Generalized Qualitative-Response Models: An Empirical Test on Two Audit Decision-Making Domains. Decision Science.
11. Hossein, H., Khairil Anuar, B. A., & Rahmandoust, M. (2011). Artificial Neural Networks' Applications in Management. IDOSI Publications: World Applied Sciences Journal.

12. Koh, H. C., & Tan, S. S. (1999). A neural network approach to the prediction of going concern status 211–216. usa: Accounting and Business Research.

13. Koskivaara, E. (1996). Artificial Neural Network Models. TURKU: Turku Centre for Computer Science.

14. yashpal, S., & alok singh chauhan, c. (2009). neural networks in data mining. jatit: Journal of Theoretical and Applied Information Technology.