

## نماذج التنبؤ الاقتصادي

## دراسة مقارنة بين العمليات العشوائية والشبكات العصبية

عدالة العجال

adj\_adala@yahoo.fr

## الملخص:

يهدف البحث إلى توضيح خطوات استخدام العمليات العشوائية والشبكات العصبية في التنبؤ الاقتصادي. حيث تم إجراء تطبيق عملي على نشاط البيع في إحدى المؤسسات الصناعية الجزائرية باستعمال أهم الأسس الرياضية والإحصائية التي تستند عليها هذه التقنيات في تحديد نماذج تنبؤية تسير الظرف الاقتصادي للبلد على المدى القصير والمتوسط.

تبين من النتائج مدى أهمية تحليل السلاسل الزمنية باستخدام نماذج الشبكات العصبية لدورها الفعال في عمليات التخطيط الاقتصادي واتخاذ القرار على المدى القصير.

## Abstract :

The aim of this research is to explain how to use random operations and neural networks in economic forecasting. It shows a parical work on sale activity in algerian indistrial enterprises by the use of mathematical and statistical principales, that 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 effectif role in economic planification activities and making decision in short term.

الكلمات المفتاح: تنبؤ، سلاسل زمنية، طريقة بوكس جانكيتز، نماذج الشبكات العصبية.

## مقدمة:

يعتبر موضوع التنبؤ الوسيلة التي يستخدمها المسؤولون والمسؤولون سواء في المؤسسات الصغيرة أو الكبيرة من أجل تسهيل آليات التسيير وبشكل رئيسي عملية اتخاذ القرار في مختلف الميادين كالمبيعات، الإنتاج، المخزون... الخ. هذا من جهة ومن جهة ثانية، 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. ومع تطور الطرائق الرياضية ساهمت العوامل الغير قابلة للقياس وبالأخص العامل العشوائي في دراسة حركة الظواهر الاقتصادية وكانت بداية لظهور نماذج العمليات العشوائية (بوكس جانكيتز)، 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 تتلائم 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 الممتدة من عام 2003 م إلى عام 2008 م باستخدام كل من نماذج بوكس جانكيتز ونماذج الشبكات العصبية كونهما تعتبران المنافس الحقيقي لمختلف النماذج الكلاسيكية الأخرى.

## 1- تحديد نموذج التنبؤ لمبيعات أنابيب « C.A.O. » باستخدام نماذج بوكس جانكيتز:

طريقة «بوكس-جانكيتز» 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 اتباع 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 بمبيعات أنابيب « C.A.O. ».
- يتم التحقق من استقرارية السلسلة الزمنية للمبيعات الشهرية لأنابيب « C.A.O. » .
- تحديد نموذج سلسلة المبيعات وتقدير معالمة.
- تشخيص النموذج عن طريق دراسة معالمته وكذا البواقي الخاصة به باستخدام اختبار « لجانق- بوكس ».

### 1-1- الكشف عن مركبات السلسلة الزمنية<sup>(1)</sup> 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. وتقوم دراسة السلاسل الزمنية على تحليلها إلى عناصرها الأربعة المكونة لها (التغيرات الموسمية والدورية والعشوائية والاتجاه العام)، بغية معرفة مقدار هذه التغيرات وإدراك طبيعتها واتجاهها، حتى يصبح في الإمكان القيام بالتقديرات اللازمة والتنبؤات الضرورية، استعدادا لما ينتظر أن يحدث في المستقبل.

والهدف من دراستنا لمركبات السلسلة الزمنية هو الكشف عن التغيرات التي تطرأ على مبيعات<sup>(2)</sup> منتج أنابيب « C.A.O. » خلال الفترة 2003م/2008م حتى تتمكن من معرفة أنواع هذه التغيرات وقياس كل نوع منها. سنتناول طريقة الاختبارات الإحصائية حيث يستلزم علينا استعمال مجموعتين متباينتين من الأدوات الإحصائية لكشف أولا الاتجاه العام ثم الفصلية في وقت لاحق.

#### أ- الكشف عن مركبة الاتجاه العام:

نظرا لصعوبة الكشف البياني، سنستعمل الاختبارات الحرة التوزيع<sup>(3)</sup>، ويعتبر اختبار دانيال من أهم وأقوى هذه المقاييس، وهو يستعين بمعامل الارتباط لسبيرمان الذي سنقيس بواسطته الارتباط الخطي بين ترتيبين؛ الرتي  $R_t$  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 الدلالة 1%. 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 ضمنا أن السلسلة ذات مركبتين؛ الاتجاه العام والعشوائية.

<sup>1</sup> أ. مولود حشمان، « نماذج وتقنيات التنبؤ القصير المدى »، د.م.ج.، الجزائر، 1998 .

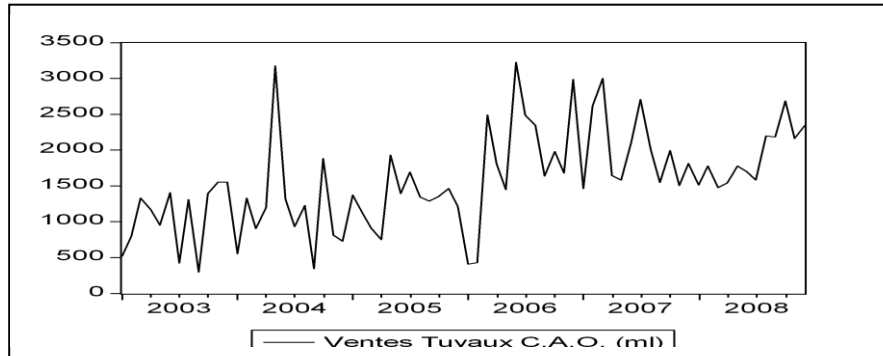
<sup>2</sup> بالرجوع إلى الإحصاءات المنشورة في جداول الريادة الخاص بالمؤسسة.

<sup>3</sup> يستعمل فيها الأدوات الاختبارية التي لا تخضع بالضرورة لأي توزيع إحصائي.

## 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 «01».

شكل «01»: تمثيل بياني لكميات مبيعات منتج أنابيب « C.A.O. » خلال الفترة 2003م/2008م



المصدر: من إعداد الباحث

قد نحتاج لدليل أكثر قوة وبرهان وعليه سنلجأ إلى استخدام اختبار « كريسكول -وايس »<sup>(4)</sup>. وحتى لا يكون هذا الاختبار مغلطا، سنقوم بإزالة مركبة الاتجاه العام (التي سبق وأن كشفنا 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 تريبع النظرية  $F_{[0,01; 11]}^2 =$

24,725 وبالتالي فهي واقعة في المجال الحرج لفرضية العدم  $H_0$  التي تنص على عدم وجود المركبة الفصلية في السلسلة الزمنية، وبالتالي يجب عدم أخذها بعين الاعتبار في عملية النمذجة والتنبؤ.

1-2- دراسة استقرارية<sup>(5)</sup> سلسلة مبيعات أنابيب « CAO »:

بعد أن قمنا بتحليل لشكل ومركبات سلسلة البيانات الشهرية لمبيعات أنابيب « C.A.O. » الخاصة بمؤسسة ترانس كنال بدءا من عام 2003 وحتى عام 2008. سنتطرق في هذه المرحلة من الدراسة إلى اختبار «Dikey-Fuller»<sup>(6)</sup> لدراسة استقرارية سلسلة المبيعات، حيث نفترض وجود نموذج مختلط  $ARMA(p,q)$ .

جدول «01»: 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: من إعداد الباحث

<sup>4</sup> اختبار كريسكول هو اختبار ذو ذيل أيمن يستعمل خصيصا لكشف المركبة الفصلية

<sup>5</sup> Shumway, R. H. [1988], « Applied Statistical Time Series Analysis », Prentice-Hall, New York.

<sup>6</sup> يعتبر اختبار «Dikey Fuller» من أنجح الاختبارات في دراسة الاستقرارية.

حسب الجدول «01» 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 استقرار النموذج ARMA(p,q). لذا فقد تم 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 الاستقرار. وهذا يدل على أن نموذج سلسلة المبيعات هو نموذج مختلط مركب من النوع ARIMA(p,2,q).

### 1-3- 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 2008/2003 وذلك بعد تطبيق عملية الفرق من الدرجة الثانية «d=2».

ومن خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي المقدرة تم تشكيل جدول ذو مدخلين يتضمن قيم المحددات  $\hat{\Delta}(i, j)$  وفي خطوة مولية قمنا بحساب النسب التي حمل نتائجها الجدول «02». والملاحظ إحتواء الجدول على ركنين شماليين غربيين<sup>(7)</sup> تساوي قيمتهما 0,80 و 0,81 واللذان تقل قيمتهما عن 1,96 عند مستوى معنوية 95% وبالتالي انعدام كل من  $\tilde{\Delta}(0,1)$  و  $\tilde{\Delta}(2,0)$ ، وهو ما يدل 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.

جدول «02»: جدول ذو مدخلين يتضمن قيم المحددات

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

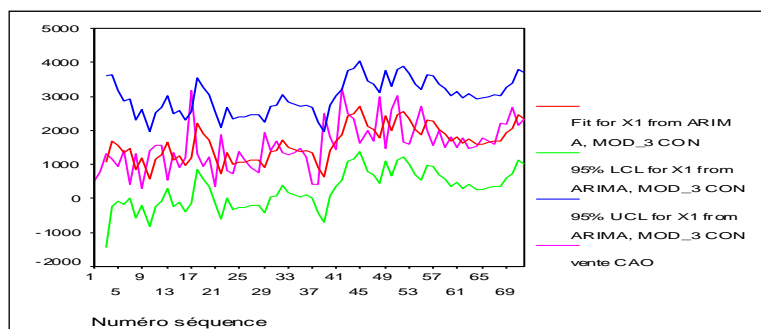
J \ I	0	1	2	3	4	5	6
0	5,89	<b>0,80</b>	1,07	0,96	0,57	0,16	0,17
1	2,98	0,75	0,21	0,03	0,02	0,01	0,00
2	<b>0,81</b>	0,06	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00
3	0,27	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
4	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
5	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

المصدر: من إعداد الباحث

من خلال الشكل «02» نلاحظ التطابق الكبير بين كل من السلسلتين الفعلية والنظرية، ومعنى أدق فإن النموذج استطاع توليد 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.

<sup>7</sup> انظر في ذلك « Séries Temporelles et Modèles Dynamiques / page 191 »

شكل «02»: السلسلة الزمنية للمبيعات الفعلية والنظرية لأنابيب « C.A.O. » الناتجة من نموذج  $ARIMA(2,2,1)$  وحدي الثقة الأعلى والأدنى



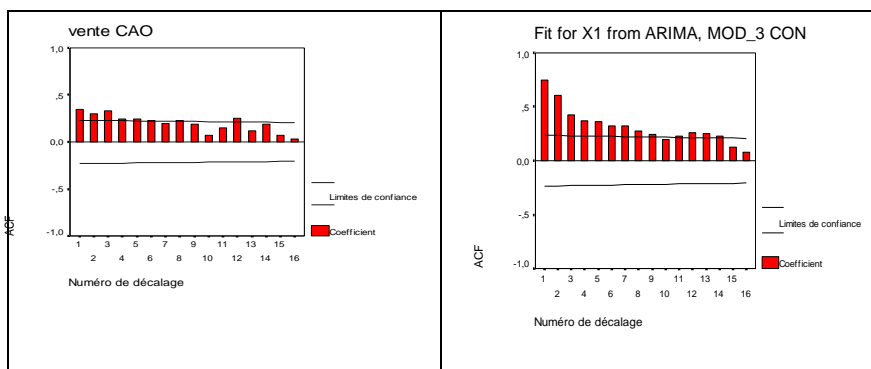
المصدر: من إعداد الباحث

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

بعد الانتهاء من مرحلتين تحديد وتقدير النموذج، نود التطرق إلى المرحلة الثالثة من عملية النمذجة، وهي اختبار قوة النموذج الإحصائية<sup>(8)</sup> ثم التنبؤية في مرحلة لاحقة، 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 2003/2008، وبمقارنة ذاتي الارتباط الذاتي للسلسلتين والتي حملهما الشكل البياني رقم «03» لاحظنا عدم وجود اختلاف جوهري بينهما، وهو دليل قاطع على نجاح عملية تحديد النموذج.

شكل «03»: ذاتي الارتباط الذاتي للسلسلتين الأصلية والمتولدة عن النموذج  $ARIMA(2,2,1)$

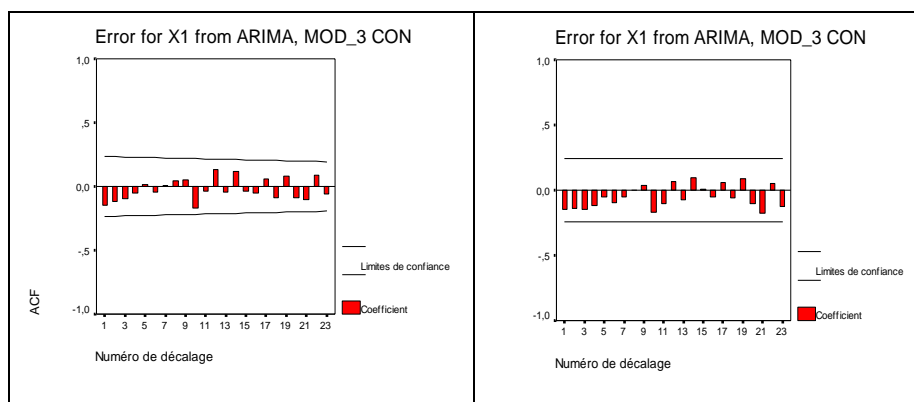


المصدر: من إعداد الباحث

ب- **الخطوة الثانية:** سننتقل في هذه المرحلة من التشخيص إلى دراسة وتحليل بواقي النموذج، وهو ما يتطلب حساب ورسم دالة الارتباط الذاتي لهذه البواقي كما هو مبين في الشكل «04».

<sup>8</sup> عدنان ماجد عبد الرحمن بري، « طرق التنبؤ الإحصائي (الجزء الأول) »، جامعة الملك سعود.

## شكل «04»: دالتي الارتباط الذاتي للبواقي



المصدر: من إعداد الباحث

ومن الملاحظ من خلال الشكل البياني السابق أن معالم دالتي الارتباط الذاتي الكلية  $\rho_h(\varepsilon)$  والجزئية  $\Gamma_h(\varepsilon)$  لهذه البواقي تقع داخل مجال المعنوية المعبر عنه بيانياً بخطين متوازيين وبالتالي فإن قيمها بالقيمة المطلقة تقع دون القيمة  $\frac{2}{\sqrt{T}}$  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.» العائدة لمؤسسة ترانس كنال، بأنه وعلى العموم توجد قيما عالية لاحتمال قبول فرضية العدم لمقادير التباطؤ الزمني حيث تراوحت ما بين 0,6 و0,9 عدى 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 و0,5 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  $\varepsilon_t$  ضجة بيضاء، سنستخدم أحد أحسن الاختبارات الإحصائية ألا وهو اختبار «لجانق- بوكس»، والذي وجدنا قيمة إحصائية المعدلة تساوي: 14,763 والتي كانت تقل عن القيمة الجدولية كاي تربيع « $\chi^2$ » النظرية عند مستوى خطر 5% ودرجات حرية «df= 20»، وهذا ما يدعو إلى قبول الفرضية الصفرية « $H_0$ » 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 جانكيتز قد أظهر ملائمة عالية وبرهن عن كفاءته ودقته 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 الاصطناعية لكونها تلائم النماذج 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 لتقنيات الشبكات العصبية أن تصنف في مجال الذكاء الاصطناعي<sup>(9)</sup> نظرا لسلوكها المرتبط جدا بتقنيات التدريب إن الهدف من دراسة السلسلة الزمنية لمبيعات أنابيب « CAO » 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 (الفترة الممتدة من جانفي 2003 إلى ديسمبر 2007)، أما السلسلة الثانية فهي وسيلة لتثبيت النتائج المحصل عليها نسبيا في الاختبار الأول (الفترة الممتدة من جانفي 2008 إلى ديسمبر 2008). ونضع السلسلة الزمنية ذات تأخر من الدرجة الأولى «  $Y_{t-1}$  » كسلسلة مفسرة.

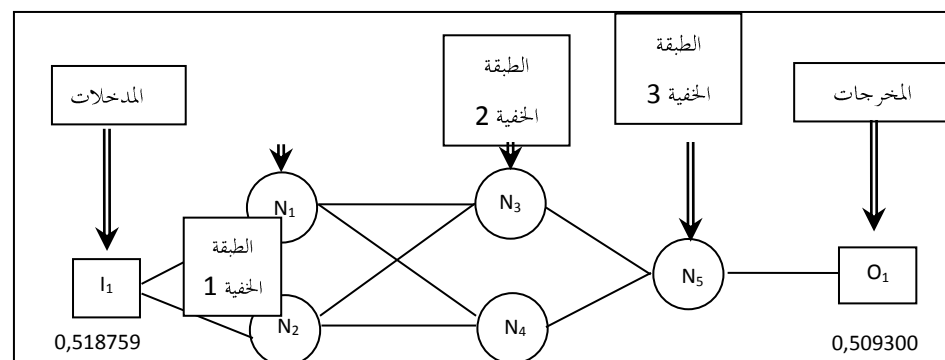
### 2-1- تحديد خوارزمية الشبكة العصبية الخاصة بمبيعات المؤسسة:

أ- خلق شبكة عصبية تحكيمية: بعد إدخال قاعدة الاختبار في البرنامج «Pythia»، قمنا بتنظيم المعطيات، ثم خلق شبكة عصبية متعددة الطبقات<sup>(10)</sup> في مرحلة مولية، والتي يتم تحديد خوارزمتها من منطلق التيسيط لضمان استقرار أكبر للنموذج، حيث كانت تحوي ثلاث طبقات خفية تضم الأولى والثانية ونيرونين إثنين أما الثالثة فتضم نيرون واحد، بالإضافة إلى طبقتي المدخل والنتاج التي تضم كل منهما نيرونا واحدا.

ت- تقدير معالم النموذج<sup>(11)</sup>:

قبل البدء في عملية تدريب الشبكة للحصول على أدنى قيمة لمتوسط فروقات الأخطاء « MSE » وبالتالي الحصول على نموذج كفؤ أكثر ملائمة للسلسلة، علينا ضبط معايير التدريب، 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 «05».

الشكل «05»: تمثيل بياني لخوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب



المصدر: من اعداد الباحث

<sup>9</sup> محمد علي الشقراوي، « الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية »، مطابع المكتب المصري الحديث، القاهرة، 1996.

<sup>10</sup> Hertz J., Krogh A. and Palmer R. [1991], « Introduction to the Theory of Neural Networks ». Addison Wesley.

<sup>11</sup> DREYFUS G., [2002], « Réseaux de neurones : méthodologie et applications », Edition Eyrolles, Paris.

ومتوسط مربعات فروقات الأخطاء « MSE » لهذه الخوارزمية يساوي 0,060057 (أنظر الجدول «03»). وقد تم الحصول على

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

هذا المتوسط باستخدام دالة التحويل المعرفة وفق العلاقة التالية:

جدول «03»: نتائج خوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب لقاعدة الاختبار

MSE	النتج (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
	0,216222	0,178045	- 0,429929	0,189845		
			- 0,437104	0,037308		
	0,509300	0,509301	1,023744	0,189845	N4	
0,668918			0,099290	N5		
		2,048282	0,216222		3	

المصدر: من إعداد الباحث

ج - البحث عن أحسن بنية بواسطة خوارزمية التكوين<sup>(12)</sup>:

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

- 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 فحدد بألف (1000) مرة

وطريقة عمل هذه الخوارزمية هي كالآتي:

- تبدأ خوارزمية التكوين بخلق جيل متكون 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 «04») والتي كانت تساوي في دراستنا هذه 0,247321 ، وهي الشبكة رقم 13 التي تحوي أربعة نيرونات وتأخذ الشكل (1,1,1,1,1).

جدول «04»: 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

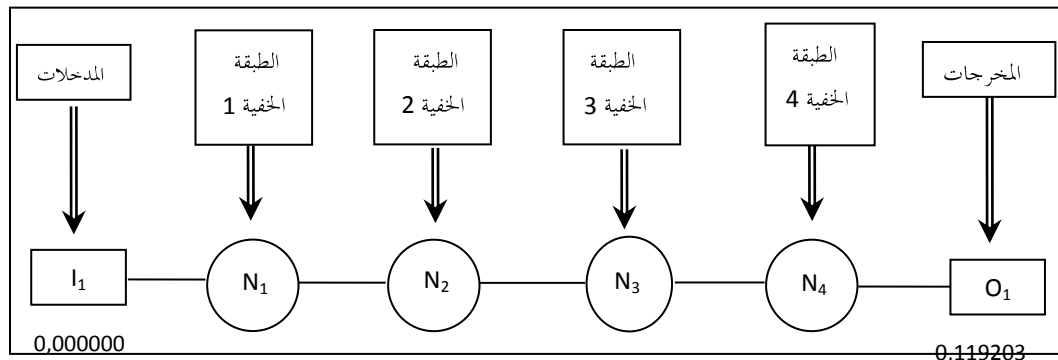
المصدر: من إعداد الباحث

ومنه فخوارزمية الشبكة المتحصل عليها والمبينة في الشكل «06» تحوي نيرون واحد في طبقتي المدخل والنتج وفي جميع الطبقات الخفية الأربعة.

<sup>12</sup> خوارزميات التكوين تعتبر من الوسائل الفعالة التي تسمح بإيجاد أحسن بنية في فترة زمنية وجيزة وبدقة متناهية.



الشكل «06»: تمثيل بياني لخوارزمية الشبكة المثلى



المصدر: من اعداد الباحث

## 2-2- تقدير معاملات النموذج المحصل عليه من خوارزمية التكوين:

علينا تحديد النموذج (شعاع المعلمات) الذي يعطي أدنى قيمة لمتوسط فروقات الأخطاء « MSE » للبنية الجديدة للشبكة، وعليه فعلينا ضبط معايير التدريب، حيث ثبتنا مربعات الفروق إلى أقل من 0,30، أما تكرار خوارزمية إعادة الانتشار فحدد بألف (1000) مرة . وقد حصلنا من خلال هذه النتائج على خوارزمية إعادة انتشار ذات أوزان مختلفة عن سابقتها، وهي كما حملها الجدول «05».

جدول «05»: نتائج خوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب للشبكة المثلى

MSE	الناتج (4)	النشاط (2)·(1)	الأوزان (2)	المدخلات (1)	عدد النيورونات	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: من إعداد الباحث

2-3- تثبيت نموذج التنبؤ<sup>(13)</sup>:

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 من جانفي 2008 إلى ديسمبر 2008. وهنا سنمتحن قدرة الشبكة في التعميم باستخدام نفس الخطوات السابقة. حيث تم في مرحلة أولى تنظيم المعطيات بعد إدخال قاعدة التثبيت في البرنامج « Pythia »، ثم تقدير معاملات 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 للنيورونات الأربع مبنية في الجدول «06». وإذا ما وضعنا مقارنة بسيطة بين قيمتي متوسط فروقات الأخطاء « MSE » عند تقديرنا لمعاملات النموذج الخاص ببنية الشبكة المحصل عليها بواسطة خوارزمية التكوين سابقا لكلتا السلسلتين الزمنيتين (قاعدي الاختبار والتثبيت) نلاحظ أنهما متقاربتين، وهو ما يعكس فعالية البنية في إعطاء قيم تنبؤية دقيقة حول سلسلة مبيعات المؤسسة.

<sup>13</sup> Personnaz, L. Rivalsi, [2003], « les réseaux de neurones », Inter Edition, Paris.

## جدول «06»: نتائج خوارزمية إعادة انتشار بعد عملية التدريب لقاعدة الشببت

MSE	الناتج (4)	النشاط (2) *(1)	الأوزان (2)	المدخلات (1)	عدد النيورونات	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: من إعداد الباحث

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

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

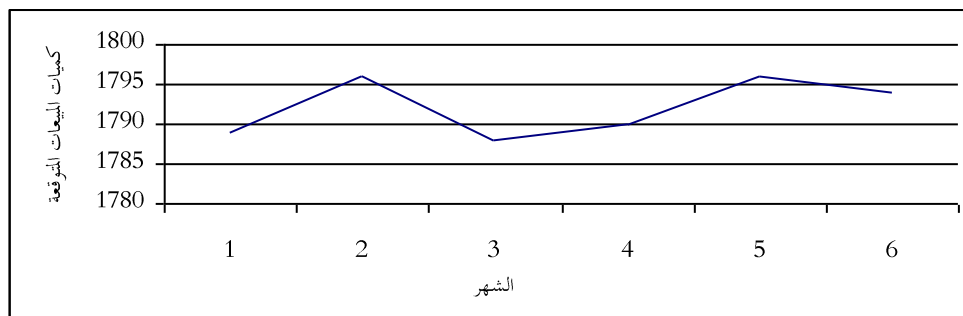
## جدول «07»: كمية مبيعات منتج CAO المتوقعة

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

المصدر: من إعداد الباحث

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

## شكل « 07 »: تمثيل بياني للمبيعات المتوقعة خلال السداسي الأول من سنة 2009



المصدر: من إعداد الباحث

## الختامة:

إن دراستنا هذه قد تمكنت إلى حد بعيد من تبيان أهمية التحليل الإحصائي في وضع الخطط واتخاذ القرارات من خلال تطبيق الطرائق والأساليب الإحصائية المدروسة والمستخدم في عملية التنبؤ حول بيانات المؤسسة، وبالتالي فقد طرحت أسلوب جديد لتحليل هذه البيانات.

كما أن استخدام نماذج الشبكات العصبية قد أعطى سلسلة تنبؤية ذات دقة عالية مقارنة بنماذج بوكس جانكيتز، 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 لمسيرها اتخاذ أحسن القرارات في ميدان المبيعات، الإنتاج، والتشغيل، وكذا التخزين، هذا من

<sup>14</sup> STOPPIGLIA H. [1997], Méthodes statistiques de sélection de modèles neuronaux ; applications financières et bancaires, Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie, Paris.

جهة ومن جهة ثانية، تحسين النتائج المرتقبة للقرارات المتخذة وتحسين مستوى الأداء في هذه المؤسسة. ومن استقراء ما سبق ... نجد أن عملية التنبؤ قد تمكنت من رسم الخطوط العريضة المستقبلية لإحدى الفعاليات الهامة في قطاع إنتاج أنابيب «CAO» بمؤسسة ترانس كنال باستخدام تحليل السلاسل الزمنية، ونأمل أن تتبع هذه الدراسة سلسلة دراسات أخرى تقوم بتحليل بنية القطاعات الاقتصادية التي تشكل النشاط الاقتصادي الجزائري وبيان وضعها المستقبلي.

#### المراجع المعتمدة في الدراسة:

##### أ- المراجع باللغة العربية:

- مولود حشمان، « نماذج وتقنيات التنبؤ القصير المدى »، دم.ج.، الجزائر، 1998 .
- عدنان ماجد عبد الرحمن بري، « طرق التنبؤ الإحصائي (الجزء الأول) »، جامعة الملك سعود.
- محمد علي الشقراوي، « الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية »، مطابع المكتب المصري الحديث، القاهرة، 1996.

##### ث- المراجع باللغة الأجنبية:

- Christian Gourieroux, Alain Monfort [1995], « *Séries Temporelles et modèles Dynamiques* », ECONOMICA-2eme édition, Paris.
- Brillinger, D. R. [1975], « *Time Series: Data Analysis and Theory* », Holt, Rinehart and Winston, New York.
- Fuller, W. A. [1976], « *Introduction to Statistical Time Series* », John Wiley, New York.
- Harvey, A. C. [1980], « *Time Series Models* », Halsted Press, New York.
- Shumway, R. H. [1988], « *Applied Statistical Time Series Analysis* », Prentice-Hall, New York.
- Pindyck, Robert S. Rubinfeld, Daniel i., [1998], "Econometric Models and Economic Forecasts", McGraw-Hill, USA.
- DREYFUS G., [2002], « *Réseaux de neurones : méthodologie et applications* », Edition Eyrolles, Paris.
- Personnaz, L. Rivalsi, [2003], « *les réseaux de neurones* », Inter Edition, Paris.
- Hertz J., Krogh A. & Palmer R. [1991], « *Introduction to the Theory of Neural Networks* ». Addison Wesley, USA.
- STOPPIGLIA H. [1997], « *Méthodes statistiques de sélection de modèles neuronaux ; applications financières et bancaires* », Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie, Paris.