

استخدام العمليات العشوائية والشبكات العصبية في نمذجة التنبؤ الاقتصادي

أ. عدالة العجال

جامعة مستغانم

الملخص:

يهدف البحث إلى توضيح خطوات نمذجة التنبؤ الاقتصادي باستخدام العمليات العشوائية والشبكات العصبية. تم استخدام أهم الأسس الرياضية والإحصائية على نشاط البيع في إحدى المؤسسات الصناعية الجزائرية ، التي تستند عليها هذه التقنيات في تحديد نماذج تنبؤية تسير الظرف الاقتصادي للبلاد على المدى القصير والمتوسط. تبين من النتائج مدى أهمية تحليل السلاسل الزمنية باستخدام نماذج الشبكات العصبية لدقتها ودورها الفعال في عملية اتخاذ القرار على المدى القصير.

Abstract :

The aim of this research is to show the steps of economic forecasting modeling by the use of the random operations and neural networks. We use a mathematical and statistical principales on sale activity in an Algerian industrial entreprise, these techniques focus on it in determining a forecasting models adequate with the economic conjuncture of the country in short and medium terms.

The results show the importance of chronological timing analysis by using models of neural networks because of its precise and effectif role in short term making decision .

الكلمات المفتاح: تنبؤ، سلاسل زمنية، نمذجة، بوكس جانكينز، الشبكات العصبية.

مقدمة:

يعتبر موضوع نمذجة التنبؤ الوسيلة التي يستخدمها المسؤولون والمسيريون سواء في المؤسسات الصغيرة أو الكبيرة من أجل تسهيل آليات التسيير وبشكل رئيسي عملية اتخاذ القرار ، بالإضافة إلى تحسين النتائج المرتقبة للقرارات المتخذة وتحسين مستوى الأداء في هذه المؤسسات، وذلك لأن اتخاذ القرار اعتمادا على هذه النماذج بعد الاختيار الموفق لها يخفف بشكل كبير الخسارة المحتملة أو التقليل من حجم الفرص الضائعة.

وقد ساهمت العوامل الغير قابلة للقياس في دراسة حركة الظواهر الاقتصادية

وكانت بداية لظهور نماذج العمليات العشوائية، مما انعكس على طرق التنبؤ لتصبح بشكل أساسي ذات طبيعة إحصائية. وفي نهاية القرن العشرين ظهرت تقنية حديثة للتنبؤ تمثلت في

نماذج الشبكات العصبية سمحت للباحث بدراسة السلاسل الزمنية التي تتلاءم والنماذج الغير خطية.

ونظرا للأهمية البالغة لهذه النماذج في التنبؤ الاقتصادي، ارتأينا أن نقوم بدراسة تنبؤية لنشاط بيع منتج أنابيب « C.A.O. » الخاص بإحدى المؤسسات الرائدة في صناعة الأنابيب وقنوات الري ألا وهي مؤسسة ترانس كنال غرب خلال الفترة (2003.01 – 2008.12) باستخدام كل من نماذج بوكس جانكينز ونماذج الشبكات العصبية كونهما تعتبران المنافس الحقيقي لمختلف النماذج الكلاسيكية الأخرى.

في هذا الإطار نحاول من خلال هذا البحث أن نجيب على مجموعة من التساؤلات، وهي:

- كيف تتم عملية النمذجة؟
- ما هي أهم الخطوات المتبعة في التنبؤ باستخدام كل من العمليات العشوائية والشبكات العصبية؟
- ما هي أوجه الاختلاف والتشابه بين العمليات العشوائية والشبكات العصبية؟

1- تحديد نموذج التنبؤ لمبيعات أنابيب « C.A.O. » باستخدام

نماذج بوكس جانكينز:

- طريقة «بوكس-جانكينز» هي تقنية كمية للتنبؤ، تستخدم تصورات ونتائج نظرية الاحتمالات، وهي أيضا منهجية لاختيار النموذج الأكثر موافقة للسلسلة مقارنة بالمعطيات للوصول إلى تنبؤ أكثر موضوعانية وأكثر دقة.
- ووفق ما تقتضيه منهجية هذا الأسلوب فقد تم إتباع الخطوات التالية لتحليل سلسلة مبيعات أنابيب « C.A.O. » لوحدة ترانس كنال غرب ومن ثم بناء نموذج تنبؤ لها:
- نقوم كخطوة أولى بالكشف عن مركبات السلسلة الزمنية الخاصة بالمبيعات؛
 - يتم التحقق من استقرار السلسلة الزمنية للمبيعات الشهرية؛
 - تحديد نموذج سلسلة المبيعات وتقدير معالمه؛
 - تشخيص النموذج عن طريق دراسة معلماته وكذا البواقي الخاصة به باستخدام اختبار « لجانق- بوكس ».

1-1- الكشف عن مركبات السلسلة الزمنية لمبيعات أنابيب

« C.A.O. »:

إن التغيرات التي تطرأ على أي ظاهرة من الظواهر خلال فترة زمنية تكون تحت تأثير عدة عوامل متعددة، وهي في الواقع المحصلة لجميع القوى والمؤثرات التي تحيط بها. تقوم دراسة السلاسل الزمنية على تحليلها إلى عناصرها الأربعة المكونة لها (التغيرات الموسمية والدورية والعشوائية والاتجاه العام) بغية معرفة مقدار هذه التغيرات وإدراك طبيعتها واتجاهها،¹¹⁸ حتى يصبح في الإمكان القيام بالتقديرات اللازمة والتنبؤات الضرورية، استعداداً لما ينتظر أن يحدث في المستقبل.

والهدف من دراستنا لمركبات السلسلة الزمنية هو الكشف عن التغيرات التي تطرأ على مبيعات¹¹⁹ منتج أنابيب « C.A.O. » خلال الفترة (2003 – 2008) حتى نتمكن من معرفة أنواع هذه التغيرات وقياس كل نوع منها. سنتناول طريقة الاختبارات الإحصائية¹²⁰ حيث يستلزم علينا استعمال مجموعتين متباينتين من الأدوات الإحصائية لكشف أولاً الاتجاه العام ثم الفصلية في وقت لاحق.

أ- الكشف عن مركبة الاتجاه العام:

نظراً لصعوبة الكشف البياني، سنستعمل الاختبارات الحرة التوزيع،¹²¹ ويعتبر اختبار دانيال من أهم وأقوى هذه المقاييس فهو يستعين بمعامل الارتباط لسبيرمان الذي سنقيس بواسطته الارتباط الخطي بين ترتيبين: الرتبي R_t والزمني t .

ولكون حجم عينة البيانات يفوق الثلاثون ($n=72$)، فإن منطقة القبول للفرضية الصفرية H_0 تقع في حدود $\pm 2,576$ تحت المنحنى الطبيعي القياسي عند مستوى خطأ 1%.¹²² وقد تم حساب قيمة إحصائية « Z_c » والتي كانت قيمتها تساوي 5,4614 وهي تقع خارج منطقة القبول لفرضية العدم « H_0 »، وبهذا فإننا نستطيع الثقة بفرضية البديلة H_1 التي تنص على وجود مركبة الاتجاه العام في السلسلة الزمنية الخاصة بمبيعات أنابيب « C.A.O. »، وهذا يعني ضمناً أن السلسلة ذات مركبتين: الاتجاه العام والعشوائية.

¹¹⁸ مولود حشمان ، نماذج وتقنيات التنبؤ القصير المدى (الجزائر: ديوان المطبوعات الجامعية، 1998)،

ص ص. 16-39

¹¹⁹ بالرجوع إلى الإحصاءات المنشورة في جداول الريادة الخاصة بالمؤسسة.

¹²⁰ محمد صبحي أبو صالح، عدنان محمد عوض، مقدمة في الإحصاء مبادئ وتحليل باستخدام SPSS

(عمان: دار المسيرة، 2004)، ص ص. 204-268

¹²¹ يستعمل فيها الأدوات الاختبارية التي لا تخضع بالضرورة لأي توزيع إحصائي.

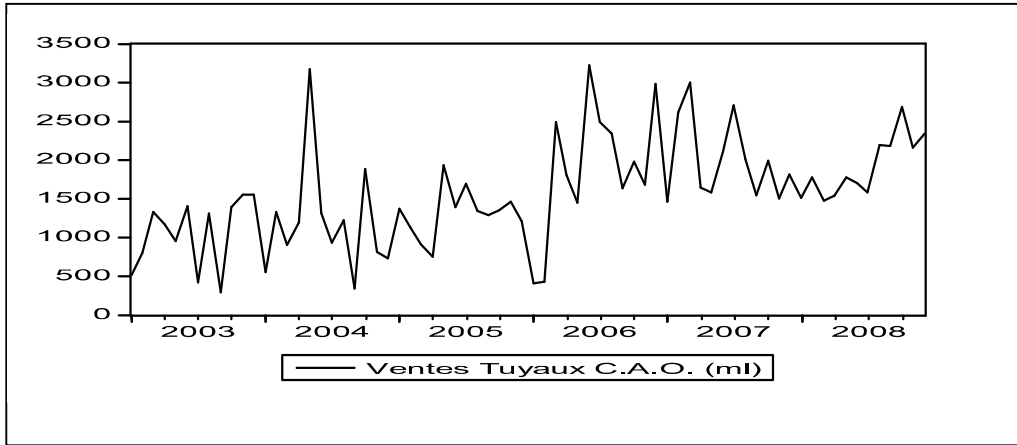
¹²² كلما ارتفعت نسبة المعنوية كانت نتائج الاختبار الإحصائي أكثر دقة.

ب- الكشف عن مركبة الفصلية:

في كثير من الحالات يمكن كشف المركبة الفصلية بكل بساطة عند معرفة موضوع السلسلة الزمنية، كما يمكن كشف هذه المركبة من خلال الرسم البياني في حالة تسجيل قمم وانخفاضات في فترات منتظمة. ورغم ذلك، ونظرا لكثرة التذبذب الموجود في السلسلة الزمنية قيد الدراسة كما هو مبين في الشكل 1.

الشكل 1

تمثيل بياني لكميات مبيعات منتج أنابيب « C.A.O. » خلال الفترة (2003 - 2008)



المصدر: نتائج مستخلصة من برنامج « SPSS »

قد نحتاج لدليل أكثر قوة وبرهان وعليه سنلجأ إلى استخدام اختبار « كريسكول واليس ¹²³ »، وحتى لا يكون هذا الاختبار مغلطا سنقوم بإزالة مركبة الاتجاه العام (التي سبق الكشف عن وجودها) من السلسلة الزمنية الخاصة بمبيعات أنابيب « C.A.O. » قبل محاولة الكشف عن المركبة الفصلية، وذلك باستخدام الفروقات من الدرجة الأولى.

وكانت قيمة الإحصائية KW تساوي 20,5357 وهي أصغر من القيمة الجدولية كاي تربيع النظرية $\chi^2_{[0,01;11]} = 24,725$ وهي واقعة في المجال الحرج لفرضية العدم H_0 التي تنص

¹²³ اختبار كريسكول هو اختبار ذو ذيل أيمن يستعمل خصيصا لكشف المركبة الفصلية

على عدم وجود المركبة الفصلية في السلسلة الزمنية، وبالتالي يجب عدم أخذها بعين الاعتبار في عملية النمذجة والتنبؤ.

2-1- دراسة استقرارية سلسلة مبيعات أنابيب « C.A.O. »:

بعد أن قمنا بتحليل لشكل ومركبات سلسلة البيانات الشهرية لمبيعات أنابيب « C.A.O. » الخاصة بمؤسسة ترانس كنال خلال الفترة (2003.01 – 2008.12) سنتطرق في هذه المرحلة من الدراسة إلى اختبار «Dikey-Fuller»¹²⁴ لدراسة استقرارية سلسلة المبيعات،¹²⁵ حيث نفترض وجود نموذج مختلط $ARMA(p,q)$.

الجدول 1

نتائج اختبار « Dikey-Fuller » على سلسلة المبيعات

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.040873	0.5671
Test critical values:		
1% level	-4.121303	
5% level	-3.487845	
10% level	-3.172314	

المصدر: نتائج مستخلصة من برنامج « SPSS »

حسب الجدول 1 نلاحظ أن إحصائية « ADF » التي تساوي قيمتها - 2,040873 أصغر بالقيمة المطلقة من الإحصائية النظرية الموجودة في جدول « Mackinnon » عند مستوى خطر 5 % مما يدل على عدم استقرارية النموذج $ARMA(p,q)$. وهو ما يدعو إلى تطبيق عملية الفرق من الدرجة الأولى « $d=1$ »، ثم عملية الفرق من الدرجة الثانية « $d=2$ » دون أخذ تحويل لوغاريتمي لكميات المبيعات، حيث لاحظنا زوال حالة عدم الاستقرارية وهذا يدل على أن نموذج سلسلة المبيعات هو نموذج مختلط مركب من النوع $ARIMA(p,2,q)$.

3-1- تحديد نموذج $ARIMA(p,2,q)$ لسلسلة مبيعات أنابيب

« C.A.O. » وتقدير معالمه:

إنه ولتحديد قيمتي « p » و « q » بصفة متزامنة اتبعنا طريقة الركن، حيث وباستخدام برنامج SPSS تم تقدير قيم معاملات الارتباط الذاتي لسلسلة مبيعات أنابيب « C.A.O. » خلال الفترة (2003 – 2008) وذلك بعد تطبيق عملية الفرق من الدرجة الثانية.

¹²⁴ يعتبر اختبار «Dikey Fuller» من أنجح الاختبارات في دراسة الاستقرارية.

¹²⁵ S.LARDIC et V. MIGNON, *Econométrie Des Séries Temporelles Macroéconomiques Et Financières* (Paris : ECONOMICA, 2002), p. 12.

ومن خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي المقدرة تم تشكيل جدول ذو مدخلين يتضمن قيم المحددات $\hat{\Delta}(i, j)$ وفي خطوة موالية قمنا بحساب النسب التي حمل نتائجها الجدول 2.

الجدول 2

$$\frac{|\hat{\Delta}(i,j)|}{\sqrt{\hat{V}[\hat{\Delta}(i,j)]}}$$

جدول ذو مدخلين يتضمن قيم المحددات

I \ J	0	1	2	3	4	5	6
0	5,89	0,80	1,07	0,96	0,57	0,16	0,17
1	2,98	0,75	0,21	0,03	0,02	0,01	0,00
2	0,81	0,06	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00
3	0,27	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
4	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
5	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

المصدر: من إعداد الباحث

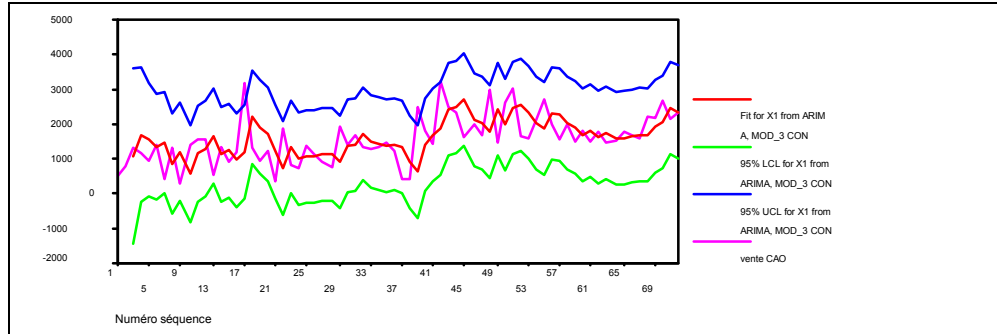
والملاحظ احتواء الجدول على ركنين شماليين غربيين تساوي قيمتهما 0,80 و 0,81، والذان تقل قيمتهما عن 1,96 عند مستوى معنوية 95 % وبالتالي فإن القيمتين $\tilde{\Delta}(0,1)$ و $\tilde{\Delta}(2,0)$ معدومتين،¹²⁶ ويدل ذلك على أن حركة كميات مبيعات أنابيب « C.A.O. » تعتمد على نموذج من نوع $ARIMA(2,2,1)$ ، مما يعني تأثر مبيعات أنابيب « C.A.O. » خلال الفترة الحالية بمبيعات الأشهر الثلاثة السابقة بالإضافة لمقدارين عشوائيين يتعلق الأول بالفترة الحالية ويتعلق الآخر بالفترة السابقة لها مباشرة.

وقد قدم النموذج سلسلة نظرية مقارنة جدا لسلسلة المبيعات الفعلية، كما استطاع متابعة معظم الذبذبات الدقيقة في مبيعات المنتج إلا حالة واحدة لم يستطع متابعتها في الوصول لتلك القيمة المرتفعة بل اكتفى بسلوك الاتجاه ذاته. كما أن التطابق بين السلسلتين شابه بعض التأخر الطفيف نتيجة الفرق كما هو مبين في الشكل 2.

¹²⁶ G. CHRISTIAN et M. ALAIN, *Séries Temporelles et modèles Dynamiques* (Paris : ECONOMICA-2eme édition, 1995), p. 191.

الشكل 2

السلسلة الزمنية للمبيعات الفعلية والنظرية لأنابيب « C.A.O. » وحدي الثقة الأعلى والأدنى



المصدر: من إعداد الباحث

1-4- تشخيص نموذج التنبؤ بمبيعات أنابيب « C.A.O. »:

بعد الانتهاء من مرحلتي تحديد وتقدير النموذج، نود التطرق إلى المرحلة الثالثة من عملية النمذجة، وهي اختبار قوة النموذج الإحصائية ثم التنبؤية في مرحلة لاحقة،¹²⁷ وهذه المرحلة تتطلب الخطوات التالية:

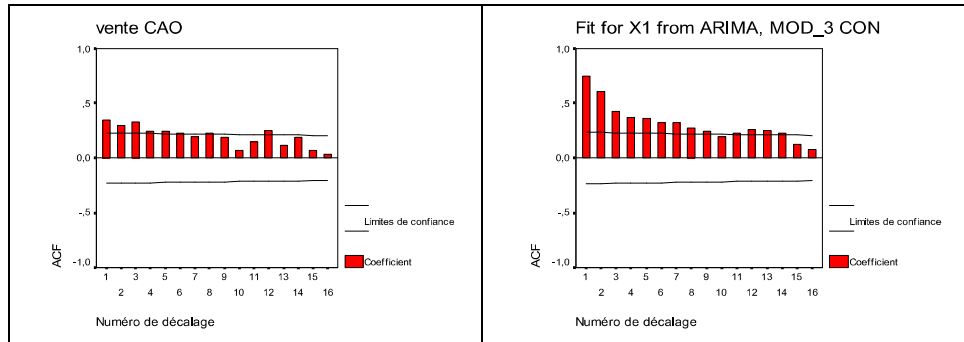
أ- **الخطوة الأولى:** باستخدام برنامج « SPSS » تم تقدير قيم الارتباط الذاتي للسلسلة الأصلية مع تلك المتولدة عن النموذج $ARIMA(2,2,1)$ المعتمد في وصف حركة مبيعات أنابيب « C.A.O. » الشهرية للمؤسسة خلال الفترة (2003.01 – 2008.12)، وبمقارنة ذاتي الارتباط الذاتي للسلسلتين لاحظنا عدم وجود اختلاف جوهري بينهما، وهو دليل قاطع على نجاح عملية تحديد النموذج (أنظر الشكل 3).

¹²⁷ مولود حشمان، المرجع السابق، ص ص. 169 – 173.

الشكل 3

دالتي الارتباط الذاتي للسلسلتين الأصلية والمتولدة عن النموذج

ARIMA(2,2,1)



المصدر: نتائج مستخلصة من برنامج « SPSS »

ب- الخطوة الثانية: سننتقل في هذه المرحلة من التشخيص إلى دراسة وتحليل

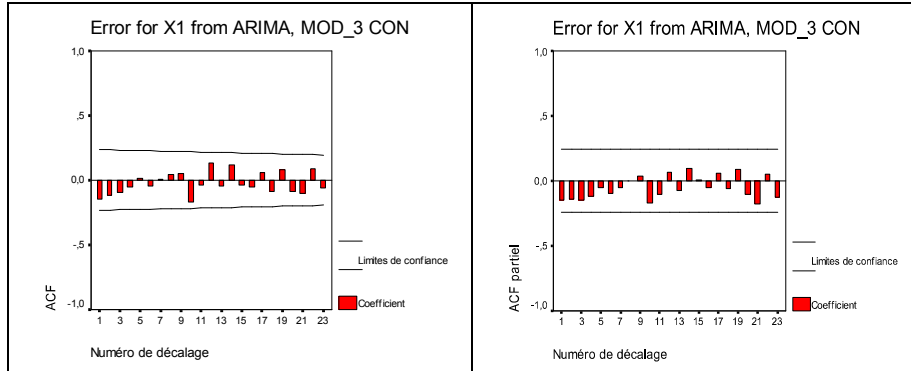
بواقي النموذج،¹²⁸ وهو ما يتطلب حساب ورسم دالة الارتباط الذاتي لهذه البواقي كما هو مبين في

الشكل 4.

¹²⁸ S. LARDIC et V. MIGNON, op.cit., p. 57.

الشكل 4

دالتي الارتباط الذاتي للبواقي



المصدر: نتائج مستخلصة من برنامج « SPSS »

والملاحظ أن معالم دالتي الارتباط الذاتي الكلية $\rho_h(\varepsilon)$ والجزئية $\Gamma_h(\varepsilon)$ لهذه البواقي تقع داخل مجال المعنوية المعبر عنه بيانياً بخطين متوازيين وهي بالتالي تأخذ المدلول بأنها معدومة عند مستوى خطر 5 %.

وقد بينت نتائج اختبار فرضية العدم القائلة بعدم وجود ارتباط ذاتي بين أخطاء النموذج المعتمد في وصف حركة الكميات الشهرية لمبيعات أنابيب « C.A.O. » بأنه وعلى العموم توجد قيما عالية لاحتمال قبول فرضية العدم لمقادير التباطؤ الزمني حيث تراوحت ما بين 0,6 و 0,9 على القيم الأربعة الأولى. وهذا يعني أن سياق سلسلة الأخطاء الناتجة من النموذج المدروس هو سياق الضجة البيضاء وبالتالي يمكن اعتماد النموذج على أنه النموذج المولد لسلسلة المبيعات. أما ضعف القيم الأربعة الأولى لمقادير التباطؤ الزمني والتي تراوحت ما بين 0,2 و 0,5 فهو يدل على تواجد بنسبة ضعيفة عوامل أخرى لها تأثير غير مباشر على عملية بيع المنتج لم يتمكن النموذج المدروس من أخذها بالاعتبار.

ولتعزيز النتائج والملاحظات السابقة في معرفة ما إذا كانت ε_t ضجة بيضاء، سنستخدم أحد أحسن الاختبارات الإحصائية ألا وهو اختبار « لجانق- بوكس »، والذي وجدنا قيمة إحصائيته المعدلة تساوي 14,763 والتي كانت تقل عن قيمة كاي تربيع « χ^2 » النظرية عند مستوى خطر 5 % ودرجات حرية « $df=20$ »، وهذا ما يدعو إلى قبول فرضية العدم « H_0 » التي تنص على أن معالم دالة الارتباط الذاتي الكلية $\rho_h(\varepsilon)$ لهذه البواقي تأخذ المدلول بأنها معدومة عند مستوى خطر 5 % .

من استقراء هذا التحليل فإن النموذج المحصل عليه وفق منهجية بوكس جاكينز قد أظهر ملائمة جيدة من خلال جميع الاختبارات التي أجريت عليه وهذا ما يدعو إلى اعتماده في وصف حركة كميات مبيعات أنابيب « C.A.O. » على المدى المتوسط. إلا أن هذا لا يمنع من استخدام تقنية أحدث ألا وهي الشبكات العصبية لكونها تتلائم والنماذج الغير خطية، مما سيثري هذه الدراسة ويجعل المسيرين ومتخذي القرار داخل مؤسسة ترانس كنال-غرب على وجه الخصوص في موقع اختيار ومفاضلة بين نماذج ذات دقة عالية في التنبؤ، وينقشع بذلك الغموض عن النظرة المستقبلية لنشاط البيع بالمؤسسة.

2- تحديد نموذج التنبؤ لمبيعات أنابيب « C.A.O. » باستخدام

نماذج الشبكات العصبية:

منذ العقد الأخير من القرن العشرين دخلت الشبكات العصبية علوم التسيير كأساليب كمية في التنبؤ إلى جانب الأساليب الإحصائية الكلاسيكية، ويمكن لهذه التقنية أن تصنف في مجال الذكاء الاصطناعي نظرا لسلوكها المرتبط جدا بتقنيات التدريب.¹²⁹ والهدف من دراسة السلسلة الزمنية لمبيعات أنابيب « C.A.O. » والتنبؤ بأفاقها المستقبلية بواسطة نماذج الشبكات العصبية هو:

- عرض الطريقة التي من خلالها تقوم الشبكة العصبية بالتنبؤ بالسلاسل الزمنية؛
 - اكتشاف العلاقة الموجودة بين قيمة السلسلة في فترة معينة لسلسلة المبيعات وقيمتها في فترة ماضية، حيث يمكن أن تكون هذه العلاقة غير خطية؛
 - الحصول على الخطأ الأقل تكلفة في المتوسط.
- وكخطوة أولى لتطبيق هذه النماذج على بيانات المبيعات، سنقوم بتقسيم السلسلة الزمنية إلى سلسلتين؛ السلسلة الأولى يتم من خلالها تقدير معالم النموذج والتي تسمى قاعدة الاختبار في الفترة (2003.01 – 2007.12)، أما السلسلة الثانية فهي وسيلة لثبيت النتائج المحصل عليها نسبيا في الاختبار الأول خلال الفترة (2008.01 – 2008.12). ونضع السلسلة الزمنية ذات تأخر من الدرجة الأولى « Y_{t-1} » كسلسلة مفسرة.

¹²⁹ محمد علي الشقراوي، الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية (القاهرة: مطابع المكتب المصري الحديث،

1996)، ص ص. 261-269.

2-1- تحديد خوارزمية الشبكة العصبية الخاصة بمبيعات المؤسسة:

أ- خلق شبكة عصبية تحكيمية:

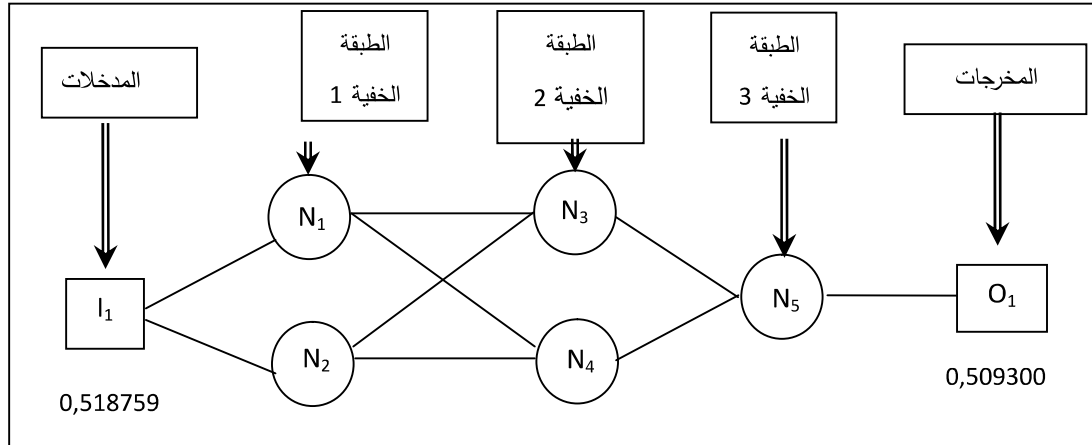
بعد إدخال قاعدة الاختبار في البرنامج «Pythia» قمنا بتنظيم المعطيات، ثم خلق شبكة عصبية متعددة الطبقات في مرحلة موالية،¹³⁰ والتي يتم تحديد خوارزمتها من منطلق التبسيط لضمان استقرار أكبر للنموذج، حيث كانت تحوي ثلاث طبقات خفية تضم الأولى والثانية نيرونين اثنين أما الثالثة فتضم نيرونا واحدا كما هو الحال بالنسبة لطبقتي المدخل والناتج.

ب- تقدير معلمات النموذج :

قبل البدء في عملية تدريب الشبكة للحصول على نموذج كفو أكثر ملائمة للسلسلة علينا ضبط معايير التدريب،¹³¹ حيث ثبتنا مربعات الفروق إلى أقل من 0,30، أما تكرار خوارزمية إعادة الانتشار فحدد بألف مرة. وقد حصلنا على خوارزمية إعادة انتشار ذات أوزان مختلفة عن سابقتها، وهي كما وضعها الشكل 5.

الشكل 5

تمثيل بياني لخوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب



¹³⁰ J. HERTZ and A. KROGH and R. PALMER , **Introduction to the Theory of Neural Networks** (Addison- Wesley, 1991), Chapter 3

¹³¹ G. DREYFUS, **Réseaux de neurones : méthodologie et applications** (Paris: Edition Eyrolles, 2002), Chapitre 2.

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia » بعد تنظيم البيانات

« Learn Selected Pattern » باستخدام البرنامج الجزئي

ومتوسط مربعات فروقات الأخطاء « MSE » لهذه الخوارزمية يساوي 0,060057 (أنظر الجدول 3). وقد تم الحصول على هذا المتوسط باستخدام دالة التحويل المعرفة وفق العلاقة

$$F(X) = \frac{1}{1 + \exp[-4(X - 0,5)]}$$

التالية:

الجدول 3

نتائج خوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب لقاعدة الاختبار

MSE	الناتج (4)	النشاط (2)•(1)= (3)	الأوزان (2)	المدخلات (1)	عدد النيرونات	عدد الطبقات الخفية
0,060057	0,037308	- 0,312633	- 0,602656	0,518759	N1	1
	0,189845	0,137246	0,264566	0,518759	N2	
	0,099290	- 0,051286	0,813079	0,037308	N3	2
			- 0,429929	0,189845		
	0,216222	0,178045	- 0,437104	0,037308	N4	
			1,023744	0,189845		
	0,509300	0,509301	0,668918	0,099290	N5	3
			2,048282	0,216222		

المصدر: نتائج مستخلصة من جداول النيرونات لخوارزمية إعادة الانتشار

باستخدام البرنامج « Pythia »

ج - البحث عن أحسن بنية بواسطة خوارزمية التكوين:

في هذه المرحلة من الدراسة قيمة متوسط مربعات فروقات الأخطاء تساوي 0,060057 وهي قيمة قابلة للنقصان لكوننا بصدد البحث على أحسن بنية للشبكة بواسطة خوارزمية التكوين.¹³² وعليه سنقوم بضبط معلمات خوارزمية التكوين على النحو التالي:

¹³² خوارزميات التكوين تعتبر من الوسائل الفعالة التي تسمح بإيجاد أحسن بنية في فترة زمنية وجيزة وبدقة متناهية.

- متوسط مربعات فروقات الأخطاء يجب أن يكون أقل من 0,30؛
- عدد النيرونات يجب أن يكون أقل أو يساوي 5؛
- حجم المجتمع: 50 شبكة عصبية في التكوين الواحد؛
- تكرار خوارزمية إعادة الانتشار حدد بألف (1000) مرة.

وطريقة عمل هذه الخوارزمية هي كالآتي:

- تبدأ خوارزمية التكوين بخلق جيل مكون من 50 شبكة عصبية؛
- كل شبكة تابعة لهذا الجيل تقوم بعملية التدريب لتحديد أحسن بنية؛
- نختار أحسن بنية والتي تعطي أدنى قيمة للفروق من البنيات الأربع المرشحة للاستخدام (أنظر الجدول 4) والتي كانت تساوي في دراستنا هذه 0,247321 ، وهي الشبكة رقم: 13 التي تحوي أربعة نيرونات وتأخذ الشكل (1,1,1,1) .

الجدول 4

نتائج عملية التدريب لتحديد البنية المثلى

الرقم	الخوارزمية	عدد النيرونات	MSE	Fitness
1	(1,2,2,1)	5	0,296635	100
13	(1,1,1,1,1)	4	0,247321	100
15	(1,1,1)	2	0,281207	100
25	(1,2,2,1)	5	0,297415	100

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia » بعد تنظيم البيانات

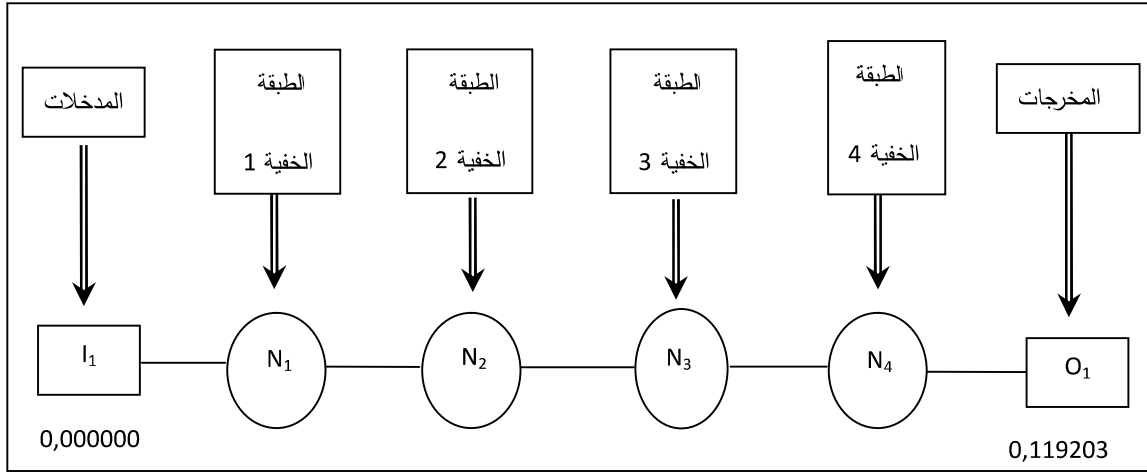
باستخدام البرنامج الجزئي

« Create or Optimize Net Using Evolutionary Optimization »

ومنه فخورزمية الشبكة المتحصل عليها والمبينة في الشكل 6 تحوي نيرونا واحدا في طبقتي المدخل والناتج وفي جميع الطبقات الخفية الأربعة.

الشكل 6

تمثيل بياني لخوارزمية الشبكة المثلى



المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

2-2- تقدير معلمات النموذج المحصل عليه من خوارزمية التكوين:

لتحديد النموذج (شعاع المعلمات) الذي يعطي أدنى قيمة لمتوسط فروقات الأخطاء « MSE » للبنية الجديدة للشبكة علينا ضبط معايير التدريب، حيث ثبتنا مربعات الفروق إلى أقل من 0,30 أما تكرار خوارزمية إعادة الانتشار فحدد بألف (1000) مرة. وقد حصلنا على خوارزمية إعادة انتشار ذات أوزان مختلفة عن سابقتها، وهي كما حملها الجدول 5.

الجدول 5

نتائج خوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب للشبكة المثلى

MSE	الناتج (4)	النشاط (1) - (2)	الأوزان (2)	المدخلات (1)	عدد النيرونات	عدد الطبقات الخفية
0,055920	0,552348	0,552541	1,065122	0,518759	N1	1
	0,990608	1,664612	3,013700	0,552348	N2	2
	0,779799	0,816124	0,823862	0,990608	N3	3
	0,510118	0,510119	0,654167	0,779799	N4	4

المصدر: نتائج مستخلصة من جداول النيرونات الأربعة لخوارزمية إعادة

الانتشار باستخدام البرنامج « Pythia »

3-2- تثبيت نموذج التنبؤ:

بعد أن تم تقدير معالم النموذج باستخدام الجزء الأول من السلسلة الزمنية للمبيعات، سنقوم في هذه المرحلة من الدراسة بتثبيت تلك النتائج المحصل عليها نسبيا في الاختبار الأول باستخدام الجزء الثاني من السلسلة والذي يمتد في الفترة (2008.01 – 2008.12). وهنا ستمتحن قدرة الشبكة في التعميم باستخدام نفس الخطوات السابقة.¹³³

حيث تم في مرحلة أولى تنظيم المعطيات بعد إدخال قاعدة التثبيت في البرنامج «Pythia»، ثم تقدير معالم النموذج الذي يعطي أدنى قيمة لمتوسط فروقات الأخطاء لبنية الشبكة المحصل عليها سابقا بواسطة قاعدة الاختبار. وحصلنا على خوارزمية إعادة انتشار ذات أوزان مختلفة عن سابقتها، وكانت دوال التحويل للنيرونات الأربع مبنية في الجدول 6.

الجدول 6

نتائج خوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب لقاعدة التثبيت

MSE	النتائج (4)	النشاط (1) * (2)	الأوزان (2)	المدخلات (1)	عدد النيرونات	عدد الطبقات الخفية
0,064230	0,008514	- 0,689378	- 0,961312	0,717122	N1	1
	0,109046	-0,025130	-2,951642	0,008514	N2	2
	0,309541	0,299434	2,745932	0,109046	N3	3
	0,479506	0,479495	1,549049	0,309541	N4	4

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

وإذا ما وضعنا مقارنة بسيطة بين قيمتي متوسط فروقات الأخطاء « MSE » عند تقديرنا لمعاملات النموذج الخاص ببنية الشبكة المحصل عليها بواسطة خوارزمية التكوين لقاعدتي الاختبار والتثبيت نلاحظ أنهما متقاربتين، وهو ما يعكس فعالية البنية في إعطاء قيم تنبؤية دقيقة حول سلسلة مبيعات المؤسسة.

¹³³ L. PERSONNAZ et I. RIVALS, *Réseaux de neurones formels pour la modélisation la commande et la classification* (Paris : CNR Edition, 2003), Chapitre 4

2-4- التنبؤ بمبيعات أنابيب « C.A.O. » باستخدام نموذج الشبكة العصبية:

في هذه المرحلة سيتم الاستخدام الفعلي لنموذج الشبكة العصبية المحصل عليه في التوقع بمبيعات المؤسسة وفق مدى تنبؤ يساوي الستة أشهر.¹³⁴ وتحصلنا بذلك على الكميات المتوقعة بيعها خلال السداسي الأول من سنة 2009 الموضحة في الجدول الموالي.

الجدول 7

كمية مبيعات منتج CAO المتوقعة

الشهر	جانفي	فيفري	مارس	أفريل	ماي	جوان
كمية المبيعات المتوقعة مقاسة بـ « ML »	1789	1796	1788	1790	1796	1794

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

وقد دلت هذه النتائج التي بلغت مستويات أحسن مما كانت عليه في السداسي الأول من السنة السابقة على أن نشاط البيع سيعرف انتعاشا في المدى القصير.

¹³⁴ H. STOPPIGLIA, Méthodes statistiques de sélection de modèles neuronaux; applications financières et bancaires (Thèse de Doctorat de l'Univ. Pierre et Marie Curie, Paris :1997), p. 95.

3- دراسة مقارنة:

إذا ما وضعنا مقارنة بين نماذج العمليات العشوائية والشبكات العصبية نجد أن هذه الأخيرة تتأقلم بسهولة تامة مع تقنيات التنبؤ، حيث يتم ضبط نماذج التنبؤ بصفة ثابتة. كما أن هناك عدة أسباب تدعو الباحثين إلى الاهتمام بهذه التقنية عكس الحال بالنسبة لنماذج بوكس جاكينز وهي:

- بخلاف الأساليب الإحصائية، الشبكات العصبية لا تلزم أي فرضية على المتغيرات، وهي مكيفة لمعالجة المسائل المعقدة الغير نظامية؛
- ليس من الضروري معرفة التوزيع الاحتمالي للمتغيرات، عكس ما هو عليه الحال بالنسبة لأغلبية نماذج التحليل الإحصائية المعلمية؛
- الشبكات العصبية مكيفة لمعالجة المسائل الغير خطية؛¹³⁵
- المعطيات الغير متوفرة أو المشوشة لا تطرح أي مشكل بالنسبة للشبكات العصبية، لكون هذه الأخيرة تأخذها بعين الاعتبار وذلك بإضافة نيرون إضافي.
- الشبكات العصبية تأخذ بعين الاعتبار المتغيرات الكيفية بواسطة النيرونات التي تتلقى مدخلات ثنائية (0,1).

الخاتمة:

إن دراستنا هذه قد تمكنت إلى حد بعيد من تبيان خطوات نمذجة التنبؤ باستخدام كل من العمليات العشوائية ونماذج الشبكات العصبية. وقد أعطت بنية الشبكة العصبية (1,1,1,1,1) سلسلة تنبؤية ذات دقة عالية مقارنة بنموذج «ARIMA(2,2,1)»، وعليه فهذا يدعو إلى اعتمادها في وصف حركة كميات مبيعات أنابيب «CAO» على المدى القصير بغية إعطاء صورة أوضح عن الآفاق المستقبلية لمبيعات المؤسسة، حتى يتسنى لمسيرتها اتخاذ أحسن القرارات في ميدان المبيعات، الإنتاج، والتخزين، وكذا تحسين النتائج المرتقبة للقرارات المتخذة وتحسين مستوى الأداء في هذه المؤسسة.

المراجع:

1. الشقراوي، محمد علي. الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية. القاهرة: مطابع المكتب المصري الحديث، 1996.
2. أبو صالح، محمد صبحي ومحمد عوض، عدنان. مقدمة في الإحصاء، مبادئ وتحليل باستخدام SPSS. عمان: دار المسيرة للنشر والتوزيع، 2004.

¹³⁵ P. PAQUET, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels en finance (Paris : document de recherche, faculté de droit et Economie et de gestion, 1997), P.12.

3. حشمان، مولود. نماذج وتقنيات التنبؤ القصير المدى. الجزائر: ديوان المطبوعات الجامعية، 1998.
4. عبد المجيد البلداوي، عبد الحميد. أساليب البحث العلمي والتحليل الإحصائي. عمان: دار الشروق للنشر والتوزيع، 2005.
5. ANSION, G. **Les méthodes de prévision en économie.** Paris: Ed. Armand Colin, 1990.
6. DREYFUS, G. **Réseaux de neurones : méthodologie et applications.** Paris: Edition Eyrolles, 2002.
7. GIARD, V. **Statistique Appliquée à la Gestion.** Paris: Ed. ECONOMICA-7^{ème} Edition , 1995.
8. GOURIEROUX, C. et MONFORT A. **Séries Temporelles et modèles Dynamiques.** Paris : Ed. ECONOMICA-2^{ème} édition, 1995
9. HERTZ, J. and KROGH, A. and Palmer, R. **Introduction to the Theory of Neural Networks.** USA: Addison-Wesley, 1991.
10. JOUDOUIN, J.F. **les Réseaux de neurones principes et définitions.** Edition Hermes, 1994.
11. LARDIC, S et MIGNON, V. **Econométrie Des Séries Temporelles Macroéconomiques Et Financières.** Paris: Ed. ECONOMICA, 2002.
12. PAQUET, P. **l'utilisation des réseaux de neurones artificiels en finance.** Paris : document de recherche, faculté de droit et Economie et de gestion, 1997.
13. PERSONNAZ, L et RIVALS, I. **Réseaux de neurones formels pour la modélisation la commande et la classification.** Paris : CNR Edition, 2003.
14. STOPPIGLIA, H. **Méthodes statistiques de sélection de modèles neuronaux ; applications financières et bancaires.** Thèse, Université de Paris, 1997.

الملحق الأول

O_1	I_1
520	800
800	1329
1329	1172
1172	956
956	1411
1411	424
424	1313
1313	295
295	1392
1392	1551
1551	1551
1551	555
555	1330
1330	906
906	1197
1197	3172
3172	1314
1314	930
930	1223
1223	345
345	1886
1886	811
811	732
732	1371
1371	1137
1137	912
912	750
750	1934
1934	1394
1394	1691
1691	1348
1348	1290
1290	1350
1350	1467
1467	1212
1212	412
412	431
431	2490
2490	1809
1809	1447

O_1	I_1
0.076739	0.172237
0.172237	0.352660
0.352660	0.299113
0.299113	0.225443
0.225443	0.380628
0.380628	0.043997
0.043997	0.347203
0.347203	0.000000
0.000000	0.374147
0.374147	0.428377
0.428377	0.428377
0.428377	0.088677
0.088677	0.353001
0.353001	0.208390
0.208390	0.307640
0.307640	0.981241
0.981241	0.347544
0.347544	0.216576
0.216576	0.316508
0.316508	0.017053
0.017053	0.542633
0.542633	0.175989
0.175989	0.149045
0.149045	0.366985
0.366985	0.287176
0.287176	0.210437
0.210437	0.155184
0.155184	0.559004
0.559004	0.374829
0.374829	0.476126
0.476126	0.359141
0.359141	0.339359
0.339359	0.359823
0.359823	0.399727
0.399727	0.312756
0.312756	0.039905
0.039905	0.046385
0.046385	0.748636
0.748636	0.516371
0.516371	0.392906

1447	3227
3227	2494
2494	2347
2347	1637
1637	1982
1982	1680
1680	2987
2987	1467
1467	2613
2613	3003
3003	1642
1642	1584
1584	2111
2111	2704
2704	2011
2011	1550
1550	1992
1992	1509
1509	1816

0.392906	1.000000
1.000000	0.750000
0.750000	0.699864
0.699864	0.457708
0.457708	0.575375
0.575375	0.472374
0.472374	0.918145
0.918145	0.399727
0.399727	0.790587
0.790587	0.923602
0.923602	0.459413
0.459413	0.439632
0.439632	0.619372
0.619372	0.821623
0.821623	0.585266
0.585266	0.428035
0.428035	0.578786
0.578786	0.414052
0.414052	0.518759

قاعدة الاختبار قبل عملية

قاعدة الاختبار بعد عملية التنظيم

التنظيم

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

الملحق الثاني

Neuron « N1_001 »		
I INPUT	WEIGHTS	
0,0000	- 0,343870	ACTIVITY
		0,000000
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,119203

Neuron « N1_002 »		
I INPUTS	WEIGHTS	
0,000000	- 0,447253	ACTIVITY
		0,000000
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,119203

Neuron « N2_003 »		
I NPUT	WEIGHTS	
0,0000	0,811968	ACTIVITY
0,0000	- 0,479494	0,000000
		0,119203

Neuron « N2_004 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,000000	- 0,715954	ACTIVITY
0,000000	0,499466	0,000000
		0,119203

Neuron « N3_005 »		
I N	WEIGHTS	
0,0	- 0,467551	ACTIVITY
0,0	0,813185	0,000000 FUCTION FERMI OUTPUT 0,119203

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

الملحق الثالث

SQ DV	O ₁ (NET)
0.127895	1569
0.088958	1674
0.011336	1641
0.021103	1598
0.063104	1693
0.001010	1504
0.180893	1671
0.003414	1484
0.225824	1688
0.012850	1724
0.003496	1724
0.000075	1526
0.145842	1675
0.007764	1588
0.063764	1646
0.114503	2189
0.261996	1671
0.009050	1593
0.060608	1652
0.008410	1492
0.248282	1806
0.011574	1571
0.064604	1556
0.105354	1684
0.008044	1634
0.023817	1589
0.048765	1559
0.132752	1818
0.006996	1689
0.015373	1758
0.000018	1679
0.011768	1666
0.017609	1679
0.014669	1705
0.003875	1650
0.009803	1502
0.139047	1505
0.276504	1973
0.057568	1787
0.001367	1701
0.067295	2208

O ₁	I ₁
520	800
800	1329
1329	1172
1172	956
956	1411
1411	424
424	1313
1313	295
295	1392
1392	1551
1551	1551
1551	555
555	1330
1330	906
906	1197
1197	3172
3172	1314
1314	930
930	1223
1223	345
345	1886
1886	811
811	732
732	1371
1371	1137
1137	912
912	750
750	1934
1934	1394
1394	1691
1691	1348
1348	1290
1290	1350
1350	1467
1467	1212
1212	412
412	431
431	2490
2490	1809
1809	1447
1447	3227

0.182648	1974
0.036873	1931
0.042215	1745
0.004367	1831
0.006001	1755
0.023344	2128
0.191149	1705
0.034269	2010
0.026779	2133
0.183866	1746
0.000944	1732
0.009193	1865
0.000624	2038
0.087160	1838
0.009572	1724
0.009342	1833
0.008946	1715
0.009072	1788

3227	2494
2494	2347
2347	1637
1637	1982
1982	1680
1680	2987
2987	1467
1467	2613
2613	3003
3003	1642
1642	1584
1584	2111
2111	2704
2704	2011
2011	1550
1550	1992
1992	1509
1509	1816

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

الملحق الرابع

خاص بالشكل 5 صفحة: 10

والجدول 3 صفحة: 11

Neuron « N1_001 »			Neuron « N1_002 »		
I NPUTS	WEIGH		I NPUTS	WEIGHTS	
0,518759	-	ACTIVITY	0,518759	0,264566	ACTIVITY
		- 0,312633			0,137246
		FUCTION			FUCTION
		FERMI			FERMI
		OUTPUT			OUTPUT
		0,037308			0,189845

Neuron « N2_003 »			Neuron « N2_004 »		
I NPUTS	WEIGH		I NPUTS	WEIGHTS	
0,037308	0,8130	ACTIVITY	0,037308	- 0,437104	ACTIVITY
0,189845	-	- 0,051286	0,189845	1,023744	0,178045
		FUCTION			FUCTION
		FERMI			FERMI
		OUTPUT			OUTPUT
		0,099290			0,216222

Neuron « N3_005 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,099290	0,668918	ACTIVITY
0,216222	2,048282	0,509301
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,509300

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

الملحق الخامس

SQ DV	O ₁ (NET)
0.079192	1345
0.098241	1719
0.012006	1650
0.011990	1493
0.071951	1742
0.015938	1041
0.193434	1714
0.013030	978
0.242102	1738
0.016507	1769
0.005513	1769
0.020926	1127
0.157695	1719
0.001603	1447
0.066771	1664
0.042382	1801
0.247321	1714
0.002817	1470
0.064824	1677
0.005775	1000
0.243997	1793
0.032695	1356
0.025514	1279
0.116305	1732
0.007795	1630
0.011616	1453
0.017202	1297
0.126949	1795
0.004461	1738
0.017634	1783
0.000135	1725
0.014835	1705
0.022083	1726
0.019057	1755
0.004850	1671
0.003679	1034
0.046586	1045
0.218012	1800
0.056941	1790
0.000396	1751
0.014546	1801

O ₁	I ₁
520	800
800	1329
1329	1172
1172	956
956	1411
1411	424
424	1313
1313	295
295	1392
1392	1551
1551	1551
1551	555
555	1330
1330	906
906	1197
1197	3172
3172	1314
1314	930
930	1223
1223	345
345	1886
1886	811
811	732
732	1371
1371	1137
1137	912
912	750
750	1934
1934	1394
1394	1691
1691	1348
1348	1290
1290	1350
1350	1467
1467	1212
1212	412
412	431
431	2490
2490	1809
1809	1447
1447	3227

0.236872	1800
0.056100	1800
0.037567	1779
0.002933	1796
0.004630	1782
0.001690	1801
0.176630	1755
0.012917	1800
0.076782	1801
0.174220	1779
0.001996	1773
0.005318	1798
0.011226	1800
0.095833	1796
0.006837	1769
0.007039	1796
0.006136	1762
0.009229	1791

3227	2494
2494	2347
2347	1637
1637	1982
1982	1680
1680	2987
2987	1467
1467	2613
2613	3003
3003	1642
1642	1584
1584	2111
2111	2704
2704	2011
2011	1550
1550	1992
1992	1509
1509	1816

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

الملحق السادس

خاص بالجدول 5 صفحة: 13

Neuron « N1_001 »		
I NPUTS	WEIG	
0,518759	1,065	ACTIVITY
		0,552541
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,552348

Neuron « N2_002 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,552348	3,013700	ACTIVITY
		1,664612
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,990608

Neuron « N3_003 »		
I NPUTS	WEIG	
0,990608	0,823	ACTIVITY
		0,816124
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,779799

Neuron « N4_004 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,779799	0,654167	ACTIVITY
		0,510119
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,510118

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

الملحق السابع

O_1	I_1
1816	1515
1515	1779
1779	1479
1479	1539
1539	1778
1778	1700
1700	1582
1582	2200
2200	2182
2182	2688
2688	2160
2160	2346

O_1	I_1
0.278743	0.029777
0.029777	0.248139
0.248139	0.000000
0.000000	0.049628
0.049628	0.247312
0.247312	0.182796
0.182796	0.085194
0.085194	0.596361
0.596361	0.581472
0.581472	1.000000
1.000000	0.563275
0.563275	0.717122

قاعدة الاختبار بعد عملية التنظيم قاعدة الاختبار قبل عملية التنظيم

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »

الملحق الثامن

خاص بالجدول 6 صفحة: 14

Neuron « N1_001 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,717122	- 0,961312	ACTIVITY
		- 0,689378
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,008514

Neuron « N2_002 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,008514	-2,951642	ACTIVITY
		-0,025130
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,109046

Neuron « N3_003 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,109046	2,745932	ACTIVITY
		0,299434
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,309541

Neuron « N4_004 »		
I NPUTS	WEIGHTS	
0,309541	1,549049	ACTIVITY
		0,479495
		FUCTION
		FERMI
		OUTPUT
		0,479506

المصدر: نتائج مستخلصة من البرنامج « Pythia »