التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية كدعامة للمراجعة التحليلية في عملية التدقيق، حالة مركب تكرير الملح E.NA.SEL (بسكرة) في الفترة 2010-2014

د. كردودي سهام

أستاذة محاضرة ، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

جامعة بسكرة، الجزائر

د. بن قدور علي

أستاذ محاضر، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

جامعة سعيدة، الجزائر

ملخص

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 جاءت 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 مفيدة لتحديد الأنماط التي يمكن أن تشير إلى تحقيقات محتملة من البيانات المالية غير المدققة للمؤسسة خلال السنة الحالية.

كلمات مفتاحية: شبكات عصبية اصطناعية، تكنولوجيا معلومات، مراجعة تحليلية، تدقيق، فعالية

Abstract

The aim of this study is to find out the contribution of artificial neural networks in forecasting as method of new analytical review to performance of the audit process, and many studies which addressed the use of ANN in analytical Procedure, the most important which dealt the forecasting the account balance to discover the material errors, In order to achieve the objective of this research, this paper is came as an attempt to improve the analytical methods through the application of new technology, represented by the artificial neural networks to perform a model to knows us the investigation indicators that generated by the analytical review. Through apply model of artificial neural network for the purpose of forecasting we have undertaken an applied field work in an enterprise specialized in the production of salt, located in El Outaya-Biskra for the period (2010-2014).

As result of the study, the most of the researchers pointed out that the artificial neural networks have the potential to improve the analytical procedures. Cause their application as tool to forecast it seems useful to identify patterns that could indicate a possible investigation of unaudited financial statements of the entity during the current year.

Key words: Artificial Neural Networks, Information Technology, Analytical Review, Audit, Effectiveness,

مقدمة

جاء تطبيق المراجعة التحليلية من أجل أن يحسن من أوجه القصور الكامنة لتقنيات التحليل التقليدية، من أجل ذلك ومن خلال هذا الورقة البحثية جاء كمحاولة لتحسين أساليب المراجعة التحليلية. حيث سنحاول التطرق إلى أهم التيارات التي عالجت موضوع تبني تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال المراجعة التحليلية مع محاولة لتطبيق اسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بحجم المبيعات واختبار ما إذا كان لها القدرة على تحسين أداء عملية التدقيق وذلك بالتعرف على الأخطاء الجوهرية، ومن هنا حاولنا طرح السؤال التالي:

هل التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية يمثل دعامة أساسية للمراجعة التحليلية من اجل أداء عملية التدقيق ؟

للإجابة على إشكالية البحث سنتطرق للمحاور الثلاث التالية:

- **المحور الأول:** ماهية الشبكات العصبية الاصطناعية وفوائد استخدامها في المراجعة التحليلية؛
- **المحور الثاني:** تطبيقات للشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية للتحسين من أداء عملية التدقيق؛
- **المحور الثالث:**دراسة حالة مركب تكرير الملح E.NA.SEL لوطاية-بسكرة-في الفترة (2010-2014).

1. ماهية الشبكات العصبية الاصطناعية وفوائد استخدامها في المراجعة التحليلية

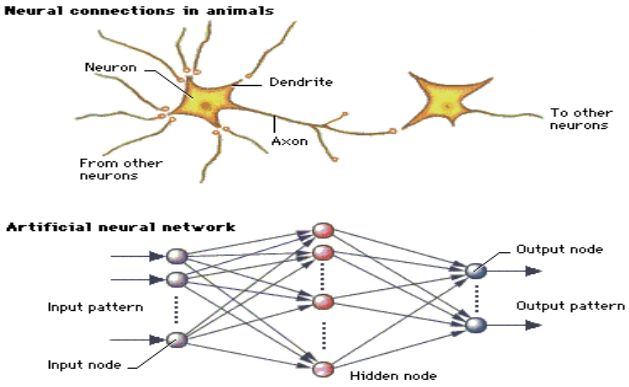
تعتبر الشبكات العصبية من أهم مجالات الذكاء الإصطناعى، الذي يعكس تطوراً هاماً ملموساً في طريقة التفكير الإنساني، وتدور فكرة الشبكات العصبية حول محاكاة العقل البشرى باستخدام الحاسب الآلي.

1.1 تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية.

قد تم إقتباس أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية من الشبكات البيولوجية العصبية، ويرجع الفضل.إلى دخولها إلى دائرة الأعمال العالمية على يد Mc.Culloch و ؛Pitts (1943)، والشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network غالبا تسمى الشبكة العصبية ً Artificial Neural وهي نموذج رياضي أو نموذج حاسوبي يستند على الشبكات العصبية البيولوجية، فهي تتكون من

مجموعة مترابطة من الشبكات العصبية والمعلومات المعالجة باستخدام منهج ترابطي للحوسبة،[1] ومحاكاة الشبكات العصبية الاصطناعية يشير إلى محاكاة هيكلة العقل، التفكير والتعليم البشر .

الشكل رقم (1): مفهوم بسيط للشبكة العصبية البيولوجية والشبكة العصبية الاصطناعية



Source : YASHPAL SINGH, ALOK SINGH CHAUHAN, NEURAL NETWORKS IN DATA MINING, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2005 - 2009 JATIT., P 38

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(انظر الشكل رقم (1)). 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.[2]

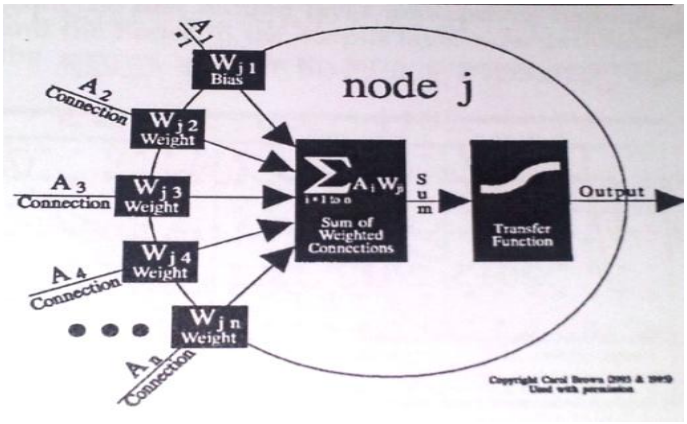
وفي تعريف جاء به الباحثان(2000) Coakley.*J* & Brown.*C*: أن الشبكات العصبية الاصطناعية ANNs تتكون من ترابط عنصري عالي للوحدات الحسابية تسمى **عصبون** Neural، كل

[1] YASHPAL SINGH, ALOK SINGH CHAUHAN, NEURAL NETWORKS IN DATA MINING, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2005 - 2009 JATIT., p37

[2] Efstathios Kirkos , Charalambos Spathis ,Yannis Manolopoulos, (2007). Data Mining techniques for the detection of fraudulent financial statements, Expert Systems with Applications, ELSEVIER, 32, 995–1003 , p999

وحدة حاسوبية (انظر الشكل رقم (2)) 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. [3]

الشكل رقم (2) بنية بسيطة للشبكة العصبية الصناعية



Source : 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

من التعاريف السابقة فإننا يمكننا استخلاص تعريف شامل لماهية الشبكات العصبية الاصطناعية على أنها أحد أساليب الذكاء الصناعي المتطورة، تعتمد علي فكرة التركيب العصبي للخلايا العصبية الطبيعية المكونة للعقل البشري، والتي تحاكي الذكاء البشري والسلوك الإنساني، كمحاولة لتقليد مهاراته من حيث اكتساب وتنظيم المعلومات، فهي بنية مكونة من مجموعة العناصر تسمى العصبونات.

2.1 مكونات الشبكات العصبية الاصطناعية.

كما رأينا أن الشبكات العصبية تحتاج لوحدات إدخال، ووحدات معالجة يتم فيها عمليات حسابية تضبط الأوزان، وعليه يمكن تحديد مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية فيما يلي: [4]

[3] 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 , p121

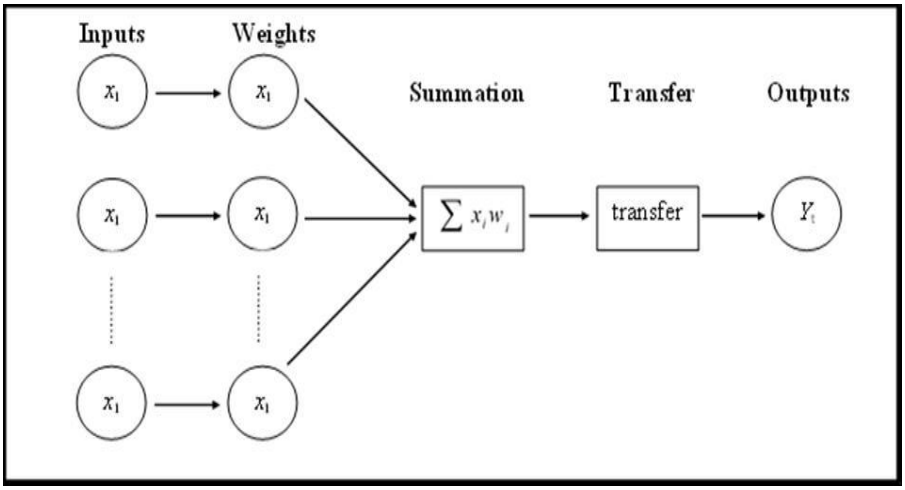
- **المدخلات:** والتي تحتوي على عدد من العقد والتي يمكن أن تكون على صورة بيانات كمية أو وصفية أو تكون مخرجات لوحدات معالجة أخرى؛
- **المخرجات** : هي المستوى الأخير في الشبكة، والتي يمكن أن تكون الحل للمشكلة محل الدراسة؛
- **المستوى الخفي:** هو المستوى الذي يلي مستوى المدخلات، وقد يكون في الشبكة أكثر من مستوى مخفي (شبكة متعددة الطبقات)، أو تحتوي على مستوى مخفي واحد (شبكة ذات الطبقة الواحدة)؛
- ***الأوزان:*** يعبر الوزن في الشبكات عن القوة النسبية أو القيمة الحسابية للبيانات المبدئية المدخلة، ومن الممكن تعديل الأوزان من خلال خاصية التعلم في الشبكة والتي تعرف بدالة التجميع؛
- **الدالة التجميعية:** وقد يطلق عليها بدالة التحفيز، وذلك لأن العصب يقوم باستقبال المدخلات من الأعصاب الأخرى أو من المصادر الخارجية، وبالتالي يتم استخدام المخرجات؛
- **دالة التحويل:** أو بما يسمى دالة التنشيط إن كل خلية عصبية لها مستوى استثارة ، يتم حساب هذا المستوى عن طريق دالة التجميع وهذا ما يسمي بالمحاكاة الداخلية.

---

[4] أنظر إلى :

- وائل حسن الجرايحي أحمد(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. جامعة قناة السويس كلية التجارة بالإسماعيلية : مصر، ص ص 118، 119.
- دربالي عبد القادر، عدوكة لخضر، رملي محمد، " المفاضلة بين أسلوب Box-Jenkins و أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الاقتصادية- دراسة حالة المؤسسة الاقتصادية الجزائرية GIPLAIT ، ورقة مقدمة للملتقى الدولي الأول:الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير 20/19 نوفمبر 2013، ص 08.
- Coakley James R. and Brown Carol E. (2000),OP.cit, p130

الشكل رقم (3): مكونات ومنظومة الشبكات العصبية الصناعية



المصدر: دربالي عبد القادر، عدوكة لخضر، رملي محمد، " المفاضلة بين أسلوب Box-Jenkins و أسلوب الشبكات العصبية الإصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الاقتصادية- دراسة حالة المؤسسة الاقتصادية الجزائرية GIPLAIT، ورقة مقدمة للملتقى الدولي الأول: الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير 20/19 نوفمبر2013، ص 07.

3.1 فوائد استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية

لقد تم تناول مفهوم المراجعة التحليلية من عدة جوانب، فقد تم تعريفها في أدبيات المحاسبة المعاصرة بمصطلحات مختلفة منها: [5]

التدقيق القياسي: تنطلق من المقاييس العامة التي يعتمد عليها المدقق لتوقع حالة المؤسسة تحت التدقيق، حيث يضع برنامج التدقيق استنادا لذلك؛

[5] احمد عبد الرحمان المخادمة، حاكم الرشيد، (2007) .أهمية تطبيق إجراءات المراجعة التحليلية في رفع كفاءة أداء عملية التدقيق –دراسة ميدانية-. المجلة الأردنية في إدارة الأعمال، المجلد 3 العدد 4، ص 486.

تدقيق الكفاءة: نظرا لأهميتها بتحديد مستوى كفاية المؤسسة بالمقارنة مع المؤسسات الأخرى، أو تقييم وضع المؤسسة من خلال نشاطها السابق، إضافة إلى قيامها بتقييم أدائها ومستوياتها الإدارية المختلفة ولذلك سمية تدقيق الكفاءة.

في الأدبيات المحاسبية العديد من المصطلحات التي تستعمل لوصف المراجعة التحليلية في التدقيق مثل التدقيق التحليلي، المراجعة التحليلية، إجراءات المراجعة التحليلية، الأدلة التحليلية،6 في هذا البحث سوف نستعمل المراجعة التحليلية كمصطلح شامل للأصناف المختلفة للإجراءات التحليلية والتي تنتج الأدلة التحليلية لمراجع الحسابات .

إن أداء المدقق في كل حالة هو تأكيد موثوقية قيم الأرصدة، حيث يجب عليه التحقق من نظام المؤسسة للتسجيل، معالجة المعاملات وتقييم مدى كفايتها وملائمتها كأساس لإعداد البيانات المالية من أجل تحسين أداء عملية التدقيق. بالتالي يجب على المدقق تنفيذ هذه المراجعة للحسابات المالية والذي هو كاف بالتزامن مع الاستنتاجات المستخلصة من أدلة التدقيق الأخرى التي تم الحصول عليها، كإمكانية لمنحهم أساسا معقولا لرأيهم على البيانات المالية.

وقد قيمت بحوث التدقيق فعالية المراجعة التحليلية البديلة في قدرتها على توجيه الاهتمام نحو أرصدة الحسابات التي تحتوي على أخطاء جوهرية،[7] هذه الإجراءات تراوحت من نماذج التنبؤ البسيطة نسبيا إلى طرق السلاسل الزمنية والشبكات العصبية الاصطناعية حيث تشير إلى الحاجة إلى منهجية، والتي يمكن تطبيقها لتحليل النماذج المعقدة والمرتبطة بالحسابات المالية، وبينت الكثير من هذه الدراسات أن المراجعة التحليلية يمكن تطبيقها على نحو فعال لمساعدة المدقق في اكتشاف الأخطاء الجوهرية* أهم هذه

[6] Eija Koskivaara , (2007), Intergrating Analytical Procedures Into The Continous Audit Environment, Journal of Information Systems and Technology Management, Published by: TECSI FEA USP ,Vol. 3, No. 3 : 331-346 , p 334

[7] Coakley, James R. (1995). op.cit, p 513

* انظر إلى الجدول رقم (1) بعض الدراسات التي تشير إلى دور المراجعة التحليلية في اكتشاف الأخطاء الجوهرية بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية

الدراسات: (Coakley,1982; Coakley & Brown, 1991,1993, 1995; Busta & Weinberg 1998; Kinney, 1978, 1979, 1987; Kinney & Salamon, 1978, 1982; Knechel; 1986, Wright & Ashton, 1989, Loebbecke & Steinbart, 1987

وفي دراسة للباحثين Wright & Ashton (1989) خلصت إلى أنه في اكتشاف الأخطاء خلال التدقيق؛ 48% تكتشف عن طريق الاختبارات، 21% باستخدام الخبرة بالمحاذاة مع السنوات السابقة، 16% عن طريق إجراءات المراجعة التحليلية، 13% باستقصاء الزبون، 2% مع إجراءات التدقيق العامة،8 وفي نفس الدراسة بينت أن بإمكان المدققين اكتشاف العديد من الأخطاء الناجمة عن مختلف الإجراءات الفاشلة.

وفي تقرير قدمه Wallace & Kreutzfeldt (1986)أن 40% من الأخطاء التي واجهتها خلال الانطلاق في التدقيق تم الكشف عنها من خلال استخدام المراجعة التحليلية، وفي دراسة قدمها الباحثان Hylas & Ashton (1982) وجدا أن حوالي 27% من تعديلات التدقيق الناتجة عن أكبر شركة للمحاسبين القانونين CPA بأن الإشارات الأولى من التدقيق ناتجة من المراجعة التحليلية، لأن إجراءات المراجعة التحليلية تعتمد على افتراض حول المفهوم الضمني للبيانات وكيف للبيانات يمكن أن تكون مترابطة، يجب استخدامها بحذر، وتكون أكثر فعالية عندما تستخدم من قبل خبرة المدقق.[9]

ولأجل مراجعة تحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية تقدم خيار جذابا 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.

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

[8] Busta, Bruce– Weinberg, Randy. (1998) Using Benford's law and neural networks as a review procedure. Managerial Auditing Journal, 13 (6), p 356.
[9] Coakley, James R. (1995). op.cit, p 513

التحليلية التقليدية لها القدرة في اكتشاف الأخطاء الكبيرة، في حين العديد من الأخطاء الصغيرة تكون اقل حظا في اكتشافها.[10]

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 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 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.

[10] Busta, Bruce – Weinberg, Randy: op.cit, p 564

* SOM : Self Organisation Maps

2. تطبيقات للشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية للتحسين من أداء عملية التدقيق

في هذا الجزء سنقدم نظرة عامة لدراسات الشبكات العصبية التي ترتبط بمجال التدقيق، والتي نرى أنها تخدم عملية المراجعة التحليلية. وتكمن أهم مجالات تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية فيما يلي:

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

1.2 اكتشاف الأخطاء الجوهرية:

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

1.1.2 دراسات الباحثان[11]: Coakley and Brown (1991a), Coakley and 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 ANN، ولتمثيل أغلب أصناف الميزانية العمومية، تم اختيار خمسة عشر رصيد حساب.

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، 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 تحد من فعالية كل إجراءات المراجعة التحليلية.

[11] أنظر إلى:

- Coakley, James R. – Brown, Carol E. (1991a) Neural Networks Applied to Ratio Analysis in the Analytical Review Process. In: Proceedings of the Fourth International Symposium on Expert Systemsin Accounting, Finance and Management, University of Southern California. Pasadena California, USA, October 30 – November 1, 1991, 1–36.
-Coakley, James R. – Brown, Carol E. (1993) Artificial Neural Networks Applied to Ratio Analysis in the Analytical Review Process. International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 2 (1): 19–39.
-Coakley, James R. (1995) Using Pattern Analysis Methods to Supplement Attention-Directing Analytical Procedures. Expert Systems with Applications, 9 (4): 513–528

2.1.2 دراسة الباحثان[12] : Coakley and Brown (1991b)

في هذه الدراسة اختبر الباحثان تكنولوجيا الشبكات العصبية الاصطناعية للتعرف على نماذج في النسب المالية، لشركة صناعية متوسطة الحجم. كذلك قاما بالتنبؤ بالقيم المستقبلية عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية. تم تحديد الأرصدة المالية التي تمنح معلومات حول الملائمة المالية للشركة وحركة حسابات الذمم والمخزون. تم تدريب النموذج باستخدام 36 شهر من البيانات مع عملية الترابط الذاتي auto-association* .

3.1.2 دراسة الباحث[13]: 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 بنفورد** ، 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 الاصطناعية تم تصميمها لتحديد النموذج الأكثر فعالية، قيمة العتبة لاستقرار الاختباري خلال عملية التدريب كنقطة توقف لمعقولية الشبكة هي 0.09.

---

[12] Coakley, James R. – Brown, Carol E. (1991b) Neural Networks for Financial Ratio Analysis. In: Proceedings of The World Congress on Expert Systems, ed. by Jay Liebowitz. Orlando Florida, USA, December 16–19, 1991, 132–139.

* الترابط الذاتي auto-association او التنظيم الذاتي Self Organisation هي خوارزم التي تعتمد على التدريب غير المراقب بحيث يتم تدريب مدجلات الشبكة ذاتيا دون الحاجة الى مراقب

[13] Busta, Bruce– Weinberg, Randy (1998) Using Benford's law and neural networks as a review procedure. Managerial Auditing Journal, 13 (6): 356–366

**يقول قانون بنفورد Benford' low أن أرقام الأعداد التي تحدث بشكل طبيعي توزع على نمط تنبؤي. حيث أنه يحدد الوتيرة المتوقعة لكل رقم في موضع في المجموعة من الأرقام العشوائية .وهذا يعني أن فرص أي رقم في قاعدة بيانات معينة هي التي يمكن التنبؤ بها حسابيا .لان الوتيرة المتوقعة لكل رقم في المجموعة هو معروف. طريقة فعالة للمدققين ليس فقط للتعرف على العمليات المتناقضة بل لاكتشاف الأخطاء في أرقام الحسابات

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 clean" 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

2.2 ممارسات التزوير التي تقوم بها الادارة

يمكن تعريف ممارسات التزوير التي تقوم بها الإدارة كاحتيال مقصود مرتكب من قبل الإدارة، والذي يصيب المستثمرين والدائنين من خلال التضليل الجوهري للبيانات المالية. والمدققين لا يمكنهم إجراء افتراضات فيما يتعلق بالأمانة أو التزوير من قبل الإدارة. ينبغي عليهم أن يكونوا على بينة من إمكانية التزوير التي تقوم بها الإدارة عند البداية في عملية التدقيق وإعادة النظر في احتمال تحريفات الإدارة.

1.2.2 دراسة الباحثان[14] 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، تتكون عينة التزوير من البيانات المالية لمختلف الشركات التي تم تصنيفها من قبل لجنة

[14] Green, B. P. and J. H. Choi. 1997. Assessing the risk of management fraud through neural network technology. Auditing: A Journal of Practice and Theory Vol. 16, (01). (Spring): 14 - 28

الأوراق المالية والبورصات[15]، أما البيانات المالية لعينة غير المزورين يتم اختيارهم مباشرة من الحاسوب ومطابقتها لعينة التزوير لسنة، وحجم، وصناعة سنة الاساس.

أظهرت النتائج أن الشبكات لها إشارات محتملة لتحقيقات اضافية 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، أيضا من النتائج أن الخطاء من النوع الثاني في انخفاض مستمر.

3.2 قرارات مبدأ الاستمرارية والضائقة المالية

يمنح مدقق حسابات رأي مشكوك فيه للاستمرارية، عندما تكون شركة الزبون في خطر الفشل أو مؤشرات أخرى من علامات الضائقة التي تهدد قدرتها على الاستمرار، ومن بين حالات عدم القدرة على الاستمرارية الإفلاس.

1.3.2 دراسة الباحثون: Hansen , McDonald , Stice (1992) [16]

أجرى الباحثون دراستهم على عينة تتكون من 80 شركة بها ذائقة مالية؛ 40 شركة تحصلت على تقرير المدقق بالاستمرارية للمؤسسة، و40 التي لم تتلق تقرير المدقق بإستمرارية المؤسسة؛ كذلك 98 مؤسسة متورطة في المقاضاة، حيث قام الباحثان بوضع نموذجين مع بيئة متغيرات مختلفة؛ 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.

[15] SEC : Securities and Exchange Commission

[16] Hansen, James V. – McDonald, James B. – Stice, James D. (1992) Artificial Intelligence and Generalized Qualitative-Response Models: An Empirical Test on Two Audit Decision-Making Domains. Decision Science, 23 (3): 708–723

تشير نتائج الباحثون في حالة التوقع بالنموذج الأول "ابداء الراي حول التدقيق"، نماذج الاستجابة النوعية يتم أدائه عند مستوى تنافسي مع نماذج تعليم الآلة، حيث ذكر الباحثون 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.

2.3.2 دراسة الباحثان: Koh, Tan (1999) [17]

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 مع عدم الاستمرارية للمؤسسة 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.

4.2 تقييم مخاطر الرقابة

يأخذ المدقق بعين الاعتبار الحسابات الكمية هائلة من البيانات عند تقييم المخاطر في هيكل الرقابة الداخلية لمؤسسة فشلت في منع أو اكتشاف الأخطاء كبيرة في البيانات المالية. بالتالي، تقييم مخاطر الرقابة هو عملية منهجية لدمج الأحكام المهنية حول عوامل المخاطر ذات الصلة، أهميتها النسبية والظروف المعاكسة المحتملة و / أو الأحداث التي أدت إلى تحديد الأنشطة القابلة للتدقيق.

[17] Koh, Hian Chye – Tan, Sen Suan (1999) A neural network approach to the prediction of going concern status. Accounting and Business Research, 29 (3): 211–216.

1.4.2 دراسة للباحثين: Ramamoorti, Andrew, Richard. (1999) [18]

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، 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 7 إلى 18 مجموعة.

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%.

3. دراسة حالة مركب تكرير الملح E.NA.SEL لوطاية –بسكرة– في الفترة 2010-2014

كما هو معلوم أن القوائم المالية لأي مؤسسة تحتوي العديد من أرصدة الحسابات، وهنا يكمن دور المدقق حيث هو بحاجة لتحديد فيما إذا كانت هذه الأرصدة خالية من الأخطاء الجوهرية، وتتطلب إجراء تعديل على البيانات المالية.

قبل التطرق إلى تحديد الارصدة المراد تدقيقها سنحاول حصر أهم مصادر الأخطاء التي تستعمل للتأثير على تحليل الأرصدة. هناك نوعين من مصادر الأخطاء تستعمل للتأثير على تحليل الأرصدة المالية: مشتريات غير مسجلة و تسجيل وهمي للمبيعات، ومن خلال هذه الدراسة سنحاول التركيز على امكانية وجود اخطاء جوهرية نابجة عن مبيعات وهمية.

[18] Ramamoorti, Sridhar – Bailey, Andrew D. Jr – Traver, Richard O. (1999) Risk Assessment in Internal Auditing: A Neural Network Approach. International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 8 (3): 159–180

1.3 وصف المؤسسة محل الدراسة :

يعد مركب الملح بلوطاية أهم الوحدات الإنتاجية التابعة للمؤسسة الوطنية E.NA.SEL، حيث تنتج إيرادات ما يقارب 120 مليون دج في السنة، من خلال هذه الدراسة تم الحصول على الأرصدة الفعلية لنهاية كل شهر للتجارة بالجملة لأربع سنوات تقويمية 2010–2014، وعلى الرغم أن كل سنة من السنوات الأربع تم تدقيقها، إلا أن الأرصدة الشهرية لم تدقق بشكل فردي، كان من المفترض أن هذه الأرصدة الشهرية خالية من الأخطاء الجوهرية، أضف إلى ذلك لم تكن هناك تسويات محاسبية في نهاية السنة للحسابات، وفي هذه الحالة الأخطاء المكتشفة من خلال تطبيق المراجعة التحليلية تمثل **خطأ من النوع الثاني** وذلك على افتراض عدم وجود أخطاء جوهرية في حين اكتشاف أخطاء على مستوى الأرصدة الشهرية.

تطبق المراجعة التحليلية لتقدير الرصيد المتوقع في الحساب، هذا الرصيد المتوقع يقارن مع الرصيد الحالي لتحديد فيما إذا كان هناك تباين، وهناك نتيجتين من هذه المقارنة:

- إذا كان التباين الجوهري موجود، مع المراجعة التحليلية تشير إلى الحاجة إلى تحقيقات إضافية في الحسابات المالية؛
- إذا كان التباين الجوهري لم يتم اكتشافه، ثم الحاجة إلى تحقيقات إضافية في الحسابات المالية لا تشير إلى ذلك.

بالإضافة فإن توليفات نتائج المراجعة التحليلية تمنح أربع أنواع من القرارات؛ أهمها القرارات الخاطئة التي تمنح الخطأ من النوع الأول والذي يمثل مقياس للكفاءة، حيث أن العدد الكبير من هذا النوع من الخطأ يمكن أن يقلل من كفاءة التدقيق، لأنها حسابات إضافية يمكن الاستغناء عنها، أما النوع الثاني من القرارات الخاطئة والتي تشكل لنا خطأ من النوع الثاني والذي يحدث عندما للمراجعة التحليلية تفشل للإشارة إلى وجود خطأ جوهري هو في الواقع موجود.

أما بالنسبة لاستخدام الشبكات العصبية كأسلوب حديث في المراجعة التحليلية ، فإنها تحتاج في حالة التنبؤ على بيانات تاريخية في شكل سلسلة زمنية، وفي دراستنا هذه تم تطبيق التنبؤ بالمبيعات الخاصة المركب الملح لوطاية بسكرة*، حيث تم الحصول على المبيعات الشهرية في شكل سلسلة زمنية للفترة الممتدة من 2010 إلى 2014 أي ما يمثل 60 مشاهدة (أنظر الجدول رقم(1))

الجدول رقم (1) تطور المبيعات الفعلية الشهرية للفترة الممتدة 2010-2014.

01 إلى 06-2010	2262335,00	3445823,00	5505870,00	5786570,00	6174132 ,00	6118884,00
07 إلى 12-2010	7022082.80	7124612.45	8121619.73	8318930.65	8169173.53	8665769,88
01 إلى 06-2011	8154776,54	10643785,68	7306078,98	8257169,81	8515793,34	8127653.37
07 إلى 12-2011	8106468.42	7693131,95	8396883,57	9358110,26	8837329,04	16183542,80
01 إلى 06-2012	9316280,18	9803457,99	8101703,22	7079555,15	8106246,44	8109847,29
07 إلى 12-2012	6870723,08	4026462,62	9822913,34	10530134,43	9598580,00	16557321,79
01 إلى 06-2013	2362272,07	5670983,66	5517509,04	9414533,72	9021096,08	9826564,02
07 إلى 12-2013	9077726,38	6796020,27	8933562,25	11025450,37	12011181,53	13302138,63
01 إلى 06-2014	7065784,26	10513155,4	10311582,5	12167330,75	7933840,77	22171630,38
07 إلى 12-2014	16792417,8	8204810,5	22362479,3	17190091,38	18763107,21	11075152,21

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على تصريحات G50 للسنوات 2010-2014

السلسلة الموجودة لدينا تتمثل في المبيعات الشهرية للملح والمحددة بـ 60 مشاهدة ممتدة من جانفي 2010 إلى ديسمبر 2014، بمتوسط حساب 9362169,55 وقيمة دنيا 2262335,00 سجلت في سنة 2010 و قيمة قصوى 22362479,34 في سنة 2014، وتتشتت قيم هذه السلسلة عن متوسطها بانحراف معياري قدره 4074331,56 أما فيما يخص معامل التباين1,66E+13 ، وهو ما يعطينا فكرة حول درجة عدم تجانس مستويات السلسلة هذا ما يشير بالنسبة للمدقق لاحتمال وجود أخطاء جوهرية والتي تحتاج إلى تحقيقات إضافية.

* المؤسسة محل الدراسة لا تعتمد على أساليب المراجعة التحليلية سواء التقليدية أو المتطورة، كما أن المركب لا يعتمد في تنبؤته بالمبيعات على الأساليب الكمية بشكل أساسي، وإنما يتم الحصول على المبيعات المخططة من خلال الوحدة المركزية لقسنطينة.

2.3 نموذج تحليل البيانات والبرامج الجاهزة المستخدمة

تتطلب أي عملية قياس تحديد الأساليب الإحصائية المناسبة، ومن ثم تحديد حزم البرامج الجاهزة التي سوف يتم استخدامها، وكما هو معلوم أن المراجعة التحليلية تعتمد على الأساليب الكمية التقليدية والمتطورة، ولذلك سنتطرق في هذا الجزء لاحد أهم الاساليب الحديثة ممثلة في نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية:

1.2.3 نموذج الشبكات العصبية الصناعية

كأحد الأساليب الشائع استخدامها في التطبيقات التجارية وبخاصة في مجال المحاسبة والتدقيق، وقد تم استخدام هذا الأسلوب للتنبؤ بالمبيعات الشهرية وكذا التوصيف بوجود أو عدم وجود أخطاء جوهرية في القوائم المالية المدققة على اعتبار انه تم تدقيق البيانات السنوية وعدم تدقيق البيانات الشهرية، والتأكد من مدي قدرة أسلوب الشبكات العصبية الصناعية على التنبؤ الدقيق.

2.2.3 برنامج الشبكات العصبية الصناعية (MATLAB R2013a)

اعتمد الباحثان في إجراء التجارب الخاصة باستخدام أسلوب الشبكات العصبية الصناعية لتصنيف الأخطاء الجوهرية ومصادرها والتنبؤ بالمبيعات الشهرية، على أحد البرامج التي تستخدم في بناء الشبكات العصبية الصناعية وهو برنامج (MATLAB R2013a)، يقوم هذا البرنامج ببناء الشبكة العصبية واختبار دقتها، مروراً بمراحل أساسية بعد أن يحول إليه ملف البيانات المراد بناء الشبكة العصبية على أساس ما يحتويه الملف من بيانات تخص المشكلة المراد التنبؤ بها او تصنيف مكوناتها.

3.3 نتائج المراجعة التحليلية باستخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات

تطوير المراجعة التحليلية باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ ينطوي على اختيار النموذج المناسب للشبكات العصبية الاصطناعية وإعداد بيانات المدخلات وتدريب النموذج، وكما ذكرنا اعلاه العديد من الدراسات قدمت افكار في مختلف نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، ومن

الجهود السابقة ركزت على إمكانية التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية، العديد من العوامل التي تؤثر على أداء المراجعة التحليلية البديلة التي تحتوي مستويات جوهرية ومستويات احصائية للثقة المفروضة على المراجعة التحليلية، ولتحديد نموذج ANN نحتاج مواصفات خاصة لخوارزمية التدريب ، وبنية معمارية ودالة التنشيط ، وبالمرور على مجموعة من الخطوات محددة ادناه تحصلنا على النتائج التالية:

3.3. 1 خطوات التنبؤ باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية:

يمكن تحديد أهم خطوات التنبؤ باستخدام الشبكة العصبية مع أهم النتائج المتوصل إليها في ما يلي:

أ. **اختيار المتغيرات** والمتمثلة في السلسلة الزمنية للمبيعات الشهرية من مادة الملح تم الحصول عليها من دائرتي المحاسبة والمالية ودائرة التجارة لمركب الملح لوطاية بسكرة، وهذا لفترة زمنية تمتد من جانفي 2010 إلى ديسمبر 2014 (60 مشاهدة)؛

ب. **معالجة البيانات** مادام انه تتوفر لدينا سلسلة زمنية واحدة فقط، وتوقع القيم المستقبلية للسلسلة الزمنية $y(t)$ والذي يعتمد على القيم الماضية من هذه السلسلة فإن هذا الشكل يعد من أشكال تنبؤ الانحدار الذاتي غير الخطي (NAR)؛

ج. **مرحله تحليل البيانات.** فى هذه المرحلة يقوم البرنامج بتقسيم البيانات إلى مجاميع، حيث سيتم تقسيم ناقلات المدخلات ونواقل الهدف العشوائي إلى ثلاث مجموعات:

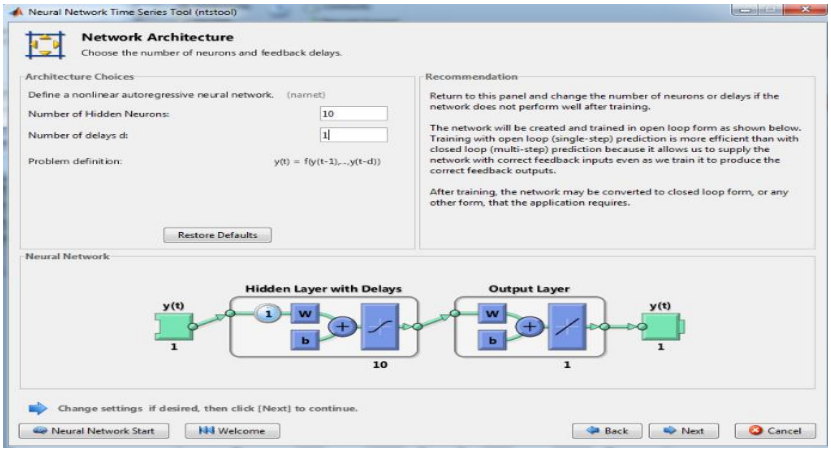
- 70% للتدريب أي ما يعادل 42 مشاهدة؛
- 15% (09 مشاهدة) لأجل التحقيق من أن الشبكة معممة؛
- 15% (09 مشاهدة) المتبقية كاختبار مستقل تماما عن تعميم الشبكة.

د. **تحديد النموذج:** في تحديد هذا النموذج للشبكة العصبية تم اختيار الآتي:

- عدد عصبونات الإدخال يساوي الواحد، وهي عبارة عن المبيعات الشهرية 60 مشاهدة؛
- عدد الطبقات المخفية حددت آليا بطبقة واحدة؛
- عدد العصبونات المخفية والذي يحدد عن طريق التجربة والذي حدد آليا بـ 10 طبقات؛

- عصبون الإخراج و يساوي الواحد.

الشكل رقم (4) نموذج الشبكة: بيان خوارزم الشبكة العصبية



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

قد نحتاج إلى ضبط هذه الأرقام إذا كان أداء تدريب الشبكة رديء، حيث العدد الافتراضي من التأخر يساوي 2 وقد تم تغيير هذه القيمة إلى 1 وهذا بعد إعادة التدريب.

هـ. **التدريب**: تضم هذه المرحلة مايلي:

- تعليم النموذج: حتى تتحقق الاستفادة من استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ والتصنيف، والتأكد من دقة نتائجها وقدرتها التنبؤية، لابد من إيجاد مجموعة الأوزان بين العصبونات والتي تحدد أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ،[19]MSE، وبأخذ الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ نكون قد وصلنا لمقياس آخر وهو جذر متوسط مربعات الأخطاء RMSE
- خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ: تستخدم خوارزمية التدريب لتقليل الميل.

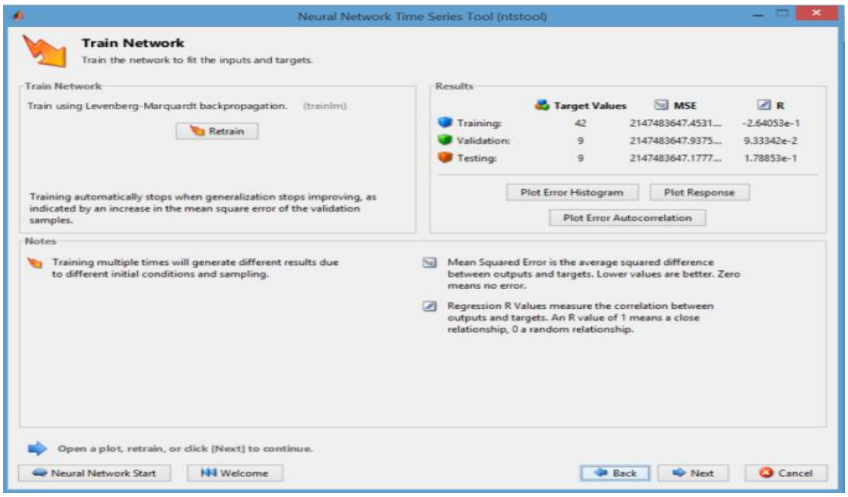
[19] متوسط مربعات الأخطاء (*MSE*) : وهو يعتبر من أكثر المقاييس شيوعاً واستخداماً في قياس جودة التوفيق للنماذج، ويحسب وفقاً للمعادلة $MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} e^2}{n}$

و. **تنفيذ الشبكة:** حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة التغير في دورة وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات.

2.3.3 نتائج التنبؤ بالشبكة العصبية الاصطناعية

من خلال عملية التدريب تحصلنا على النتائج الأولية:

الشكل (5) بيان لتدريب الشبكة.



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

حيث كان:

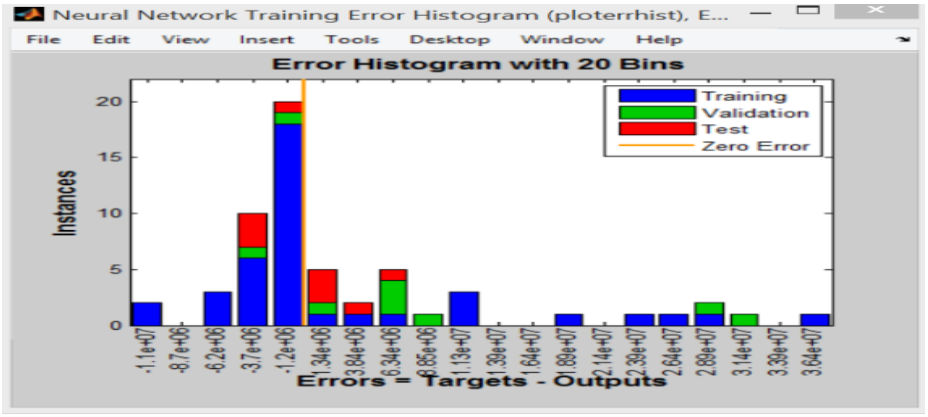
معيار التقييم المعتمد عليه عبارة عن معامل الارتباط و MSE

معيار التدريب: R=-2.6405, MSE= 1.208520e14

معيار التحقق: R=0.9333 , MSE= 2.26251 e14

معيار اختبار الاستقلالية: R=1.7885 , MSE= 1.12209 e13

الشكل (6): المدرج التكراري للمعايير الثلاث اعلاه

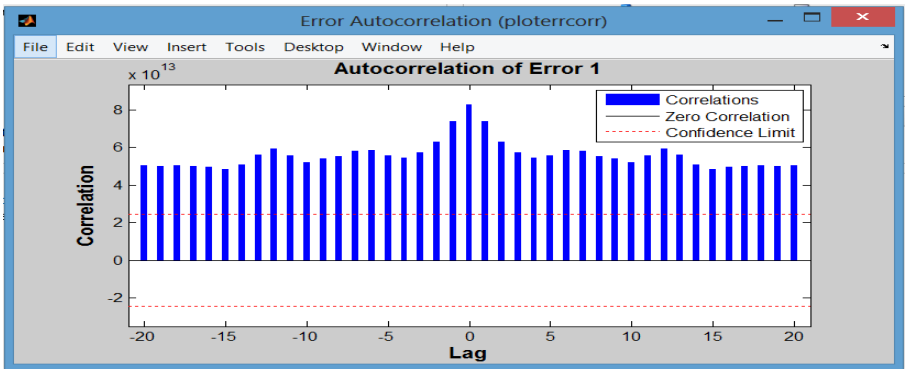


المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

من خلال الشكل السابق نلاحظ أن أعمدة المدرج التكراري غير متناظرة بالنسبة للمحور الصفري، مما يستلزم علينا القيام بتدريب الشبكة.

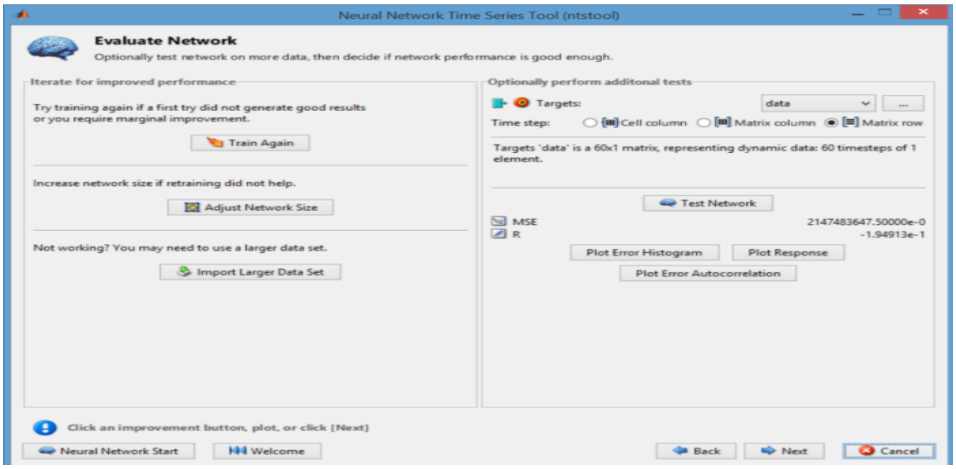
من جهة أخرى كذلك، معيار التقييم المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ MSE، والذي تم إيجاده يساوي قيمة 1.20195E14 العدد الافتراضي من التأخر الذي هو 2، ولكن يبقى الإشكال المطروح هل يمكن أن نحسن من قيمته. ومن خلال دراسة دالة الارتباط الذاتي والمبينة في الشكل رقم (6)، حيث نلاحظ أن معظم الحدود تقع خارج مجال الثقة وهذا مؤشر على وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء مما يتحتم علينا إعادة تدريب النموذج للحصول على أفضل أداء لها.

الشكل (7) دالة الارتباط الذاتي للأخطاء



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

الشكل (8): النتائج الأولية لمعيار MSE و R

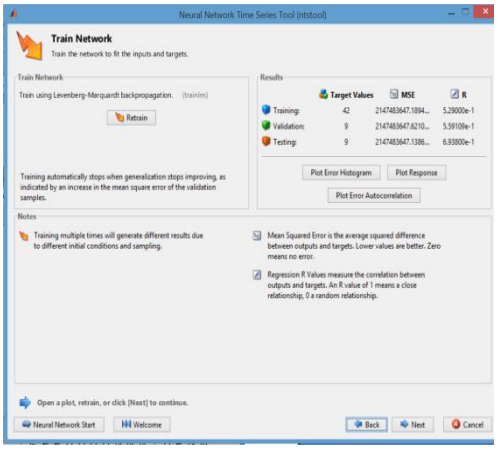


المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

أما معامل الارتباط R=-0.19491 والذي يعكس القيمة المقاسة للعلاقة بين الأهداف والمخرجات والنتائج الاولية لمعامل الارتباط ومجموع مربعات الاخطاء مبينة في الشكل المقابل (7)

ومن خلال عملية إعادة التدريب تحصلنا على النتائج النهائية الموالية:

الشكل رقم (9)بيان لإعادة تدريب الشبكة.



معيار التدريب:

R=0.529 , MSE=1.38077E13

معيار التحقق:

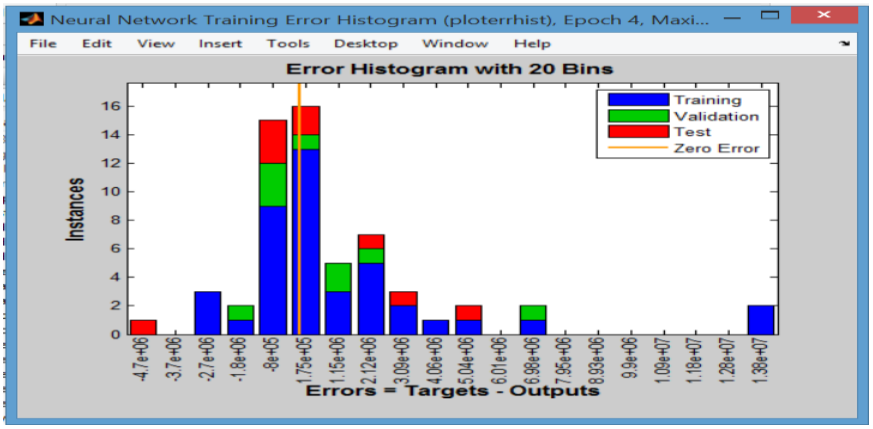
R=0.5591 , MSE= 7.0819E12

معيار اختبار الاستقلالية:

R=0.6938 , MSE= 8.3089E12

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

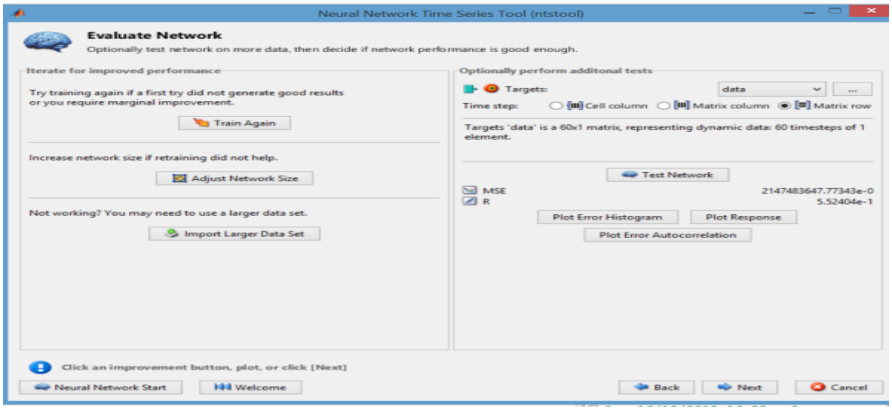
الشكل (10): المدرج التكراري للمعايير الثلاث اعلاه بعد عملية التدريب



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

نلاحظ ان المدرج التكراري متناظر بالنسبة للمحور الصفري أي أن الاخطاء متناظرة بالنسبة للصفر، مما يعني انه لا يوجد هناك اشكال في هذه العينة، من جهة أخرى خوارزم شبكة الانتشار الخلفي للخطأ لتقليل الميل، أي أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ MSE والذي تم ايجاده يساوي قيمة 1.194E+12 بالعدد الافتراضي من التأخر الذي هو 1.

الشكل (11): النتائج النهائية لمعيار MSE و R



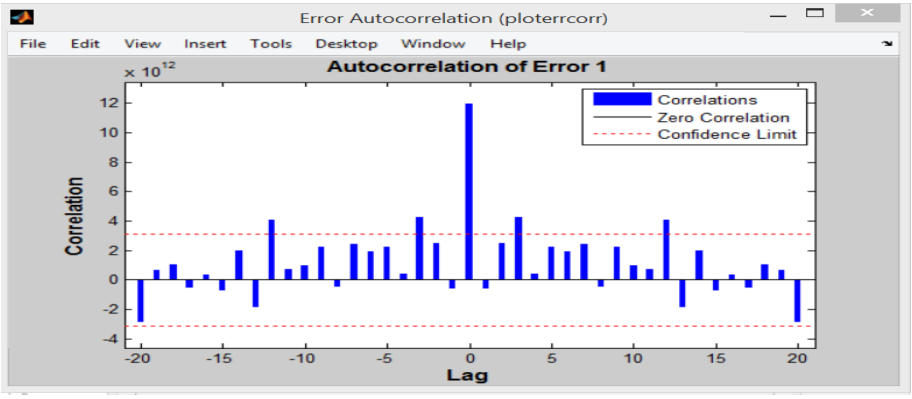
المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*

أما معامل الارتباط R=0.5524 والذي يعكس القيمة المقاسة للعلاقة بين الأهداف والمخرجات.

كل هذه مؤشرات تدل على عدم تدريب الشبكة مرة اخرى، النتائج مبينة في الاشكال (8)(9)(10)

وللحكم على أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ او صحة النموذج المدروس نستعين بدالة الارتباط الذاتي للأخطاء الذي يوضحه الشكل (12)

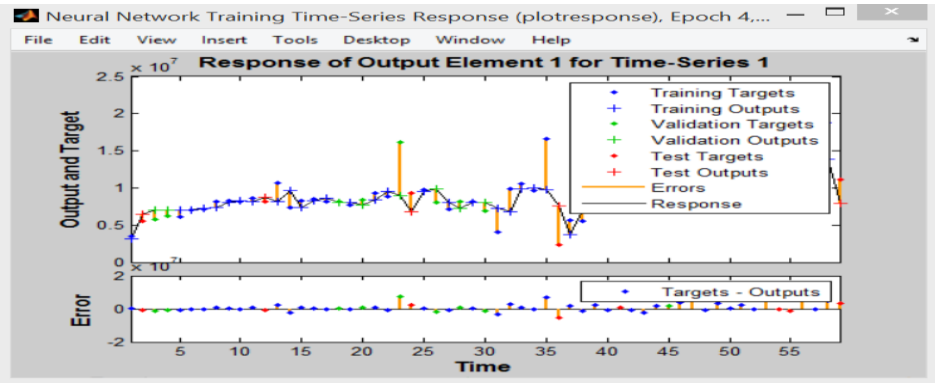
الشكل (12): دالة الارتباط الذاتي للأخطاء بعد إعادة التدريب



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*

حيث نلاحظ أن أغلب الحدود تقع داخل مجال الثقة بين 2 و 2-، وهذا مؤشر على غياب الارتباط الذاتي بين الأخطاء والذي يعكس استقرار السلسلة الزمنية والموضحة في الشكل رقم (13)

الشكل (13): دالة الاستجابة للمخرجات للسلسلة الزمنية مع دالة الارتباط الذاتي للاخطاء



المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

3.3.3 قياس جودة التوفيق:

لقياس جودة التوفيق الشبكات العصبية كأسلوب من اساليب المراجعة التحليلية في مجال التنبؤ لأداء عملية التدقيق، اقتصرنا على اهم المقاييس تكرر استخدامها في تلك الدراسات ممثلة فيما يلي: متوسط مربعات الأخطاء، جذر متوسط مربعات الأخطاء، بالإضافة لمعامل الارتباط.

وقد تم حساب انحرافات الأخطاء، حيث كلما قلت الانحرافات حول الوسط دل ذلك على وجود جودة توفيق النموذج .وبتطبيق المقاييس السابقة لقياس القدرة التنبؤية، للتنبؤ بالمبيعات لمركب تكرير الملح لوطاية بسكرة. (أنظر لجدول (2))

جدول (2) المقاييس الأساسية لجودة التوفيق

المعيار المستخدم	مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية	
	النتائج الاولية	النتائج النهائية
معامل الارتباط R	- 0.19491	0.5524
متوسط مربعات الأخطاء MSE	1,20E+14	1,19E+12
جذور متوسط مربعات الأخطاء RMSE	10.963.348,00	1.092.703,07

المصدر: من اعداد الباحثان بالاعتماد على *MATLAB R2013a*.

تؤكد النتائج المتحصل عليها من الجدول السابق، أن أسلوب الشبكات العصبية حقق درجة توفيق للنموذج. كما دلت مقاييس متوسط مربعات الأخطاء وجذرها ، على مستوى مقبول من جودة توفيق النموذج الخاص بالشبكات العصبية.

ويتضح ذلك من خلال توقع القيم المستقبلية للسلسلة الزمنية الذي يعتمد على القيم الماضية من هذه السلسلة لمبيعات الملح الشهرية فقد حدد معامل الارتباط بنسبة55.24% بدلا من -19.49 %والذي يعكس القيمة المقاسة للعلاقة بين الاهداف والمخرجات.

كما تم التوصل إلى اقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ MSE بعدما كان يساوي 1,20E+14 أصبح يساوي 1,19E+12 وهذا بعد عملية التدريب، وباحتساب جدر متوسط مربع الخطأ المتحصل عليه من عملية اعادة تدريب الشبكة يساوي 1.092.703,07 بدل 10.963.348,00

كلها مؤشرات تؤكد على فعالية التنبؤ باعتماد على الشبكات العصبية لتقليل حجم الاخطاء المرتكبة مما تساهم في تسهيل عملية المراجعة التحليلية في أداء عملية التدقيق

خـاتمة

كنتيجة لوجود نظم المحاسبة الفورية، تم الاتجاه لاستخدام الأدلة الالكترونية، والتي تساعد على المنع والوقاية من التحريفات الجوهرية للقوائم المالية، وليس تصحيح أو إلغاء تلك التحريفات بعد حدوثها. ومن خلال مراجعة العديد من الدراسات التي تناولت استخدامات الشبكات العصبية الاصطناعية للمراجعة التحليلية، أغلب الباحثون أشاروا إلى أن الشبكات تملك إمكانية لتحسين المراجعة التحليلية

وقد بينت الدراسة الميدانية لمركب تكرير الملح لوطاية بسكرة وبعد تطبيق مؤشرات جودة التنبؤ، قمنا بمحاولة تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية كأسلوب من أساليب المراجعة التحليلية، أظهرت النتائج ان تطبيقها كأداة للتنبؤ يبدو مفيدة لتحديد الأنماط التي يمكن أن تشير إلى تحقيقات محتملة من البيانات المالية غير المدققة للمؤسسة خلال السنة الحالية.

قائمة المراجع:

المراجع باللغة العربية:

1. وائل حسن الجرايحي أحمد(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. جامعة قناة السويس كلية التجارة بالإسماعيلية : مصر.
2. دربالي عبد القادر، عدوكة لخضر، رملي محمد، " **المفاضلة بين أسلوب Box-Jenkins وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الاقتصادية- دراسة حالة المؤسسة الاقتصادية الجزائرية GIPLAIT**، ورقة مقدمة للملتقى الدولي الأول:الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير 20/19 نوفمبر2013.
3. احمد عبد الرحمان المخادمة، حاكم الرشيد، (2007) .**أهمية تطبيق إجراءات المراجعة التحليلية في رفع كفاءة أداء عملية التدقيق –دراسة ميدانية–**. المجلة الأردنية في إدارة الأعمال، المجلد 3 العدد 4.

المراجع باللغة الأجنبية:

4. Busta, Bruce – Weinberg, Randy (1998) **Using Benford's law and neural networks as a review procedure**. *Managerial Auditing Journal*, 13 (6).
5. 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 .
6. Coakley, James R. – Brown, Carol E. (1991a) **Neural Networks Applied to Ratio Analysis in the Analytical Review Process. In: Proceedings of the Fourth International Symposium on Expert Systemsin Accounting**, Finance and Management, University of

Southern California. Pasadena California, USA, October 30 – November 1, 1991.

7. Coakley, James R. – Brown, Carol E. (1991b) **Neural Networks for Financial Ratio Analysis. In: Proceedings of The World Congress on Expert Systems,** ed. by Jay Liebowitz. Orlando Florida, USA, December 16–19, 1991.
8. Coakley, James R. – Brown, Carol E. (1993) **Artificial Neural Networks Applied to Ratio Analysis in the Analytical Review Process**. International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 2 (1).
9. Coakley, James R. (1995) **Using Pattern Analysis Methods to Supplement Attention-Directing Analytical Procedures**. *Expert Systems with Applications,* 9 (4).
10. Efstathios Kirkos , **Charalambos Spathis ,Yannis Manolopoulos, (2007). Data Mining techniques for the detection of fraudulent financial statements**, Expert Systems with Applications, ELSEVIER, 32.
11. Eija Koskivaara , (2007),**Intergrating Analytical Procedures Into The Continous Audit Environment**, Journal of Information Systems and Technology Management, Published by: TECSI FEA USP ,Vol. 3, No. 3.
12. Eija Koskivaara, **Artificial Neural Network Models for Predicting Patterns in Auditing Monthly Balances**, Turku Centre for Computer Science, TUCS Technical Report No 67, November 1996
13. Fanning, Kurt M. – Cogger, Kenneth O. (1994) A Comparative Analysis of Artificial Neural Networks Using Financial Distress Prediction. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management,* 3 (4).
14. Fanning, Kurt M. – Cogger, Kenneth O. (1998) **Neural Network Detection of Management Fraud Using Published Financial Data**.

International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 7 (1).

15. Green, B. P. and J. H. Choi. 1997. **Assessing the risk of management fraud through neural network technology. Auditing:** A Journal of Practice and Theory Vol. 16,(0 1). (Spring).
16. Hansen, James V. – McDonald, James B. – Stice, James D. (1992) **Artificial Intelligence and Generalized Qualitative-Response Models: An Empirical Test on Two Audit Decision-Making Domains**. *Decision Science,* 23 (3).
17. Koh, Hian Chye – Tan, Sen Suan (1999) **A neural network approach to the prediction of going concern status**. *Accounting and Business Research,* 29 (3).
18. Ramamoorti, Sridhar – Bailey, Andrew D. Jr – Traver, Richard O. (1999) **Risk Assessment in Internal Auditing: A Neural Network Approach**. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management,* 8 (3).
19. YASHPAL SINGH, ALOK SINGH CHAUHAN, **NEURAL NETWORKS IN DATA MINING**, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2005 - 2009 JATIT.