وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة أكلي محند أولحاج
-البويرة-
كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير
قسم العلوم الاقتصادية

Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira -
Tasdawit Akli Muḥend Ulḥağ - Tubirett -
Faculté des Sciences Economiques,
Commerciales et des Sciences de Gestion

مذكرة مقدمة ضمن متطلبات نيل شهادة الماستر في العلوم الاقتصادية

تخصص : اقتصاد كمي

بعنوان:

المقارنة بين الأساليب الكمية التقليدية والذكاء الاصطناعي في عملية التنبؤ.

دراسة قياسية على سلسلة إنتاج التمور في الجزائر للفترة (1963-2018).

من إعداد الطالب (ة):

- صفية قاسم

تحت إشراف:

د. فريد بختي

لجنة المناقشة:

اسم ولقب الاستاذ	الرتبة	الجامعة	الصفة
علي العمري	أستاذ محاضر-أ-	جامعة البويرة	رئيسا
فريد بختي	أستاذ	جامعة البويرة	مشرفا
علي جوادي	أستاذ	جامعة البويرة	مناقشا

السنة الجامعية 2024/2023

Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira -
Tasdawit Akli Muḥend Ulḥağ - Tubirett -
Faculté des Sciences Economiques,
Commerciales et des Sciences de Gestion

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة أكلي محند أولحاج
-البويرة-
كلية العلوم الإقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

قسم العلوم الاقتصادية

مذكرة مقدمة ضمن متطلبات نيل شهادة الماستر في العلوم الاقتصادية

تخصص : اقتصاد كمي

بعنوان:

المقارنة بين الأساليب الكمية التقليدية والذكاء الاصطناعي في عملية التنبؤ.

دراسة قياسية على سلسلة إنتاج التمور في الجزائر للفترة (1963-2018).

من إعداد الطالب (ة):

❖ صفية قاسم

تحت إشراف:

د. فريد بختي

لجنة المناقشة:

اسم ولقب الاستاذ	الرتبة	الجامعة	الصفة
علي العمري	أستاذ محاضر-أ-	جامعة البويرة	رئيسا
فريد بختي	أستاذ	جامعة البويرة	مشرفا
علي جوادي	أستاذ	جامعة البويرة	مناقشا

السنة الجامعية 2024/2023

بسم الله الرحمن الرحيم

شكر

أشكر الله العلي القدير الذي أنعم عليَّ بنعمة العقل والدين. القائل في محكم التنزيل "وَفَوْقَ كُلِّ ذِي عِلْمٍ عَلِيمٌ" سورة يوسف الآية 76 ....صدق الله العظيم.

فالحمد لله ربي العالمين، أشكر الله تعالى وأحمده على فضله حيث أتاح لي إنجاز هذا العمل، فله الحمد أولا وآخرا.

قال رسول الله (صلي الله عليه وسلم):" من صنع إليكم معروفاً فكافئوه, فإن لم تجدوا ما تكافئونه به فادعوا له حتى تروا أنكم كافأتموه" .... (رواه أبو داوود)

شكرا إلى من تعبوا على تربيتي وتعليمي إلى من بفضلهم وصلت إلى هذا المكان "والداي"

شكرا لإخوتي على دعمهم ومساعدتهم.

ومن هذا المنبر أتقدم بجزيل الشكر إلى الأستاذ الفاضل "بختي فريد" الذي مدني بالنصائح والتوجيهات من أجل إتمام هذا البحث.

كما أتقدم بجميل الشكر وعظيم العرفان إلى أعضاء لجنة المناقشة الكرام على قراءة هذه الرسالة وتقويم أدائها.

شكرا لكل من مد لي يد العون، شكرا لمن كانوا نعم الأصدقاء زملائي في التخصص وفقهم الله وأخص بالذكر" تونسي هند وقوري يحيى".

أشكر كل الأساتذة الأفاضل الذين تعبوا معنا طوال سنين الجامعة، وأشكر كل أعضاء إدارة كلية العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير.

إهداء

وصلت رحلتي الجامعية إلى نهايتها بعد تعب ومشقة وها أنا ذا أختم بحث تخرجي بكل همة ونشاط...
وأمتن لكل من كان له فضل في مسيرتي...

أهدي تخرجي إليكما يامن أحمل اسمكما بكل افتخار إليكما يا قدوتي ونبراسي الذي ينير دربي إليكما يامن أعطيتموني ولازال عطاؤكما بلا حدود، إلى من بسمتها غايتي وتحت أقدامها جنتي إلى أمي الغالية، إلى الذي علمني أن النجاح لا يأتي إلا بالصبر والإصرار إلى من أنار طريق مستقبلي إلى قوتي وسندي في زماني أبي (بيكاس)، إلى أمي الثانية ومثلي الأعلى إلى التي تعطيني الدعم والأمان دائما أختي (خديجة).

إلى من بهم يشد ساعدي وتعلى هامتي إلى ركائز نجاحي إخواني: ريضا، عبد القادر، رابح، سمير.

إلى من تشاركت معهم أيام حياتي بحلوها ومرها إلى من أهدوني ذكريات لن أنساها ما حييت إلى من رسموا البسمة على وجهي طوال سنين إلى نجوم سمائي :(هند ، سهام) .

إلى أخواتي التي لم تلدهم أمي :(فاطمة ، حنان) . إلى عمتي الغالية.

إلى أفضل ما أهدتني الجامعة: ابتسام، أمينة، سمية، زينب.

إلى ملائكتي الصغار: (وفاء ، إسلام ، ملك ، إياد)

وإلى جميع أفراد العائلة كل باسمه كل بمقامه أنتم رحمة الله لي، حفظكم الله وأدامكم لي فرحة، قوة وسند.

إلى من أخذو بيدي في هذا المجال وجعلوا من العلم أحلى آيات المنال أساتذتي الأفاضل.

إلى روحهم الطاهرة أجدادي رحمهم الله.

إلى صفية قاسم التي ثابرت واجتهدت طوال سنين من أجل نيل شرف التخرج والوصول إلى أعلى المراتب.

وإلى كل من وسعهم القلب ولم تسعهم المذكِرَة.

صفية

الملخص

الملخص:

أخذ موضوع التنبؤ حيزا كبيرا من التطبيق في كل العلوم، كما هو الحال في العلوم الاقتصادية من خلال أهميته البالغة في صنع القرارات بالاعتماد على النتائج التي يقدمها هذا الأخير. لذلك ولتعدد أساليب التنبؤ وظهور عدة أساليب حديثة أصبح من الضروري الاعتماد على أسلوب يضمن لنا الحصول على تنبؤات دقيقة وذات جودة عالية، لذا فالهدف من هذه الدراسة هو المفاضلة بين أسلوبين للتنبؤ أحدهما قديم والمتمثل في منهجية بوكس–جنكنز والآخر تم استعماله حديثا والمتمثل في نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، حيث تم تطبيقهما على السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر للفترة 1963–2018.

وعليه من أجل الوصول إلى الهدف السالف الذكر اخترنا عينة مكونة من 56 مشاهدة متمثلة في السلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر، وبعد تطبيق منهجية بوكس–جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية توصلنا إلى أن أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية يعطي تنبؤات أكثر دقة وكفاءة من تلك المتحصل عليها من تطبيق منهجية بوكس–جنكنز، وذلك من خلال المقارنة بين جذر متوسط مربعات البواقي لكلا النموذجين.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، الأساليب الكمية، السلاسل الزمنية، بوكس–جنكنز، الشبكات العصبية الاصطناعية.

Summary:

The subject of forecasting has taken on a large area of application in all sciences, as the case in economic sciences, through its extreme importance in making decisions based on the results provided by the latter. Therefore, due to the multiplicity of forecasting methods and the emergence of several modern methods, it has become necessary to rely on a method that guarantees us to obtain accurate and high-quality predictions, so the aim of this study it's to compare two forecasting methods, one of which is old represented by the Box-Jenkins methodology, and the other has been used recently represented by the Artificial Neural Networks model, as they were applied to the time series of date production in Algeria for the period 1963-2018.

Therefore, in order to reach the aforementioned goal, we chose a sample of 56 observations representing the annual series of date production in Algeria, and after applying the box-Jenkins methodology and Artificial Neural Networks, we concluded that the Artificial Neural Networks method gives predictions that are more accurate and efficient than those obtained from the application of box-Jenkins methodology, by comparing the root mean square of the residuals for both models.

Keywords: Forecasting, Quantitative methods, Time series, Box-Jenkins, Artificial Neural Networks.

قائمة المحتويات

المحتوى	الصفحة
الشكر	
الإهداء	
الملخص	IV-III
قائمة المحتويات	VIII-VI
قائمة الجداول	X -IX
قائمة الأشكال	-XI XVIVI
قائمة الملاحق	XVIVII
مقدمة	أ-د
الفصل الأول: أساسيات حول التنبؤ والسلاسل الزمنية	
تمهيد	2
المبحث الأول: الأساليب الكمية للتنبؤ	**3**
المطلب الأول: المفاهيم الأساسية للتنبؤ	3
الفرع الأول: مفهوم التنبؤ وأهميته	3
الفرع الثاني: العوامل المؤثرة في عملية التنبؤ	5
الفرع الثالث: مفهوم خطأ التنبؤ ومصادره	7
الفرع الرابع: مقاييس أخطاء التنبؤ	9
المطلب الثاني: مفاهيم حول الأساليب الكمية	11
الفرع الأول: مفهوم الأساليب الكمية وتطورها التاريخي	11
الفرع الثاني: أنواع وخصائص الأساليب الكمية	13
الفرع الثالث: أهمية الأساليب الكمية	17
الفرع الرابع: معوقات تطبيق الأساليب الكمية	19
المبحث الثاني: مبادئ أساسية في السلاسل الزمنية	**19**
المطلب الاول: مفهوم السلسلة الزمنية ومركباتها	20
المطلب الثاني: أهداف دراسة السلاسل الزمنية	25

المطلب الثالث: مفهوم استقراريه وعدم استقراريه السلسلة الزمنية	26
المطلب الرابع: النماذج الخطية للسلاسل الزمنية	30
المبحث الثالث: استخدام منهجية بوكس جنكنز لتحليل السلاسل الزمنية	**33**
المطلب الاول: التعريف بمنهجية بوكس–جنكنز والتطور التاريخي لها	33
المطلب الثاني: مزايا وعيوب منهجية بوكس–جنكنز	34
المطلب الثالث: مراحل تطبيق منهجية بوكس–جنكنز	35
خلاصة	45
الفصل الثاني: الذكاء الاصطناعي كأداة للتنبؤ	
تمهيد	47
المبحث الأول: مدخل للذكاء الاصطناعي	48
المطلب الأول: التطور التاريخي للذكاء الاصطناعي	48
المطلب الثاني: تعريف الذكاء الاصطناعي	49
المطلب الثالث: الخصائص العامة للذكاء الاصطناعي	50
المبحث الثاني: الشبكات العصبية الاصطناعية	**52**
المطلب الأول: الشبكات العصبية الاصطناعية ومجالات استخدامها	52
المطلب الثاني: مميزات وخصائص الشبكات العصبية الاصطناعية	54
المطلب الثالث: مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية	55
المبحث الثالث: أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية واستخدامها في التنبؤ	**59**
المطلب الأول: أنواع الشبكات العصبية حسب امتيازاتها	59
الفرع الأول: حسب هيكلة الشبكة العصبية	59
الفرع الثاني: حسب نوع الارتباط وانسياب المعلومة	61
الفرع الثالث: حسب نوع المشكل المراد حله	63
الفرع الرابع: حسب كيفية حساب المخرجات	64
المطلب الثاني: معالجة المعلومات في الشبكة العصبية الاصطناعية (التعلم–التدريب)	64
المطلب الثالث: أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدمة في التنبؤ	68

بالسلاسل الزمنية	
المطلب الرابع: مراحل التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية	71
خلاصة	73
الفصل الثالث: المفاضلة بين منهجية بوكس جنكيز والشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر	
تمهيد	75
المبحث الأول: التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر باستخدام منهجية بوكس جنكنز	76
المطلب الأول: الدراسة الوصفية لبيانات السلسلة الزمنية	76
المطلب الثاني: التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر باستخدام منهجية بوكس جنكنز	88
المبحث الثاني: التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية	95
المطلب الأول: اختيار الشبكة وتدريبها	95
المطلب الثاني: اختبار الشبكة واستعمالها للتنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر	102
خلاصة	106
خاتمة	108
قائمة المراجع	112
الملاحق	127

الفصل/الرقم	البيان	الصفحة
الجدول رقم(1-1)	الأشكال التي تأخذها كل من دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي	37
الجدول رقم(3-1)	المعطيات الإحصائية للسلسة Y	78
الجدول رقم(3-2)	التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة Y	79
الجدول رقم(3-3)	التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة Y بالفرق الأول	80
الجدول رقم(3-4)	نتائج اختبار جذر الوحدة من أجل التأخير P= 2	80
الجدول رقم(3-5)	نتائج اختبار جذر الوحدة من أجل التأخير P= 1	82
الجدول رقم(3-6)	نتائج اختبار ديكي فولر المطور (ADF) على السلسلة (Y)	82
الجدول رقم(3-7)	التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة (DY) بالفرق الأول	83
الجدول رقم(3-8)	نتائج اختبار جذر الوحدة من أجل التأخير P= 2	83
الجدول رقم(3-9)	نتائج اختبار جذر الوحدة من أجل التأخير P= 1	84
الجدول رقم(3-10)	نتائج اختبار جذر الوحدة من أجل التأخير P= 0	85
الجدول رقم(3-11)	نتائج اختبار (DF) للسلسلة (DY)	85
الجدول رقم(3-12)	التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة (DDY) بالفرق الأول	86
الجدول رقم(3-13)	نتائج اختبار جذر الوحدة من أجل التأخير P= 4	86
الجدول رقم(3-14)	نتائج اختبار جذر الوحدة من أجل التأخير P= 3	87
الجدول رقم(3-15)	نتائج اختبار (ADF) للسلسلة (DDY)	87
الجدول رقم(3-16)	التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة (DDY)	89
الجدول رقم(3-17)	نتائج تقدير النماذج المقترحة للسلسلة DDY بالثابت وبدون ثابت	89
الجدول رقم(3-18)	اختبار الارتباط الذاتي للبواقي (Q-stat) للنماذج المقبولة	91
الجدول رقم(3-19)	اختبار عدم ثبات التباين للبواقي (ARCH) للنموذج ARMA(1,1)	92
الجدول رقم(3-20)	القيم المتنبأ بها لإنتاج التمور في الجزائر	94
الجدول رقم(3-21)	مؤشرات قياس دقة التنبؤ لمنهجية بوكس-جنكنز	94
الجدول رقم(3-22)	نتائج اختبار الشبكة	

الجدول رقم(3-23)	نتائج التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية	105
الجدول رقم(3-24)	المقارنة بين نتائج التنبؤ للطريقتين	105

الفصل/الرقم	البيان	الصفحة
الشكل رقم (1-1)	اقتفاء الأثر	11
الشكل رقم (1-2)	مثال عن سلسلة زمنية لمبيعات إحدى المؤسسات	21
الشكل رقم (1-3)	منحنى لسلسلة زمنية تتضمن مركبة الاتجاه العام	22
الشكل رقم (1-4)	منحنى لسلسلة زمنية تتضمن المركبة الفصلية	23
الشكل رقم (1-5)	منحنى لسلسلة زمنية يوضح التغيرات الدورية	24
الشكل رقم (1-6)	منحنى يبين التحركات العشوائية لسلسلة زمنية	24
الشكل رقم (1-7)	رسم بياني يوضح المركبات الاساسية للسلسلة الزمنية	25
الشكل رقم (1-8)	مثال لسلسلة زمنية مستقرة في المتوسط	27
الشكل رقم (1-9)	استراتيجية اختبار جذر الوحدة المبسطة	39
الشكل رقم (1-10)	طرق التقدير في نموذج ARIMA	40
الشكل رقم (1-11)	ملخص مراحل منهجية Box- Jenkins	44
الشكل رقم (2-1)	نموذج لخلية عصبية بشرية	53
الشكل رقم (2-2)	نموذج لخلية عصبية اصطناعية	53
الشكل رقم (2-3)	النموذج العام والبسيط للشبكة العصبية الاصطناعية	56
الشكل رقم (2-4)	أنواع دوال التنشيط المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية	58
الشكل رقم (2-5)	نموذج شبكة متعددة الطبقات	61
الشكل رقم (2-6)	مثال على الشبكات ذات التغذية الأمامية والشبكات ذات التغذية الخلفية	62
الشكل رقم (2-7)	معمارية شبكة دالة القاعدة الشعاعية	70
الشكل رقم (3-1)	التمثيل البياني للسلسلة Y	77
الشكل رقم (3-2)	التمثيل البياني للسلسلة (DDY)	88
الشكل رقم (3-3)	اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي (Jarque-Bera) للنموذج ARMA(1,1)	92
الشكل رقم (3-4)	التمثيل البياني للسلسلتين DDY وDDYf	93
الشكل رقم (3-5)	اختيار الشبكة العصبية الاصطناعية لمعالجة السلاسل الزمنية	96
الشكل رقم (3-6)	معالجة البينات بالاعتماد على تنبؤ الانحدار الذاتي غير الخطي	97

الشكل رقم (3-7)	تقسيم البيانات	97
الشكل رقم (3-8)	نموذج الشبكة العصبية	98
الشكل رقم (3-9)	دالة الارتباط الذاتي للأخطاء	99
الشكل رقم (3-10)	إعادة تقسيم البيانات	99
الشكل رقم (3-11)	نتائج عملية تدريب الشبكة	100
الشكل رقم (3-12)	دالة الارتباط الذاتي للأخطاء	101
الشكل رقم (3-13)	المدرج التكراري للأخطاء	102
الشكل رقم (3-14)	القيم الأصلية للسلسة الزمنية والقيم المقدرة	103
الشكل رقم (3-15)	جاهزية الشبكة للتنبؤ	104

الرقم	البيان	الصفحة
الملحق رقم (3-1)	يمثل إنتاج التمور في الجزائر من 1963 إلى 2018 (الوحدة: بالقنطار)	127
الملحق رقم (3-2)	نتائج اختبار ADF للسلسلة Y	128
الملحق رقم (3-3)	نتائج اختبار ADF للسلسلة DY	128
الملحق رقم (3-4)	نتائج اختبار ADF للسلسلة DDY	129
الملحق رقم (3-5)	تقدير النموذج AR(1)	129
الملحق رقم (3-6)	تقدير النموذج AR(2)	130
الملحق رقم (3-7)	تقدير النموذج MA(1)	130
الملحق رقم (3-8)	تقدير النموذج MA(2)	131
الملحق رقم (3-9)	تقدير النموذج ARMA(1,1)	131
الملحق رقم (3-10)	تقدير النموذج ARMA(1,2)	124
الملحق رقم (3-11)	تقدير النموذج ARMA(2,1)	132
الملحق رقم (3-12)	تقدير النموذج ARMA(2,2)	133
الملحق رقم (3-13)	اختبار الارتباط الذاتي للبواقي	133
الملحق رقم (3-14)	جداول التوزيع لT$\hat{c}$ و T$\hat{b}$	136
الملحق رقم (3-15)	نتائج مؤشرات قياس دقة التنبؤ	137

مقدمة

تشكل إمكانية التنبؤ بالمستقبل اعتمادا على بيانات سابقة أداة هامة يمكن أن تدفع المنظمات إلى الأمام، وفي أيامنا الراهنة تعتبر المنافسة الشديدة بين الأفراد و المنظمات علامة المجتمعات الحديثة حيث يكون كسب أفضل الاستراتيجيات مفتاحا للنجاح، ويكون ذلك من خلال اتخاذ القرارات الصحيحة في الوقت المناسب بالاعتماد على عدة أساليب كمية، من أهمها نجد أسلوب تحليل السلاسل الزمنية الذي يعد من الموضوعات الجديرة بالاهتمام خصوصا مع تطورها وتعدد استخداماتها لأغراض التنبؤ المستقبلي.

ولعل من أشهر نماذج تحليل السلاسل الزمنية نجد الأسلوب الكلاسيكي المشهور المتمثل في منهجية بوكس–جنكنز التي أثبتت نجاعتها في مجال التطبيقات التجارية والاقتصادية، وقد استخدمت في الكثير من الدراسات والأبحاث وأعطت نتائج جيدة في أغلب الأحيان، إلا أنها تتطلب توفر عدة شروط مما يصعب تشخيص السلسلة ونمذجتها.

في الجانب المقابل نجد أنه ظهرت أساليب حديثة خاصة بمجال علوم الحاسوب مثل الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks، التي بدأ استخدامها بشكل متزايد في وقتنا الحالي حيث استخدمت في الاقتصاد والأعمال والتكنولوجيا وغيرها، فهذه الأساليب قادرة على التعلم والتكيف ذاتيا مع أي نموذج ولا تحتاج إلى افتراضات لطبيعة السلسلة الزمنية، وهذا ما جعل من استخدامها أمرا سهلا.

ومن أجل الوصول إلى هدف هذه الدراسة ألا وهو المقارنة بين هذين الأسلوبين من حيث دقة النتائج وجودتها، سنستعين بالسلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر للتنبؤ بالقيم المستقبلية لها. ومن هنا نطرح الإشكالية التالية:

ما مدى فعالية استخدام منهجية بوكس–جينكنز مقارنة بالشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بكمية إنتاج التمور في الجزائر للفترة (1963–2018)؟

➢ الأسئلة الفرعية:

على ضوء هذه الدراسة تنطلق في أذهاننا جملة من الأسئلة متمثلة في:

- إلى أي مدى يمكن لنماذج بوكس جنكنز التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية الاقتصادية والتنبؤ بقيمها المستقبلية ؟
- هل يمكن أن تكون نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية هي الأكفأ لنماذج بوكس–جنكنز من خلال دقة التنبؤات؟
- هل هناك معايير خاصة بقياس جودة التنبؤ ويمكن من خلالها المفاضلة بين نماذج بوكس–جنكنز ونماذج الشبكات العصبية؟

➢ فرضيات الدراسة:

على ضوء ما تطرقنا إليه في الاشكالية يمكن صياغة وبلورة جملة من الفرضيات، سيتم دراستها واختبار صحتها واستخلاص نتائج ذات صلة بها، وعليه يمكن اقتراح الفرضيات الآتية:

- يمكن لنماذج بوكس جنكنز التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية الاقتصادية والتنبؤ بقيمها المستقبلية بكل سهولة وذلك باتباع منهجية معروفة ومضبوطة.
- تعد الشبكات العصبية أكفأ وأكثر دقة من نماذج بوكس–جنكنز في التنبؤ المستقبلي وكذا التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية.
- توجد عدة معايير خاصة لقياس جودة التنبؤ يمكن من خلالها المفاضلة بين نماذج بوكس–جنكنز ونماذج الشبكات العصبية.

➢ أهمية الدراسة:

تبرز أهمية هذه الدراسة من خلال أهمية تقنيات التنبؤ المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية الاقتصادية، وذلك عن طريق استخدامها في صنع القرارات وتطوير السياسات الاقتصادية المستقبلية التي يمكن أن تسهم في تحسين الأداء الاقتصادي. ومن بين التقنيات الأكثر استخدامًا في تحليل السلاسل الزمنية نجد نماذج بوكس–جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية، والتي سيتم التركيز عليها في هذا البحث.

➢ أهداف الدراسة:

- معرفة مدى كفاءة نماذج بوكس–جنكنز في التنبؤ بالقيم المستقبلية للسلاسل الزمنية بالاعتماد على بياناتها الماضية.
- التعرف على أسلوب حديث في مجال رسم السياسات الاقتصادية ألا وهو الشبكات العصبية ومعرفة مدى فعاليتها في عملية التنبؤ.
- المفاضلة بين نموذج بوكس–جنكنز الذي يعتبر أشهر النماذج للتنبؤ بالسلاسل الزمنية ونموذج الشبكات العصبية الاصطناعية الذي يتم استعماله بشكل متزايد في الآونة الأخيرة.
- إضافة شيء جديد وبسيط للمكتبة العلمية.

➢ أسباب اختيار الموضوع:

اعتمد اختيار هذا الموضوع على عدة مبررات، من بينها:

- اختيار موضوع جديد وإضافة علمية جديدة.
- الإلمام بمختلف المعلومات المتعلقة بالأساليب الكمية التقليدية و تحليل السلاسل الزمنية.

- التعمق في مجال الذكاء الاصطناعي ودراسته كأسلوب حديث لحل مشاكل اقتصادية، وكذلك التعرف على مختلف جوانبه.
- المقارنة بين نموذجين أحدهما كلاسيكي وآخر حديث ومعرفة أي منهما أفضل من حيث جودة نتائج التنبؤ.
- استعمال برنامج "MATLAB" وتعلم طريقته لتحليل السلاسل الزمنية عن طريق الشبكات العصبونية.

➢ المنهج المتبع:

حتى نتمكن من دراسة الإشكالية الرئيسية وتحليل أبعادها ومحاولة اختبار صحة الفرضيات اعتمدنا على منهجين:

- **المنهج الوصفي:** والذي تم من خلاله وصف وتحليل بيانات السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر، بالاعتماد على الطرق الاحصائية المختلفة، وذلك لمعرفة طبيعة المتغيرات التي تؤثر على السلسلة الزمنية.
- **المنهج الاحصائي التحليلي:** اعتمدنا فيه على استخدام الأساليب الاحصائية لبناء النماذج وتقدير معلماتها، وبعد ذلك تم تحليل النتائج المستمدة من بيانات السلسلة، تلاها التنبؤ بالمسار المستقبلي لإنتاج التمور في الجزائر.

➢ أدوات الدراسة:

اعتمدنا على برنامجين هما:

1. برنامج الحزم الجاهزة Eviews 9 أنجزنا من خلاله الجداول الإحصائية والرسومات البيانية وأيضا الاختبارات التشخيصية الخاصة بنموذج ARIMA ومن ثم اعتماده للتنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر .

2. برنامج MATLAB R2024a أنجزنا من خلاله الشبكة العصبية المستعملة للتنبؤ، كذلك أجرينا عليها مختلف الاختبارات التي تدل على ملاءمتها ومن ثم استخدامها في عملية التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر.

➢ حدود الدراسة:

تعتمد هذه الدراسة على البيانات الشهرية لإنتاج التمور في الجزائر، حيث تم الأخذ بعين الاعتبار الحدود المكانية والزمانية كما يلي:

الحدود الزمانية: اعتمدت الدراسة على الفترة من سنة 1963 إلى غاية سنة 2018.

الحدود المكانية: اهتمت الدراسة بكميات إنتاج التمور في الجزائر.

➢ صعوبات الدراسة:

من الجدير بالذكر أنه لا توجد دراسة أكاديمية إلا وتعترضها جملة من المشاكل والصعوبات العلمية والعملية، حيث نوجز ما تعرضنا له من عراقيل في هذه الدراسة فيما يلي:

- شساعة موضوع الدراسة وصعوبة الإلمام بجميع جوانبه.
- تناول موضوع متجدد والمقارنة بين أسلوبين لكل منهما طريقته ومنهجيته، ومحاولة إيجاد النموذج المناسب لكل أسلوب جعل هناك صعوبة في إتمام البحث في فترة قصيرة.
- عدم الإلمام بطريقة استخدام برامج الذكاء الاصطناعي جعل من استخدامها في الجزء التطبيقي أمرا صعبا.
- وجود صعوبة في التعامل مع برنامج MATLAB كون أنه لم يتم استخدامه من قبل من طرف الباحثة.

➢ الدراسات السابقة:

هناك العديد من الدراسات والبحوث التي تناولت موضوع بحثنا وجاء في مضمونها مقارنة بين نموذج بوكس جنكنز الذي يعتبر أسلوب قديم من الأساليب الكمية للتنبؤ، والشبكات العصبية الاصطناعية التي تعد جزء من مجال الذكاء الاصطناعي، ونوجز أبرزها فيما يلي:

– دراسة بختاوي فاطيمة الزهراء، جاءت بعنوان **تحليل فورييه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية–دراسة حالة مؤسسة سونلغاز–مقاطعة سعيدة**، وهي عبارة عن أطروحة دكتوراه لسنة 2019 بجامعة تلمسان–الجزائر، جاءت تحت إشكالية ما مدى قدرة أسلوب فورييه على التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة بالمقارنة مع نماذج بوكس جنكنز وتقنية الشبكات العصبية؟ حيث تم تطبيق الثلاث أساليب المذكورة على السلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة والمتمثلة في 96 مشاهدة، وتوصلت الدراسة إلى أن قدرة تحليل فورييه على التنبؤ بالظواهر الاقتصادية والموسمية أفضل من نماذج ARIMA والشبكات العصبية، وتمثل الفرق بين دراستنا وهذه الدراسة في عدد الأساليب المستعملة للمقارنة .

– دراسة فاطيمة بوادو، جاءت بعنوان **التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية**، وهي عبارة عن أطروحة دكتوراه لسنة 2015 بجامعة تيارت–الجزائر، جاءت تحت الإشكالية ما مدى كفاءة كل من تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس جنكنز في التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية؟ كيف تظهر هذه الكفاءة في مؤسسة منتجة للطاقة الكهربائية بأبعاد النشاط البيعي؟ تناولت هذه الدراسة مقارنة بين منهجية بوكس–جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية من خلال تطبيقهما على قاعدة بيانات حقيقية للمبيعات الشهرية للكهرباء للفترة من 2006/01/01 إلى 2012/12/31،

وبعد المفاضلة توصلت الباحثة إلى أن أسلوب بوكس–جنكنز في التنبؤ أكثر مرونة وكفاءة مقارنة بالشبكات العصبية، وهنا تمثل الفرق بين دراستنا وهذه الدراسة في أننا توصلنا إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية ذات كفاءة من منهجية بوكس جنكنز أما هذه الدراسة أثبتت العكس.

– دراسة منيري إيمان جاءت بعنوان **التنبؤ بتذبذبات أسعار الصرف دراسة قياسية لحالة الجزائر نموذج الشبكات العصبية (ANN) و (ARIMA) خلال الفترة 1960–2018**، وهي عبارة عن مذكرة ماستر لسنة 2020 بجامعة ورقلة–الجزائر، جاءت للإجابة عن الإشكالية التالية: ما مدى تذبذب أسعار الصرف وكيف يمكن نمذجتها من أجل القدرة على التنبؤ بقيمتها من خلال استخدام نموذج ARIMA والشبكات العصبية؟ حيث اتضح من خلال هذه الدراسة أن نموذج ANN مناسب لتقدير ونمذجة أسعار الصرف إذ أن نتائج الاختبارات الاحصائية تؤكد حسن تخصيص واختيار النموذج. تمثل الاختلاف بين دراستنا وهذه الدراسة في نوع البيانات فقط إلا أن النتائج متشابهة أي تم اختيار الشبكات العصبية على أنها أفضل من نماذج ARIMA.

– دراسة نوال علاء الدين جراح جاءت بعنوان **كفاءة طريقتي الشبكات العصبية وبوكس جنكنز في التنبؤ مع حالا ت تطبيقية في العراق**، وهي عبارة عن مقالة منشورة لمجلة الإدارة والاقتصاد العدد 89 لسنة 2011، تم في هذه الدراسة مقارنة كفاءة طريقة بوكس–جنكنز مع طريقة الشبكات العصبية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، جاءت تحت إشكالية مدى كفاءة الطريقتين وأيهما الأفضل من الناحية العلمية، حيث تم بناء أربعة نماذج تنبؤ لسلاسل زمنية مختلفة في درجة التعقيد باستخدام خوارزمية التعلم الرجعيback propagation neural network وتم مقارنتها مع نماذج بوكس جنكنز القياسية standard box Jenkins وتم التوصل إلى أن طريقة الشبكات العصبية أكثر كفاءة وتعطي نتائج أدق للتنبؤ، أي لا يوجد اختلاف بين دراستنا وهذه الدراسة لأن النتيجة متشابهة.

– دراسة عماد يعقوب حامد جاءت بعنوان **استخدام نماذج بوكس–جنكنز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية للقطاع الزراعي السوداني**، وهي عبارة عن مداخلة في المؤتمر الدولي الثالث للإحصائيين العرب العدد 501 لسنة 2011، هدفها الإجابة عن عدة تساؤلات أهمها: هل يمكن أن تكون نماذج الشبكات العصبية البديل الاكفأ لنماذج بوكس جنكنز من خلال دقة التنبؤات؟ تناولت هذه الدراسة استخدام نماذج بوكس جنكنز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية الاقتصادية، وتم التطبيق على بيانات القطاع الزراعي السوداني ممثلة في السلاسل الزمنية لإنتاجية القمح، الذرة، والسمسم للفترة الزمنية (1954–2005)، وتوصلت إلى أنه كلما زادت حدة التغيرات في السلسلة الزمنية قلت كفاءة نماذج بوكس– جنكنز مقارنة بنماذج الشبكات العصبية، وكلما زادت فترة التنبؤ في المستقبل كانت نتائج الشبكات العصبية أدق وأحسن، أي لا يوجد اختلاف بين دراستنا وهذه الدراسة لأن النتيجة متشابهة.

– دراسة عتروس سهيلة جاءت بعنوان **استخدام منهجية بوكس–جنكنز والشبكات العصية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز –دراسة حالة ولاية بسكرة**، وهي عبارة عن أطروحة دكتوراه لسنة

2018 بجامعة بسكرة– الجزائر، اهتمت بالإجابة عن إشكالية ما مدى فعالية منهجية بوكس جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بكمية استهلاك الطاقة الكهربائية في ولاية بسكرة؟ تناولت الدراسة التنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية بسكرة للفترة من جانفي 2014 إلى ديسمبر 2017 بأسلوبي بوكس–جنكنز والشبكات العصبية وذلك بهدف المفاضلة بينهما، فتوصلت الباحثة إلى أن منهجية بوكس جنكنز هي الأفضل لأنها أعطت نتائج قريبة جدا من الواقع، تمثل الفرق بين دراستنا وهذه الدراسة في نتائج المقارنة أي أننا فضلنا الشبكات العصبية وعلى العكس هذه الدراسة اختارت بوكس جنكنز على أنها الأفضل.

– دراسة ظافر رمضان مطر وانتصار ابراهيم الياس جاءت بعنوان تحليل **ونمذجة السلسلة الزمنية لتدفق المياه الداخلة لمدينة الموصل–دراسة مقارنة**، إشكاليتها هي ما مدى كفاءة منهجية بوكس جنكنز والشبكات العصبية في التكهن بالمياه الداخلة لمدينة الموصل؟ وهي عبارة عن مقالة منشورة للمجلة العراقية للعلوم الاحصائية العدد 18 سنة 2010، قامت بتقديم نموذج للشبكات العصبية ومقارنة تكهناته بتلك المتحصل عليها من طريقة بوكس–جنكنز واستخدمت بيانات السلسلة الزمنية للتدفق الشهري لمياه نهر دجلة الداخلة إلى مدينة الموصل للفترة (1950–1995)، وقد أعطت طريقة بوكس–جنكنز تكهنات أكثر ملاءمة من أسلوب الشبكات العصبية، تمثل الفرق بين دراستنا وهذه الدراسة في نتائج المقارنة أي أننا فضلنا الشبكات العصبية وعلى العكس هذه الدراسة اختارت بوكس جنكنز على أنها الأفضل.

– دراسة عزة حازم زكي امين بك جاءت بعنوان **استخدام الشبكات العصبية في التكهن للسلاسل الزمنية بالتطبيق على استهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة نينوى**، جاءت للإجابة عن إشكالية هل الشبكات العصبية تعطي نتائج أفضل وأكثر كفاءة من الطرق الكلاسيكية؟ وهي عبارة عن رسالة ماجستير في علوم الإحصاء لسنة 2005 بجامعة الموصل–العراق، تناولت هذه الدراسة المقارنة بين منهجية بوكس جنكنز والشبكات العصبية للتنبؤ بالسلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية، وتوصلت النتائج إلى أن الشبكات العصبية تعطي نتائج أفضل وأكثر كفاءة من الطرق الكلاسيكية، لا يوجد فرق بين دراستنا وهذه الدراسة لأن النتائج متشابهة.

➢ هيكل الدراسة:

سعيا منا للإجابة عن إشكالية الدراسة وتحقيق أهدافها، ومن أجل النظر في صحة الفرضيات قمنا بتقسيم الدراسة إلى مقدمة عامة وخاتمة يتوسطهما ثلاث فصول تمثلت فيما يلي:

← **الفصل الأول:** جاء بعنوان أساسيات حول التنبؤ والسلاسل الزمنية حيث تطرقنا فيه إلى الإطار النظري لهذه الأخيرة، وقسم إلى ثلاثة مباحث حيث تناولنا في المبحث الأول كل ما يخص الأساليب الكمية وعملية التنبؤ وأهم العامل المؤثرة فيها، أما المبحث الثاني فأخذنا فيه المبادئ الأساسية للسلاسل الزمنية، أهداف تحليلها والنماذج الخطية المستعملة فيها، والمبحث الثالث جاء حول منهجية بوكس –جنكنز ومراحل تطبيقها.

← **الفصل الثاني:** جاء بعنوان الذكاء الاصطناعي كأداة للتنبؤ حيث تطرقنا فيه إلى ثلاثة مباحث، سلطنا الضوء في المبحث الأول على التطور التاريخي للذكاء الاصطناعي، ماهيته ومجالات استخدامه، أما المبحث الثاني فتعرفنا فيه على الشبكات العصبية الاصطناعية، مميزاتها وهيكلتها، وأخيرا المبحث الثالث تناولنا فيه أهم أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية ومراحل استخدامها للتنبؤ.

← **الفصل الثالث:** جاء بعنوان المفاضلة بين منهجية بوكس–جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ، حيث تناولنا فيه مبحثين، المبحث الأول قمنا فيه بتطبيق منهجية بوكس–جنكنز على السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر باستعمال برنامج Eviews 9، والمبحث اللثاني قمنا فيه بتطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية على سلسلة إنتاج التمور باستخدام برنامج MATLAB R2024a.

الفصل الأول:

أساسيات حول التنبؤ والسلاسل الزمنية

تمهيد:

تحتاج كل مؤسسة أو إدارة على اختلاف مستوياتها إلى اتخاذ عدة قرارات مدروسة من أجل ضمان السير الحسن لمختلف عملياتها، فهي تحاول تحقيق جملة من الأهداف وفي نفس الوقت يجب عليها التعرف على العوامل التي تحول دون تحققها، ويكون هذا من خلال التنبؤ بمسار هذه العمليات ومعرفة الأحداث المستقبلية لها بالاعتماد على بياناتها التاريخية.

كما أنه من الضروري على كل مؤسسة اقتصادية إيجاد الوسيلة التي يمكن بواسطتها التنبؤ باحتمال وصولها إلى حالة الفشل قبل عدة سنوات وذلك من أجل اتخاذ القرارات والاجراءات التصحيحية في حينها، من بين هذه الوسائل نجد الأساليب الكمية للتنبؤ التي تستخدم البيانات الكمية والإحصائية لتحليل النماذج وتوقع النتائج المستقبلية، بناءا على المشاهدات التاريخية لمختلف الظواهر والتي تتلخص في شكل سلسلة زمنية يمكن دراستها وتطبيق الاساليب الاحصائية عليها.

ومن بين أهم طرق تحليل السلاسل الزمنية التي أثارت اهتمام العديد من الباحثين نجد منهجية بوكس– جنكيز وهذا لفعاليتها ونجاعتها في حل العديد من المشكلات.

ومنه قمنا بتقسيم هذا الفصل إلى المباحث التالية:

المبحث الأول سنعرض فيه مفهوم التنبؤ ومختلف العوامل المؤثرة فيه، كذلك الأساليب الكمية للتنبؤ، أنواعها ومعوقات تطبيقها.

المبحث الثاني سنعرض فيه المبادئ الأساسية للسلاسل الزمنية، مركباتها وأهداف دراستها.

المبحث الثالث سنعرض فيه التطور التاريخي لمنهجية بوكس جنكيز و مراحل تطبيقها بالتفصيل.

المبحث_الأول: الأساليب الكمية للتنبؤ

التنبؤ أصبح اليوم أمرًا ضروريًا بشكل متزايد في مختلف المجالات، ويعود ذلك إلى أهميته الكبيرة في تقليل عوامل المخاطرة وعدم اليقين التي تواجه المؤسسات الاقتصادية. لذلك نجد أن هناك عدة أساليب للتنبؤ تتفاوت حسب الهدف المرغوب فيه ونوع البيانات وعوامل أخرى متعددة.

المطلب الأول: المفاهيم الأساسية التنبؤ

التنبؤ هو وظيفة أساسية من وظائف المسير ومتخذ القرار، فعليه يبنى التخطيط لمختلف العمليات داخل المنجزة داخل المؤسسة، وسنحاول في هذا المطلب التطرق إلى ما يخص عملية التنبؤ.

الفرع الأول: مفهوم التنبؤ، خطواته وأهميته

أولا: تعريف التنبؤ

تعريف 1: " يعتبر التنبؤ واحدًا من الأساليب العلمية الرئيسية المستخدمة في التخطيط والرقابة واتخاذ القرارات، ويقصد بالتنبؤ تقدير المجهول وخاصة فيما يتعلق بالحوادث المستقبلية حيث يتم التعرف على مسار الظاهرة محل البحث في المستقبل، ويمكن تعريفه بأنه محاولة منطقية لتقدير المتغيرات المستقبلية المحتملة من خلال فهم المتغيرات السلوكية وغير السلوكية لتلك الظاهرة "[1].

تعريف 2: " التنبؤ هو عملية تقديم معلومات مستقبلية بناءً على البيانات التاريخية ودراسة سلوكها في الماضي، ويُعتبر نقطة أساسية وضرورية لجميع وسائل التسيير، حيث يُعتبر قراءة ما سيحدث في المستقبل "[2].

تعريف 3: "التنبؤ كمفهوم إحصائي هو تلك التغيرات التي حدثت لظاهرة ما في الماضي، وليس في المستقبل، وذلك لتأكيد وجود الظاهرة من خلال المشاهدة والقياس واختبار الفروض وتفسير التغيرات واستخلاص النتائج، وتعتمد دقة التنبؤ اعتمادا يكاد كليا على مبدأ الحتمية في الظاهرة موضع التنبؤ، والذي يؤدي إلى استخلاص نتائج متشابهة تحت ظروف متشابهة"[3].

نستنتج مما سبق أن التنبؤ هو محاولة معرفة مسار ظاهرة ما في المستقبل بناءا على قيمها الماضية.

---

[1]- أموري هادي كاظم، **مقدمة في القياس الاقتصادي**، دار زهران للنشر والتوزيع، عمان، الأردن، 2009، ص: 86.

[2]- عاشور بدار، **آليات المفاضلة بين النماذج في التنبؤ بحجم المبيعات (الاختيار بين نموذج الانحدار ونموذج السلاسل الزمنية في التنبؤ)** –دراسة حالة: مؤسسة ملبنة الحضنة بالمسيلة، مجلة العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير، العدد الثلث عشر، المسيلة، الجزائر، 2013، ص: 203.

[3]- فتحي عبد العزيز أبو راضي، **مقدمة الأساليب الكمية في الجغرافيا**، دار المعرفة الجامعية للطبع والنشر والتوزيع، مصر، 2000، ص: 19.

ثانيا: خطوات التنبؤ

عملية التنبؤ تتضمن الخطوات التالية:

1. تحديد النموذج: يتم في هذه الخطوة تحديد مسار الظاهرة المدروسة بيانياً، واختيار النموذج الرياضي بناءً على بعض المقاييس الإحصائية والخبرة.
2. تطبيق النموذج: يُستخدم النموذج المختار لوصف الظاهرة، وتُقدر معالم النموذج من البيانات المشاهدة باستخدام التقدير الإحصائي.
3. تشخيص واختبار النموذج: يتم إجراء الاختبارات اللازمة لفحص أخطاء التطبيق ومدى تطابق القيم المشاهدة مع القيم المحسوبة من النموذج.
4. حساب التنبؤات: يُستخدم النموذج النهائي لتوليد تنبؤات عن القيم المستقبلية ومراقبة أخطاء التنبؤ.
5. استخدام التنبؤات واتخاذ القرارات: يُقدم تقرير يحتوي على نتائج التنبؤات لصانعي القرار لاتخاذ القرارات المناسبة.

ثالثا: أهمية التنبؤ

يعد التنبؤ وسيلة مهمة جدا للمؤسسات الاقتصادية بحيث يمكن بواسطته معرفة ما إذا كانت المؤسسة ستصل إلى حالة الفشل، وذلك من أجل اتخاذ القرارات والاجراءات اللازمة لتفادي الإخفاق أو التقليل من الخسائر.

كما أن للتنبؤ أهمية كبيرة في مختلف المجالات نذكر منها:

– يسمح بتقدير المخاطر وذلك لأنه يقوم بتوقع الأحداث المستقبلية ومعرفة التقلبات الحاصلة، إذ يستخدمه المستثمرون في تقدير المخاطر ومقارنتها بالعوائد المتوقعة، مما يسمح بترشيد القرار الاستثماري[1].

– الترويج للأعمال الجديدة، حيث أنه من العمليات المهمة عند إنشاء عمل تجاري جديد لأنه مليء بالشكوك والمخاطر.

– يعمل التنبؤ على تقدير المتطلبات المالية، فيعتبر الاستخدام الفعال لرأس المال مسألة حساسة، لأنه لا يمكن لأي عمل أن يعيش بدون رأس مال كافٍ، ولكن يجب أن يعمل هذا العامل ضمن التنبؤ المالي السليم.

– يوفر التنبؤ العمل السلس والمستمر لأي مؤسسة، وخاصة المؤسسات التي تم إنشاءها حديثًا، ومن خلال عملية التنبؤ، يمكنك تقدير كل من الأرباح، والخسائر المتوقعة.

[1]– بوطبة صبرينة، **محاولة اختبار النموذج الأنسب للتنبؤ بالفشل المالي للمؤسسة الاقتصادية**، أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه في علوم التسيير، جامعة الجزائر 3، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، 2021/2020، ص: 45.

– قد يحدث تحولات في العمل وخاصة في الأعمال التجارية، وليس هناك فرق بين المؤسسة الكبيرة أو الصغيرة، وقد تحدث تغييرات في الظروف وتحولات في الموظفين، مما ينشأ عنها حالات طوارئ غير متوقعة والتي ينتج عنها اتخاذ بعض القرارات، وهنا يلعب التنبؤ دورًا هامًا في حالة تخطيط الإنتاج، ويساعد الإدارة على اتخاذ القرارات الصحيحة.

– يساعد التنبؤ على النجاح في العمل حيث أن التنبؤ الدقيق للمبيعات يحفز على شراء المواد الخام الضرورية التي يتم من خلالها تنفيذ العديد من الأنشطة التجارية، وفي الواقع أن عملية التنبؤ الدقيق تعتبر أساسية للعديد من الميزانيات، وفي غيابها قد يصعب تحديد كمية الإنتاج التي يجب القيام بها، لذا هناك علاقة بين دقة هذه الميزانيات وصحة التنبؤ بالمبيعات، ونتيجة لذلك نجد أن نجاح وحدة الأعمال يعتمد على التنبؤ الدقيق من قبل الإدارات المختلفة.

– قد تتضح أهمية التنبؤ الجيد من الدور الرئيسي الذي يلعبه في التخطيط، ولا يجب أن ننسى أن التنبؤ بدون شك هو عنصر أساسي في التخطيط، وذلك يرجع لأن معظم أماكن التخطيط تتضمن بعض التنبؤات، وهناك بيانات تنبؤ ذات طبيعة واقعية قد يكون لها تأثير كبير.

– من الضروري أن تقوم بتقييم المستقبل في ضوء الظروف والبيئة القائمين لديك، وتعرف أن التنبؤ والتخطيط كلاهما مرتبطان ارتباطًا وثيقًا، وأن التخطيط المناسب بغض النظر عما إذا كان شامل، أو قطاعي، وسواء كان قصير الأجل، أو طويل الأجل يعتمد على التنبؤ[1].

– تتضمن عملية التنبؤ جميع نواحي الأنشطة والمشروعات، حيث يتم التنبؤ بكمية الأعمال المتوقع حدوثها، وحجم الأموال والمصروفات اللازمة، بجانب عدد الموظفين والمعدات اللازمة لهذه الأنشطة[2].

الفرع الثاني: العوامل المؤثرة في عملية التنبؤ

ثمة صعوبات وعوامل ومتغيرات تحول دون التطابق التام بين التقديرات المبنية على التنبؤ وبين النتائج الفعلية، وعلى الرغم من التطور العلمي في مجالات تطوير أساليب التنبؤ، وتوفير الكم الكافي من المعلومات وازدياد مهارات القائمين على التنبؤ، إلا أنه لا تزال عوامل عديدة تزيد من صعوبة عملية التنبؤ ومن بين هذه العوامل ما يلي[3]:

1. **الأفق الزمني:** إن الأساليب النوعية تستخدم للتنبؤ طويل الأجل بينما الأساليب الكمية تستخدم للتنبؤات قصيرة الأمد، وهناك جانب مهم يتعلق بالأفق الزمني يتمثل في عدد الفترات التي يراد التنبؤ بها فبعض

[1]– ابتسام مهران، **أهمية التنبؤ بالمبيعات وأفضل الأساليب لتنفيذه**، موقع المرسال نقلا عن الرابط:
www.Almrsal.Com, Consulter le: Lundi 04/03/2024, 15:28pm

[2]– فريق عمل دفترة، **تعريف التنبؤ وأنواعه**، موقع دفترة، نقلا عن الرابط:
www.Daftra.Com, Consulter le: Lundi 04/03/2024, 16:42pm.

[3]– مجيد الكرخي، **تخطيط وتقويم البرامج**، الطبعة الأولى، دار المناهج للنشر والتوزيع، عمان، 2014، ص: 22.

الأساليب (كالمتوسط المتحرك والتهدئة الأسية) يكون ملائما للتنبؤ لفترة واحدة، والبعض الآخر (كالمربعات الصغرى) ملائم للتنبؤ لعدة فترات في المستقبل[1]؛

2. **طبيعة المتغير:** يُؤثّر نوع المتغير المدروس على نوعية أسلوب التنبؤ المستخدم، حيث يتطلب التنبؤ بالطلب على منتج مثلاً استخدام بيانات تاريخية، مما يستدعي تطبيق أساليب السلاسل الزمنية.
3. **التكلفة:** تُؤثر التكلفة بشكل كبير على اختيار واستخدام أسلوب التنبؤ، إذ يتطلب ذلك تحمل تكاليف الاختبار والتطوير للأسلوب، وتكلفة جمع البيانات، وتكاليف عملية التنبؤ نفسها، بالإضافة إلى تكاليف الفرصة البديلة لاستخدام أساليب أخرى غير مستخدمة [2]؛
4. **جودة البيانات وتوافرها:** يكمن أحد التحديات الرئيسية للتنبؤ في جودة البيانات وتوافرها، تعتمد نماذج التنبؤ بشكل كبير على البيانات التاريخية، واتجاهات السوق، وسلوك العملاء، والعوامل الخارجية المختلفة، ومع ذلك يمكن أن تكون البيانات في كثير من الأحيان غير كاملة، أو غير متسقة، أو قديمة، مما يجعل من الصعب بناء نماذج تنبؤ دقيقة، علاوة على ذلك قد يكون الوصول إلى البيانات ذات الصلة من مصادر خارجية أمراً صعباً، خاصة في الصناعات ذات تبادل البيانات المحدود أو ديناميكيات السوق المتغيرة بسرعة على سبيل المثال، قد تواجه شركة البيع بالتجزئة التي تهدف إلى التنبؤ بالطلب على فئة منتج جديدة صعوبة في جمع بيانات تاريخية كافية، مما يجعل من الصعب التنبؤ بالطلب المستقبلي بدقة[3]؛
5. **الاستقرار:** ويقصد به مدى الاستقرار السياسي والاجتماعي والاقتصادي في المجتمع، إذ تؤثر هذه العوامل على طلب سلعة معينة، وغالبا فإن التنبؤ في المجتمعات المستقرة أسهل منه في المجتمعات غير المستقرة، وعلى سبيل المثال إذا كانت المنظمة تعتمد على تصدير سلعة ما إلى دولة معينة فيجب الأخذ في بعين الاعتبار أن الطلب على تلك السلعة يتأثر كثيرا بالعلاقات السياسية بين الدولتين المصدرة والمستوردة[4]؛
6. **صعوبة وضع التقديرات الصحيحة والدقيقة من قبل المخططين:** لأن العملية تتم في ذهن المخطط للمستقبل وكما نعرف فإن المستقبل غير مرئي، وبالتالي لا يمكن التنبؤ به بسهولة وبدقة، ولهذا فإن التقديرات والتخمينات والتنبؤات قد تتحقق وقد لا تتحقق في ظل المتغيرات الكثيرة وخاصة المفاجئة منها[5]؛
7. **درجة التعقيد:** تشير إلى مجموعة العوامل التي يُفترض أنها تؤثر على الطلب على سلعة معينة. فإذا كان الطلب مرتبطاً فقط بمستويات الأسعار، فمن السهل إنشاء علاقة خطية بسيطة لتوقع مستوى الطلب عند مستويات مختلفة من الأسعار. أما في الحياة العملية، فإن تلك العلاقة قد لا تكون خطية، حيث يعتمد

---

[1]– نجم عبود نجم، **مدخل إلى إدارة العمليات**، دار المناهج للنشر والتوزيع، عمان، 2007، ص: 182.

[2]– عتروس سهيلة، **استخدام منهجية بوكس جينكيز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز –دراسة حالة: ولاية بسكرة**، رسالة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2017–2018، ص: 95–96.

[3]– فريق فاستر كابيتال، **التحديات والقيود في التنبؤ**، نقلا عن الرابط:

www.fastercapital.com, Consulter le: vendredi 08/03/2024, 21:07pm.

[4]– وائل رفعت خليل، **إدارة التسويق (Marketing)**، الطبعة الأولى، دار المعتز للنشر والتوزيع، الأردن، 2017، ص: 146.

[5]– ربحي مصطفى عليان، عبد الحافظ سلامة، **إدارة مراكزمصادر التعلم**، دار اليازوري العلمية للنشر والتوزيع، الأردن، 2006، ص: 66.

الطلب على عوامل متعددة بالإضافة إلى مستويات الأسعار، مثل الجودة والدخل والذوق، إلخ. والفكرة الرئيسية هنا هي أن عملية التنبؤ تكون سهلة نسبيًا عندما يكون الطلب مرتبطًا بعامل واحد، بالمقارنة مع الحالة التي يتوقف فيها الطلب على عوامل متعددة. [1].

الفرع الثالث: مفهوم خطأ التنبؤ ومصادره

أولا: خطأ التنبؤ

إن خطأ التنبؤ يتحدد كفرق عددي بين الحصيلة الفعلية والحصيلة المتوقعة (التنبؤ)، بغض النظر عن الأسلوب المستخدم أي أن: **خطأ التنبؤ = القيمة الفعلية – القيمة المتوقعة.**

ويعبر عنه رياضيا كما يلي: $e = y - \hat{}$

لذلك فكلما كان خطأ التنبؤ مساويا للصفر أو قريبا منه كلما كان التنبؤ أفضل والعكس صحيح. ويمثل قياس فاعلية التنبؤ خطوة مهمة في تقييم أسلوب التنبؤ، وهناك مقاييس عديدة يمكن استخدامها لهذا الغرض ولكل من هذه المقاييس عيوبه ومزاياه في الحالات المختلفة[2].

مهما اختلفت وسائل التنبؤ عادة تكون هناك أخطاء مصاحبة لعملية التنبؤ، لأنه في الغالب لا تكون القيم الفعلية مطابقة تماما للقيم المقدرة، فالعوامل المؤثرة كثيرة ومتشابكة مما يجعل من الصعب تأطيرها في نموذج، إضافة إلى صعوبة تحديد الآثار لكل منها. وهذا ما يستدعي ضرورة وجود عدة مقاييس لقياس خطا التنبؤ وهذا لمعرفة مدى دقة هذا الاخير[3].

ويمكن التمييز بين نوعين من الأخطاء[4]:

1. الأخطاء العشوائية (Random Errors): تُسمى هذه الأخطاء "الأخطاء غير المفسرة"، حيث لا يمكن تحديد أسبابها أو تفسيرها، ولا يستطيع نموذج التنبؤ المستخدم توقعها أو تقديرها مسبقًا. وتتمثل نتائج هذه الأخطاء في تناوب عشوائي (زيادة أو نقصان) بين أرقام الطلب الفعلي وأرقام الطلب المقدر خلال فترة التنبؤ.

2. الأخطاء السببية: (Causal Errors): تتمثل هذه الأخطاء في أن أرقام الطلب الفعلية قد تكون دائمًا أعلى أو أقل من أرقام الطلب المقدرة، ويعود ذلك إلى أسباب متعددة تتعلق سواء بالمستخدم لنموذج التنبؤ نفسه، مثل

---

[1]– حنان بن عوالي، **التنبؤ بالطلب كمؤشر أساسي في عملية تخطيط الإنتاج**، مجلة الباحث الاقتصادي، العدد الاول، جامعة الشلف، 2013، ص: 205.

[2]– عامر عبد اللطيف العامري، عزام عبد الوهاب الصباغ، **أثر رأس المال البشري في التنبؤ بالطلب باستخدام أساليب التنبؤ النوعية– دراسة تطبيقية**، مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعة، العدد الرابع والخمسون، بغداد، ، ص: 46.

[3]– بن عوالي حنان، **تطبيق الأساليب الحديثة لتقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية –دراسة حالة المؤسسة الوطنية للصناعات الميكانيكية ولواحقها " ORSIM"**، رسالة ماجيستير، جامعة حسيبة بن بوعلي، كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير، الشلف، 2008/2007، ص: 8.

[4]– مجيد الكرخي، **مرجع سابق**، ص: 41.

إهمال متغير معين أو استخدام خطأ في اتجاه الاتجاه، أو بالنموذج نفسه، مثل استخدام بيانات غير دقيقة، وغير ذلك.

ثانيا: مصادر الخطأ في عملية التنبؤ

هناك عدة مصادر محتملة للأخطاء التي قد تحدث في عملية التنبؤ، وتشمل ما يلي:

- تغيرات غير متوقعة في دورة الطلب؛
- حملات التسويق والإعلان؛
- الأحداث السياسية التي تلفت انتباه المستهلكين[1]؛
- حدوث أحداث عشوائية غير متوقعة مثل الزلازل أو الإشاعات؛
- اختيار عينة غير ممثلة للتحليل؛
- تقدير غير دقيق لقيم المتغيرات المستقبلية؛
- الأخطاء التقنية في تحديد النموذج مثل درجة خطيته وعدد المتغيرات المستخدمة[2].

الفرع الرابع: مقاييس أخطاء التنبؤ

بغض النظر عن نوع الخطأ في التنبؤ فهو أمر غير مرغوب فيه ويجب إزالته أو على الأقل تقليله وخاصة الأخطاء السببية، وهناك عدة مقاييس تتبعها المنظمات لقياس مقدار الخطأ المصاحب لنموذج التنبؤ المستخدم، مما يكشف فعالية وكفاءة كل نموذج من نماذج التنبؤ، ومن بين مقاييس أخطاء التنبؤ نذكر[3]:

❖ **متوسط الخطأ (Mean Error):**

يعبر هذا المؤشر عن متوسط مجموع الأخطاء الناجمة عن استخدام أسلوب تنبؤ معين، فمن المفروض أن يكون هذا المقياس قريب من الصفر ليكون الأسلوب أكثر دقة، ذلك أن استخدام أي أسلوب للتنبؤ يجب ألا ينتج عنه الكثير من الأخطاء الموجبة أو السالبة.

يحسب هذا المؤشر وفق الصيغة التالية: $\mathbf{ME} = \frac{\sum_{i=1}^{t} e_i}{t}$ حيث **t** تمثل طول فترة الدراسة.

---

[1]– غالب صويص، راتب صويص، محمد النعيمي، **إدارة الجودة المعاصرة**، دار اليازوري للنشر والتوزيع، الأردن، 2020، ص: 156.

[2]– عتروس سهيلة، **مرجع سابق**، ص: 101– 102.

[3]– بن عوالي حنان، **تطبيق الأساليب الحديثة لتقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية –دراسة حالة المؤسسة الوطنية للصناعات الميكانيكية ولواحقها " ORSIM"**، ص: 8.

يسمح هذا المقياس بتحديد اتجاه الأخطاء إذا كان موجب أو سالب ذلك أنه إذا كان متوسط الخطأ موجب فإن أسلوب التنبؤ المعتمد يعطي نتائج متشائمة (معظم الأخطاء موجب)، أما إذا متوسط الخطأ سالب فإن أسلوب التنبؤ المعتمد يعطي نتائج متفائلة (معظم الأخطاء سالبة).

وبالتالي، نظرًا لأن القيم السالبة للخطأ تُلغي القيم الإيجابية له، فإن معدل الخطأ لا يمكنه التمييز بين أسلوب التنبؤ الذي يُنتج أخطاء صغيرة والذي يُنتج أخطاء كبيرة. لتلافي هذا النقص، يتم استخدام مؤشر متوسط الخطأ المطلق[1].

❖ **متوسط مربع الخطأ (Mean Squared Error):**

وهو مقياس يتجاوز أثر الازالة في المقياس السابق لهذا فإنه يستخدم على نطاق واسع ويحسب كالآتي:

$$\mathbf{MSE} = \sum(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{F})^2/\mathbf{n}$$

❖ **متوسط الانحرافات المطلقة (Mean Absolute Deviation):**

وهو من المقاييس الواسعة الانتشار، فبدلا من استخدام تربيع الخطأ أو الانحراف لتتجاوز إزالة القيم الموجبة للقيم السابقة في أخطاء التنبؤ، يتم استخدام القيمة المطلقة للخطأ ويرمز له |الخطأ| وبهذه الطريقة تحول القيمة السالبة للخطأ إلى قيمة موجبة. ويحسب هذا المقياس[2]:

$$\mathbf{MAD} = \sum |\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{F}|/\boldsymbol{n}$$

❖ **مؤشر مقارنة الأداء لتنبؤين، استخدام مؤشر (U) ل Theil [3]:**

يقارن هذا المؤشر التنبؤ المستخدم على المنشأة مع طريقة أخرى بسيطة للتنبؤ تقضي بأخذ القيمة الأخيرة المحققة باعتبارها تنبؤا جديدا، و هو يعرف في اللحظة t بالعلاقة التالية:

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=T-1}(CRP_{i+1} - CRR_{i+1})^2}{\sum_{i=1}^{i=T-1}(CRR_{i+1})^2}}$$

حيث: T عدد فترات التنبؤ.

CRP : التغير النسبي المتوقع.

---

[1]- عتروس سهيلة، **مقاربة إحصائية وقياسية في تحسين جودة التنبؤ بالمبيعات –دراسة حالة مؤسسة مطاحن الزيبان القنطرة**، رسالة ماجستير، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2014/2013، ص: 86.

[2]– عامر عبد اللطيف العامري، عزام عبد الوهاب الصباغ، **مرجع سابق**، ص: 46.

[3]– بوساق عبد المجيد، **التنبؤ بالمبيعات باستخدام السلاسل الزمنية –دراسة حالة مؤسسة**، مذكرة ماستر، جامعة محمد بوضياف، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، المسيلة، 2018/2017، ص: 10– 11.

CRR : التغير النسبي الحقيقي.

يمكن تلخيص آلية تفسير قيمة U على المنوال التالي:

U = 1: تقنية التنبؤ المستخدمة تعادل التنبؤ البسيط.

U<1: تقنية التنبؤ المستخدمة أفضل من الطريقة الأخرى و تتحسن كلما اقتربت من الصفر.

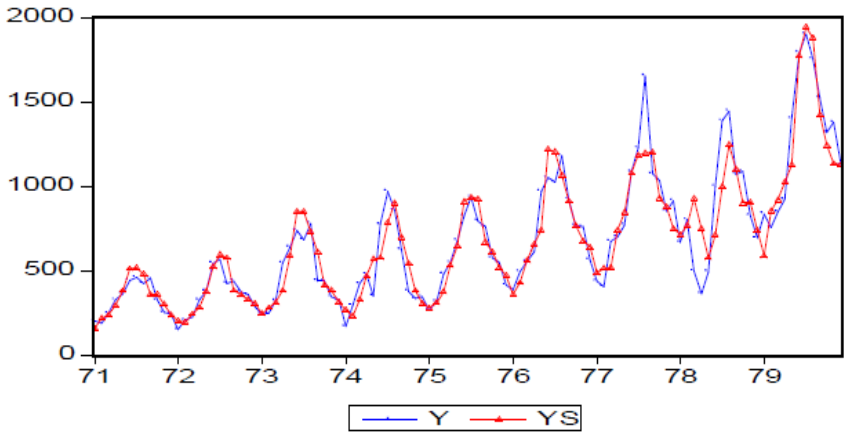
U>1: تقنية التنبؤ المستخدمة ليست جيدة و أكثر سوءا من الطريقة البسيطة.

❖ **اقتفاء الأثر (Tracking performance):**

هذه الطريقة تعتمد على قياس دقة التنبؤ من خلال قدرة النموذج على تقليد سلوك السلسلة الزمنية الأصلية ومواكبة نقاط تحولها بشكل مهم. ولتوضيح هذه العملية، يُستخدم دائمًا الرسوم البيانية للسلسلتين الأصلية والتنبؤية.

نركز في هذا المجال على مدى استطاعة السلسلة الزمنية الناتجة سواء من عمليات التمهيد، الانحدار وأثناء القيام بعملية التنبؤ التاريخي، من تتبع الاتجاه العام للمنحنى وكذا تسجيل وتتبع مختلف نقاط الانعطاف[1].

الشكل رقم (1-1): اقتفاء الأثر.



المصدر: مولود حشمان، **مرجع سابق**، ص: 226.

المطلب الثاني: مفاهيم حول الأساليب الكمية

تعتبر الأساليب الكمية من التوجهات الحديثة للإدارة للمساعدة في اتخاذ القرارات بمختلف أنواعها، فهي تتسم بالأساس العلمي والمنهجي القادر على التعامل مع مختلف المشاكل وايجاد الحلول لها، لكونها متنوعة وكثيرة توفر إمكانات عديدة للاستخدام الواسع والفعال في حل أعقد المشكلات، كما أن استخدامها أصبح ضرورة

[1]- مولود حشمان، **السلاسل الزمنية وتقنيات التنبؤ قصير المدى**، طبعة ثالثة منقحة ومزيدة، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2010، ص: 226..

حتمية على جميع المدراء ومتخذي القرار وخاصة العاملين في القطاع الاقتصادي والمالي، وأصبحت تطبق في جميع أنواع المنظمات: العسكرية، الحكومية، الإدارية و منظمات الأعمال.

الفرع الأول: مفهوم الأساليب الكمية وتطورها التاريخي

أولا: مفهوم الأساليب الكمية

تعريف 1: " تعرف الأساليب الكمية كمجموعة من الطرق والصيغ والمعدات والنماذج التي تُساعد في حل المشكلات بطريقة عقلانية. يمكن تصويرها كآليات تنفيذ المدخل الكمي، حيث تعتمد على عملية التكميم والقدرة على قياس المتغيرات بشكل موضوعي وتطبيق معايير القرار، وذلك من خلال استخدام الطرق والنماذج الرياضية في حل المسائل[1] ".

تعريف 2: " الأساليب الكمية تُمثل النماذج الرياضية التي تُستخدم لتنظيم جميع عناصر المشكلات الإدارية والاقتصادية والتعبير عنها من خلال علاقات رياضية، فهي تهدف إلى تفسير مفاهيم ومشاكل الادارة من خلال الأدوات أو العلاقات الرياضية والكمية المختلفة، وهذا من أجل تحديد حلول معينة للمشاكل التي تواجه المؤسسة أو لترشيد القرارات المختلفة[2].

كحوصلة للتعريفين السابقين فإن الأساليب الكمية هي عبارة عن طرق رياضية وكمية تهدف إلى إيجاد الحلول المناسبة لمختلف المشاكل التي تواجه المؤسسات.

ثانيا: التطور التاريخي للأساليب الكمية

تعتبر الأساليب الكمية امتدادا لحركة الإدارة العلمية على يد فردريك تايلور، حيث كانت البداية الحقيقية للأساليب الكمية إبان الحرب العالمية الثانية، عندما لجأ الأمريكيون والإنجليز إليها في حل المشاكل التي واجهتهم آنذاك، حيث تكونت أول لجنة أطلق عليها اسم لجنة بحوث العمليات في قيادة القوات الجوية البريطانية عام 1935، بحيث يقوم الفريق بدراسة المشكلة ويقترح الحلول المناسبة باستخدام الأسلوب العلمي، ومن بين القرارات التي تم مناقشتها واتخاذها بهذه الطريقة: تحديد الأهداف العسكرية، وتوقيت الضربات الجوية، وتحديد أفضل وسائل وأكثرها أمانًا للإنزال العسكري ونقل الموارد والأفراد. وقد ساهم نجاح استخدام هذه الأساليب خلال الحرب في اتخاذ القرارات العسكرية.

---

[1]– محمد الفاتح محمود بشير المغربي، **الأساليب الكمية في إدارة الأعمال**، الطبعة الأولى، دار الجنان للنشر والتوزيع، الأردن، عمان، 2012، ص: 9.

[2]– بوزيان صفية، يعيشي فتيحة، **استخدام الأساليب الكمية في ادارة القروض**، مذكرة ماستر أكاديمي في العلوم التجارية، جامعة أحمد دراية، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، أدرار، 2020/2019، ص: 6.

وقد أثبت تطبيق بحوث العمليات نجاحا كبيرا في مجال تطوير العمليات العسكرية وزيادة كفاءته، وكان لذلك أثر في اهتمام الولايات المتحدة بتكوين لجان مشابهة، فقد قامت جامعة برنستون (Princeton University) ومعهد ماساشوسيتش للتكنولوجيا (MIT) بتدريب عدد كبير من الباحثين في هذا المجال وأسهمت هذه اللجان في معالجة الكثير من مشكلات الحرب، وقد ظهر أول كتاب في مجال بحوث العمليات في عام 1946 بعنوان "طرق بحوث العمليات" لمؤلفيه موريس وكمبال. ومن بين أهم الاقتراحات في هذا المجال كان اقتراح جورج دانتزج في عام 1947 لطريقة السمبلكس لحل نماذج البرمجة الخطية. بعد ذلك، شهد المجال تطورات تجلت في ظهور كتاب "بحوث العمليات" في عام 1957.

الفرع الثاني: أنواع وخصائص الأساليب الكمية

أولا: أنواع الأساليب الكمية

تستخدم الأساليب الكمية الطرق البيانية والإحصائية والرياضية لإجراء التنبؤات، وتُعتبر هذه التنبؤات عادةً أكثر دقة وأقل تحيزًا مقارنة بالأساليب النوعية. يعود ذلك إلى اعتمادها على سلاسل زمنية من البيانات لتحديد قيم الظاهرة وتوقعها في المستقبل.[1] وفيما يلي عرض لأهم طرق التنبؤ الكمية:

الطرق السببية:

تسمى أيضا تقنيات التنبؤ بعدة خطوات زمنية، وتعتمد على تحليل الظاهرة المدروسة وتقدير العلاقة بينها وبين العوامل النظامية المفسرة لها، ويتم ذلك بدراسة وتحليل تفاعل عدة سلاسل زمنية وبناء نموذج إحصائي يصور علاقة الظاهرة محل التنبؤ بالعوامل المفسرة لها، هذه التقنيات تحتاج عادة إلى معلومات إحصائية كثيرة نسبيا، ويمكن التمييز بين نماذج الانحدار البسيطة والمتعددة[2].

أ. النماذج الانحدارية (Regression modèles):

النموذج الخطي للانحدار يُفهم عادة كوسيلة لصياغة العلاقة بين ظاهرة محددة (المتغير التابع) وعامل مفسر واحد أو مجموعة من العوامل المفسرة لها، وتمثيل هذه العلاقة في شكل نموذج إحصائي. يمكن التفريق بين نوعين من هذه النماذج: النماذج الخطية للانحدار البسيطة والنماذج الخطية للانحدار المتعددة.

---

[1]- عماد عبد الستار طه زيدان، **تطبيق السلاسل الزمنية في التنبؤ بأعداد المترددين على مكتبة كلية الآداب**، المجلة الدولية لعلوم المكتبات والمعلومات، المجلد الثامن، العدد الرابع، جامعة كفر الشيخ، مصر، 2021، ص: 118.

[2]- بوهالي رتيبة، **طريقة بوكس –جنكيز للتنبؤ بالمبيعات –دراسة حالة الشركة الافريقية للزجاج بالطاهير**، رسالة ماجستير، جامعة جيجل، كلية علوم التسيير، 2006/2005، ص: 24.

يتميز نموذج الانحدار الخطي البسيط بشيوعه في الدراسات القياسية بفضل سهولة استخدامه وحساب معلماته، وتطبيقاته الواسعة. يُستخدم هذا النموذج لإنشاء علاقة بين متغير تابع ومتغير مستقل، مما يمكن من شرح التغيرات في المتغير التابع بناءً على المتغير المستقل. تأخذ صيغته الجبرية الشكل التالي:

$$Y_t = b_0 + b_1 X_t + u_t$$

لكن أحد المشاكل التي تواجه نموذج الانحدار الخطي البسيط هي أنه يمكن استخدامه فقط عند استخدام متغير مستقل واحد. ومع ذلك، في حالة وجود أكثر من متغير في المعادلة، يمكن استخدام نموذج الانحدار الخطي المتعدد. يُعد هذا النموذج الأخير قياسي ويعبر عن العلاقة الخطية بين متغير تابع وعدة متغيرات مستقلة. تُكتب معادلته بالشكل التالي:

$$Y_t = B_0 + B_1 X_{1t} + B_2 X_{2t} + B_k X_{kt} + e_t$$

في كلا النموذجين، يتم اتباع نفس الخطوات للقيام بعملية التنبؤ، حيث يشمل ذلك:
تحديد المتغيرات بدقة.

- جمع البيانات الإحصائية المتعلقة بالمتغيرات.
- اختيار الشكل المناسب للمعادلة بناءً على التحليل المنطقي لطبيعة الظواهر والعلاقات المتبادلة بينها، مع الاستعانة بالتمثيل البياني ومراقبة شكل سحابة النقاط لاختيار النموذج الأمثل، مع التركيز على المعادلة التي تعطي أقل قيمة للخطأ.
- تقدير معادلة الانحدار.
- إجراء الاختبارات اللازمة لضمان جودة النموذج وإمكانية استخدامه في التنبؤ، وذلك من خلال اختبار جودة التوافق باستخدام معامل التحديد R^2 ومعامل الارتباط r، بالإضافة إلى اختبارات المعنوية الجزئية والكلية باستخدام اختباري Student و Ficher بالترتيب[1].

نماذج السلاسل الزمنية (Time series models) :

يتميز هذا النوع من النماذج بالبنية والهدف الفريد، حيث تقوم هذه النماذج بتفسير المتغير التابع باستخدام الزمن أو السلوك الماضي لهذا المتغير. على سبيل المثال، إذا كانت V_t تمثل حجم مبيعات سلعة معينة، فإنه من الصعب الاعتماد فقط على النظرية الاقتصادية لفهم أسباب التغيرات في حجم المبيعات بدقة. قد تكون هذه التغيرات ناتجة عن تغيرات في الأسعار، الدخل المتاح، وغيرها من العوامل الاقتصادية، ولكن يمكن أيضًا أن تكون نتيجة لعوامل موضوعية أخرى لا يمكن قياسها بسهولة، مثل الظروف الجوية، تغير ذوق المستهلكين، أو حتى الأحداث الاجتماعية مثل الأعياد. لذلك، يمكن تفسير هذه المبيعات ب:

[1]- بن عوالي حنان، **التنبؤ بالطلب كجزء مكمل من التخطيط الاستراتيجي**، الأكاديمية للدراسات الاجتماعية والإنسانية، العدد الثاني عشر، جامعة الشلف، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، جوان 2014، ص: 56.

1.الزمن: من خلال مركبة الاتجاه العام.

$$V_t = f(t,u_t)$$

حيث u_t تمثل الخطأ العشوائي (white noise) الذي يعبّر عن المتغيرات غير القابلة للقياس، بالإضافة إلى الأخطاء التي تحدث أثناء جمع وتحليل وتوثيق المعلومات كما ذُكر سابقاً. تم تغيير تسميتها من النماذج الانحدارية إلى نماذج السلاسل الزمنية، وهذا التغيير هو شكلي ولا يؤثر على الموضوع.

2.السلوك الماضي للمتغير: بمعنى أنه يتم تفسير المتغير قيد الدراسة بسلوكه الماضي المتمثل في استعمال النماذج الانحدارية والمتوسطات المتحركة وفق طريقة بوكس– جنكيز (*Box-Jenkins*).

يمكن تمثيلها في شكلها البسيط التالي:

$$V_t = f(V_{t-1},V_{t-2},\ldots,u_t)$$

حيث V_t وV_{t-1} تمثل المبيعات في الفترة والفترة التي قبلها (t-1) هكذا حسب درجة التأخير المرغوبة التي لا تحدد عشوائيا إنما إحصائيا باستخدام اختيارات مناسبة.

يفضل استخدام هذا النوع من النماذج في حالة عدم وجود علاقات سببية بين المتغيرات أو في حالة نقص المعلومات حول المتغيرات المستقلة الموجودة على يمين المعادلة. ومع ذلك، لا يعني ذلك أن هذه النماذج غير مرغوب فيها في الحالات الأخرى. بسبب ضعف النماذج الانحدارية في الجوانب الإحصائية والتنبؤية مقارنة بالإمكانيات المتاحة، زادت رغبة استخدامها، لأنها لا تتطلب جهدًا كبيرًا في جمع المعلومات المتعلقة بالظاهرة المدروسة[1].

ويمكن استخدام السلاسل الزمنية في الحالات التالية[2]:

- ☆ غياب العلاقات السببية بين المتغيرات وكذا صعوبة قياس بعضها الأخر.
- ☆ عدم توفر المعطيات الكافية حول المتغيرات المفسرة.

ومن بين أساليب التنبؤ الشائعة الاستعمال في هذا المجال نجد:

[1]– مولود حشمان، **مرجع سابق**، ص: 19–20–21.

[2]– رفيق زراولة، **إدارة الانتاج والعمليات**، محاضرة موجهة لطلبة قسم إدارة الأعمال، جامعة 8 ماي 1945، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، قالمة، 2016/2015، ص: 33.

أ. المتوسطات المتحركة (Moving Average):

إن المتوسط (مجموع القيم على عددها) يعتبر أحد مقاييس النزعة المركزية، وفي حالة التذبذبات الصغيرة في الطلب فإنه يمثل عامل تهدئة، إلا أنه في التذبذبات الكبيرة يعمل على إخفاء هذه التذبذبات مما يجعل منه مقياسا مضللا لا يمكن الاعتماد عليه، ولمعالجة ذلك يتم اللجوء إلى المتوسط المتحرك وذلك باحتساب المتوسط لعدة فترات أو القيم بدلا من المتوسط لكل من فترات أو قيم السلسلة. وفي كل مرة يحتسب فيها المتوسط المتحرك تترك الفترة الأقدم وتضاف قيمة الفترة اللاحقة، والمتوسط المتحرك لآخر عدد من الفترات يمكن أن يمثل التنبؤ للفترة القادمة[1].

من أهم مزايا هذه الطريقة هو سهولة فهمها وتطبيقها، حيث لا تتطلب كمية كبيرة من البيانات عن الماضي. ومن بين عيوبها أن نتائج التنبؤ تعتمد على طول فترة المتوسط، لذا يجب اختيار فترة مناسبة لحساب التنبؤ. وكلما زادت فترة المتوسط، زادت القدرة على تخفيف تأثير العوامل العشوائية.

ومن العيوب الأخرى لهذه الطريقة، أنها تتطلب الاحتفاظ بجميع البيانات عن الماضي، مما يؤدي إلى ارتفاع تكاليف حفظ واسترجاع البيانات سواء يدوياً أو باستخدام الحاسوب. بالإضافة إلى ذلك، هذه الطريقة تعطي نفس الوزن أو الأهمية لجميع البيانات المستخدمة في حساب التنبؤ، بحيث يُعطى كل بيان وزنًا متساويًا على مدار الفترة الزمنية المحددة [2].

ب. أسلوب المتوسطات المتحركة المرجحة:

تبنى فكرة المتوسطات المتحركة المرجحة على مبدأ أن" ظروف العام القادم أكثر شبها لظروف العام الحالي منها بظروف الأعوام السابقة، وبذلك يكون مقدار الطلب على منتجات العام القادم أقرب لمقدار المبيعات الفعلية للعام الحالي منها للأعوام السابقة، ومن هذا المنطلق، تعطى مبيعات العام الحالي وزنا أكثر من مبيعات العام الماضي، وهكذا بشرط أن يكون مجموع الأوزان الموزعة على فترات المتوسط المتحرك واحد صحيح أو 100%[3].

ج. تقدير خط الاتجاه (The Trend Line Method):

تعد هذه الطريقة من الأساليب والطرق الكمية الشائعة الاستخدام في التنبؤ على الطلب على المنتجات، وتفترض هذه الطريقة أن الطلب على المنتجات يتغير (يزيد أو ينقص) بمرور الزمن.

وتستخدم معادلة خط الاتجاه العام لتقدير الطلب في المستقبل، ويعبر عنها بالصيغة التالية:

$$\hat{y} = a + bx$$

[1]– نجم عبود نجم، **مرجع سابق**، ص: 168.

[2]– أمجد حميد مجيد، **تنبؤ الطلب**، محاضرة موجهة لطلبة قسم إدارة الأعمال، كلية المستقبل الجامعة، 2022/2021، ص: 6.

[3]– رفيق زراولة، **مرجع سابق**، ص: 37.

حيث أن: $\hat{y}$: تنبؤ الطلب وهو المتغير المستقل.

a : معامل ثابت.

x : الفترة الزمنية وهو المتغير التابع.

b : درجة ميل المعادلة (الزيادة التي تطرأ علىy بزيادة وحدة واحدة من x)[1].

ثانيا: خصاص الأساليب الكمية

يعتبر استخدام الأساليب الكمية من أبرز التقنيات التي حققت تطورا في شتى المجالات، وهي تشير إلى تطبيق المنهج العلمي كأداة لحل العديد من المشاكل في مختلف الميادين، ولهذه الاساليب عدة خصائص يمكن توضيحها فيما يلي[2]:

- التقنيات الكمية تنطلق من النظرة والطريقة العلمية كأساس ومنهج في البحث والدراسة لأن المواضيع التي تعالجها تكون على مراحل متداخلة ومتتابعة الأمر الذي يقتضي تحديد أبعاد المشكلة بدقة، وإعطاء تفسير ممكن للمشكلة على أساس الفرضيات القائمة، واختبار صحة الفرضيات واستنتاج البدائل التي يمكنها المساهمة في حل المشكلة، واختيار الحل الأفضل من بين مجموعة من الحلول الممكنة، ثم وضعها تحت التطبيق والمتابعة؛
- التقنيات الكمية تهتب ببناء النماذج الرياضية من أجل تحليل واستنتاج ووضع علاقات بين المتغيرات، بحيث يمكن تحقيق هذه العلاقات عن طريق استخدامها في صورة وصفية أو طرق تنبؤية مستقبلية حول ظاهرة ما؛
- استعمال النماذج العلمية من أجل قياس درجة المخاطرة والصدفة، والتنبؤ والمفاضلة بين البدائل المختلفة، كما تطبق بصورة واسعة وأشمل وأكثر على المؤسسات الصناعية والإدارية ذات الحجم الكبير نسبيا، والتي تحتاج إلى نماذج علمية؛
- ومن خصائص الأساليب الكمية أنها طريقة لحل المشاكل التي تعالج باستخدام بحوث العمليات، وهي تشمل الأمور المالية والتسويقية والتصنيعية.

الفرع الثالث: أهمية الأساليب الكمية

للأساليب الكمية أهمية كبيرة في تحقيق القرارات الصائبة وحل المشكلات داخل المؤسسات الاقتصادية، وتتجلى هذه الأهمية فيما يلي:

---

[1]– أ حمد يوسف دودين، **إدارة الانتاج والعمليات**، المنهل للنشر والتوزيع، سوريا، 2012، ص: 108.

[2]– صالح محرز، **واقع ومعوقات تطبيق الأساليب الكمية ودورها في ترشيد القرارات في المؤسسة الصناعية –دراسة حالة: شركة اسمنت تبسة**، الآفاق للدراسات الاقتصادية، المجلد السابع، العدد الثاني، جامعة العربي التبسي، تبسة، 2022، ص: 212– 213.

- ✓ الأساليب الكمية تُعتبر وسيلة حيوية لاتخاذ القرارات الكمية بشكل دقيق باستخدام الطرق العلمية الحديثة والمبتكرة.
- ✓ تُمثل هذه الأساليب وسيلة علمية مساعدة في اتخاذ القرارات بدقة وتجنب العشوائية التي قد تنشأ نتيجة التجارب والأخطاء.
- ✓ يُمكن اعتبار الأساليب الكمية مزيجًا من الفن والعلم، حيث تتعامل مع تخصيص الموارد المتاحة بكفاءة وتطبيق مفهوم الكفاءة والندرة في النماذج الرياضية التطبيقية. تهدف هذه الأساليب إلى اكتشاف قواعد وأسس جديدة للعمل الإداري لتحقيق أعلى مستويات الجودة ومطابقة المواصفات العالمية.
- ✓ تساعد الأساليب الكمية في معالجة المشاكل المعقدة من خلال التحليل والحل، مما يسهل تقديم حلول فعالة في وقت أقل. كما تُركز على الجوانب الهامة للمشكلة دون الخوض في التفاصيل الغير ذات تأثير على القرار، مما يُسهل تحديد العناصر الملائمة لاتخاذ القرارات بفعالية.
- ✓ صياغة نماذج رياضية معينة تعكس مكونات المشكلة؛
- ✓ تقديم النماذج الكمية يشمل عرض مجموعة من العلاقات الرياضية وتقديم بدائل متعددة لعملية اتخاذ القرار، مما يسهم في فهم عناصر المشكلة والعوامل المؤثرة فيها.
- ✓ يبرز استخدام الأساليب الكمية في الإدارة كوسيلة فعالة لتحسين أداء المؤسسات، حيث توفر مساعدة موضوعية وتوجيه في اتخاذ القرارات. يتزايد الطلب على هذه الأساليب نظرًا لزيادة حجم المعلومات وتعقدها، وكذلك نظرًا لتزايد حجم المؤسسات وشدة المنافسة بينها، بالإضافة إلى ضيق الوقت الذي يتاح لاتخاذ القرارات الحاسمة.
- ✓ تعتبر الأساليب الكمية أداة فعالة لترشيد القرارات الإدارية من خلال المساهمة المباشرة في حل المشكلات التي تواجه المنظمات، سواء من خلال استخدام المخططات الشبكية أو أسلوب شبكات الأعمال، أو حتى تطبيق نماذج التخزين لأغراض التخطيط والرقابة.
- ✓ تُساهم بشكل غير مباشر في حل المشكلات من خلال ترشيد القرار الإداري المطلوب، وذلك عبر إيجاد حالات مثالية أو مناسبة للمقارنة مع الوضع الحالي.[1]؛
- ✓ تساعد على الوصف الدقيق واستخلاص النتائج العامة من النتائج الجزئية؛
- ✓ تهيء فرصة أفضل للتنبؤ وتتيح مجالا أرحب للاحتمالات التي تعتمد أساسا على إحصاءات وأرقام؛
- ✓ تساعد في رفض أو قبول الفرضيات التي يضعها الباحث[2]؛

[1]– بن منصور إلهام، **دور الأساليب الكمية في صنع القرارات الاستراتيجية بالمؤسسة**، مجلة التنمية والاستشراف للبحوث والدراسات، المجلد الثالث، العدد الخامس، جامعة تلمسان، ديسمبر 2018، ص: 171.

[2]– علي عباس العزاوي، **الجغرافية المعاصرة وتقنيات المعلوماتية GIS**، دار اليازوري للنشر والتوزيع، الأردن، 2022، ص: 165.

ومن أهمية الأساليب الكمية كذلك أنها تساهم في خلق الحاجة المتزايدة للإعداد لاتخاذ القرار على كافة المستويات، كما تساعد في إيجاد الهياكل الضرورية واللازمة للمعلومات، كما تسهم في تطوير عملية التخطيط داخل المنظمات لجميع الأنشطة[1]؛

الفرع الرابع: معوقات تطبيق الأساليب الكمية

رغم الاستعمال الواسع لهذه الأساليب إلا أنه يوجد بعض المعوقات لاستخدامها نلخصها في عدم اهتمام الإدارة بالأساليب الكمية في اتخاذ القرار خاصة في الدول النامية، ويرجع بعض الباحثين أسباب ذلك إلى عدم إيمان القيادات الإدارية لهذه الدول بجدوى هذه الأساليب نظرا لصعوبة تطبيقها وعدم ملاءمة الظروف وأنماط السلوك الإداري السائد في هذه الدول، إضافة إلى نقص الكوادر القادرة على تطبيق الأساليب الإدارية الحديثة وفي مقدمتها بحوث العمليات وتخلف نظام المعلومات الإداري، وعدم وجود دراسات وأبحاث تشجع القيادات الإدارية على اللجوء إلى هذه الأساليب في مجال اتخاذ القرارات[2].

أما بعض الباحثين فيحصر مجمل هذه المعوقات فيما يلي:

الاعتماد على الأساليب التقليدية مثل الخبرة السابقة والحكم الشخصي؛

- التخلي على الأساليب الحديثة مثل الحاسوب والبرامج المعلوماتية؛
- عدم التعاون بين المؤسسات ومراكز البحث التطبيقي أو الجامعات حول إمكانية تطبيق هذه الأساليب على أرض الواقع ومدى فعاليتها؛
- عدم توفر الأشخاص والأفراد المختصين والمدربين في مجال تطبيق الأساليب الكمية؛
- تطبيق المؤسسات الأساليب الكمية غير المعروف لدى الغالبية العظمى؛
- تعقد المشاكل بسبب وجود عدد كبير من المتغيرات المتشابهة، ومن ثم لا يستطيع المدير تطبيق هذه الأساليب الكمية لإيجاد الحل؛
- عدم التعرف على هذه الأساليب والتخوف من تطبيقها، بالإضافة إلى عدم توفر دقة البيانات اللازمة للقيام بالتحليل نتيجة نقص المحللين المختصين وعدم مرونتها مع أوضاع المؤسسة؛
- الوجود الشكلي لبعض الأساليب بالمؤسسة ولكنه لا يتم التطبيق الفعلي لها[3].

---

[1]– صالح محرز، **مرجع سابق**، ص: 213.

[2]- نعيم إلهام، **أهمية اللجوء إلى الأساليب الكمية في اتخاذ القرار مع تطبيق نموذج البرمجة بالأهداف في تحديد كمية الإنتاج**، مجلة الدراسات الاقتصادية الكمية، العدد الأول، المدرسة التحضيرية للعلوم الاقتصادية وعلوم التسيير والعلوم التجارية، تلمسان، 2015، ص: 151.

[3]- صالح محرز، **المرجع نفسه**، ص: 214.

المبحث الثاني: مبادئ أساسية في السلاسل الزمنية

إن بناء وتحليل السلاسل الزمنية يعتبر من أهم المواضيع التي اهتم بها الإحصائيون، لما تناوله من تحليل لسلوك الظواهر بشكل عام والظاهرة الاقتصادية بشكل خاص، حيث تعتبر هذه السلاسل أحد أبرز الأساليب الإحصائية الحديثة التي تساعد على تحديد تغيرات قيم الظواهر مع مرور الوقت، وتحديد الأسباب والنتائج المرتبطة بهذه التغيرات، وتفسير العلاقات بينها، والتنبؤ بالتغيرات المستقبلية استنادًا إلى ما حدث في الماضي.

المطلب الاول: مفهوم السلسلة الزمنية ومركباتها

السلسلة الزمنية هي مجموعة من البيانات المرتبطة بالزمن، تستخدم لفهم سلوك الظواهر وتحليل الاتجاهات والتنبؤ بالمستقبل. وتحتوي على مركبات تمثل الأنماط والتغيرات المختلفة في البيانات.

الفرع الأول: تعريف السلسلة الزمنية:

تعريف 1: " تتألف بيانات السلاسل الزمنية من ملاحظة متغير واحد أو عدة متغيرات بمرور الوقت، لذلك يتم ترتيب بيانات السلاسل الزمنية بترتيب زمني ويمكن أن يكون لها ترددات زمنية مختلفة، سنوية، نصف سنوية، ربع سنوية، أسبوعية، يومية، أو كل ساعة. كما يمكن أن تشمل أمثلة بيانات السلاسل الزمنية أسعار الاسهم، الناتج المحلي الإجمالي، الأموال...الخ"[1].

تعريف 2: " عبارة عن مجموعة من مشاهدات لظاهرة ما مأخوذة خلال فترات زمنية متتابعة ومتساوية الأبعاد، إذ قد تكون الفترات الزمنية مقاسة بالسنة أو أجزائها أو أضعافها. وتهدف دراسة السلسلة الزمنية لظاهرة ما إلى تحديد كيفية تغير تلك الظاهرة عبر الزمن، وإلى تحديد دورات تلك التغيرات، ومعرفة أسبابها ونتائجها، وكذا التخمين المستقبلي لتطورها "[2].

تعريف 3: " السلسلة الزمنية تمثل مجموعة من المشاهدات أو القياسات لظاهرة معينة، مثل الاقتصادية أو الاجتماعية أو الطبية، وتأخذ عادة على فترات زمنية متتابعة ومتساوية[3].

ومما سبق فإن السلسلة الزمنية هي عبارة عن مجموعة من المشاهدات لظاهرة ما خلال الزمن.

---

[1]- Dimitrios Asteriou and Sstephen G. Hall, **Applied Econometrics**, Revised edition, New York, 2007, P: 08.

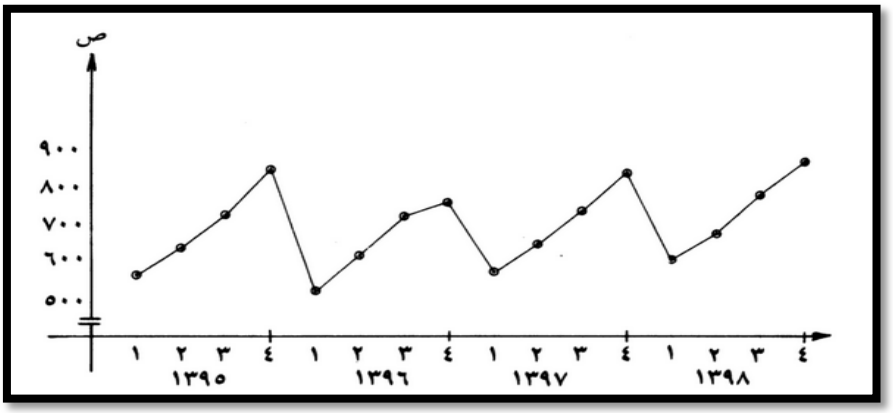
[2]- بن معزو محمد زكريا، **نماذج التنبؤ**، مطبوعة بيداغوجية، جامعة باجي مختار، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، عنابة، 2022/2021، ص: 16.

[3]- سمير مصطفى شعراوي، **مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية**، الطبعة الأولى، مركز النشر العلمي، جامعة الملك عبد العزيز، المملكة العربية السعودية، 2005، ص: 5.

وتعرف رياضيا بأنها أي ظاهرة تتضمن متغير الزمن المستقل (t) والقيم المناظرة له المتغير التابع (y)، وأن كل قيمة في الزمن يقابلها قيم للمتغير التابع y، الذي هو دالة بالنسبة للزمن t[1]، و يمكن صياغة علاقتها بالشكل العام كما يلي: $Y = F(t)$.

ومن أمثلة السلاسل الزمنية سعر إقفال أسهم بنك معين يوميا، وعدد الوحدات المطلوبة أسبوعيا من إنتاج سلعة معينة، وحجم المبيعات الشهري لسلعة ما، وحجم الإنتاج اليومي للنفط الخام لشركة معينة، وأرباح الشركات في سنوات محددة، أسعار الأسهم في سوق أوراق مالية معين وهكذا[2].

الشكل رقم (1-2): مثال عن سلسلة زمنية لمبيعات إحدى المؤسسات



المصدر: عبد الرحمان بن محمد سليمان أبو عمه، د. محمود محمد ابراهيم هندي، **الإحصاء التطبيقي**، الطبعة الثانية، العبيكان للنشر والتوزيع، الرياض، 2007، ص: 194.

يجب أن نعيد التأكيد على أهمية التحقق من قابلية مستويات السلسلة الزمنية للمقارنة قبل استخدامها في التحليل أو التوقعات، حيث يُعتبر هذا الشرط الأساسي لصحة أي تحليل أو توقع. وفيما يلي العناصر الضرورية لتحقيق ذلك[3]:

- ✓ ينبغي توحيد فترات الزمن في مستويات السلسلة الزمنية، حيث يجب أن تكون فترات متساوية. على سبيل المثال، يجب أن يتم قياس بعض المستويات بعدد المواليد شهرياً، بينما يجب أن تقاس المستويات الأخرى بعدد المواليد سنوياً. ذلك لأن المقارنة بين مستويات الزمن المختلفة في هذه الحالة تصبح غير ممكنة.

1- Lahcene Abdallah Bachioua, **Fundamentals of Statistics Concepts and Applications an Arabic Text**, First Edition, Phillips Publishing, United States, 2011, P: 169.

2- قصي حميد السلامي، سيف الدين هاشم قمر، عمر عبد المحسن قمر، **الإحصاء المالي التطبيقي**، الطبعة الأولى، دار الخليج للنشر والتوزيع، الأردن، 2023، ص: 229.

3- ليندة تدرانت، **استخدام طريقة Box-Jenkins للتنبؤ بالمبيعات في المؤسسة –دراسة حالة مؤسسة مطاحن سيدي ارغيس بأم البواقي**، مذكرة ماستر، جامعة أم البواقي، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، 2015/2014، ص: 12.

- ✓ يجب أن تكون جميع مستويات السلسلة مرتبطة بمكان محدد، سواء كان ذلك إقليمياً أو ولايةً أو مؤسسةً. ولا يجب أن تعبر بعض المستويات عن مؤشرات خاصة بمجال محدد، بينما تعبر المستويات الأخرى عن مجالات أوسع.
- ✓ يجب أن تكون وحدة القياس موحدة لجميع مستويات السلسلة الزمنية.
- ✓ ينبغي التعبير عن مستويات السلسلة الزمنية بقيم ثابتة، لأن استخدام الأسعار الجارية يمكن أن يحجب تأثير التغيرات في الأسعار، مما يجعل المقارنة غير موضوعية.
- ✓ يجب توحيد الطريقة والمنهجية المستخدمة في قياس جميع المستويات.

الفرع الثاني: مركبات السلسلة الزمنية

تتألف السلسلة الزمنية عادةً من مجموعة من المركبات أو القوى التي تؤثر عليها، ومن خلال تفاعلها تقدم لنا القيم الزمنية وتساعد في فهم سلوك الظاهرة. وبتمثيل دقيق يُظهر لنا أربعة عناصر أساسية تشكل وتؤثر في السلسلة الزمنية[1].

1. الاتجاه العام (Secular Trend):

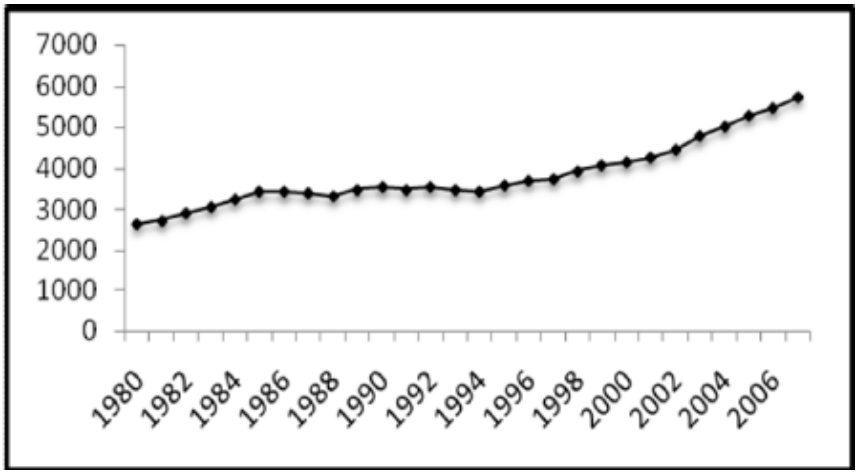
على مدى فترة طويلة من الزمن، قد تحمل البيانات الفعلية اتجاها، وهو يعتبر تحولا تدريجيا إلى مستوى أعلى أو أدنى، إن كان هناك اتجاها طويل المدى فمن المحتمل أن تظل التقلبات قصيرة المدى في هذا الاتجاه، ومع ذلك فإن الاتجاه طويل المدى سيكون واضحا.

الاتجاهات في تحليل السلاسل الزمنية ليست دائما صاعدة وخطية، فبياناتها يمكن أن تعرض اتجاها خطيا صاعدا أو اتجاها خطيا هابطا، أو اتجاه غير خطي(منحني) أو ألا تعرض اتجاهات على الاطلاق، ولن تمثل النقاط المبعثرة التي لا علاقة بينها اتجاها على الاطلاق. يتم تحليل نمط الاتجاه باستخدام تحليل الانحدار البسيط[2]. نرمز للاتجاه العام بالرمز (T).

[1]– العزازي إيمان، **التنبؤ باستعمال السلاسل الزمنية –دراسة تحليلية صندوق الجهوي للتعاون الفلاحي بسور الغزلان CRMA** ، مذكرة ماستر، جامعة أكلي محند أولحاج، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، البويرة، 2020/2019، ص: 20.

[2]– شيراز محمد خضر، **التخطيط المحاسبي**، الطبعة الأولى، دار الأكاديمية للطباعة والنشر والتوزيع، لندن، 2022، ص: 85.

الشكل رقم (1-3): منحنى لسلسلة زمنية تتضمن مركبة الاتجاه العام.



المصدر: مولود حشمان، **مرجع سابق**، ص: 26.

يوضح المنحنى مركبة الاتجاه العام التي تزداد عبر الزمن وبميل موجب.

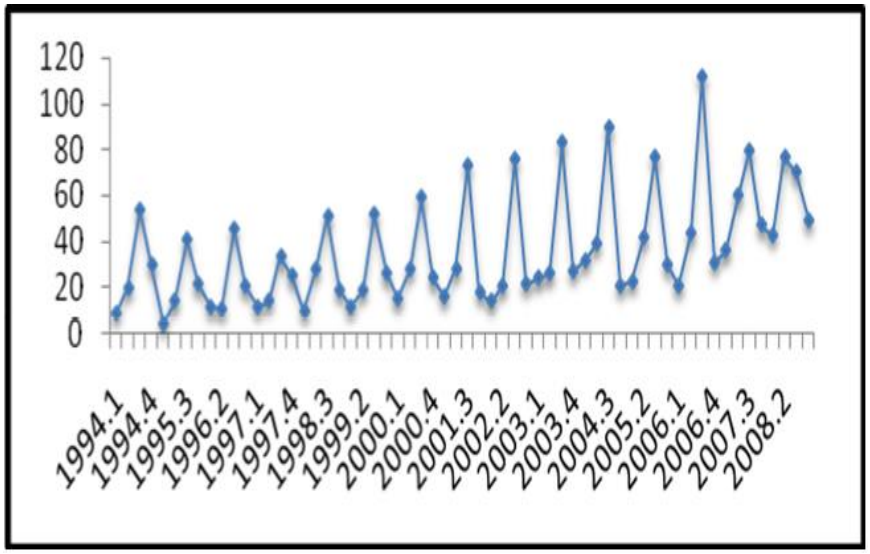
2. التغيرات الفصلية أو الموسمية (Seasonal variations):

التغيرات الموسمية تُعتبر جزءًا أساسيًا من السلسلة الزمنية، حيث تعكس هذه التغيرات والتذبذبات الدورية التي تحدث في الظروف الجوية أو الفصول نتيجة لتأثير عوامل خارجية. وغالباً ما تتم هذه التغيرات بشكل منتظم، كما أنها تبين تغير الظاهرة المدروسة في المدى القصير (خلال سنة)، مثلا: الاستهلاك المنزلي للكهرباء خلال 24 ساعة، الإنتاج الزراعي...الخ.

يرمز للفصلية بالرمز (S_t)، ويمكن أن نميز بين ثلاثة أشكال للمركبة الموسمية: الشكل التجميعي، الشكل المضاعف، الشكل المختلط[1].

[1]- خالد أحمد علي محمود، **اقتصاد المعرفة وإدارة الأزمات المالية في إطار المؤسسات الاقتصادية**، الطبعة الأولى، دار الفكر الجامعي للنشر والتوزيع، الاسكندرية، 2019، ص: 384.

الشكل رقم (1-4): منحنى لسلسلة زمنية تتضمن المركبة الفصلية



المصدر: مولود حشمان، **مرجع سابق**، ص: 27.

من الملاحظ أن هذه الظاهرة تتشكل خلال سنة عند استعمال معطيات فصلية، شهرية، أسبوعية...الخ.

3. التغيرات الدورية (Cyclical variations):

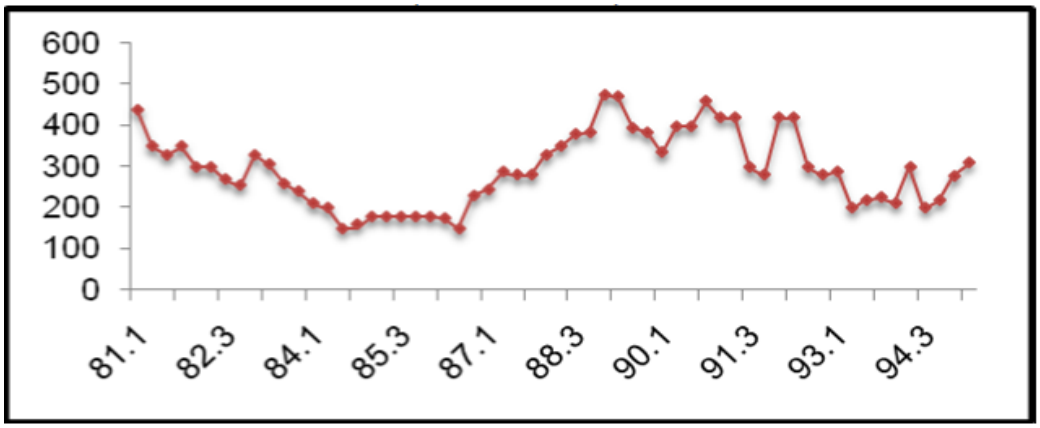
يشير هذا النوع من التغيرات إلى التبادلات أو التذبذبات في منحنى الاتجاه العام حيث أن هذه التغيرات قد تكون على فترات زمنية متساوية أو غير متساوية، وتعد الحركات دورية إذا تكررت بعد فترات زمنية تزيد عن السنة، وهي التغيرات الناتجة عن تأثير القوى التي تظهر من حين لآخر ويكون تأثيرها على قيم السلسة الزمنية على شكل تزايد لهذه القيم أو تناقصها حتى تبلغ دورة عظمى (صغرى)، ثم تعود لتتناقص (تتزايد) حتى تبلغ دورة صغرى (كبرى) وهكذا. وقد تتكرر هذه التغيرات في فترات زمنية أكثر من سنة ولا تتبع نفس النظام من حيث الفترات الزمنية.

وترجع التغيرات الدورية لعدة أسباب أهمها التغير في العوامل المؤثرة، وكذا التغير في طبيعة الظاهرة ومن أهم أمثلة التغيرات الدورية، دورات المناخ، حيث يقع تأثير هذه التغيرات في كل من عناصر لبيئة الطبيعية[1].

ويرمز للتغيرات الدورية بالرمز (C).

[1]- علي العزاوي، **الأساليب الكمية الاحصائية في الجغرافية**، دار اليازوري العلمية للنشر والتوزيع، الأردن، 20172018، ص: 341.

الشكل رقم (1-5): منحنى لسلسلة زمنية يوضح التغيرات الدورية

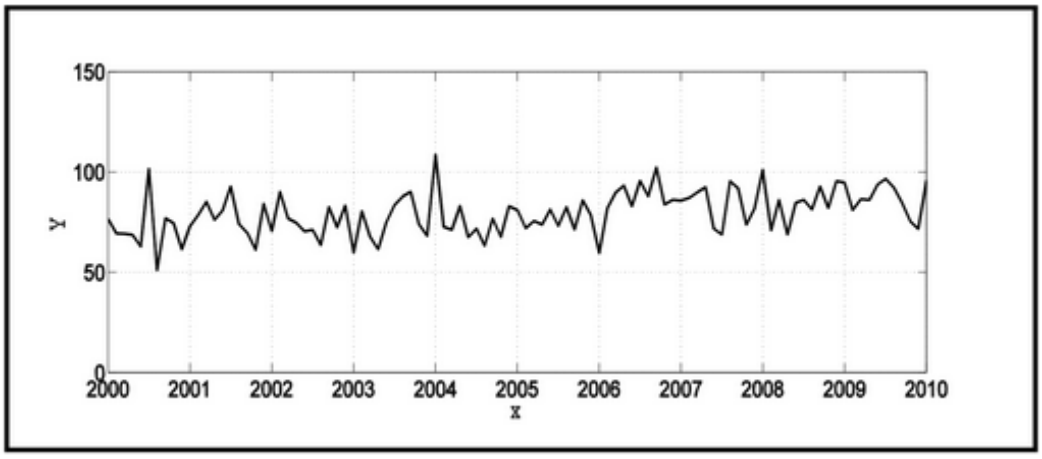


المصدر: مولود حشمان، **مرجع سابق**، ص: 28.

4. المركبة العشوائية (Random or stochastic variations):

تعكس هذه التغيرات التذبذبات غير المتوقعة، وبمعنى آخر، تمثل تلك الاختلافات الشاذة التي تنشأ نتيجة ظروف غير متوقعة وصعبة التنبؤ بها، ولا يمكن تحديد نطاق تأثيرها بسهولة. تشمل هذه الأحداث العوامل الطارئة مثل الزلازل أو إضرابات العمال، التي تنشأ دون سابق إنذار وتؤثر على السلسلة الزمنية...الخ، ويرمز لها بالرمز (ε_t)[1].

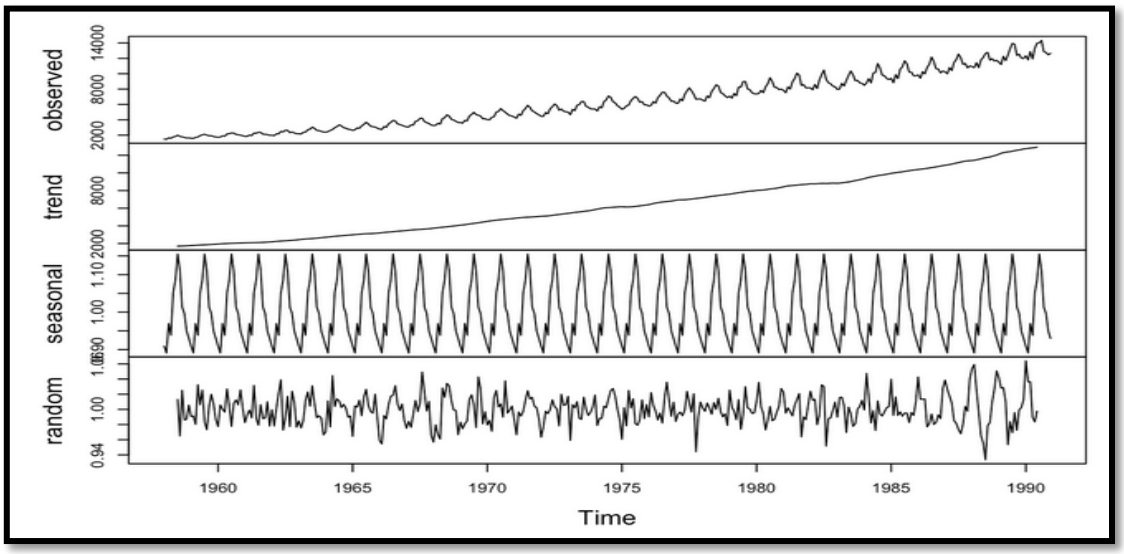
الشكل رقم (1-6): منحنى يبين التحركات العشوائية لسلسلة زمنية



المصدر: امطير عثمان، **مبادئ الإحصاء**، مركز الكتاب الأكاديمي، عمان، 2017، ص: 114.

[1]- محمد شيخي، **طرق الاقتصاد القياسي –محاضرات وتطبيقات**، الطبعة الأولى، دار الحامد للنشر والتوزيع، الجزائر، 2011، ص: 198.

الشكل رقم (1-7): رسم بياني يوضح المركبات الاساسية للسلسلة الزمنية



المصدر: www.arabiananalyst.com, Consulter le: vendredi 22/03/2024, 22:33 pm .

المطلب الثاني: أهداف تحليل السلاسل الزمنية.

غالبا ما تؤدي أسباب دراسة أية سلسلة زمنية إلى تحديد الطرق المستخدمة في دراستها، لذا يستحسن إعطاء نظرة عامة لبعض أهداف دراسة السلاسل الزمنية[1].

- ❖ الحصول على وصف دقيق للملامح الفريدة للعملية التي تؤدي إلى تكوين السلسلة الزمنية.
- ❖ إنشاء نموذج لتفسير سلوك السلسلة وشرحه بدلالة متغيرات أخرى يربط القيم المشاهدين ببعض قواعد سلوك السلسلة؛
- ❖ استخدام النتائج التي نحصل عليها للتنبؤ بسلو السلسلة في المستقبل وذلك اعتمادا على معلومات الماضي. ونفترض وجود قوة دافعة كافية في النظام تؤكد أن سلوك السلسلة في الماضي هو نفس سلوكها في المستقبل. يكون لدينا تبصر أكبر بالقوى المؤثرة في عملية السلسلة الزمنية واستغلال ذلك في الحصول على تنبؤات أكثر دقة؛
- ❖ التحكم في العلمية التي تتولد منها السلسلة الزمنية بفحص ما يحدث عند تغير بعض معالم النموذج أو بالتوصيل إلى سياسات تستخدم فقط للتدخل عندما تنحرف عملية السلسلة عن الهدف المجدد بأكثر من مقدار معين[2]؛

---

[1]- والتر فاندل، **السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس– جنكينز**، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية، 1993، ص: 26.

[2]– عماد عبد الستار طه زيدان، **مرجع سابق**، ص: 120.

- ❖ استخدام السلسلة الزمنية لوصف وتصوير المعلومات المتاحة عن فترة زمنية توضح تطور الظاهرة المدروسة، أي وصف الملامح والسمات الرئيسية للسلسلة؛
- ❖ يساعد وصف السلسلة إلى حد كبير في تحديد النموذج المناسب لتحقيق الأهداف، والتعرف على المكونات الرئيسية مثل الاتجاه العام والتغيرات الموسمية؛
- ❖ دراسة السلاسل الزمنية تسهم في فهم وتفسير التغيرات الملاحظة في الظاهرة من خلال المقارنة بينها وبين سلاسل زمنية أخرى ذات الصلة؛
- ❖ من أهداف السلاسل الزمنية أيضا الرقابة والتحكم في كفاءة مختلف العمليات وذلك باتخاذ القرارات المناسبة من وقف العملية الانتاجية وتعديل مسارها أو استمرارها؛
- ❖ أما أهم أهداف دراسة السلاسل الزمنية فهو التنبؤ بالمشاهدات المستقبلية والذي يعتبر الهدف النهائي[1].

المطلب الثالث: استقراية وعدم استقرارية السلسلة الزمنية

تتمثل الفكرة الأساسية للاستقرارية (السكون) في عدم تغير القوانين الاحصائية التي تسير سلوك السيرورة العشوائية للمتغيرة عبر الزمن[2]، حيث أن هناك حالتان من الاستقرارية وهما الاستقرارية في المتوسط (Stationary in Mean) والاستقرارية في التباين (Stationary in Variance)، إن الاستقرارية في المتوسط هي حالة السلسلة عندما لا تظهر اتجاها عاما ويمكن تحويلها إلى مستقرة باستخدام الفروق. أما الاستقرارية في التباين فهي حالة السلسلة عندما تظهر تذبذبات متباينة في شكل السلسلة الزمنية، ويمكن تثبيت التباين بالحصول على اللوغاريتم الطبيعي أو الجذر التربيعي أو المقلوبات لبيانات السلسة[3].

تعد السلسلة الزمنية للمتغير (Y_t) مستقرة إذا توافرت فيها الخصائص الآتية[4]:

1. ثبات متوسط القيم عبر الزمن، أي أن: $(E(Y_t) = \mu)$.
2. ثبات التباين عبر الزمن، أي أن: $Var(Y_t) = E(Y_t) - \mu)^2 = \sigma^2$.
3. أن يعتمد التغاير (Covariance) بين أي قيمتين لنفس المتغير على الفجوة الزمنية بينهما، وليس فقط على القيمة الفعلية للزمن التي يتم فيها حساب التغاير ، أي أنه: $\gamma_k = E[(Y_k-\mu)(Y_{t+k}-\mu)]$.

---

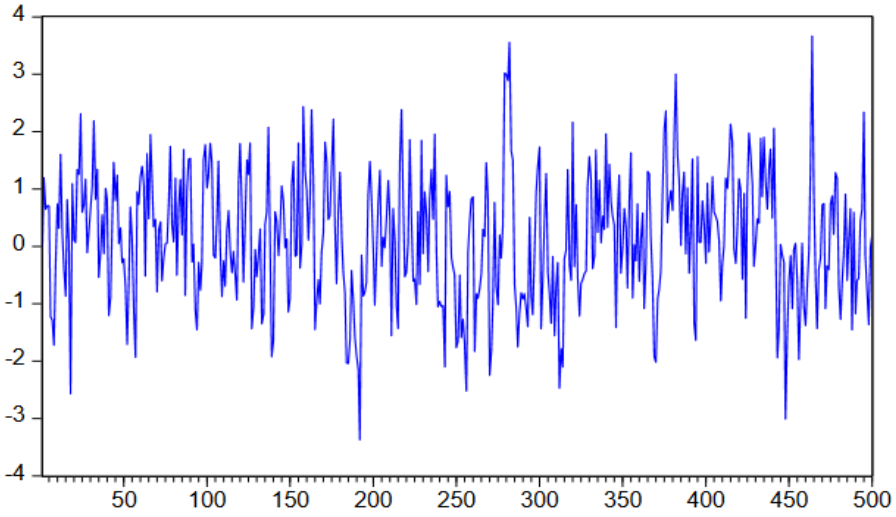
[1]– سمير مصطفى شعراوي، **مرجع سابق**، ص: 10-11.

[2]– صديقي حفصة، بوشه محمد، **الخصائص السكونية للسلاسل الزمنية-تطبيق على المتغيرات المالية في الجزائر -منهج الاختبارات -للفترة 1970-2017**، مجلة الباحث الاقتصادي، المجلد الثامن، العدد الأول، جامعة بومرداس، 2021، ص: 61.

[3]– سعدة عبد الكريم طعمه، **استخدام السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار**، مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والادارية، المجلد الرابع، العدد الثامن، كلية الادارة والاقتصاد (فلوجة)، 2012، ص 374.

[4]– مايح شبيب الشمري، حسين علي الشامي، **الحكومة والنمو الاقتصادي -دراسة في دول مختارة مع إشارة خاصة للعراق**، دار غيداء للنشر والتوزيع، عمان، 2019، ص: 258.

الشكل رقم (1-8): مثال لسلسلة زمنية مستقرة في المتوسط



المصدر: مصطفى الله، محاضرات في مقياس تحليل السلاسل الزمنية باستخدام برنامج EVIEWS مع أمثلة محلولة، موجهة لطلبة ماستر اقتصاد كمي، جامعة محمد بوضياف، المسيلة، 2020/2019، ص: 5.

❖ **الضجة البيضاء (White Noise):**

توجد عملية عشوائية ثابتة ذات أهمية كبيرة في تحليل السلاسل الزمنية تُعرف بالضجة البيضاء (White Noise)، ويُرمز لها بالرمز (ε_t)، وتتميز بالخصائص التالية[1]:

$E(\varepsilon_t) = 0,$ مهما يكن t

$Var(\varepsilon_t) = \sigma^2,$ مهما يكن t

$Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-k}) = 0,$ مهما يكن t

❖ **السلاسل الزمنية غير المستقرة (Non-Stationary Time Series):**

إن دراسة بناء النماذج وتحليلها أعطت للسلاسل الزمنية أهمية كبيرة لدورها الفعال في التخطيط الاقتصادي وفي التطبيقات الجغرافية والهندسية والفيزيائية[2]، وغالباً السلاسل الزمنية في الواقع العملي والتطبيقي لا تكون مستقرة وقد نفشل في إثبات ذلك في الرسم البياني أو الاختبارات الاحصائية، فعلى سبيل المثال نجد أن

[1]- إبراهيم عدلي، **تحليل السلاسل الزمنية 2**، مطبوعة دروس، جامعة العربي بن مهيدي، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، أم البواقي، 2020/2019، ص: 4.

[2]- عبد المجيد حمزة الناصر، أحلام أحمد جمعة، **مقارنة بعض الاختبارات الخاصة بنموذج الانحدار الذاتي الطبيعي غير المستقر من الرتبة الأولى (دراسة محاكاة)**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد الثاني عشر، جامعة بغداد، كلية الادارة والاقتصاد، العراق، 2007، ص: 2.

المتغيرات الاقتصادية غالبا ما تعتبر سلاسل زمنية غير مستقرة كونها تسير بصفة عامة في اتجاه عام، لذلك لابد من تحويلها إلى نماذج مستقرة لتسهل نمذجتها[1].

ومن الناحية الاحصائية فإن السلسلة الزمنية غير المستقرة على عكس السلسلة المستقرة هي سلسلة وسطها وتباينها غير محدد وتكون متكاملة من رتبة على الأقل I(1)، وتمثل هذه الصفة الاحصائية الدليل على أن السلسلة غير المستقرة وهي فقط التي تشتمل على مكون عشوائي دائم يعكس كافة التغيرات الدائمة Permanent Change في السجل التاريخي للمتغير محل البحث[2].

ولدراسة استقرارية السلسلة الزمنية، تأخذ السلسلة النموذج التالي[3]:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \beta_3 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

حيث: ε_t التشويش الأبيض للخطأ، و t تمثل عنصر الزمن.

❖ أنواع السلاسل الزمنية غير المستقرة:

السلاسل الزمنية غير المستقرة تأخذ أحد النموذجين التاليين:

1. السيرورة TS(trend stationary):

هي سلاسل غير مستقرة لها اتجاه عام محدد (deterministic trend) ويأخذ الشكل: $Y_t = f(t) + \varepsilon_t$ فضلا عن سياق عشوائي مستقر توقعه الرياضي يساوي الصفر وتباينه ثابت. وأكثر هذه النماذج انتشارا هو كثير الحدود من الدرجة الأولى والذي يكتب على الشكل التالي: $Y_t = a_0 + a_1 t + \varepsilon_t$

وخصائص هذه السيرورة هي:

$$* \; E(Y_t) = E[a_0 + a_1 t + \varepsilon_t] = a_0 + a_1 t .$$

$$* \; var(Y_t) = E[a_0 + a_1 t + \varepsilon_t - (a_0 + a_1 t)]^2 = E[0 + \varepsilon_t]^2 = E(\varepsilon_t^2) = \sigma_\varepsilon^2 .$$

$$* \; cov(Y_t, Y_{t'}) = 0 \quad ; \quad \forall \, t \neq t' .$$

2. السيرورة DS(differency stationary):

تتميز هذه السلاسل بعدم الاستقرار ووجود اتجاه عشوائي، مع وجود جذر الوحدة على الأقل مرة واحدة ، ويأخذ شكل النموذج التالي: $Y_t = Y_{t-1} + a + \varepsilon t$ ومن أجل جعلها مستقرة نقوم بتطبيق مرشح الفروق الأولى:

---

[1]– فاضل عباس الطائي، **التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحويلات مع التطبيق**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد السابع عشر (عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات – الاحصاء والمعلوماتية)، جامعة الموصل، كلية علوم الحسابات الرياضيات، العراق، 2010، ص: 297.

[2]– أحمد سلطن محمد، **اختبار استقرارية السلاسل الزمنية للبيانات المقطعية الخاصة بالمنشآت الصناعية الكبيرة في العراق**، مجلة العلوم الاقتصادية والادارية، المجلد 19، العدد70، جامعة ديالي، العراق، ص: 384.

[3]- Damodar N. Gujarati, Dawn C. Porter, **Basic Econometrics,** Fifth edition, The McGraw-Hill Companies, New York, America, 2009, P: 745.

$\Delta^d Y_t = (1-B) = a+\varepsilon_t$ و d هي درجة الفروقات ،غالبا ما نستعمل الفروقات من الدرجة الأولى $d=1$ وتكتب على الشكل التالي: $\Delta Y_t = (1-B)Y_t = a + \varepsilon_t$.

تأخذ هذه النماذج الشكل:

إذا كان $a=0$ يسمي نموذج DS بدون مشتقة ويسمي كذلك بنموذج السير العشوائي(random walk model) ويكتب على الشكل: $Y_t=Y_{t-1}+\varepsilon_t$

لدراسة خصائص هذا النموذج نحاول كتابة في شكله الموسع:

$Y_1 = Y_0 + \varepsilon_t$
$Y_2 = Y_1 + \varepsilon_{t-1} = Y0 + \varepsilon_1 + \varepsilon_2$
$\vdots \cdots$
$Y_t = Y_0 + \sum_{i=1}^{t} \varepsilon_i$

خصائص هذه السيرورة (بافتراض أن Y_0 معلومة):

* $E(Y_t) = Y_0$
* $Var(Y_t) = Var(\sum_{i=1}^{t} \varepsilon_i) = t\sigma_t^2$
* $Cov(Y_t , Y_{t'}) = Min(t , t')\, \sigma^2\varepsilon \; \forall \; t \neq t'$

إن التمييز بين هذين النوعين من السلاسل يكون باستخدام اختبار جذر الوحدة الذي اقترحه (ديكي و فولر) عام 1979ثم قاما بتحسينه عام 198[1].

❖ اختبارات الاستقرارية:

يمثل وجود جذر الوحدة في بيانات سلسلة زمنية عدم استقرار بينات هذه السلسلة، ويطلق عليها سلسلة السير العشوائي. ويوجد عدد من الاختبارات التي يمكن استخدامها للتأكد من وجود جذر الوحدة أو عدم وجوده، أي لتحديد مدى استقرار السلاسل الزمنية ومنها[2]:

- اختبار ديكي فولر البسيط Dickey- Fuller (D-F).
- اختبار ديكي فولر الموسع Augmented-Fuller (ADF).
- اختبار فليبس –بيرون Philips and Perron (P-P).

لماذا تعتبر السلسلة الزمنية المستقرة مهمة جدا؟ لأنه إذا كانت السلسلة الزمنية غير مستقرة، فيمكننا دراسة سلوكها فقط في الفترة الزمنية قيد النظر، و بالتالي فإن كل مجموعة من بيانات السلاسل الزمنية ستكون

---

[1]- تم الاعتماد على:

– عثمان نقار، منذر العواد، **منهجية في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ –دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سوريا**، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 27، العدد الثالث، جامعة دمشق، كلية الاقتصاد، سوريا، 2011، ص: 129.

– عطا الله عمر، **محاضرات في مقياس السلاسل الزمنية**، موجهة لطلبة السنة أولى ماستر اقتصاد كمي، جامعة الشهيد حمه لخضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الوادي، 2023/2022، ص: 58 – 59.

[2]- محمد غالي راهي الحسيني ، **التوسع المالي واتجاهات السياسة المالية**، دار اليازوري للنشر والتوزيع، الأردن، 2016، ص 224.

خاصة بحلقة معينة، ونتيجة لذلك ليس من الممكن تعميمها على فترة زمنية أخرى، ولأغراض التنبؤ، فإن السلسلة الزمنية غير المستقرة ستكون ذات قيمة عملية قليلة[1].

المطلب الرابع: النماذج الخطية للسلاسل الزمنية

1. نماذج الانحدار الذاتي من الدرجة P: يطلق على كل نموذج غير مستقر نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة (P) يكتب AR(P)، حيث أن المركبة Y_t يمكن كتابتها بالعلاقة التالية:

$$Y_t = \propto + \emptyset_1 Y_{t-1} + \emptyset_2 Y_{t-2} + \dots \emptyset_p Y_{t-p} + a_t$$

حيث:

$\propto$: عدد ثابت.

a: صدمات عشوائية.

$\emptyset_i$: معاملات حقيقية $\forall i = 1,2,\dots,p$

نستطيع كتابة النموذج بشكل آخر وذلك باستعمال معامل الأخر حيث يصبح كالآتي:

$$(1 - \emptyset_1 B^1 - \dots \emptyset_p B^p)\, Y_t = a_t$$
$$\emptyset_p (B)\, Y_t = a_t$$

حيث: $\emptyset\, p\,(B)$: كثير حدود مميز للنموذج y_t .

–النموذج Y_t يكون مستقرا إذا كانت جذور $\emptyset\, p\,(B) \neq 1$[2].

إن دالة الارتباط الذاتي للنموذج AR(p) تكون متناقصة بشكل أسي أو بشكل موجات جيبيه متضائلة، أما دالة الارتباط الذاتي الجزئي فإنها تنقطع بعد الإزاحة p[3].

2. نماذج المتوسطات المتحركة: في هذا النموذج يتم تمثيل القيمة الحالية للسلسلة الزمنية Y_t عن طريق مجموع مرجح للقيم السابقة للأخطاء، والصيغة العامة لهذا النموذج من الرتبة التي يُرمز له MA(q) هي:

$$Y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

أو $Yt = \emptyset(B) a_t$

إن دالة الارتباط الذاتي للنموذج MA(q) تنقطع بعد الإزاحة q، أما دالة الارتباط الذاتي الجزئي فإنها تتناقص بشكل أسي أو بشكل موجات جيبية متضائلة[4].

1- Damodar N. Gujarati, **Basic Econometrics,** Fourth edition, The McGraw-Hill Companies, New York, America, 2003, P: 798.

2 - فريد بختي، **السلاسل الزمنية الخطية باستعمال حزمة Eviews 7**، محاضرات موجهة لطلبة العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير، جامعة العقيد آكلي محند أولحاج، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، البويرة، 2015/2014، ص: 82.

3- صفاء مجيد مطشر الكلابي، **استعمال بعض طرائق التنبؤ المختلفة لتحليل أعداد المصابين بالأورام الخبيثة**، رسالة مقدمة إلى مجلس كلية الادارة والاقتصاد، جامعة كربلاء، العراق، 2018، ص: 24.

4- صفاء مجيد مطشر الكلابي، **المرجع نفسه**، ص: 24.

3. نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة ARMA (p,q):

هناك سلاسل زمنية عشوائية لا يمكن تمثيلها فقط عن طريق المتوسط المتحرك أو الانحدار الذاتي. في الواقع، نجد أن معظم النماذج يتكونون من مزيج من النماذج السابقة، أي مزيج بين AR(p) و MA(q)، والذي يُمثل بالعلاقة التالية:

$$y_t = \emptyset_1 y_{t-1} + \emptyset_2 y_{t-2} + \ldots + \emptyset_p y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

إن الشرط الضروري لاستقرار السيرورة ARMA(p,q) هو: $\sum_{i=1}^{p} \theta_1 < 1$ بحيث يكون وسطها ثابت عبر الزمن، ويعطي النتيجة التالية[1]:

$$\mu = \frac{\sigma}{1 - \sum_{i+1}^{p} \theta t}$$

4. نماذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل ARIMA (p,d,q):

معظم نماذج السلاسل الزمنية هي نماذج عشوائية غير مستقرة ويمكن التعرف عليها من خلال دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي[2]، فإذا كانت لدينا عملية مختلطة ARMA(p, q) غير مستقرة لكن يمكن تحويلها لمستقرة بأخذ d فرق، فبما أن الجمع هو العملية العكسية للطرح فيمكن القول أن العملية المختلطة (غير المستقرة) يمكن الحصول عليها بجمع (أو تكامل) العملية المختلطة المستقرة d مرة[3]. أطلق بوكس وجنكنز على العملية المختلطة غير المستقرة عملية المتوسط المتحرك والانحدار الذاتي التكاملية (التجميعية) moving autoregressvie integrated average.

نقول أن Yt هي سلسلة متجانسة وغير مستقرة (متكاملة) من الدرجة d، إذا وجدت $\nabla^d Y_t$ = سلسلة مستقرة جديدة[4]. يمكن التعبير عن النموذج ARIMA(p,d,q) بالصورة التالية[5]:

$$\emptyset(B)\nabla^d y_t = \emptyset(B) a_t$$

حيث أن:

---

[1]– بوعلي بشرى وداد، **استخدام نماذج السلاسل الزمنية للتنبؤ بأسعار البترول –دراسة حالة بترول صحاري بلاند**، مذكرة ماستر، جامعة الدكتور مولاي الطاهر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، سعيدة، 2021/2020، ص: 46.

[2]- Ahlam Ahmed Juma, Hala Muthanna Mohammed, **Using Box - Jenkins Models to Forecast the Cotton Crop In Iraq**, Science Signpost Publishing, The Ministry of Planning, Iraq, 2016, P: 715.

[3]– زين العابدين البشير، **تحليل السلاسل الزمنية (في مجال التكرار ومجال الزمن)**، الطبعة الأولى، دار الجنان للنشر والتوزيع، المملكة الأردنية الهاشمية، 2016، ص: 121.

[4]– بوعلي بشرى وداد، **المرجع نفسه**، ص: 47.

[5]– عقيل عيسى محمد، بشير جميل خليل، **استخدام السلاسل الزمنية في التخطيط التربوي باستعمال نماذج التنبؤ لبيانات ومعلومات العملية التربوية**، مجلة الفتح، العدد الثاني والعشرين، جامعة ديالي ، العراق، 2017، ص: 314 – 315.

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \ldots - \phi_p B^p$$
$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \ldots - \theta_q B^q$$
$$\nabla^d = (1 - B)^d$$

ومن بين هذه النماذج نجد نماذج السير العشوائي(random walk model) ، يندرج هذا النموذج ضمن النماذج غير المستقرة التي تتأثر بالتغيرات العشوائية (at). عندما نقوم بأخذ الفرق الأول لهذه السلسلة، فإنها تتحول إلى سلسلة مستقرة من التغيرات العشوائية البحتة ($a_1, a_2, ..a_t$) وصيغته ARIMA (0,1,0) .[1]

5. النماذج الموسمية المختلطة:

بالنظر إلى وجود المتغيرات الفصلية في السلاسل الزمنية، والتي تزيد من تعقيد تقدير معاملات p و q، تم تطوير نموذج SARIMA الفصلي من قبل بوكس وجنكنز، يتيح هذا النموذج للمحلل الإحصائي التعامل مباشرة مع السلاسل الزمنية الخام، ويتجنب تقدير المعاملات الفصلية لنموذج SARIMA، حيث يعتبر Y_t يحقق الفصلية تمامًا من الدرج (p,d,q) إذا حقق ما يلي:

$$(1-\emptyset_1 L^S - \emptyset_2 L^{2S} - \ldots - \emptyset_P L^{PS})\, w_t = (1-\emptyset_1 L^S - \theta_2 L^{2S} - \ldots - \theta_q L^{qs})\, \varepsilon_t$$
$$\emptyset(L^S) = (1-\emptyset_1 L^S - \emptyset_2 L^{2S} - \ldots - \emptyset_P L^{PS})$$
$$\theta(L^S) = (1-\emptyset_1 L^S - \theta_2 L^{2S} - \ldots - \theta_q L^{qs})$$

و نقول أن النموذج يحقق الفصلية المضاعف من الدرجة (p,d,q) إذا حقق العلاقة الآتية:

$$W_t = (1-L)^d (1-L^S)^D$$

حيث أن: $(1-L)^d$ يمثل الفروق من الدرجة d.

$(1-L^S)^D$: الفروق الموسمية من الدرجة d اللذان يستخدمان لتحقيق الاستقرارية للسلسلة Y_t.[2]

---

[1]- بختاوي فاطمة الزهراء، **تحليل فورية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذجARIMA للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية –دراسة حالة مؤسسة سونلغاز-مقاذعة سعيدة**، أطروحة دكتوراه، جامعة أبي بكر بلقايد، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تلمسان، 2019/2018، ص: 45.

[2]– بغداد بنين، عمر موساوي، **استخدام نماذج السلاسل الزمنية للتنبؤ بأسعار البترول، –دراسة حالة أسعار بترول الجزائر**، المجلة الجزائرية للتنمية الاقتصادية، العدد السابع، الجزائر، 2017، ص: 98.

المبحث الثالث: استخدام منهجية بوكس جنكيز (Box-Jenkins) لتحليل السلاسل الزمنية.

تعد منهجية بوكس جنكيز (Box-Jenkins) من أهم وأفضل المناهج لبناء وتحليل السلاسل الزمنية، فهي تعتمد على عدة مراحل، تتضمن كل مرحلة عدة خطوات واختبارات للحصول على أفضل نموذج من أجل استعماله في عملية التنبؤ والحصول عل أفضل النتائج. وسنتطرق في هذا المبحث إلى كل ما يخص هذه المنهجية بدءا من تطورها التاريخي، مزاياها وعيوبها وصولا إلى مراحل تطبيقها.

المطلب الاول: التعريف بمنهجية بوكس جنكيز والتطور التاريخي لها.

سنعرض في هذا المطلب تعريف منهجية بوكس جنكنز والتطور التاريخي لها.

الفرع الأول: تعريف بمنهجية بوكس جنكيز.

"تعد طريقة تطبيقية تعالج مختلف الظواهر الزمنية بشكل دقيق بغية التوصل إلى نماذج محكمة تعتمد في تطبيقها على نماذج ذات ذاكرة قصيرة أي تصلح في التنبؤات قصيرة المدى، فمن بين شروطها هي الاستقرارية حيث تكون السلسلة تتذبذب حول وسط حسابي ثابت وتباين مستقل عن الزمن، لأن خاصية الاستقرار تعتبر من أهم الخواص التي تعتمد على مجموعة من الاختبارات لمعرفة استقرار السلسلة من عدمه، ومن بين هذه الاختبارات التمثيل البياني والارتباط الذاتي واختبارات الجذر الأحادي"[1].

الفرع الثاني: التطور التاريخي لمنهجية Box-Jenkins.

يعتبر تحليل السلاسل الزمنية أحد أهم الطرق الكمية للتنبؤ، حيث يعتمد على البيانات التاريخية والحالية لتقديم تصوّر واضح حول مستقبل الظاهرة المدروسة، بما في ذلك طبيعة سلوكها، ونمط تفاعلها، والعوامل التي تؤثر عليه[2]. ولعل من أهم نماذج تحليل السلاسل الزمنية نجد منهجية بوكس جنكيز التي ظهرت على يعد العالمانGeorge Box & Gwilyn Jenkins أول من قدم هذا الأسلوب من التحليل للسلاسل الزمنية وذلك في عام 1970 في كتابهما الشهير Time Series Analysis: Forecasting & Control حيث بينا فيه التطبيق العملي لهذا الاسلوب للمجالات الاقتصادية وغير الاقتصادية[3].

---

[1]– فتيحة بن عدي، مصطفى طويطي، ذهبية بن عبد الرحمان، **التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في المملكة العربية السعودية إلى غاية 2030 – دراسة قياسية باستخدام منهجية بوكس وجنكيز**، مجلة الإدارة والتنمية للبحوث والدراسات، المجلد الثاني عشر، العدد الثاني، جامعة غرداية، الجزائر، ديسمبر 2023، ص: 301.

[2]– زنادي زينة، عابدي محمد السعيد، **التنبؤ لقياس تطور الصناعات الغذائية في الجزائر باستخدام نماذج السلاسل الزمنية**، مجلة ابن خلدون للدراسات والابحاث، الجلد الأول، العدد الثاني، جامعة محمد الشريف مساعدية، سوق أهراس، الجزائر، ص: 411 – 412.

[3]– حيدر حميد الكعبي، علي درب الحيالي، **التنبؤ بالفجوة الغذائية لمحصولي القمح والرز في العراق باستخدام بوكس جنكنز ARIMA للمدة 2014– 2022**، مجلة المثنى للعلوم الزراعية، المجلد الثالث، العدد الثاني، 2015، ص: 6.

تخلت هذه الطريقة عن نهج النمذجة الاقتصادية القياسية المتمثل في استخدام المتغيرات التوضيحية التفسيرية التي تقترحها النظرية الاقتصادية لشرح التنبؤ، واختيار بدلا من ذلك الاعتماد فقط على السلوك السابق للمتغير الذي تم تصميمه للتنبؤ. وبالتالي فهي في جوهرها طريقة مطورة للاستقراء[1].

في البداية، أثارت النماذج التي اقترحها بوكس وجنكيز جدلاً كبيراً في الأوساط الأكاديمية، ويُرجع ذلك بشكل أساسي إلى الأسس النظرية الخاصة بها. أظهرت هذه الأسس أنه إذا تمت تلبية بعض الافتراضات، فإن توقعات النماذج تكون مثالية.

ففي البداية كانت هذه التقنية لا تحظى بالاستخدام الواسع، ويرجع ذلك جزئياً إلى الوقت والإجراءات غير الموضوعية الصعبة التي وضعها بوكس وجنكيز لتحديد النموذج المناسب لمجموعة معينة من البيانات، مما أدى إلى تعقيد الأمور. على الرغم من أن الدراسات التجريبية الأولية أظهرت تفوق نماذج بوكس وجنكيز نظريًا على أساليب التنبؤ الأخرى، إلا أنه في الممارسة العملية لم تكن دائماً تتفوق.

أظهرت هذه الدراسات أيضًا أن نماذج التمهيد الأسي تفوقت بنسبة 55٪ على نماذج بوكس وجنكيز في التطبيق العملي على عينة تتضمن 1001 مجموعة بيانات.

واليوم مع تطور حزم البرمجيات، أصبح اتخاذ القرارات أسهل باستخدام منهجية بوكس–جنكيز وتوقعاتها، ويستخدم مصطلح نماذج ARIMA ونماذج بوكس– جنكيز بالتبادل. [2].

المطلب الثاني: مزايا وعيوب منهجية بوكس جنكيز

الفرع الأول: مزايا منهجية بوكس جنكيز

يتسم منهج Box Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية بالعديد من المزايا نذكر منها ما يلي:

- واقعية الافتراضات التي يعتمد عليها؛
- يعتبر أفضل المناهج تنظيما في بناء السلاسل الزمنية[3]؛
- هو نظام متكامل وموثوق يعتمد على النمذجة والتنبؤ، حيث يوفر حلولًا شاملة لجميع مراحل تحليل السلاسل الزمنية؛

---

[1]- Peter Kennedy, **A Guide To Econometrics**, Six edition, Blackwell Publishing Ltd, Unitrd Kingdom, 2008, P: 297.

[2]– حضري خولة، **استخدام السلاسل الزمنية من خلال منهجية بوكس جينكينز في اتخاذ القرار الإنتاجي، –دراسة حالة مطاحن رياض سطيف–وحدة تقرت**– في الفترة 2008– 2013، رسالة ماجستير، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2014/2013، ص: 56.

[3]– أسامة ربيع أمين سليمان، **التنبؤ بمعدل الاحتفاظ بالأقساط في سوق التأمين المصري باستخدام السلاسل الزمنية**، مجلة الباحث، جامعة المنوفية، مصر، 2010، ص: 14.

- لا يفترض الاستقلال بين مشاهدات السلسلة الزمنية وإنما على استغلال الارتباطات المتبادلة بين مشاهدات البيانات، بدلاً من الافتراض بوجود استقلال تام بينها (ARIMA) وبالتالي الحصول على تنبؤات موثوق بها متسقة ودقيقة إحصائيا[1]؛
- تتيح إعطاء تنبؤات دقيقة بشكل أكبر مقارنة بالطرق الأخرى، خاصة عند توفر كمية كافية من البيانات لتطبيقه.
- توافر آليات حسابية تتميز بالكفاءة العالية بالإضافة إلى توفر مجموعة متنوعة من الحزم الإحصائية مثل SPSS وMINITAB، والتي تمكن من تنفيذ جميع مراحل التحليل بسهولة[2].

الفرع الثاني: عيوب منهجية بوكس جنكيز

رغم المميزات التي ذكرناها عن منهجية بوكس جنكيز إلا أنه تتخللها عيوب:

- تتطلب هذه المنهجية مهارات وخبرات خاصة، بالإضافة إلى شخصية محددة، والتي قد لا تكون متاحة للعديد من الباحثين، خاصة عند اختيار النموذج الملائم للبيانات، مما يجعل البعض ينظر إليها على أنها تمثل نوعًا من العلم والفن.
- تتطلب هذه المنهجية إجراء حسابات معقدة بشكل كبير، والتي لا يمكن تنفيذها إلا بواسطة أجهزة الحاسوب[3]؛
- صعوبة التعرف على النموذج؛
- يتطلب عدد كبير من المشاهدات لكي يتمكن من بناء نموذج جيد؛
- عدم وجود أسلوب تلقائي لتحديث النموذج في حالة الحصول على بيانات جيدة[4].

المطلب الثالث: مراحل تطبيق منهجية بوكس جنكيز

يطبق نهج Box Jenkins نماذج ARIMA للعثور على أفضل نموذج ملائم لبيانات السلاسل الزمنية بالاعتماد على القيم السابقة[5]، وذلك عن طريق أربع خطوات يجب اتباعها وهي[1]:

---

[1]– يحيى عبد الحميد كمخلي، **استخدام نماذج تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بمؤشر الاسواق المالية الناشئة –دراسة حالة المؤشر العام لسوق دبي المالي**، مجلة جامعة القدس المفتوحة للبحوث الادارية والاقتصادية، المجلد 05، العدد 14، جامعة حلب، سوريا، 2020، ص: 33.

[2]– زعرة مخلوف، وصال كردي، **دراسة قياسية للتنبؤ بالمبيعات الفوسفات –دراسة حالة شركة مناجم الفوسفات SOMIPHOS بئر العاتر تبسة**، مذكرة ماستر، جامعة العربي تبسي، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تبسة، 2022/2021، ص: 34.

[3]– سمير مصطفى الشعراوي، **مرجع سابق**، ص: 357.

[4]– أسامة ربيع أمين سليمان، **مرجع سابق**، ص: 14.

[5]– معتز عليو مصطفى أحمد، إيمان رمضان محمد يونس، **استخدام نماذج السلاسل الزمنية المتحركة للتنبؤ بالمتغيرات الاقتصادية للقمح في مصر**، مجلة الاسكندرية للتبادل العلمي، المجلد 42، العدد الثالث، مصر، 2021. ص: 1785.

- مرحلة التعرف (التحديد) Identification .
- مرحلة التقدير Estimation.
- مرحلة الفحص (المراقبة والضبط) Diagnostic.
- مرحلة التنبؤ Prediction.

وفيما يلي سنعرض خطوات كل مرحلة بالتفصيل:

مرحلة التعرف Identification:

تعد هذه المرحلة من أصعب مراحل بناء نموذج بوكس جنكيز وتمر بالخطوات التالية:

1. التحليل البياني:

وذلك برسم بيانات السلسلة الزمنية ويعد رسم البيانات الخطوة الأولى في تحليل أي سلسلة زمنية، من خلال الرسم البياني، يمكننا الحصول على فكرة جيدة عن استقرارية السلسلة الزمنية، سواء كانت تحتوي على عناصر موسمية أو اتجاه عام أو قيم شاذة. توجد العديد من الطرق لتحويل البيانات إذا كانت غير مستقرة، والتي تظهر بوضوح من خلال الرسم البياني، مما يعني أن رسم السلسلة الزمنية يوضح ضرورة إجراء التحويلات المناسبة لجعلها مستقرة في متوسطها أو تباينها قبل أي تحليل لها[2].

2. تحليل دالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئيPACF :

يمكن التعرف أيضا على كون السلسلة الزمنية مستقرة أو غير مستقرة من خلال مشاهدة دالة الارتباط الذاتيACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF، فإذا كانت السلسلة غير مستقرة لا تقترب قيمها من الصفر بعد الفجوة الثانية والثالثة بل تبقى قيمها كبيرة لعدد من الفجوات. إذا كانت قيمة ACF تقترب من الصفر بزيادة عدد فترات الإبطاء الزمني، و تتناقص قيم PACF باستمرار مع زيادة فترات الإبطاء الزمني فإن السلسلة تكون مستقرة. وعادة يتم استخدام كلا من دالتي الارتباط لتحديد رتب النموذج ARIMA(p,d,q)[3]، حيث يمكن الاستعانة بالجدول التالي:

---

[1]– علي عبد الحافظ، سارة عبد الكريم مرهج، **التنبؤ بمؤشر مصرف بغداد باستخدام منهجية بوكس جنكيز**، مجلة الدنانير، العدد الخامس عشر، جامعة النهرين، كلية اقتصاديات الاعمال، العراق، 2019، ص: 447.

[2]– جهان حامد، **استخدام أسلوب بوكس– جنكيز في التنبؤ بالتضخم في الجزائر خلال الفترة 1970– 2014**، مذكرة ماستر، جامعة أبو بكر بلقايد، قسم العلوم الاقتصادية، تلمسان، 2016/2015، ص: 21.

[3]– طالب أحمد، **استخدام منهجية بوكس جنكيز لبناء نموذج قياسي للتنبؤ بعدد المواطنين السوريين**، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية – سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 40، العدد 6، جامعة تشرين، اللاذقية، سوريا، 2018، ص: 17.

الجدول رقم(1−1): الأشكال التي تأخذها كل من دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي.

دالة الارتباط الذاتيACF	دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF	النموذج
تقترب تدريجيا من الصفر	تساوي الصفر بعد الفجوة الزمنية	AR(p)
تساوي الصفر بعد الفجوة الزمنية	تقترب تدريجيا من الصفر	MA(q)
تقترب تدريجيا من الصفر	تقترب تدريجيا من الصفر	ARMA (p,q)

المصدر:

*A.A. Salama, Florentin Smarandache, Ibrahime Yasser, **Neutrosophic Knowledge**, Journal of Modern Science and Artis, vol 1, University of New Mexico, 2020, P 78.*

يتم تحديد درجة التكامل d من خلال فحص سكون السلسلة، فإذا كانت السلسلة غير ساكنة في الوسط والتباين، فإنه يتم معالجة عدم الاستقرار بأخذ الفرق الأول، فإذا لم تستقر نأخذ الفرق الثاني. أما عدم السكون في التباين فيتم معالجته باستخدام التحويلة المناسبة للبيانات، وتعتبر التحويلة اللوغاريتمية وتحويلة الجذر التربيعي من أكثر التحويلات استخداما[1].

3. اختبارات الاستقرارية:

يمكن استخدام عدة اختبارات للكشف عن استقرارية السلسلة الزمنية من أهمها اختبار جذر الوحدة لديكي−فولر:

أ. اختبار ديكي−فولر(DF): اختبار Dickey-Fuller يعد أول اختبار تم استخدامه للتحقق من استقرارية السلاسل الزمنية، كما أنه واحد من الاختبارات الأكثر شيوعاً. يعتمد هذا الاختبار على المعادلات التالية[2]:

− النموذج الأول: $Y_t = \varphi Y_{t-1} + e_t$

− النموذج الثاني: $Y_t = \varphi Y_{t-1} + c + e_t$

− النموذج الثالث: $Y_t = \varphi Y_{t-1} + bt + c + e_t$

[1]- وليد بشيشي، سليم مجلخ، حمزة بعلي، **استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل الدينار الجزائري**، المجلة الجزائرية للتنمية الاقتصادية، المجلد الخامس، العدد الثاني، جامعة 8 ماي 1945، قالمة، الجزائر، 2018، ص: 115.

[2]− هيفاء غانية، **الانفاق الحكومي والنمو الاقتصادي: اختبار قانون فاغنر في الجزائر خلال الفترة 1980− 2017**، أطروحة دكتوراه، جامعة الشهيد لخضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الوادي، 2020/2019، ص: 78− 79.

حيث يشير Δ إلى الفرق الأول للسلسلة الزمنية Y_t، و c الحد الثابت، b حد الاتجاه العام. ويتم اختبار فرضية العدم بأن المعلمة $\varphi = 0$ بوجود جذر الوحدة في المقابل نجد الفرضية البديلة أي أن السلسلة لا يوجد فيها جذر الوحدة، ويمكن أن يضاف للمعادلة متغير الزمن (t).

ب. اختبار ديكي فولر الموسع Augmented Dickey Fuller (ADF) تكمن أهمية هذا الاختبار في تحديد درجة تكامل متغيرات النموذج القياسي بالإضافة إلى تمكنه من تحديد مشكلة الارتباط الزائف بين المتغيرات المستقلة والتابعة الناتجة عن عدم استقرار السلاسل الزمنية المستعملة في تقدير النموذج القياسي[1]، وذلك عن طريق تضمين دالة الاختبار عددا معينا من فروقات المتغير التابع المتباطئ وذلك بتقدير معادلة الانحدار التالية[2]:

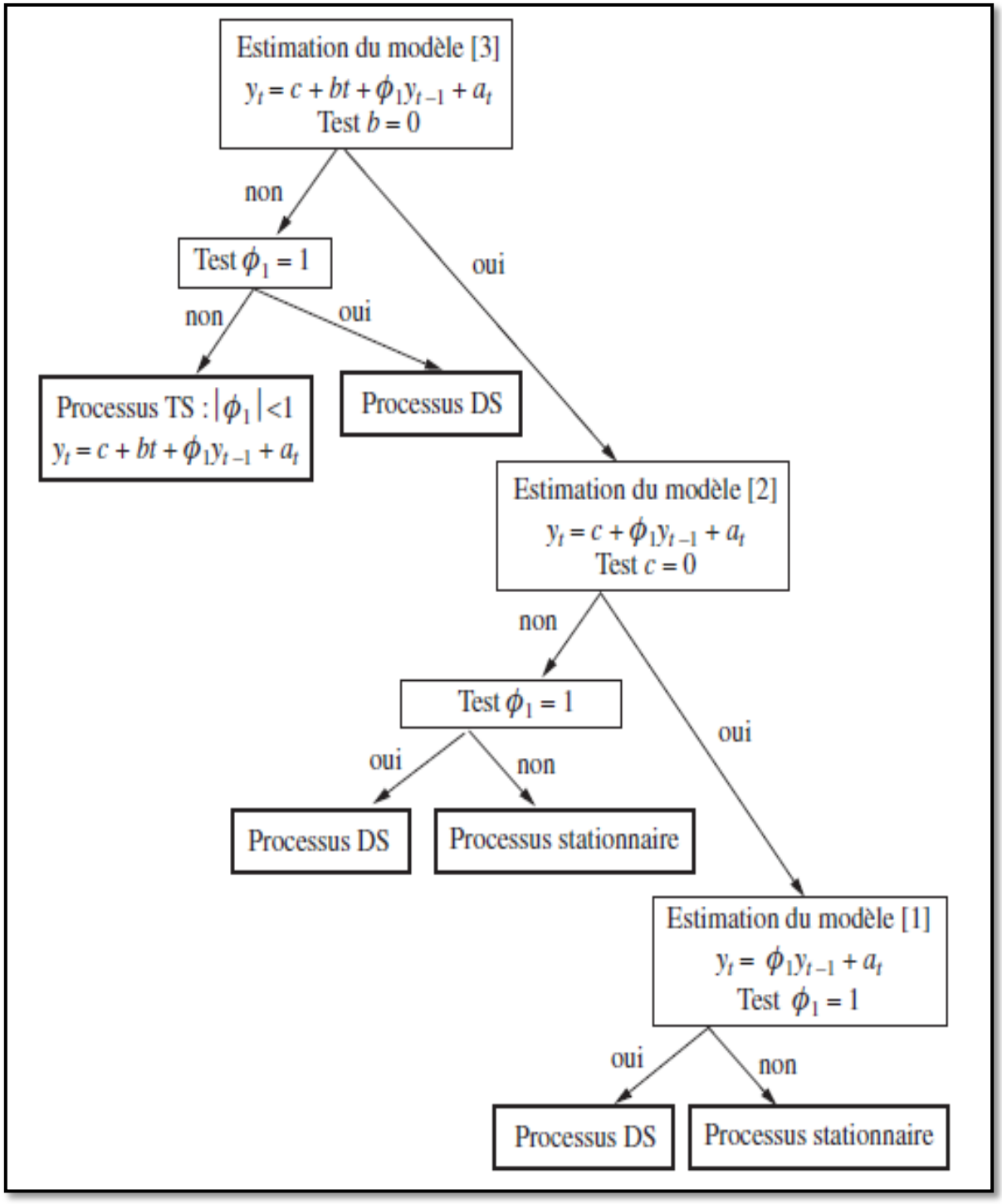
$$\Delta Y_t = \varphi Y_{t-1} + \sum_{j=1}^{k} \varphi_{j+1} \Delta Y_{t-j} + e_t$$

يتضمن هذا الاختبار فرضية العدم بأن المعلمة ($H_0: \varphi = 0$) أي أن السلسلة الزمنية للمتغير محل الدراسة غير مستقرة وتحتوي على جذر الوحدة، وفي الجانب الآخر الفرضية البديلة ($H_1: \varphi < 0$) والتل تعني أن السلسلة الزمنية مستقرة، ويمكن إجراء إحصائية (t) للمعلمة (φ) ومقارنتها بالقيمة الجدولية، وإذا كانت السلسلة الزمنية للمتغير محل الدراسة غير مستقرة في مستواها فإنه يتم أخذ الفروق الأولى وإجراء اختبار جذر الوحدة على الفروق، إذا كانت السلسلة مستقرة عند الفرق الأول نقول أنها متكاملة من الدرجة الأولى، أما إذا كانت السلسلة مستقرة بعد أخذ الفرق الثاني فإنها تكون متكاملة من الدرجة الثانية، في حالة استقرار السلسلة الأصلية، يتم وصفها عادة بأنها متكاملة من الدرجة صفر، بينما تُعتبر متكاملة من الدرجة (d) إذا كانت مستقرة عند مستوى الفروق (d) لذا فإنها تحتوي على (d) جذر وحدة.

[1]– بو يعقوب براهيم، **دراسة قياسية لمدى تأثير النفقات العامة وعائدات الضرائب على الاقتصاد الجزائري خلال الفترة 2000– 2015**، مجلة اداء المؤسسات الجزائرية، العدد العاشر، جامعة وهران 2، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، وهران، 2016، ص: 104.

[2]– محمد غالي راهي الحسيني، **مرجع سابق**، ص: 225– 226.

الشكل رقم (1-9): استراتيجية اختبار جذر الوحدة البسيط

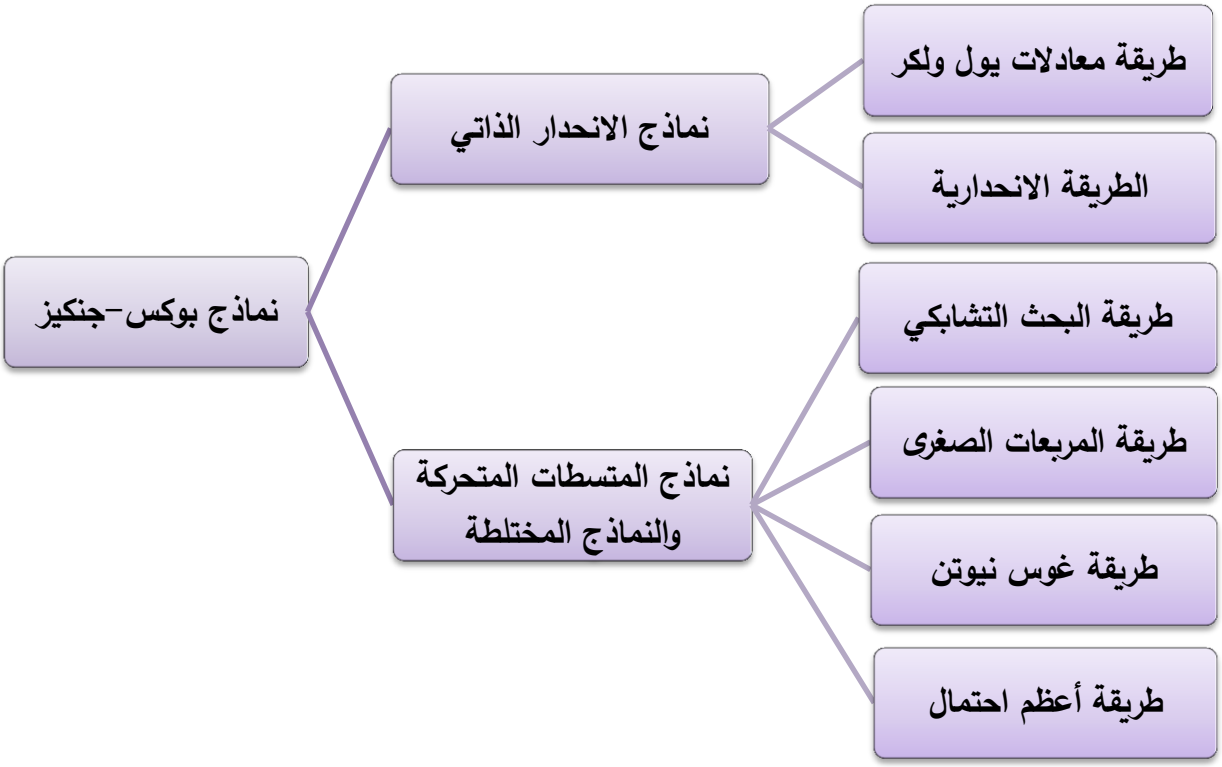


المصدر: *Régis Bourbonnais, **Econométrie – Cours et exercices corriges**, 9e édition, Dunod, Paris, .2015, P 251*

مرحلة التقدير Estimation:

حيث تختلف طرق التقدير حسب طبيعة النموذج (نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة) والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم(1-10): طرق التقدير في نموذج ARIMA



المصدر:

ليلى بودربالة، نور الهدى علوش، **التنبؤ بالنبيعات وفق منهجية بوكس-جنكيز -دراسة حالة مؤسسة مناعة الآجر-برج صباط**، مذكرة ماستر، جامعة 80 ماي 1945، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، قالمة، 2018/2017، ص 43.

1. تقدير معالم نموذج الانحدار الذاتي:

في هذا النموذج، وبعد تحديد الدرجة p يصبح من السهل تقدير معالمها وذلك باستعمال عدة طرق، كالطريقة الانحدارية وطريقة معاملات يول-وولكر[1].

[1]- ليلى بودربالة، نور الهدى علوش، **مرجع سابق**، ص 43.

2. طرق تقدير معالم المتوسطات المتحركة والمختلطة:

تقدير معالم هذه النماذج يعتبر معقدًا نظرًا لطبيعتها غير الخطية والحد العشوائي غير المنتظم، مما يستلزم استخدام طرق تقدير تكرارية. وبناءً على ذلك يكون أسلوب التقدير غير خطي، ومن بين هذه الطرق: طريقة البحث التشابكي، طريقة غوس–نيوتن التكرارية[1].

تعتمد طريقة تحديد السيرورة ARIMA (الاختيار بين AR وMA و واختيار p وq) في Box Jenkins على مقارنة العديد من معايير المعلومات، بالإضافة إلى مجموع مربعات البواقي واختبار الاحتمالية[2].

مرحلة الفحص Diagnostic :

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، وهذه المرحلة تتطلب الخطوات التالية[3]:

1. اختبار دالة الارتباط الذاتي للسلسة:

عند مقارنة دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الأصلية بتلك الخاصة بالسلسلة المقدرة، فإذا وُجِدَ اختلاف، يُشير ذلك إلى فشل في عملية التحديد، مما يتطلب إعادة بناء النموذج وإعادة تقديره. أما في حال تشابه الدالتين، فيتم التحول إلى دراسة وتحليل بقايا التقدير مع دالة الارتباط الذاتي للبواقي[4].

2. اختبار معنوية المعالم والمعنوية الكلية للنموذج:

✓ **اختبار المعنوية الجزئية (اختبار ستودنت T):** حيث نقوم باختبار الفرضية:

$H_0\ \theta_j = 0$, $H_0\ \varphi_i = 0$

$H_1\ \theta_j \neq 0$, $H_1\ \varphi_i \neq 0$

تحت الفرضية الصفرية، يُصبح الحكم كالتالي: إذا كانت المعالم معدومة، فإننا نقبل فرضية العدم، وإذا كانت غير معدومة، فإننا نرفض فرضية العدم، مما يشير إلى وجود معنوية إحصائية للمعالم[5].

---

[1]– بن قسمي طارق، **استخدام السلاسل الزمنية الموسمية للتنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية –دراسة حالة الشركة الوطنية للكهرباء والغاز**، مذكرة ماجستير، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2014/2013، ص: 61.

[2]-Yeghni Samia, Louadj Mounir, **La prévision à court terme selon la méthode de Box Jenkins: Cas de la Tannerie de Jijel**, Revue les cahiers du POIDEX, Vol. 11, No. 01, Université Mohamed Seddik Benyahia Jijel, 2022, P: 594.

[3]– مولود حشمان، **مرجع سابق**، ص: 195.

[4]– صفاء كينة، **دراسة قياسية للتنبؤ بحركة أسعار المؤشرات في سوق نيويورك المالي –حالة مؤشر داو جونز الصناعي للأوراق المالية في الفترة الممتدة من 2044– 2015**، مذكرة ماستر، جامعة قاصدي مرباح، ، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، ورقلة، 2017/2016، ص: 13.

[5]– حضري خولة، **مرجع سابق**، ص: 60.

✓ **اختبار المعنوية الكلية (اختبار فيشر F) :**

هو عبارة عن توزيع مشتق من نسبة توزيعين مستقلين كل منهما عبارة عن توزيع مربع كاي مقسوما على درجة حريته[1]، ويكون الاختبار بهذا الشكل:

$H_0 = \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = 0$

$H_1 = \exists \beta_i \neq 0 \quad i = 0,\ldots,2$

تحمل الفرضية الصفرية معنى أن جميع معاملات الانحدار غير معنوية، أي لا تختلف عن الصفر، بينما تدل الفرضية البديلة على وجود معنوية في واحد على الأقل من معاملات الانحدار، أي أنها تختلف عن الصفر. تكون إحصائية الاختبار كما يلي:

$$F_c = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)/(n-k)} \sim F_{\lambda,(k-1,n-k)}$$

ونقارنها مع القيمة المجدولة، ومنها يكون القرار إما برفض H_0 إذا كانت $F_t < F_c$، وهذا يعني بأن معاملات الانحدار ليست جميعها مساوية للصفر، والعكس بالضرورة صحيح[2].

3. معايير التفضيل بين النماذج المرشحة:

في بعض الحالات يكون هناك مجموعة من النماذج غير المرفوضة بواسطة الأدوات الإحصائية السابقة الذكر، ففي هذه الحالة أي نموذج نختار؟ للقيام بعملية المفاضلة بينها نستعمل المعايير التالية[3]:

- ✓ معيار Akaike « Akaike Information Criterion » (1969).
- ✓ معيار Hannan-Quinn (1979) .
- ✓ معيار Schwarz « Bayesian Information Criterion » (1979).
- ✓ طريقة Goldfrey (1979) لتشخيص النماذج.
- ✓ اختبار Granger-Newbold.

---

[1]– سندس علي محمد عبيس، **مقارنة بين بعض الاختبارات المعلمية و اللامعلمية في القطاعات العشوائية الكاملة –دراسة تطبيقية**، مذكرة ماجستير، جامعة كربلاء، كلية الادارة والاقتصاد، العراق، 2018، ص: 27.

[2]– أحمد سلامي، عيسى حجاب، **كيفية تقييم واختبار نماذج الانحدار في القياس الاقتصادي، –دراسة تطبيقية: حالة نموذج الانحدار لدالة الادخار في الجزائر**، مجلة البديل الاقتصادي، المجلد الخامس، العدد الأول، الجزائر 2018/06/15، ص: 39.

[3]– شيخي محمد، **مرجع سابق**، ص: 253.

4. تحليل البواقي (اختبار بواقي التقدير):

بعد التأكد من ملائمة النموذج لبيانات السلسلة وقبول معالمه، يجب التحقق أيضًا من قبوله نهائيًا من خلال تحليل البواقي، أي بواقي التقدير الناتجة عن نموذج(ARMA(p,q، وذلك بالتأكد من أنها تمثل تشويشًا أبيضًا. لذا، يعتمد اختبار البواقي على اختبار الاستقلالية والاستقرارية للبواقي، بالإضافة إلى التحقق من توزيع البواقي ليكون طبيعيًا[1].

تعتبر مرحلة الفحص للنموذج مهمة للغاية وتتطلب في أغلب الأحيان العودة للمرحلة الأولى[2].

مرحلة التنبؤ Prediction:

التنبؤ هو المرحلة الأخيرة من مراحل بوكس وجينكنز وهو عادة الهدف النهائي من تحليل السلسلة الزمنية[3]. بعد تحديد النماذج المناسبة وتقدير معالمها واختبار صلاحيتها، يتم استخدام هذه النماذج في التنبؤات المستقبلية، حيث يُستغل في فهم الأوضاع المستقبلية للسلاسل المكونة لها[4].

يمكن حساب التنبؤ على مدى بضع فترات محدودة لأن تباين خطأ التنبؤ يزداد بسرعة كبيرة مع الزمن[5].

---

[1]– عتروس سهيلة، **مرجع سابق**، ص: 134.

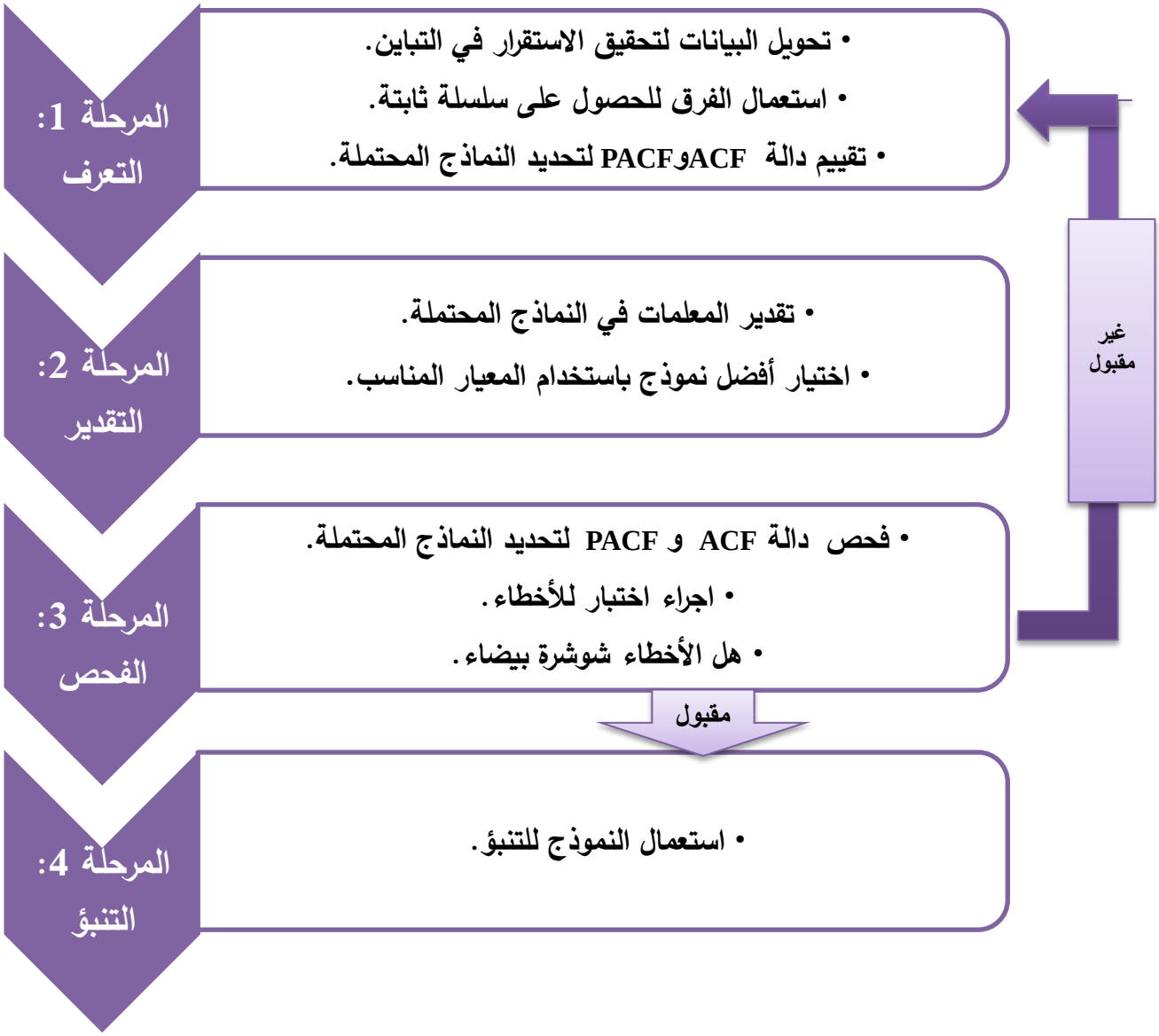
[2]- Régis Bourbonnais, **Econométrie- Cours complet**, **Nombreux exemples, Application corrigées sous Excel, Eviews, Gretl, ou Stata**, 10 édition, Dunod, Paris, 2018, P: 282.

[3]– سمير مصطفى الشعراوي، **مرجع سابق**، ص: 330.

[4]– عماد يعقوب حامد، **استخدام نماذج بوكس –جنكيز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية للقطاع الزراعي السوداني، المؤتمر الدولي الثالث للإحصائيين العرب بعنوان الإحصاء في الاستراتيجيات التنموية**، فندق الرويال–عمان، الأردن، 18– 2011/12/20، ص: 10.

[5]- Régis Bourbonnais, **Idem**, P: 283.

الشكل (1-11): ملخص مراحل منهجية Box- Jenkins



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على

K.K. Saxena and Juma Salehe Kamnge, ***Comparative study of exponential smoothing models and Box- Jenkins ARIMA model of partitioned data of daily stock prices of the CRDB Bank in Tanzania,*** *Bulletin of Pure and Applied Sciences, Vol. 39, No. 1, Department of Statistics, University of Dodoma, Tanznia, 2020, P 4.*

الخلاصة:

قمنا في هذا الفصل بعرض أهم النقاط حول عملية التنبؤ كونها ضرورية لأي مؤسسة تبحث عن الأفضلية في مختلف عملياتها، ومن أجل الحصول على نتائج دقيقة للتنبؤ أضحى من الضروري البحث عن أفضل الأساليب الكمية التي تساعد على القيام بهذه العملية ومن أبرزها نجد أسلوب السلاسل الزمنية التي أثبت نجاعته في هذا المجال والذي حاولنا الإلمام بمختلف جوانبه المتمثلة في مركبات السلاسل الزمنية وأهم النماذج الخطية لها، كما تطرقنا في هذا الصدد إلى التطور التاريخي لمنهجية Box-Jenkins ومختلف مراحل تطبيقها.

الفصل الثاني:

الذكاء الاصطناعي

كأداة للتنبؤ

تمهيد:

الذكاء الاصطناعي هو مجال في علوم الكمبيوتر يهتم بتطوير الأنظمة والبرامج التي تتعلم وتتفاعل وتتخذ قرارات بشكل مشابه للذكاء البشري، يستخدم مجموعة متنوعة من التقنيات مثل تعلم الآلة وتحليل البيانات والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالأحداث المستقبلية، فهو يقوم بتحليل البيانات الموجودة واستخلاص الأنماط والاتجاهات منها، ثم يستخدم هذه الأنماط للتوقعات المستقبلية.

كما أن الشبكات العصبية الاصطناعية تعد من أهم التقنيات التي يستخدمها الذكاء الاصطناعي للاطلاع على الأحداث والتغيرات المستقبلية، التي تحدث على الظواهر في مختلف المجالات وذلك بناءا على تحليل البيانات الماضية وسلوك هذه الظواهر، ومن أهمها نجد الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدمة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، وهي محل دراستنا هذه.

وللتعمق أكثر في جوانب الذكاء الاصطناعي ومعرفة أهم مجالاته والطرق والبرامج التي يستخدمها في التنبؤ بالأحداث المستقبلية سنتطرق في هذا الفصل إلى ثلاث مباحث جاء تقسيمها كالآتي:

المبحث الأول سنعرض فيه ماهية الذكاء الاصطناعي والتطور التاريخي له وكذلك الخصائص التي تميزه.

المبحث الثاني سنعرض فيه كل ما يخص الشبكات العصبية الاصطناعية، مميزاتها، مجالاتها ومما تتكون.

المبحث الثالث سنعرض فيه أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية بالتفصيل، وكيفية تعليمها وتدريبها وصولا إلى استخدامها في التنبؤ.

المبحث الأول: مدخل للذكاء الاصطناعي

يعد الذكاء الاصطناعي من أكثر المجالات نجاحا في وقتنا الحاضر، حيث خرج من طور البحث إلى التطبيق والاستعمال، كما أنه أثبت كفاءته في عدة مجالات وتم تطبيقه في الكثير من الشركات والمؤسسات الاقتصادية وغيرها، ولا شك أنه مع تطور التكنولوجيا يواصل الذكاء الاصطناعي توسع استخداماته وتزداد ميزاتها وخصائصه.

المطلب الأول: التطور التاريخي للذكاء الاصطناعي

أبدى الانسان منذ أمد طويل فصولا في معرفة كيفية عمل العقل البشري وتدل السجلات التاريخية على العديد من المحاولات الجادة لتقليد مستوى الذكاء البشري، بالرغم من أن بعض هذه المحاولات لم تصل إلى مستوى الأهداف التي انطلقت منها، في الواقع فإن فكرة محاكاة الذكاء البشري تطورت منذ ظهور القصص الخرافية[1].

في منتصف القرن الماضي، بالضبط في عام 1950، قام العالم "ألان تورينغ"، الذي يُعتبر من أهم أعمدة علم الرياضيات وعلم الحاسوب، بتقديم اختبار بهدف تقييم ذكاء الكمبيوتر. اعتمدت فكرة الاختبار على الإجابة على السؤال التالي: "هل يمكن لشخص ما أن يدرك أنه يتحدث إلى آلة خلال محادثة تستمر لمدة لا تقل عن 5 دقائق؟"[2]

في عام 1956م، نظم أستاذ الرياضيات من كلية دارتموث، "جون مكارثي" وآخرون مؤتمرا للذكاء الاصطناعي في كليتهم، دعا الحدث الذي أقيم في صيف عام 1956م بعضا من ألمع العقول في علم الكمبيوتر والإدراك الذين ناقشوا المجالات المختلفة التي يمكن فيها تطبيق الذكاء الاصطناعي: التفكير والتعلم والبحث واللغة والإدراك والألعاب والتفاعلات البشرية مع الآلات الذكية مثل الروبوتات[3].

"بداية الستينات (1960)" كانت هذه فترة واعدة ومزدهرة جدا، وحدثت ضجة كبيرة جدا حول الذكاء الاصطناعي، كما تم تطوير عدد كبير من البرامج لحل مشكلات متنوعة مثل:

- إثبات واختبار النظريات الرياضية.
- لعب لعبة الداما.

---

[1]– جباري لطيفة، **طرق اتخاذ القرار باستخدام الذكاء الاصطناعي –دراسة مقارنة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان باستعمال الشبكات العصبية الاصطناعية**، أطروحة دكتوراه، جامعة ابي بكر بلقايد، كلية العلوم الاقتصادية والتسيير والعلوم التجارية، تلمسان، ص: 184.

[2]– باسي ابتسام، خباز فاطمة، بلعيد أماني، بن حدة نورية، **دراسة تطبيقات التعليم العميق في مجال الذكاء الاصطناعي إنجاز جهاز للكشف عن القناع الواقي**، مذكرة ماستر، جامعة الشهيد حمة لخضر، كلية التكنولوجيا، الوادي، 2021/2020، ص: 4.

[3]– لمياء محسن محمد، **مجالات الذكاء الاصطناعي تطبيقات وأخلاقيات**، الطبعة الأولى، العربي للنشر والتوزيع، 2024، ص: 34.

- حل الألغاز.
- المحاولات الأولى في الترجمة الآلية[1].

ولقد كانت هناك حاجة ماسة للتوازي والتوزيع في الذكاء الاصطناعي، ففي عام 1973م ظهر أول نظام للذكاء الاصطناعي يتعلق بنظام "Hearsay" للتعرف على الكلام[2].

أما فترة الثمانينات، بدأ ما يعرف بحركة التنويع أو تعلم الآلة Machine Learning، في هذا السياق بدأت عمليات البرمجة في العمل على تحصيل المعرفة واستخلاصها، وفي نفس الوقت تم وضع تلك المعرفة في الآلات، أو اكتساب القدرة على الرؤية أو الحركة. عاد الذكاء الاصطناعي إلى الحياة جزئيًا بفضل نجاح الأنظمة الخبيرة التي تم تصميمها لتكرار تجارب الأفراد ذوي المعرفة العالية، حيث يقومون بتشفير معرفتهم في شكل يمكن لبرنامج الذكاء الاصطناعي استخدامه. تم استخدام هذا النهج بطرق متنوعة، بما في ذلك استخدام شجرة القرارات[3].

في العقد الحالي، شهدت صناعة تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي تطورا كبيرا حتى أصبحت أكثر احترافية في القيام بمهام لم يكن ليقوم بها سوى الانسان، وأصبحت متواجدة باستمرار في العديد من المنشآت وفي مجالات كثيرة ومختلفة بما في ذلك القانون والرعاية الصحية والتمويل والهندسة وخدمة العملاء والترفيه والاتصالات. ومع الوقت زاد انتشار واستخدام تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي عالميا حتى أطلقت مؤسسة Bloomnberg لقب عام الذكاء الاصطناعي على عام 2017م وذلك لما شهده من تطور وزيادة في استخدام هذه التكنولوجيا[4].

المطلب الثاني: تعريف الذكاء الاصطناعي

تعريف 1: "إن الذكاء الاصطناعي ليس بالأمر الجديد أو السحري، وتعود التطورات الأولى في ذلك إلى الخمسينيات من القرن الماضي، وهو يشير إلى قدرة أجهزة الكومبيوتر أو الآلات على عرض السلوك

[1]– عبد الله موسى، د. أحمد حبيب بلال، **الذكاء الاصطناعي ثورة في تقنيات العصر**، الطبعة الأولى، المجموعة العربية للتدريب والنشر، القاهرة، 2019، ص: 35– 36.

[2]– زعموكي سالم، مرزق فتيحة حبالي، **الذكاء الاصطناعي وانعكاساته الاقتصادية على العالم**، مجلة التراث، المجلد الثالث عشر، العدد الرابع، جامعة زيان عاشور، الجلفة، 2023، ص: 38.

[3]– جوزي نور الهدى، بوزيد مليكة، **أثر تطبيق الذكاء الاصطناعي والذكاء العاطفي على جودة اتخاذ القرار –دراسة حالة تطبيقية ببنك الفلاحة والتنمية الريفية وكالة رقم–544– بتيارت**، مذكرة ماستر، جامعة ابن خلدون، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، تيارت، ص: 4.

[4]– دعاء حامد محمد عبد الرحمان، **نحو حلول قانونية لإشكاليات استخدام التطبيقات التكنولوجية الحديثة في مجال حق المؤلف (الذكاء الاصطناعي– البلوك تشين)**، مجلة البحوث القانونية والاقتصادية، العدد 27، جامعة عين شمس، كلية الحقوق، القاهرة، ديسمبر 2021، ص: 1100.

الذكي الذي يسمح لها بالتصرف والتعلم على نحو مستقل، وفي ابسط أشكاله، يأخذ الذكاء الاصطناعي البيانات ويطبق بعض القواعد الحسابية (أو الخوارزميات) على البيانات، ثم يتخذ القرارات أو يتنبأ بالنتائج"[1].

تعريف 2: " يقوم علم الذكاء الاصطناعي على تكامل مجموعة من الحقول مثل علم الحاسوب والرياضيات والبيولوجيا، وعلم النفس واللسانيات والهندسة. يهدف هذا العلم إلى تطوير نظم حاسوبية قادرة على التفكير والرؤية، والاستماع، والحركة، والتحدث، والاستشعار، وبالتالي التصرف بذكاء. بمعنى آخر، يشير حقل الذكاء الاصطناعي إلى الجهود المبذولة لتطوير أنظمة معلوماتية قادرة على التفكير والتصرف بطريقة تشبه تصرفات البشر"[2].

تنحصر أسباب استخدام الحاسب الآلي في سرعته الفائقة، لذا ينحصر اهتمام علم الذكاء الاصطناعي بالعمليات المعرفية التي يستخدمها الانسان في تأدية الأعمال التي نعدها ذكية، وتختلف هذه الاعمال اختلافا كبيرا في طبيعتها، فقد تكون فهم نص لغوي منطوق أو مكتوب أو لعب الشطرنج أو حل لغز أو مسالة رياضية. ويغلب على المسائل التي يتناولها الذكاء الاصطناعي التفجير التجمعي ويعني هذا أن عدد الاحتمالات التي يجب النظر فيها كبيرة جدا، لدرجة أنه لا يمكن التوصل إلى الحل الأمثل إن وجد بعمليات البحث المباشرة، لأن عمليات البحث تأخذ وقتا طويلا جدا أو لأنها تتطلب ذاكرة كبيرة جدا تفوق سعة ذاكرة الحاسب الآلي أو الانسان[3].

وعليه ومما سبق يمكن استنتاج أن الذكاء الاصطناعي هو علم يهتم بمحاكاة الذكاء البشري، أي تطوير برامج وآلات تقوم بالأعمال والاستنتاجات بنفس طريقة تفكير العقل البشري و تستخدم في شتى المجالات.

المطلب الثالث: الخصائص العامة للذكاء الاصطناعي

حتى وقت قريب، كانت أحد المشاكل الرئيسية التي تواجه بناء هذه البرامج هي الحاجة إلى سعة تخزين عالية، بالإضافة إلى التعقيد العالي الذي يميزها. وتتمثل المشكلة الأخرى في قدرة هذه البرامج على معالجة

[1]– برنارد مارد، مات وارد، **تطبيقات الذكاء الاصطناعي**، الطبعة الأولى، شركة العبيكان للنشر والتوزيع، الرياض، المملكة العربية السعودية، 2022، ص: 24-25.

[2]– فوزي محمد مختار، زقالم ابراهيم، **استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ باحتياط الصرف الأجنبي في الجزائر**، مذكرة ماستر، جامعة أحمد دراية، أدرار، الجزائر، 2020-2021، ص: 2-30.

[3]– حسين مصيلحي سيدا حمد، **نموذج مقترح لاستخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بالأزمات المالية دراسة تطبيقية على البنوك التجارية**، مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية، المجلد الثامن عشر، العدد الأول، جامعة القاهرة، مصر، 2017، ص: 23.

مشاكل معقدة وغامضة لا تزال تحت البحث والتطوير. ولذلك، اتسمت برامج الذكاء الاصطناعي بالمميزات والخصائص التالية[1]:

❖ **التمثيل الرمزي:**

تمثل هذه البرامج المعلومات المتاحة باستخدام رموز، على سبيل المثال، يمكنها التعبير عن معلومات مثل "الطقس حار اليوم". يمكن وصف هذا التمثيل بأنه يقترب من كيفية تمثيل البشر لمعلوماتهم في حياتهم اليومية؛

❖ **البحث التجريبي:**

برامج الذكاء الاصطناعي تواجه مشاكل تتطلب حلولاً غير محددة وقابلة للتطبيق بناءً على خطوات منطقية. تتبع هذه البرامج نهج البحث التجريبي، مشابهًا لطريقة التشخيص التي يستخدمها الأطباء في تحديد تشخيص المرض للمرضى. فعند مواجهتهم لمشكلة، يُطرح أمام هؤلاء البرمجيات مجموعة من الاحتمالات والفرضيات قبل التوصل إلى الحل النهائي. كما يُشبه هذا النهج الطريقة التي يلعب بها لاعبو الشطرنج، حيث يُحسبون الخطوة التالية من خلال استنتاجات وافتراضات متعددة. يتطلب هذا النوع من البحث التجريبي وجود سعة تخزين كبيرة في الحاسوب، بالإضافة إلى سرعة تشغيل الحاسوب لمعالجة ودراسة الاحتمالات بشكل فعّال؛

❖ **احتضان المعرفة وتمثيلها:**

الرمزي في

تقديم المعلومات، واتباع طرق البحث التجريبي لاستكشاف الحلول. لذا تحتاج برامج الذكاء الاصطناعي إلى قواعد معرفية ضخمة تربط بين الحالات والنتائج في عملية بنائها.

❖ **البيانات غير المؤكدة أو غير المكتملة:**

ينبغي على البرامج المصممة في مجال الذكاء الاصطناعي أن تكون قادرة على تقديم حلول حتى في حالة عدم توفر بيانات مؤكدة أو كاملة. ومع ذلك، يجب أن تكون هذه الحلول ضمن الإطار الصحيح، دون تقديم حلول خاطئة. لكي تكون البرامج فعّالة، يجب أن تكون قادرة على تقديم حلول مقبولة. على سبيل المثال في البرامج الطبية، إذا تم عرض حالة مريض دون توفر نتائج التحاليل الطبية، يجب على البرنامج أن يكون قادرًا على تقديم حلول ملائمة؛

❖ **القدرة على التعلم:**

[1] – فاطيمة بوادو، **التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية –دراسة حالة مؤسسة سونلغاز –الشلف**، أطروحة دكتوراه، جامعة ابن خلدون، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تيارت، 2015/2014، ص: 123– 124.

القدرة على التعلم تعتبر ميزة أساسية في السلوك الذكي، سواء كان التعلم عند البشر يتم من خلال الملاحظة أو استخدام الخبرات السابقة. لذا، يجب على برامج الذكاء الاصطناعي الاعتماد على استراتيجيات التعلم الآلي.

المبحث الثاني: الشبكات العصبية الاصطناعية

تعد الشبكات العصبية الاصطناعية أحد حقول الذكاء الاصطناعي الذي شكل تطورا ملحوظا في طريقة التفكير الإنساني، وهي أحد النماذج اللاخطية بحيث تعتبر نظام معالجة للمعلومات تستند إلى نماذج رياضية بسيطة لها مميزات أداء معينة، ترتكز على فكرة أنه بالإمكان استخلاص بعض الخصائص الأساسية للعقل البشري وتبسيطها ثم استعمالها لمحاكاة العقل.

المطلب الأول: الشبكات العصبية الاصطناعية ومجالات استخدامها.

سنتطرق في هذا المطلب إلى مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية ومجالات استخدامها.

الفرع الأول: مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية.

تعد الشبكات العصبية إحدى أنواع الذكاء الاصطناعي Artificial intelligence و أقواها كونها تحاكي الشبكة العصبية الحيوية الموجودة في دماغ الانسان البشري[1]، ومن أبرز تعاريفها نجد:

تعريف 1: الشبكات العصبية هي" إحدى خوارزميات تعلم الآلة (Machine Learning) للتصنيف والتنبؤ وذلك عن طريق محاكاة طريقة عمل الشبكة العصبية في الدماغ البشري لمعالجة المعلومات، ويتم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) في تحسين جودة التنبؤ بالظواهر المختلفة وذلك لمعالجة عيوب استخدام نموذج (ARIMA) حيث أنها لا تتطلب افتراضات عن طبيعة السلسلة الزمنية كونها خطية أو طبيعية أو مستقرة "[2].

تعريف 2: "الشبكات العصبية الاصطناعية هي تقنيات حسابية تهدف إلى تقليد عمل الدماغ البشري في أداء مهام معينة. تعتمد على معالجة كمية كبيرة من البيانات بتوازي، وتتألف من وحدات معالجة بسيطة تُعرف بالعقد أو الخلايا العصبية، والتي تقوم بتخزين المعرفة والمعلومات وتجعلها متاحة للمستخدم من خلال ضبط الأوزان".

---

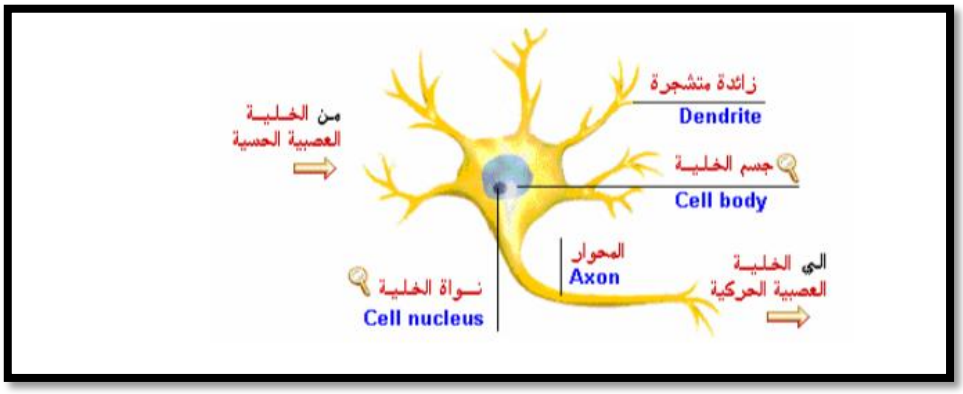
[1]- سناء مرابطي، **استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بسعر البترول الخام برنت**، مجلة الدراسات المالية والمحاسبية والإدارية، المجلد السادس، العدد الرابع، جامعة أم البواقي، الجزائر، 2019، ص: 160.

[2]- محمد أحمد فؤاد البرقاوي، جيهان مسعد المعداوي، محمد مسعد المعداوي، **تحسين دقة التنبؤ بمعدلات الوفاة في ظل خطر طول العمر باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي**، مجلة البحوث التجارية، المجلد الخامس والأربعين، العدد الثالث، جامعة الزقازيق، مصر 2023، ص: 816.

تمتع الشبكات العصبية الاصطناعية بالتشابه مع الدماغ البشري في قدرتها على اكتساب المعرفة من خلال التدريب، وتخزين هذه المعرفة باستخدام الوزن الذي يتم تكوينه داخل الخلايا العصبية، ويُعرف هذا الوزن بالأوزان التشابكية. وبما أنها تشبه العمل العصبي الحيوي، فإنه يتاح لعلماء البيولوجيا الاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية في فهم وتطوير الظواهر الحيوية[1].

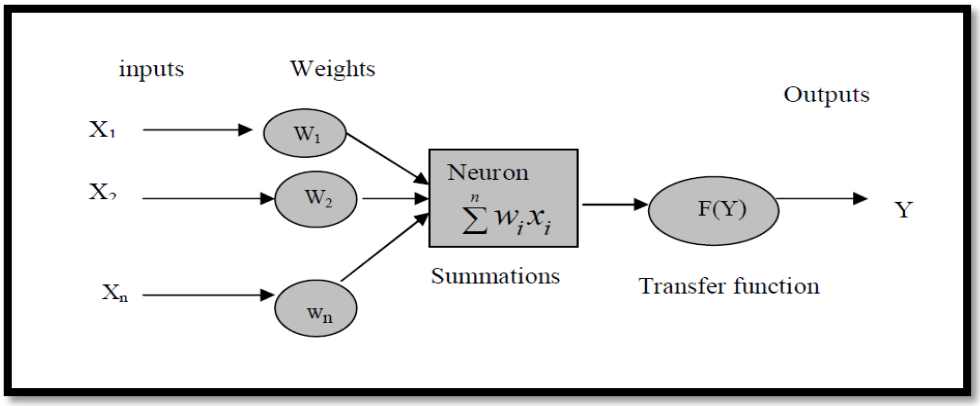
الخلية العصبية الاصطناعية ماهي إلا محاكاة أو تشبيه للخلية العصبية البشرية ونوضح ذلك في الشكلين التاليين:

الشكل(2-1): نموذج لخلية عصبية بشرية.



المصدر: قصي حبيب الحسيني، **مرجع سابق**، ص 4.

الشكل(2-2): نموذج لخلية عصبية اصطناعية.



المصدر: جمال أحمد الشوادفي، عبد الوهاب السيد حجاج، **الذكاء الاصطناعي وتحليل السلاسل الزمنية**، المجلة العلمية لقطاع كليات التجارة، العدد العاشر، جامعة الأزهر، مصر، 2013، ص: 579.

[1]- قصي حبيب الحسيني، **مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية**، دار النشر لم تذكر، سوريا، 2009، ص: 4.

الفرع الثاني: مجالات استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

تستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية وتُطبق في مجموعة واسعة من المجالات، ويمكن تلخيص أهم هذه المجالات كما يلي[1]:

- **مجال لعلوم الطبيعية:** يتم ذلك من خلال تطبيق مبدأ العلامات المرضية والتشخيص في مجال الطب الفوري، حيث يرتبط هذا المجال بمفهوم الذاكرة بشكل مشابه للعقل البشري؛
- **مجال الاتصالات السلكية واللاسلكية:** مثل التخلص من الصدى الصوتي الذي يمكن أن يحدث في شبكات الهواتف وأنظمة الرادار لتحديد الأهداف؛
- **مجال الأعمال المصرفية:** حيث نجد أن الشبكات العصبية تستخدم من قبل المصارف في عدة أوجه مثل:
  - ✓ فتح الحسابات بالبنوك عن طريق اللمس أو بصمة العين والتوقيعات؛
  - ✓ البحث عن فرص الأسواق المالية وتحديد الأسواق غير الكفؤة؛
  - ✓ كما أنها يمكن أن تطبق في مجال التحليل المالي وقرارات قبول أو رفض القروض المالية المختلفة؛
  - ✓ منع التلاعب ببطاقات الائتمان وأنواع البطاقات الأخرى بمختلف استخداماتها؛
- **المجال الأمني:** هذا يتم عن طريق توقع مسارات الجرائم وكشفها، ومن ثم محاولة منع وقوعها، بالإضافة إلى توفير المعلومات اللازمة للجهات المعنية على نحو يشبه التقدير البشري؛
- **المجال الآلي:** حيث تستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في مشاكل التحكم الآلي مثل تحويل النص المكتوب إلى منطوق؛
- **مجال الأعمال:** حيث نجد أن الشبكات العصبية الاصطناعية واسعة الاستخدام في هذا المجال فهي تطبق في عدة أعمال خاصة في المجالات الاقتصادية ومن بين هذه التطبيقات نجد أن الشبكات تستخدم في:
  - ✓ قياس مستوى رضا الزبائن؛
  - ✓ تُستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في مساعدة شركات التأمين في مكافحة حالات التزوير وتحسين عمليات الشراء والرقابة ومتابعة طلبات الزبائن.
  - ✓ كما يتم استخدامها في إنشاء نماذج لبحوث العمليات والنماذج الإحصائية. بالإضافة إلى ذلك، يُستخدم التنبؤ بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية في توقع المبيعات والأسعار وكميات الاستهلاك وغيرها، حيث تُعتبر هذه الشبكات وسيلة موثوقة للوصول إلى توقعات للقيم المستقبلية، وليست هدفًا في حد ذاته.

[1]- عتروس سهيلة، **مرجع** سابق، ص: 153-15-155.

المطلب الثاني: مميزات وخصائص الشبكات العصبية الاصطناعية

تتسم الشبكات العصبية بعدة مميزات نذكر منها[1]:

1. القوة: حيث تتميز الشبكات العصبية بقدرتها على التعامل مع النماذج الغير خطية وهو ما كان يمثل عقبة أمام العديد من الطرق التقليدية الأخرى.

2. سهولة الاستخدام: فالشبكات العصبية تتعلم من خلال الأمثلة كما يحدث مع الإنسان.

3. التنظيم الذاتي: الشبكات العصبية لديها القدرة على التعلم من تلقاء نفسها.

4. الشبكات العصبية تستطيع التعامل مع كم ضخم من البيانات ولديها القدرة على اكتشاف العلاقات فيما بينها.

5. تستخدم الشبكات العصبية للتغلب على معظم المشكلات التاي تقابل بعض الشركات العشوائية في إدخال البيانات، نقص الخبرة، بعض الأعمال التي تتطلب صياغة نماذج رياضية معقدة.

6. أهمية الشبكات تظهر بقدرتها على تصنيف الأشكال وتحليل الأسواق من خلال محاكاة العقل البشري.

كذلك نذكر بعض الخصائص[2]:

- القدرة على استخلاص المعاني من البيانات المعقدة أو غير الدقيقة.
- القدرة على تعلم كيفية أداء المهام باستناد إلى البيانات من خلال التدريب أو التجارب الأولية.
- قدرتها على إنشاء تنظيمها الخاص وتمثيل البيانات التي تتلقاها أثناء عملية التعلم.
- قدرة حسابات الشبكات العصبية الاصطناعية على التنفيذ بشكل متزامن.

المطلب الثالث: مكونات الشبكة العصبية

تشبه الشبكات العصبية في بنيتها وظيفة الإنسان، حيث تتضمن وحدات إدخال ترتبط بالمعلومات الخارجية، مثل الحواس الخمسة، وتتضمن وحدات معالجة حيث يتم فيها إجراء العمليات الحسابية لتنظيم الوزن. يتمثل الهدف من ذلك في الحصول على ردود فعل مناسبة لكل إشارة واردة. وتكون وحدات الإدخال في طبقة معينة تُسمى طبقة الإدخال، بينما تكون وحدات المعالجة في طبقة أخرى تُسمى طبقة المعالجة وتُخرج النتائج النهائية للشبكة. وتتمثل الوصلات البينية بين كل طبقة في ضبط الوزن الخاص بكل اتصال،

---

[1]- حسين مصيلحي سيد احمد، **مرجع سابق**، ص: 27.

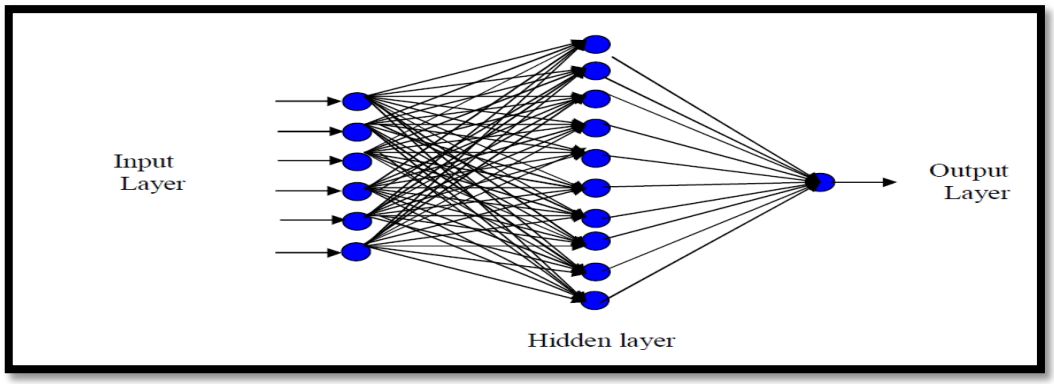
[2]– بن نور فريد، **استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ باحتياطات الصرف الأجنبي في الجزائر**، مجلة اقتصادات شمال إفريقيا، المجلد15، العدد20، جامعة سوق أهراس، الجزائر، 2018، ص: 72.

والشبكة تحتوي على طبقة واحدة فقط من وحدات الإدخال، ومن الممكن أن تحتوي على أكثر من طبقة من وحدات المعالجة[1].

وسنوضح فيما يلي الهيكل الأساسي للشبكة العصبية والمكون من ثلاث طبقات:

1. **طبقة الإدخال (Input Layer)** : هذه الطبقة مسؤولة عن تلقي المعلومات (البيانات) أو الإشارات أو المميزات أو قياسات من البيئة الخارجية، هذه المدخلات عادة ما يتم تطبيعها ضمن القيم الحدية الناتجة عن تنشيط المهام، ينتج عن هذا التطبيع دقة رقمية أفضل للعمليات الحسابية التي تقوم بها الشبكة[2].
2. **الطبقة المخفية (Hidden Layer)** : هي الطبقة التي تقع بين طبقة الإدخال وطبقة الإخراج، وتعتبر وظيفتها التنشيطية إذا كانت موجودة، وتتألف من العقد المخفية أو الخلايا العصبية المخفية، وهي الخلايا التي غالبًا ما لا توجد في طبقة الإدخال أو الإخراج[3].
3. **طبقة الإخراج (Output Layer)** : تتكون هذه الطبقة أيضا من الخلايا العصبية، وبالتالي فهي مسؤولة عن الإنتاج وعرض مخرجات الشبكة النهائية الناتجة عن المعالجة التي تؤديها الخلايا العصبية في الطبقات السابقة[4].

الشكل(2-3): النموذج العام والبسيط للشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر:

Dr. SalimT.Yousif, Abdalkader A. Mohammed, ***ANN Model for predicting ultimate shear strength of reinforced concrete****, Al-Rafidain Engieering Journal, Mosul university, Iraq, Vol 19, No 6, December 2011Y, P 115.*

---

[1]- ندوى خزعل رشاد، عزة حازم زكي، **استخدام الشبكات العصبية في تحليل الانحدار الخطي المتعدد**، مجلة تنمية الرافدين، المجلد 32، العدد 99، جامعة الموصل، كلية الإدارة والاقتصاد، العراق، 2010، ص: 7.

[2]- طول محمد، بكار آمال، **الذكاء الاصطناعي كآلية للتنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية –دراسة حالة: مؤسسة CERAM الغزوات**، مجلة اقتصاد المال والأعمال، المجلد الثامن، العدد الأول، جامعة الشهيد حمه لخضر، الوادي، الجزائر، 01 مارس 2023، ص: 732.

[3]- عبد القادر ساهد، حسن قهوي، **دراسة مقارنة بين نموذج الشبكات العصبية ذات دالة الأساس الشعاعي وشبكة متعددة الطبقات ونماذج ARIMA للتنبؤ بحوادث المرور بولاية تلمسان خلال الفترة 2011-2019**، مجلة الاستراتيجية والتنمية، المجلد الحادي عشر، العدد الرابع، المركز الجامعي مغنية، الجزائر، جويلية 2021، ص: 301.

[4]- طول محمد، بكار آمال، **المرجع نفسه**، ص: 732.

تتضمن كل طبقة عدد من العقد وترتبط العقد فيما بينها بخطوط ربط، ويرفق كل خط ربط بوزن معين. وبالتالي تضم أيضا الشبكة العصبية العناصر الموالية[1]:

– **الوصلات البينية (Connections):** وهي الروابط التي تربط الطبقات المختلفة مع بعضها، أو تربط الوحدات داخل كل طبقة مع بعضها، باستخدام الأوزان المرتبطة بكل وصلة بينية. تتمثل مهمة هذه الروابط في نقل الإشارات المُوزَّنة بين وحدات المعالجة أو بين الطبقات.

– **وحدات المعالجة (العصبونات):** العصبونات أو وحدات المعالجة هي الكيانات التي تقوم بمعالجة المعلومات في الشبكة العصبية، حيث تتصل هذه الوحدات ببعضها بواسطة الوصلات البينية بطرق متعددة.

– **الأوزان (Weights)**: الوزن في الشبكات يُعبّر عن القيمة النسبية أو القيمة الرقمية للمدخلات الأولية، ويمكن تعديل هذه الأوزان باستخدام خاصية التعلم في الشبكة، والتي تُعرف بدالة التجميع.

– **دوال التفعيل والتنشيط:** تنقسم إلى:

- **دالة الجمع (Summation Function): ال**عملية الأولى التي تقوم بها وحدة المعالجة هي حساب مجموع المدخلات المُوزَّنة الواردة إليها، وذلك باستخدام دالة الجمع. تقوم هذه الدالة بحساب متوسط الأوزان لكل مدخل لوحدة المعالجة، حيث يتم ضرب كل قيمة مدخل بوزنها المُرافق، ثم يُجمع مجموع هذه النتائج للحصول على نتيجة الحساب النهائية.

ويعطى ذلك رياضيا كما يلي: $S_J=\sum_{i=1}^{n} XW_{ij}$

S_J: ناتج عملية الجمع لكل وحدة معالجة **j**.

X_i: القيمة المدخلة القادمة من الوحدة (i) والداخلة إلى الوحدة (j).

W_{ij}: الوزن الذي يربط وحدة المعالجة (j) بالوحدة (i) الموجودة في الطبقة السابقة.

- **دالة التحويل (Transfer Function):** هي المعادلة الرياضية التي تحدد نوع الإخراج الخاص بعناصر التشغيل مع الأخذ بعين الاعتبار نوعية المدخلات والأوزان المرجحة، ويتم اللجوء إليها في حالة النماذج غير الخطية.

[1]- تم الاعتماد على:

– دربال أمينة، **محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية –دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي**، أطروحة لنيل شهادة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة أبي بكر بلقايد، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير ، تلمسان، الجزائر، 2014، ص: 91.

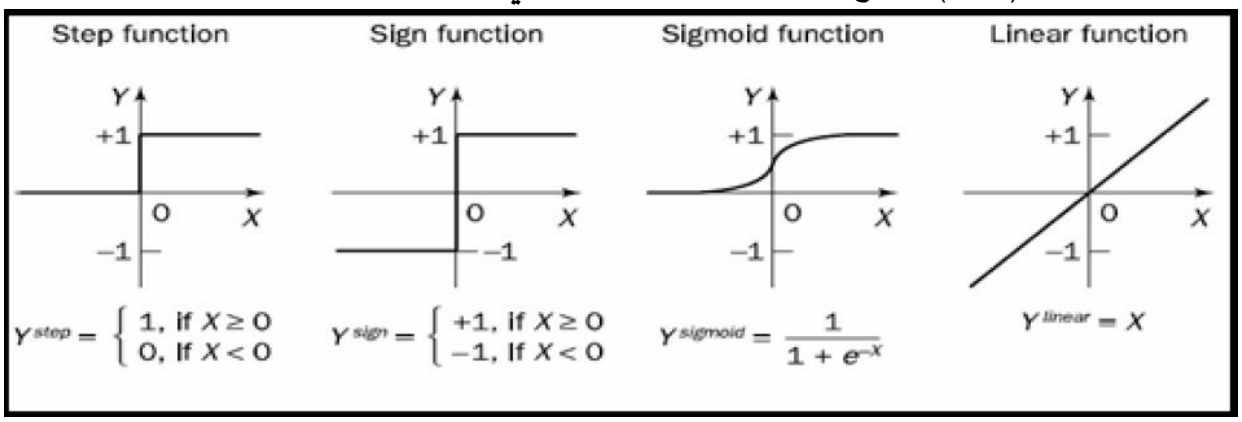
– كردودي سهام، بن قدور علي، **التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية كدعامة للمراجعة التحليلية في عملية التدقيق –دراسة حالة: مركب تكرير الملح E.NA.SEL**، يوم دراسي، جامعة بسكرة، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الجزائر، 2014، ص: 171.

– مروة زهواني، **تطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي في المؤسسة الاقتصادية**، أطروحة لنيل شهادة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة غرداية، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الجزائر، 2021–2022، ص: 107.

- **حد العتبة (Threshold):** هو الحد الذي يحدد مدى ونوع الإخراج ليتسنى للشبكة مقارنته مع الخرج المطلوب.
- **الدالة الخطية (Linear Function):** وهي التي تكون فيها صورة المخرجات مثل صورة المدخلات وتعطي تصنيفات متعددة وغير محدودة.
- **الدالة الأسية أوالسجمويدية (Sigmoid):** قيم مدخلات هذه الدالة تكون محصورة بين∞− و∞+، تجعل المخرجات محصورة بين 0 و1 وهي أكثر الدوال استخداما بسبب سهولة اشتقاقها.
- **دالة الإشارة (Sign Function):** تكون فيها المخرجات محصورة بين [1 ,1−] وتستخدم في التصنيف والتعرف على الأنماط.
- **دالة الخطوة (Step Function):** وهي الدالة التي تكون مخرجاتها بين 0 و1.

تعد الدالة السينية أو السجمويدية إلى حد بعيد الدالة الأكثر استخداما في الشبكات العصبة الاصطناعية، إنها دالة متزايدة بشكل صارم تظهر نعومة، ولها الخصائص المقاربة المرغوبة، "الدالة السينية القياسية تعمل نفس عمل الدالة اللوجستية".

الشكل (2−4): أنواع دوال التنشيط المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية



المصدر:

عمر صابر قاسم، إسراء رستم محمد، **دراسة لخوارزميات الشبكات العصبية الاصطناعية في ملاءمة نموذج للتشخيص الطبي**، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، المجلد العاشر، العدد الأول، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2012، ص 187.

المبحث الثالث: أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية واستخدامها في التنبؤ

تعد الشبكات العصبية الاصطناعية من أهم تقنيات الذكاء الاصطناعي المستخدمة في التنبؤ بالأحداث المستقبلية، وتنقسم بدورها إلى عدة أنواع يستعمل كل نوع منها حسب تميزه والحاجة منه. ومن أجل التنبؤ باستخدام هذه الشبكات العصبية نمر بعدة مراحل سنعرضها من خلال هذا المبحث.

المطلب الأول: أنواع الشبكات العصبية حسب امتيازاتها

تنقسم الشبكات العصبية الاصطناعية بدورها إلى عدة أنواع وذلك حسب تصميمها ووظيفتها.

الفرع الأول: حسب هيكلة الشبكة العصبية

تصنف الشبكات العصبية الاصطناعية حسب طبقاتها إلى نوعين:

أ. شبكات وحيدة المستوى أو الطبقة (Single-Level or Layer Network):

هذه الشبكات التي تتألف فقط من طبقتين تُعرف بأنها لا تحتوي على طبقة مخفية، حيث تتكون من طبقة إدخال تستقبل الإشارة من الخارج، وطبقة إخراج (Output Layer) التي نحصل منها على استجابة الشبكة وتوضع الترابطات بينهما، ومن أمثلة هذه الشبكات شبكة المدرك وشبكة هوبفيلد Hopfield [1].

والنموذج العام لها يكون كالتالي[2]:

$$Y_i = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij}x_i + b\right)$$
$$j=1,2 \ldots n$$

Y_i: مخرجات الشبكة.

f: دالة التنشيط المستقلة.

w_{ij}: مصفوفة الأوزان.

x_i: مدخلات الشبكة.

b: الحد الثابت.

---

[1]– ظافر رمضان مطر، رهاد عماد صليوا، **مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية (بوكس–جينكيز) مع التطبيق**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد 28، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2019، ص: 60.

[2]– بختاوي فاطيمة الزهراء، بوشارب خالد، **الانعكاسات الاقتصادية لجائحة كورونا (كوفيد 19) على المستهلك الجزائري –دراسة عينة من المستهلكين**، مجلة أبحاث اقتصادية وإدارية، المجلد الخامس عشر، العدد الثالث، الجزائر، 2021، ص: 65.

ب. الشبكات المتعددة الطبقات (Multi Layre Network):

تضم هذه الشبكات طبقة المدخلات وطبقة الإخراج، بالإضافة إلى طبقة واحدة أو أكثر من الطبقات الوسيطة (التي تمثل الطبقات المخفية Hidden Layers)، وتتميز هذه الشبكات بقدرتها على حل مشكلات أكثر تعقيدًا من تلك التي يمكن حلها في الشبكات ذات الطبقة الواحدة، بفضل وجود الطبقات الوسطية التي تضيف مرونة أكبر في بناء الدوال التي تنقل المعلومات بين الإشارات المُدخلة والمخرجة. ، وعلى الرغم من ان تدريب هذه الشبكات يستغرق وقتًا أطول لكن التدريب لهذه الشبكات ناجح أكثر من غيره . إذ يمكن أن نتعرض لمشكلة لا يمكن حلها إطلاقا باستخدام شبكة وحيدة الطبقة حتى لو دربت لفترة طويلة.

وتتطلب العديد من المشاكل المطلوب حلها شبكات عصبية متعددة الطبقات علما أن الخصائص المميزة للمشكلة هي التي تقرر أي نوع من الشبكات يتم استخدامه. وتنقسم هذه الشبكات إلى نوعين هما الشبكات ذات التغذية الأمامية والشبكات ذات التغذية الخلفية (العكسية)[1].

نموذجها العام كالتالي[2]:

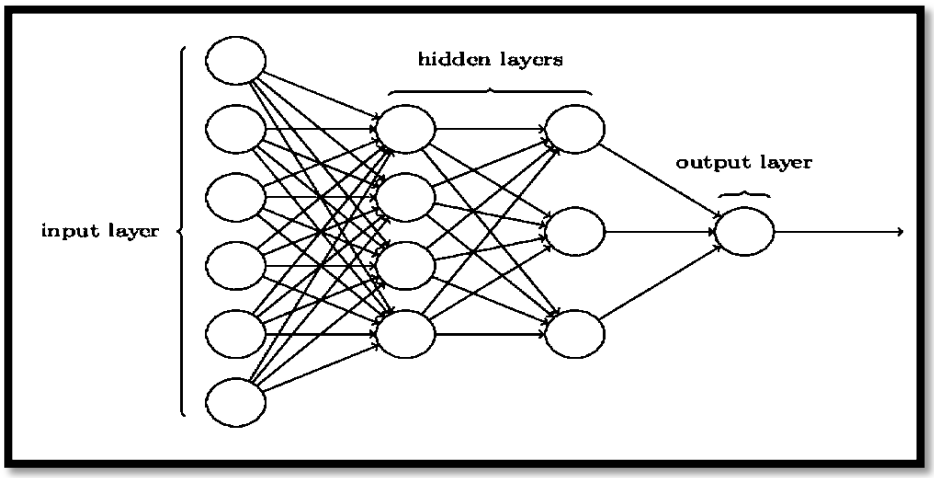
$$Y^{m+1}= F^{m+1}(W^{m+1}X^{m} + b^{m+1})$$

- إذ أن: عدد الطبقات في الشبكة.
- F^{m+1}: دالة التنشيط المستعملة للطبقة m+1 .
- Y^{m+1}: متجه المخرجات للطبقة m+1 .
- b^{m+1}: متجه الحد المطلق (bais) للطبقة m .
- W^{m+1}: مصفوفة أوزان الطبقة m+1.
- X^{m}: متجه مدخلات الشبكة للطبقة m.

[1]- ظافر رمضان مطر، **انتصار ابراهيم الياس، تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لتدفق المياه الداخلة إلى مدينة الموصل –دراسة مقارنة**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد 18، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2010، ص: 9.

[2]– بختاوي فاطيمة الزهراء، **تحليل فوريه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية– دراسة حالة مؤسسة سونلغاز –مقاطعة سعيدة–**، أطروحة دكتوراه، جامعة أبي بكر بلقايد، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تلمسان، 2019/2018، ص: 29.

الشكل(2-5): نموذج شبكة متعددة الطبقات.



المصدر:

سالم صلال الحسناوي، ليث حليم مالك الحجيمي، **التنبؤ بأسعار الإغلاق باستخدام الشبكات العصبية لعينة من المصارف الإسلامية العراقية**، مجلة بيت المشورة، العدد الثامن عشر، قطر، أكتوبر 2022، ص81.

الفرع الثاني: حسب نوع الارتباط وانسياب المعلومة

تتكون الشبكة العصبية عادة من مجموعة من العصبونات المتصلة ببعضها البعض، وتحدد نوعية الروابط بين العصبونات الداخلية، بالإضافة إلى خصائصها، تصميم ونوع الشبكة. من بين أبرز أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية التي تُستخدم بشكل شائع، نجد ما يلي:

1. الشبكات ذات التغذية الأمامية (Feed Forward Network) :

هي الشبكات التي لا تحتوي على حلقات مغلقة من الروابط بين وحداتها، وتُعتبر من أكثر الأنواع استخدامًا. يتألف تركيبها عادة من طبقتين على الأقل، وغالبًا ما تحتوي على طبقات مخفية بين طبقات الإدخال والإخراج. تتبع العمليات الحسابية في هذه الشبكات اتجاهًا واحدًا إلى الأمام، من الطبقة الداخلية إلى الخارجية، عبر الطبقات المخفية[1].

أما نوع التعلم في هذه الشبكات فيتأثر بطريقة انسياب المعلومات ويطلق عليه بالتعلم المشرف عليه (Supervised Learning)[2].

---

[1] - مراس محمد، غربي صباح، **بن عبد العزيز سفيان، فعالية النماذج الذكية في بناء وتطوير الأنظمة التنبؤية في مجال التسيير –استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للنمذجة والتنبؤ**، مجلة البشائر الاقتصادية، المجلد السادس، العدد الثاني، جامعة طاهري محمد، بشار، الجزائر، ديسمبر 2020، ص: 5.

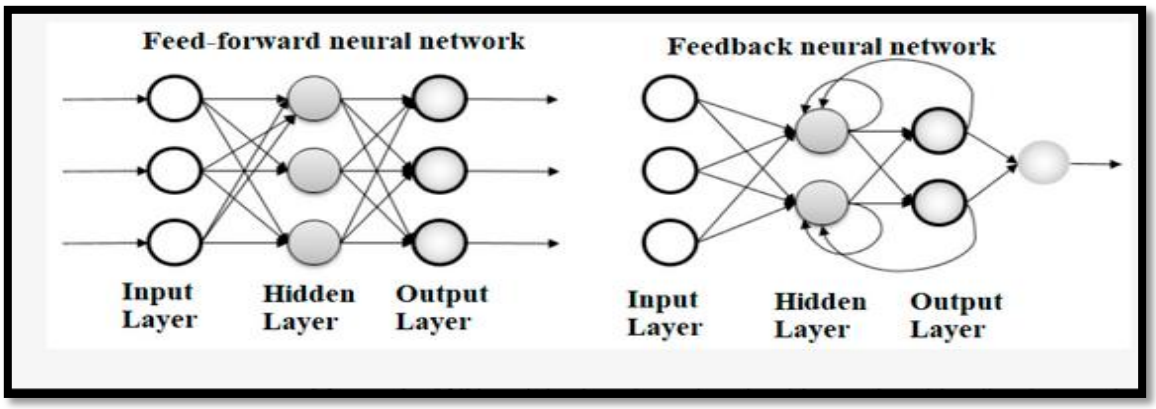
[2]- عتروس سهيلة، **مرجع سابق**، ص: 164.

2. الشبكات العصبية ذات التغذية الخلفية (Feed back Neural Network):

شبكات التغذية الخلفية أو العكسية قادرة على نقل الإشارات في كلا الاتجاهين، وتتميز بديناميكية تتغير باستمرار حتى تصل إلى نقطة التوازن، حيث تظل في هذه النقطة حتى يتغير الإدخال أو العوامل الخارجية الأخرى، مما يستدعي البحث عن توازن جديد. تعتمد شبكة الانتشار العكسي للخطأ في الشبكات العصبية على مفهوم تدريب المتوسط المربع للخطأ، حيث تسعى للعثور على القيمة الصغرى لمربع الخطأ الكلي لإخراجات الشبكة المحسوبة، وتعديل الأوزان بين الطبقات حتى تصل إلى الأوزان الأمثل التي تحقق أداءً متفوقًا للنموذج[1].

شبكة الانتشار العكسي للخطأ تعتمد على تقنية التعلم بالإشراف، حيث يتم توفير للشبكة أمثلة من المدخلات والمخرجات المرغوب في حسابها. يتم حساب الخطأ، أي الفارق بين القيم الحقيقية والمتوقعة، وتهدف فكرة الانتشار العكسي إلى تقليل هذا الخطأ خلال عملية التدريب. يبدأ التدريب بتعيين أوزان عشوائية للشبكة، وتتم عملية التكييف تدريجيًا حتى يتم تقليل الخطأ إلى أدنى مستوى ممكن[2].

الشكل (2-6): مثال على الشبكات ذات التغذية الأمامية والشبكات ذات التغذية الخلفية



المصدر:

*Ali Y. Al-Bakri, Mohammed Sazid, **Application of Artificial Neural Network(ANN) for Prediction and Optimization of Blast-Induced Impacts**, Mining Journal, Faculty of Engineering, King Abdulaziz University, Jedah, Saudi Arabia, No 01, 2021, P 319.*

[1]- باسل يونس الخياط، عزة حازم زكي، **استخدام الشبكات العصبية في التكهن بالسلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الموصل**، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد الثامن، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2005، ص: 68.

[2]- عزة حازم زكي أمين بك، **استخدام الشبكات العصبية في التكهن للسلاسل الزمنية بالتطبيق على استهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة نينوى**، رسالة مقدمة لنيل درجة ماجستير في علوم الإحصاء، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، 2005، ص: 38.

3. الشبكات التنافسية[1] (Competitive Networks):

وتسمى أيضا بشبكات التجميع (Clustering Nets)، يقوم هذا النوع من الشبكات باكتشاف علاقات بين أنماط التدريب من خلال إجراء عملية أنماط التدريب إلى تجمعات متشابهة الأنماط، تمثل كل وحدة إخراج تجمعا، وينسب النمط إلى أقرب تجمع من خلال قياس المسافة بين النمط ومراكز التجمعات المختلفة، وتنتج الشبكة متجها نموذجا أو مثالا (Representative Vector) لكل تجمع، ويكون التعلم في هذه الشبكات غير مشرف عليه (Unsupervised) ولذلك تسمى بالشبكات ذاتية التنظيم (Networks Self-Organization)، من الأنواع المشهورة لهذه الشبكات: خرائط الصفات ذاتية التنظيم (Map Organization-Self) لكوهينين عام 1988 وشبكة اكتشاف التجمع (Network Cluster Discovery).

الفرع الثالث: حسب المشكل المراد حله

وقد أوضحت الكثير من الدراسات أن هناك العديد من الأنواع لشبكات الخلايا العصبية وكل منها يستخدم في حل نوع معين من المشاكل، وقسمت إلى ثلاثة أنواع على النحو التالي[2]:

1. الشبكات العصبية التنبؤية:

يستخدم هذا النوع من الشبكات في التنبؤ بقيمة إحدى الظواهر اعتمادا على القيمة المحددة لظواهر أخرى مرتبطة بها، وكمثال على هذا الشكل من الشبكات يتم إدخال المدخلات الآتية:

- الأرباح الحالية التي تحققها المنشأة.
- بيانات النمو الاقتصادي للمنشأة.
- بيانات النمو الخاصة بالصناعة.
- بيانات اقتصادية عامة.

} للتنبؤ بالأرباح والدخول المستقبلية للمنشأة.

2. الشبكات العصبية التبويبية:

ستخدم هذه الشبكات لتبويب أحد البنود وتحديد المجموعة التي ينتمي لها هذا البند، وكمثال على ذلك استخدام البيانات المالية لمنشأة لمعرفة هل تصنف الوحدة ضمن المنشآت التي تعاني من عسر مالي أم تصنف ضمن المنشآت التي لا تعاني من عسر مالي.

---

[1]- أحمد عبد الحسين الإمارة، **تصميم معلوماتي مقترح لدعم كفاءات الكادر الوسطي باستخدام تقنية الشبكات العصبية –دراسة حالة في جامعة الكوفة**، مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والإدارية، المجلد 09، العدد 27، جامعة الكوفة، كلية الإدارة والاقتصاد، العراق، 2013، ص: 140.

[2]- بدر نبيه أرسانيوس، **دراسة اختبارية لاستخدام الشبكات العصبية لتطوير دور مراقب الحسابات في التقرير عن القوائم المالية المضللة**، ورقة مقدمة للمؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر: ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية، 2012، ص: 119-120.

3. الشبكات العصبية المرتبطة بالحلول المثلى:

تستخدم هذه الخلايا في تخصيص الموارد بطريقة مثلى بما يحقق أقصى أرباح ممكنة ويطلق عليها الشبكات الخاصة باستغلال الموارد النادرة.

الفرع الرابع: حسب كيفية حساب المخرجات

يمكن تقسيم هذه الأخيرة إلى قسمين أساسيين كالآتي[1]:

1. نماذج الشبكات العصبية الثابتة (Static Neural Networks Models):

من بين أمثلتها تشمل الشبكات العصبية متعددة الطبقات نماذج "أمامية التغذية"، حيث تقوم بحساب المخرجات مباشرة استنادًا إلى الروابط مع مداخل التغذية الأمامية، دون وجود تغذية عكسية. تعتمد استجابة هذه الشبكة في أي لحظة زمنية على قيمة تسلسل المدخلات في ذلك الوقت، مما ينتج عنه تدفقًا واحدًا من المداخل إلى المخارج.

2. نماذج الشبكات العصبية الديناميكية (Dynamic Neural Networks Models):

مخرجات هذه الشبكة تعتمد على القيم الحالية والسابقة للمدخلات والمخرجات أو على هيكل الشبكة، حيث تكون استجابة هذه الشبكة في أي زمن معطى تعتمد ليس فقط على القيمة الحالية لكن على القيم السابقة لسلسلة المدخلات. ويمكن تصنيف الشبكات العصبية الديناميكية إلى العديد من الشبكات أهمها:

- **الشبكات العصبية –تأخير زمني (Time Delay Neural Networks).**
- **الشبكات العصبية مع النوافذ المتنقلة (MLP with Sliding Windows).**
- **الشبكات العصبية الإرجاعية (Recurrent Neural Networks).**

المطلب الثاني: معالجة المعلومات في الشبكة العصبية الاصطناعية (التعلم–التدريب)

إن الشبكات العصبية الاصطناعية تكون على نوعين هما الشبكات الثابتة (Fixed N Nets) وهي التي لا تتغير أوزانها عند التدريب أو التعلم، والشبكات المكيفة (Adaptive N. Nets) والتي لها القابلية على تغيير

[1]- د. نشات جاسم محمد، هادي طلال جعفر، **بناء نظام للتنبؤ بطلب الحمل الكهربائي في بغداد**، مجلة كلية مدينة العلم الجامعة، المجلد التاسع، العدد الأول، الجامعة التقنية الوسطى، الكلية التقنية الإدارية، بغداد، 2017، ص 79–80.

أوزانها. ويقصد بمعالجة المعلومات في الشبكات العصبية مرور البيانات في الشبكات العصبية المكيفة بمرحلتين أساسيتين هما[1]:

★ مرحلة التدريب أو التعلم (Learning or Training Step).

★ مرحلة العمل (الاسترجاع) (Doing or Recall Step).

أولا: مرحلة التدريب أو التعلم: (Learning or Training)

السمة الأساسية والبارزة للشبكات العصبية هي قدرتها الفائقة على التعلم وتحسين أدائها من خلال تفاعلها مع البيئة المحيطة بها. بواسطة تحليل البيانات وفهم علاقاتها الداخلية، تكتسب الشبكات العصبية القدرة على التعلم، حيث تقوم بالاستفادة من الأمثلة المتكررة والخبرة المكتسبة لتحسين مخرجاتها وجعلها تتماشى بشكل أفضل مع المدخلات. مع زيادة كمية البيانات المتاحة والمرتبطة بالمشكلة، يصبح أداء الشبكة أكثر دقة، حيث تتواصل عملية التدريب حتى تصل إلى مستوى عالٍ من الدقة في تحقيق النتائج الصحيحة للحالات الجديدة. بالإضافة إلى ذلك، تزيد سرعة وفعالية التعلم بزيادة تكرار عمليات التدريب، وزيادة عدد الحالات المُدخلة يساهم في تقليل نسبة الأخطاء في القرارات التي يتخذها النظام. على سبيل المثال، يمكن للشبكات العصبية أن تتعلم من خصائص القروض وتقديم تقييم دقيق لها، مما يُسهم في تقديم صورة شاملة عن مدى ملاءمتها، وهكذا يمكن أن يكون تدريبها كافيًا لتصبح ماهرة في هذا المجال، متشابهة بذلك مع مهنة محترفة[2].

لاحظ أن هناك تنوعاً في أنماط التعلم، حيث يعتمد كلٌ منها على طبيعة البيانات المعالجة واحتياجاتها، بالإضافة إلى نوع الشبكة المستخدمة[3]، ومن أشهر أنواعه:

أ. التعلم المراقب بواسطة معلم: (Supervised learning)

تمارس جميع أساليب التعليم أو التدريب في مجال الشبكات العصبية الاصطناعية، من خلال وسيط يُعرف بالمعلم، فكرة عرض البيانات التدريبية أو الشبكة على هيئة زوج من الأشكال، وهما شكل المدخل "Input" والشكل المستهدف ."Target" يمكن تحقيق التعلم بوجود معلم عن طريق تصحيح الأخطاء أو بالاعتماد على الذاكرة.

---

[1]– كرار حمزة حسين علي المرشدي، **تشخيص وتقدير نماذج السلاسل الزمنية الموسمية مع تطبيق عملي**، مذكرة ماجستير، جامعة كربلاء، كلية الإدارة والاقتصاد، العراق، 2021 ص: 42.

[2]– مروان جابر أحمد محمد، **نموذج انحداري موائم بالشبكات العصبية لتقدير معدل السعر للتأمينات العامة**، مجلة الدراسات المالية، المحاسبية والإدارية، المجلد السابع، العدد الثاني، جامعة سوهاج، كلية التجارة، جمهورية مصر العربية، ديسمبر 2020، ص: 156.

[3]– أحمد عبد الحسين الإمارة، **تصميم نظام معلوماتي لدعم كفاءات الكادر الوسطي باستخدام تقنية الشبكات العصبية –دراسة حالة في جامعة الكوفة**، الغري للعلوم الاقتصادية والادارية، العدد السابع والعشرون، جامعة الكوفة، كلية الإدارة والاقتصاد، ص: 139.

وقد يكون التعليم المراقب بوساطة معلم تعليما بوساطة معلم على نمط تصحيح الخطأ الذي يستخدم لتعليم الشبكات الخطية ذات الطبقة الواحدة، أو تعليما بواسطة معلم معتمد على الذاكرة والذي يتم فيه تخزين المعلومات المتوفرة عن البيئة في الشبكة العصبية[1].

- التعلم بواسطة معلم على نمط تصحيح الخطأ:

تقوم طرق التعلم بواسطة المعلم على فكرة عرض بيانات التدريب على الشبكة، حيث تُقابل كل مجموعة من المدخلات مجموعة من المخرجات. تقوم الشبكة بمقارنة المخرجات الفعلية مع المخرجات المطلوبة، وتستخدم الفرق بين الاثنين لحساب الأخطاء، وتستخدم هذه الأخطاء لتعديل الأوزان بهدف تقليل الفارق بين المخرج المتوقع والمطلوب، وذلك باستخدام دالة تحديث الأوزان (دالة التعلم). تتكرر هذه العملية بشكل تكراري لتقليل الأخطاء لكل وحدة معالجة، وتحقيق أفضل أداء للشبكة.

- التعلم بواسطة المعلم المعتمد على الذاكرة:

يتم في هذا النوع تخزين المعلومات المتوفرة عن البيئة في الشبكة العصبية أي تخزين مجموعة التدريب التي هي شعاع المدخل وشعاع المخرج المقابل له ويتطلب هذا النوع من التعليم وجود معيار لتحديد تشابه الأشعة ووجود قاعدة تعليم[2].

ب. التعلم غير المراقب (بدون معلم) (Unsupervised Learning)

عملية تعلم الشبكة بدون إشراف تحدث لأنها لا تتطلب مخرجات محددة مسبقاً، ويمكن استخدامها في الشبكات الأحادية والمتعددة الطبقات. في هذه الطريقة، يتم تعديل أوزان الشبكة تلقائيًا واستخراج الخصائص من الإشارات الداخلية وتجميعها في مجموعات من خلال تقوية أوزان الخلايا. تستجيب هذه الخلايا لخصائص معينة من البيانات الداخلية وتصبح متخصصة فيها بشكل أكبر من الخلايا الأخرى التي لا تجيب على هذه الخصائص بنفس القوة، وصيغة تعديل الأوزان تكون كالتالي [3]:

$$W_{new} = W_{old} + Yx_t$$

[1]- مروان جمعة درويش، **فعالية التنبؤ بمؤشر البورصة فلسطين باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية مقارنة بنموذج الانحدار الذاتي**، مجلة جامعة القدس المفتوحة للبحوث الإدارية والاقتصادية، المجلد الثالث، العدد العاشر، جامعة القدس المفتوحة، فلسطين، 2018، ص: 78.

[2]- سمادي عبد الحق، توقة هشام، **التنبؤ بالمبيعات باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية -دراسة حالة سونلغاز وكالة اولف**، مذكرة ماستر، جامعة احمد دراية، كلية العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير، أدرار، 2022/2021، ص: 23.

[3]- منيري إيمان، **التنبؤ بتذبذبات أسعار الصرف دراسة قياسية لحالة الجزائر نموذج الشبكات العصبية ANN و ARIMA خلال الفترة 1960 -2018**، مذكرة ماستر، جامعة قاصدي مرباح، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، ورقلة، 2020/2019، ص: 30.

وأن Y = [Y1 ,Y2, Y3 . . . Yn] المخرجات.

ج. التعلم بإعادة التدعيم: (Recnforcement Learning)

عملية التدعيم تعتمد على دمج مبادئ التعلم المراقب مع التعلم غير المراقب. في هذه العملية، لا تُكشف القيم الحقيقية للمخرجات للشبكة العصبية الاصطناعية كما هو الحال في التعلم غير المراقب، بل يُشار إلى الشبكة بدقة نتائجها أو أخطائها، مما يشبه الطريقة المستخدمة في التعلم المراقب[1].

ثانيا: مرحلة العمل (الاسترجاع)

وهي المرحلة الثانية لمعالجة معلومات(بيانات) الشبكة العصبية الاصطناعية، وفيها يطبق الإدخال المعطى مع الأوزان الناتجة عن المرحلة الأولى وبخطوة واحدة نحصل على الإخراج المطلوب (Desired Output)، إن مرحلة العمل(الاسترجاع) هي تغذية أمامية فقط (Feed Forward)، إذ تكون العصبونات مرتبطة مع الطبقات وتؤدي إلى انسيابية البيانات باتجاه واحد فقط، أي أن كل عصبون يستلم المعلومات فقط من العصبونات في الطبقة السابقة، والإدخال لكل عصبون يمثل الإخراج الموزون للعصبونات في الطبقة السابقة[2].

قوانين التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية:

تعتبر هذه المجموعة مرتبة من خطوات مثالًا على الخوارزمية التي توضح كيفية تعديل الوزن وحساب الخطأ الناتج عن مقارنة إجابة الشبكة العصبية الاصطناعية بالإجابة الصحيحة. تهدف هذه الخوارزمية إلى تحقيق استقرار الشبكة العصبية، وتنحدر جميع القواعد المتعلقة بالتدريب من قاعدة Hebb، حيث يمتلك كل نموذج قاعدة تدريب مختلفة تتماشى مع خصائصه الفريدة.

* **قاعدة دالتا (Fidron Heff):** تطبق هذه القاعدة على شبكة تحتوي على طبقة دخول وطبقة خروج أي شبكة أحادية[3].

* **قاعدة الانتشار العكسي (back propagation):** هذه الطريقة هي إحدى أساليب تعليم الشبكات العصبية التي تعتمد على نقل المعرفة بالانتشار العكسي للمعلومات، وتستند إلى مبدأ التعليم المراقب. خلال مرحلة التدريب، تتطلب هذه الطريقة استخدام بيانات خاصة يتعلم منها الشبكة، حيث يتم تقديم بيانات الدخل والمخرج المرغوب فيه. بعد ذلك، تقوم الشبكة بتنفيذ الانتشار الأمامي لبيانات الدخل للحصول على قيمة مخرج الشبكة.

[1]- Kerdoudi Sihem, Moussi Sihem, **The importance of analytical review under the artificial neural network system to improve the performance of the audit process**, Journal of Economic Growth and Entrepreneurship, Vol. 4, No. 1, University of Biskra, Department of Commercial Sciences, Algeria, 2021, P: 189.

[2]– كرار حمزة حسين علي المرشدي، **مرجع سابق**، ص: 44.

[3]– بختاوي فاطمة الزهراء، **مرجع سابق**، ص:33.

تُقارن النتائج المحسوبة مع المخرج المرغوب، وفي حال عدم تطابق النتائج، يتم حساب قيمة الفرق بينهما لكل عصب في طبقة الخرج، والتي تُعتبر قيمة الخطأ. بعد ذلك، يأتي دور الانتشار الخلفي للأخطاء، حيث تقوم الشبكة بإعادة حساب الخطأ لكل عصب في الطبقات الخفية. في المرحلة الأخيرة، يتم تحديث قيم الأوزان، حيث تقوم الشبكة بإعادة حساب كل الأوزان وتعديلها بالقيم الجديدة المحسوبة. يُشترط أن تكون دوال التنشيط التي تُستخدم قابلة للاشتقاق، حيث يتم استخدام مشتقات هذه الدوال في حساب القيم الجديدة خلال مرحلة تحديث الأوزان[1]. (تطبق هذه القاعدة على شبكة متعددة الطبقات وتعتمد على مرحلتين مرحلة التغذية الأمامية لتدريب المدخلات ومرحلة الانتشار الخلفي للخطأ).

المطلب الثالث: أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدمة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية

هناك أنواع من الشبكات العصبية الاصطناعية خاصة بالتنبؤ للسلاسل الزمنية نذكر منها:

- **البيرسبترون متعدد الطبقات: (Multi-Layer Perceptron) (MLP)**

شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات هي من بين الشبكات العصبية الأكثر استخدامًا في مجال السلاسل الزمنية والتنبؤ. تعتمد فكرة هذه الشبكة على استخدام القيم السابقة للسلسلة الزمنية كمدخلات للشبكة، وتقوم بحساب قيم تجميع الأوزان في الطبقة الخفية بالنسبة لهذه المدخلات. يتم استخدام دالة التحويل (Sigmoid).

أما طبقة المخرجات الخاصة بهذه الشبكة، فهي تستقبل مخرجات الطبقة الخفية، تطبق عليها تحويل دالة الخطية، حيث يتم انتاج القيم المتنبأ بها في السلسلة الزمنية.

والنموذج المستخدم في التنبؤ باستخدام نماذج (MLP) يحسب بالعلاقة التالية:

$$X_{\square}\hat{} = w_0 + \sum_{j=1}^{h} w_i f_j \left[\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x(k-1) \right] + w_{j0}$$

حيث أن:

(h): عدد وحدات الطبقة الخفية.

(n): الأوزان بين المدخلات والطبقة الخفية.

[1] – عمر عادل عبد الوهاب، يونس كاظم حميد، **استخدام الشبكات العصبية في السلاسل الزمنية للتنبؤ بأسعار النفط في العراق**، المجلة العلمية لجامعة جيهان، المجلد الأول، العدد الثالث، السليمانية، ص: 311.

(w_{ij}): الأوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات[1].

f_j: دالة تحفيز (Sigmoid) في الوحدات الخفية.

وتتمثل عملية التنبؤ باستخدام الشبكة العصبية (MLP) للسلاسل الزمنية في الخطوات التالية[2]:

– **الخطوة الأولى:** يتم في هذه الخطوة إدخال البيانات عن طريق طبقة الإدخال، حيث هنالك مشاكل في السلسلة الزمنية ولهذا يتم تزويد MLP بالقيمة المتأخرة الماضية للبيانات الفعلية ($y_{t-1},\ldots\ldots,y_{t-p}$) كمتجه إدخال، ولهذا فإن طبقة الإدخال تتكون من العقد P الموصول بالطبقة الخفية.

– **الخطوة الثانية:** تأتي مرحلة الطبقة الخفية والتي تقع بين طبقة الإدخال وطبقة الإخراج ويتم تحديد عدد الطبقات الخفية حسب الدراسة، حيث في هذه المرحلة يعد تحديد نوع ودالة التنشيط مهم لأنه من خلالها يتم تحديد العلاقة بين طبقة الإدخال وطبقة الإخراج، وتعتبر دالة Logistic الأكثر استعمالا، وتأخذ الصيغة التالية:

$$g(x) = \frac{1}{1+exp(-x)}$$

– **الخطوة الثالثة:** وتتمثل في مرحلة طبقة الإخراج، بعد تحديد دالة التنشيط وعدد العقد المناسبة، يتم استخدام مخرجات الشبكة العصبية للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلاسل الزمنية.

أما فيما يخص الدالة المستخدمة للتنبؤ تأخذ الصيغة التالية:

$$Y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{n} \alpha_j f\left(\sum_{i=1}^{m} B_{ij} y_{t-1} + B_{0j}\right) + \varepsilon_t$$

حيث تمثل:

(α_j , j=1,…,n) متجه الأوزان من الطبقة الخفية إلى عقد الإخراج.

(Bij, i=1,2…m, j=1,…,n) تمثل أوزان من طبقة الإدخال إلى عقد الطبقة الخفية.

[1]– فتحي أحمد علي آدم، محمود محمد عبد العزيز جمال الدين، **التنبؤ بسعر الصرف في السودان باستخدام نماذج الشبكات العصبية خلال الفترة (1960م–2017م)**، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية والقانونية، المجلد الرابع، العدد الرابع عشر، السودان، 30 ديسمبر 2020، ص: 94.

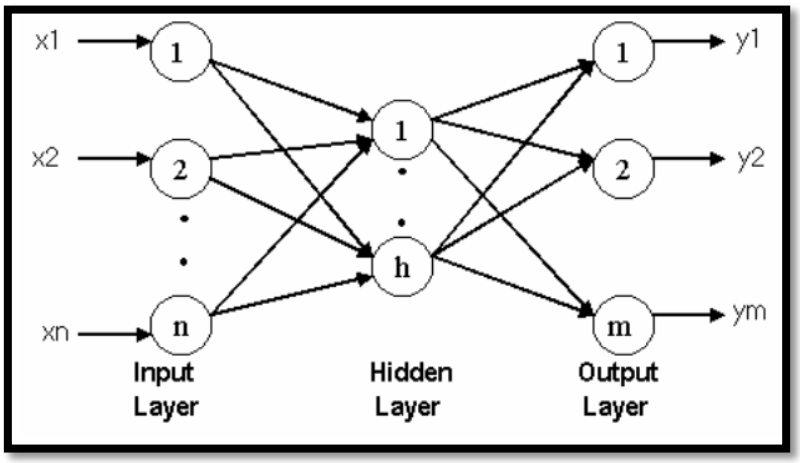
[2]– ساهد عبد القادر، قهوي حسن، د**راسة مقارنة بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج الانحدار أشعة الدعم للتنبؤ بأسعار البترول خلال الفترة (1990– 2019)**، مجلة ابحاث اقتصادية وإدارية، المجلد السادس عشر، العدد الثاني، المركز الجامعي مغنية، الجزائر، 2022، ص: 88– 89.

شبكة دالة القاعدة الاشعاعية (RBF) (Radial Basis Function)

تعتبر من شبكات التغذية الأمامية وتحتوي على طبقة مخفية واحدة، تقوم هذه الشبكة بتحويل المدخلات بطريقة غير خطية ثم إيجاد المنحني المناسب لإعطاء النتائج الصحيحة. تمزج هذه الشبكة نوعي التعليم للشبكات العصبية (التعليم بمعلم وبدون معلم)[1] Hybrid of Unsupervised and Supervised Learning.

المزايا الرئيسية لشبكة دالة القاعدة الشعاعية هي بساطة الدالة المستخدمة ومنحني الدالة يكون سلسا جدا وشعاعي التناظر، وغالبا ما يتم اختيار دالة Gaussian لتكون هي دالة القاعدة الشعاعية حيث إنها تستطيع أن تحدث تقاربا في أي وظيفة ثابتة من دون الاعتماد على نموذج النظام[2].

الشكل رقم (2-7): معمارية شبكة دالة القاعدة الشعاعية



المصدر:

مها عبد الله محمد البدراني، **استخدام دالة القاعدة الشعاعية RBFN في تشخيص أمراض الأطفال**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد الثالث عشر، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2008، ص 181.

[1]- زهراء مازن القطان، **تمييز بصمة الإصبع على الشبكات العصبية الاصطناعية**، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، المجلد الحادي عشر، العدد الأول، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2014، ص: 152.

[2]- زهراء مازن القطان، **المرجع نفسه**، ص: 152.

المطلب الرابع: مراحل التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية هو من الأساليب الحديثة التي لاقت اهتمامًا واسعًا في مجالات متعددة، بما في ذلك التنبؤ بأسعار الأسهم والعملات وغيرها. يتم استخدامها على نطاق واسع بسبب عدم حاجتها إلى شروط صارمة ودقيقة للتنبؤ، وقدرتها على تفسير سلوك البيانات بشكل غير خطي[1].

وفي تحليل السلاسل الزمنية هناك معالجة للبيانات المولدة والتي على أساسها يتم التنبؤ بالاعتماد على العمليات السابقة، والشبكات العصبية بإمكانها السيطرة على هذه العمليات حتى بالنسبة للبيانات الغير منظمة[2].

يمكن تلخيص عملية التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بالخطوات الآتية[3]:

- ✓ **الخطوة الأولى: اختيار المتغيرات(Variables Selection)**

حيث يجب اختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة تمثيلا جيدا.

- ✓ **الخطوة الثانية: معالجة البيانات (Data Processing)**
  - إجراء بعض العمليات على البيانات المستخدمة مثل تحديد الاتجاه العام،
  - التركيز على العلاقات بين المشاهدات، إيجاد توزيع البيانات.
- ✓ **الخطوة الثالثة: تقسم البيانات المتوفرة إلى مجاميع (Divide data into Sets)**

1- **مجموعة التدريب (Training set):** مجموعة تعلم وتحديد نموذج للبيانات

2- **مجموعة الاختبار (Testing set):** والتي يمكن عن طريقها تقرير مهارة الشبكة الافتراضية وإمكانية استخدامها بصورة عامة.

3- **مجموعة التحقيق (Validation set):** وهي مجموعة لإجراء اختبار نهائي لأداء الشبكة.

- ✓ **الخطوة الرابعة نموذج الشبكة العصبية (Neural network paradigms):**

عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب اختبار الآتي:

- عدد العقد العصبية للإدخال والذي يساوي عدد المستقلة المستقلة؛
- عدد الطبقات المخفية والذي يعتمد على قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة؛
- طبقة الإخراج والتي عادة تساوي واحد.

---

[1]- دربال أمينة، **مرجع سابق**، ص: 98.

[2]- نوال علاء الدين الجراح، **كفاءة طريقتي الشبكات العصبية وطريقة بوكس جنكيز في التنبؤ مع حالات تطبيقية في العراق**، مجلة الغدارة والاقتصاد، العدد التاسع والثمانون، الجامعة المستنصرية، كلية الادارة والاقتصاد، العراق، ص: 180.

[3]- تم الاعتماد على:

- عبد القادر ساهد، محمد مكيديش، **دراسة مقارنة بين الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول**، مجلة الباحث، العدد الرابع عشر، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، الجزائر، 2014، ص: 106.
- باسل يونس الخياط، عزة حازم زكي، **مرجع سابق**، ص: 70- 71.

✓ **الخطوة الخامسة: دالة التحويل (Transfer function)**

الصيغة الرياضية لتحديد الاخراج والتي تمنع الاخراج من الوصول إلى قيمة عالية جدا وتستخدم إحدى الصيغ أو الدوال الآتية:

- Linear
- Threshold
- Sigmoid

✓ **الخطوة السادسة: معيار التقويم (Evaluation Criteria)**

إن المعيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الأخطاء(MSE).

✓ **الخطوة السابعة: تدريب الشبكة وتضم هذه الخطوة (Neural Network Training)**

- تعليم النموذج: إيجاد مجموعة الأوزان بين العقد العصبية والتي تحدد أقل قيمة لمربع الخطأ.
- خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ: تستخدم خوارزمية التدريب لتقليل الميل.

✓ **الخطوة الثامنة: التنفيذ (Implementation)**

وهي أهم الخطوات حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات، ويتم بناء الشبكات العصبية عن طريق البرمجة (أي أن الشبكة العصبية هي عبارة عن برنامج حاسوبي)، ويتكون من عدد كبير من الدورات التي يزيد استعمالها لحل مشكلة معينة.

الخلاصة:

حاولنا في هذا الفصل تسليط الضوء على جوانب الذكاء الاصطناعي الذي يمثل القدرة على محاكاة العقل البشري وتمثيل نماذج حاسوبيه لمجال من مجالات الحياة وتحديد العلاقات الأساسية بين عناصره، ومن ثم انتقلنا إلى تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية التي برزت في الآونة الأخيرة بكثرة وفي مجالات مختلفة بسبب مرونة هذه الأخيرة وقدرتها على التعامل مع الدوال الخطية وغير الخطية من أجل تقليل الخطأ من خلال تعليم وتدريب الشبكة والتكيف ذاتيا مع أي نموذج، فهي لا تحتاج إلى افتراضات لطبيعة السلسلة الزمنية فقد ظهرت الحاجة إليها كبديل للطرائق التقليدية المستخدمة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية الذي بات من أولويات المؤسسات لتحسين جودة عملياتها.

الفصل الثالث:

المفاضلة بين منهجية بوكس جنكيز والشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر

تمهيد:

دراسة السلاسل الزمنية كأداة وأسلوب كمي في عملية التنبؤ لها أهمية كبيرة في تطوير وتحسين القطاع الاقتصادي ، وهذا ما يؤدي بالشركات والمؤسسات للبحث عن أفضل الطرق من أجل التنبؤ بالمسار المستقبلي لمختلف عملياتها، ولعل من أهم هذه الطرق نجد منهجية "Box-Jenkins" والشبكات العصبية الاصطناعية لكونها الأكثر رواجا في هذا المجال.

وسنحاول في هذا الفصل المفاضلة بين هاتين الطريقتين من حيث عملية التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر، و ومعرفة كيفية عمل كل منهما وأي منهما أحسن من حيث دقة النتائج. لذا قمنا بتقسيم الفصل إلى مبحثين:

المبحث الأول سنستخدم فيه منهجية بوكس جنكنز للتنبؤ بإنتاج التمور.

المبحث الثاني سنستخدم فيه طريقة الشبكات العصبية للتنبؤ بإنتاج التمور.

المبحث الأول: التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر باستخدام منهجية بوكس جنكنز

تعد الجزائر من بين أهم الدول العربية إنتاجا لمختلف أنواع التمور التي تنتشر في واحات الصحراء الشاسعة، حيث يعتبر التمر رمزا للهوية ومصدرا للرزق بالنسبة للعديد من الجزائريين ويعد إنتاجه من الأنشطة الزراعية الأساسية في الجزائر، لذا وجب الاهتمام بهذا المنتوج وتعزيز كميات إنتاجه، ومن هذا المنطلق سنقوم في هذا المبحث بتطبيق منهجية بوكس جنكنز على السلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر في الفترة الممتدة من 1963 إلى 2018 ومحاولة التنبؤ بالقيم المستقبلية المنتجة في السنوات المقبلة.

المطلب الأول: الدراسة الوصفية لبيانات السلسلة الزمنية

السلسلة الزمنية الموجودة لدينا والتي تمثل كمية الانتاج السنوي للتمور في الجزائر (بالقنطار) واخترنا تسميتها بالرمز (Y)، محددة ب 56 مشاهدة ممتدة من 1963 إلى غاية 2018، حيث تم الحصول عليها من الموقع الرسمي للديوان الوطني للإحصائيات (ONS).

الفرع الأول: تحديد متغيرات السلسلة الزمنية

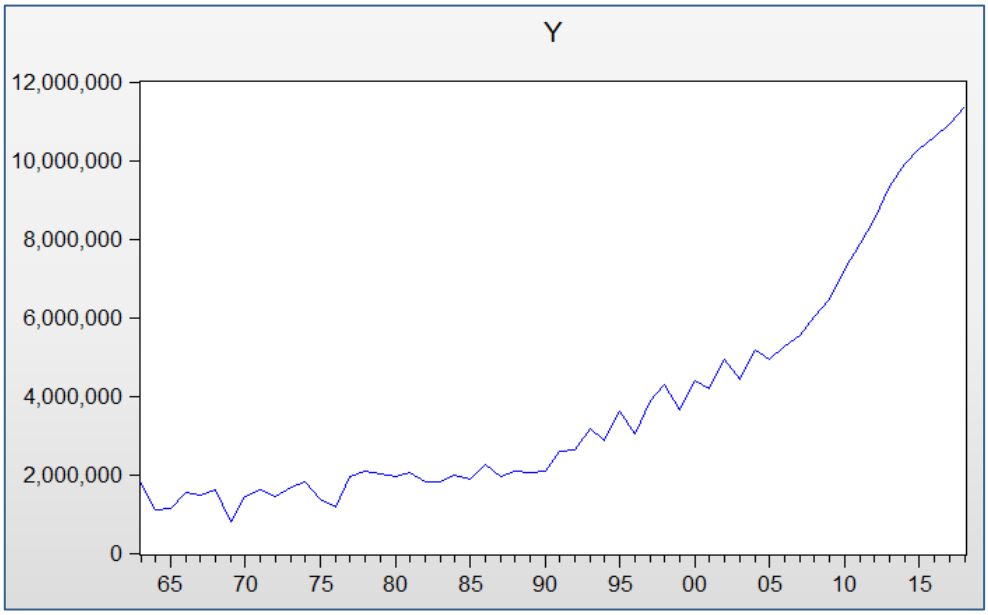
يمكن تصنيف المتغيرات المستعملة في الدراسة كما يلي:

- **المتغير المستقل (T):** يمثل الزمن معبرا عنه بالسنوات من 1963 إلى 2018.
- **المتغير التابع (Y):** يمثل الإنتاج السنوي للتمور في الجزائر.

الفرع الثاني: التمثيل البياني للسلسلة السنوية لإنتاج التمور

نقوم بتمثيل معطيات الجدول (3-1) في معلم متعامد ومتجانس وفق المعادلة التالية **y = f(t)**، حيث نحصل على المنحنى الموالي:

الشكل رقم (3-1): التمثيل البياني للسلسلة Y



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

يمثل الشكل (3-1) المنحنى البياني للسلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر والمكونة من 56 مشاهدة ممتدة من سنة 1963 إلى سنة 2018، ويظهر لنا من خلال شكل السلسلة أنها تحتوي على مركبة الاتجاه العام، حيث نلاحظ أن كمية الانتاج كانت منخفضة في السنوات من 1963 حتى 1976، وبلغت أدنى قيمة لها وهي 792650 قنطار في سنة 1969، ثم شهدت ارتفاع طفيف في السنوات التالية حيث بلغت 1815490 قنطار سنة 1974، ثم انخفضت إلى 1175720 قنطار سنة 1976، ومن ثم ارتفعت إلى 1961180 قنطار سنة 1977 لنلاحظ شبه ثبات في السنوات من 1977 إلى 1990، ثم عرفت بعدها كمية الإنتاج تذبذبا بين ارتفاع وانخفاض خلال السنوات من 1991 إلى غاية سنة 2005، ومن ثم بدأت في الارتفاع المتواصل دون أي انخفاض حتى بلغت أقصى قيمة لها سنة 2018 والمتمثلة في 11360249 قنطار.

الفرع الثالث: تحليل المعطيات الإحصائية للسلسلة السنوية لإنتاج التمور

يبين الجدول الموالي المعطيات الإحصائية لسلسلة إنتاج التمور (Y) في الجزائر.

الجدول رقم (3-1): المعطيات الإحصائية للسلسة Y

	Y
Mean	3839436.
Median	2424580.
Maximum	11360249
Minimum	792650.0
Std. Dev.	2915530.
Skewness	1.258514
Kurtosis	3.451091
Jarque-Bera	15.25747
Probability	0.000486
Sum	2.15E+08
Sum Sq. Dev.	4.68E+14
Observations	56

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

من خلال المعطيات الإحصائية الموضحة في الجدول السابق يتضح أن كمية الانتاج بلغت أدنى قيمة لها (792650 قنطار) في سنة 1969، وتمثلت أقصى قيمة لها (11360249 قنطار) وذلك في سنة 2018، وتظهر أيضا المعطيات أن متوسط كمية الانتاج هو 3839436 قنطار، كما يظهر لنا من خلال القيمة الاحتمالية ل Jarque-Bera أنها أقل من 0.05 ومنه فإن بيانات السلسلة الزمنية لا تتبع التوزيع الطبيعي.

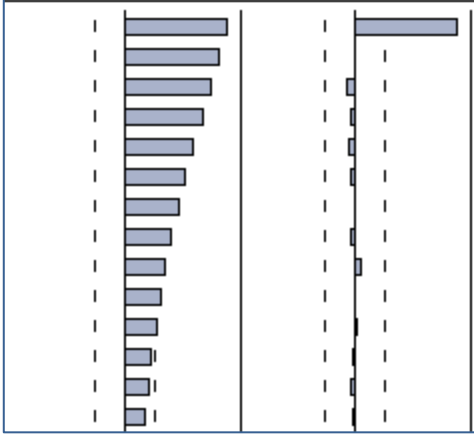
الفرع الرابع: دراسة استقرارية السلسلة الزمنية (Y)

أولا: دراسة دالة الارتباط الذاتي والجزئي لسلسلة إنتاج التمور (Y)

من أجل أخذ نظرة أولية حول مدى استقرارية السلسلة الزمنية لإنتاج التمور نقوم بتمثيل دالتي الارتباط الذاتي والجزئي بوجود (T/4) فترة إبطاء أي 14، وهذا ما يوضحه الجدول الموالي:

الجدول رقم (3-2): التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة Y

Date: 05/09/24 Time: 14:04
Sample: 1963 2018
Included observations: 56



	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1			0.923	0.923	50.274	0.000
2			0.850	-0.007	93.757	0.000
3			0.773	-0.069	130.40	0.000
4			0.698	-0.033	160.84	0.000
5			0.621	-0.057	185.39	0.000
6			0.547	-0.028	204.81	0.000
7			0.480	0.007	220.09	0.000
8			0.416	-0.030	231.79	0.000
9			0.364	0.041	240.96	0.000
10			0.318	-0.002	248.10	0.000
11			0.280	0.020	253.77	0.000
12			0.245	-0.016	258.20	0.000
13			0.210	-0.034	261.53	0.000
14			0.177	-0.016	263.95	0.000

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

من خلال التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي الموضحة في الجدول أعلاه يتضح أن هناك أعمدة خارج مجال الثقة، أي أنه توجد معاملات ارتباط لا تنعدم وتختلف معنويا عن الصفر عند مستوى معنوية 5%، وهذا ما يدل على أن السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر (Y) غير مستقرة.

ثانيا: اختبارات الجذر الوحدوي:

للكشف عن استقرارية السلسلة الزمنية نستعمل اختبار ديكي فولر البسيط أو المطور، وفرضيات هذا الاختبار تكون من الشكل التالي:

- تقدير النموذج (3) بالنسبة ل (DF) أو النموذج (6) بالنسبة ل (ADF) لاختبار وجود مركبة الاتجاه العام:

ونختبر الفرضية:

$H_0 : b = 0$ (لا يوجد اتجاه عام)

$H_1 : b \neq 0$ (يوجد اتجاه عام)

القرار: القيمة المحسوبة أقل من القيمة المجدولة ($T_c < T_t$) نقبل H_0.

- تقدير النموذج (2) بالنسبة ل (DF) أو النموذج (5) بالنسبة ل (ADF) لاختبار وجود الثابت:

ونختبر الفرضية:

$H_0 : C = 0$ (لا يوجد ثابت)

$H_1 : C \neq 0$ (يوجد ثابت)

القرار: القيمة المحسوبة أقل من القيمة المجدولة ($T_c < T_t$) نقبل H_0.

– تقدير النموذج (1) بالنسبة ل (DF) أو النموذج (4) بالنسبة ل (ADF) لاختبار وجود الجذر الوحدوي:

ونختبر الفرضية:

$H_0 : \varphi = 0$ (يوجد جذر الوحدة)

$H_1 : |\varphi| < 0$ (لا يوجد جذر الوحدة)

القرار: القيمة المحسوبة أكبر من القيمة المجدولة ($T_c > T_t$) نقبل H_0.

ومن أجل دراسة استقرارية السلسلة الزمنية (Y)، يتعين علينا اختيار الاختبار المناسب لجذر الوحدة وذلك بالاعتماد على دالة الارتباط الجزئي للسلسلة Y باستعمال الفرق من الدرجة الأولى، إذا كان P=0 فإننا نستعمل اختبار (DF) أما اذا كان $P \geq 1$ نستعمل اختبار (ADF).

الجدول رقم (3-3): التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة (Y) بالفرق الأول

Date: 05/09/24 Time: 14:18
Sample: 1963 2018
Included observations: 55

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.238	-0.238	3.2992	0.069
		2	0.332	0.292	9.8156	0.007
		3	0.058	0.213	10.021	0.018
		4	0.221	0.214	13.018	0.011
		5	0.159	0.215	14.600	0.012
		6	-0.038	-0.110	14.691	0.023
		7	0.359	0.213	23.121	0.002
		8	-0.221	-0.194	26.372	0.001
		9	0.230	-0.090	29.980	0.000
		10	-0.153	-0.150	31.617	0.000
		11	0.204	0.051	34.580	0.000
		12	-0.016	0.123	34.597	0.001
		13	0.008	0.073	34.602	0.001
		14	0.072	0.004	35.003	0.001

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

من خلال دالة الارتباط الجزئي نلاحظ أن P=2 ولمعرفة إن كان هذا التأخير مناسب سنجري اختبار جذر الوحدة والنتائج موضحة في الجدول التالي:

الجدول رقم (3-4): نتائج الاختبار من أجل التأخير P= 2

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on Y

Null Hypothesis: Y has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 2 (Fixed)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		1.119074	0.9999
Test critical values:	1% level	-4.140858	
	5% level	-3.496960	
	10% level	-3.177579	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(Y)
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 18:29
Sample (adjusted): 1966 2018
Included observations: 53 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	0.048305	0.043165	1.119074	0.2687
D(Y(-1))	-0.546029	0.156986	-3.478207	0.0011
D(Y(-2))	-0.048390	0.147838	-0.327316	0.7449
C	-123868.0	110144.5	-1.124596	0.2664
@TREND("1963")	8379.755	6999.315	1.197225	0.2371

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه أن التأخير P= 2 غير معنوي.

سنعيد الاختبار من أجل التأخير P= 1.

الجدول رقم (3-5): نتائج الاختبار من أجل التأخير P= 1

Null Hypothesis: Y has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 1 (Fixed)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		0.961119	0.9998
Test critical values:	1% level	-4.137279	
	5% level	-3.495295	
	10% level	-3.176618	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(Y)
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 18:37
Sample (adjusted): 1965 2018
Included observations: 54 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	0.037488	0.039004	0.961119	0.3411
D(Y(-1))	-0.496379	0.125200	-3.964682	0.0002
C	-136903.5	102059.0	-1.341415	0.1858
@TREND("1963")	9513.545	6628.988	1.435143	0.1575

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه أن التأخير P= 1 معنوي وعليه الاختبار المناسب هو اختبار (ADF).

نتائج الاختبار موضحة في الجدول التالي:

الجدول رقم (3-6): نتائج اختبار ديكي فولر المطور (ADF) على السلسلة (Y)

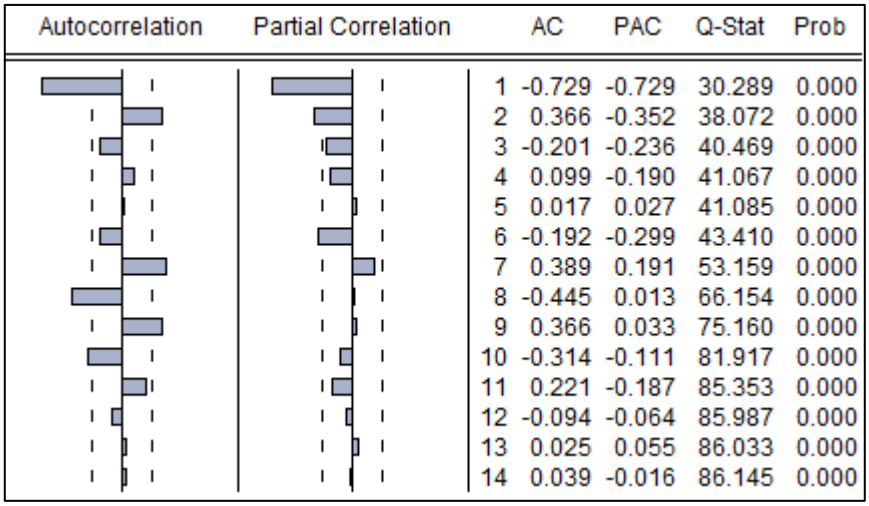
شكل النموذج	القيمة المحسوبة (T_c)	القيمة المجدولة (T_t)	المقارنة	النتيجة
النموذج رقم 6	b= 1.435143	3.18	$T_c < T_t$	لا يوجد اتجاه عام
	c= −1.341415	3.47	$T_c < T_t$	لا يوجد ثابت
	φ= 0.961119	−3.49	$T_c > T_t$	يوجد جذر أحادي
النموذج رقم 5	c= −0.572735	2.89	$T_c < T_t$	لا يوجد ثابت
	φ= 4.394811	−2.916566	$T_c > T_t$	يوجد جذر أحادي
النموذج رقم 4	φ= 6.322718	−1.94	$T_c > T_t$	يوجد جذر أحادي

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال نتائج اختبار (ADF) الموضحة في الجدول أعلاه أن السلسلة (Y) غير مستقرة لأنها تحتوي على الجذر الوحدوي، وبهدف جعلها مستقرة نقوم بإجراء الفروقات من الدرجة الأولى ومن ثم إعادة تطبيق الاختبار على السلسلة ذات الفروقات من الدرجة الاولى(DY).

ومن أجل اختيار الاختبار المناسب نعيد نفس الخطوات السابقة على السلسلة (DY).

الجدول رقم (3-7): التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة (DY) بالفرق الأول



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.729	-0.729	30.289	0.000
		2	0.366	-0.352	38.072	0.000
		3	-0.201	-0.236	40.469	0.000
		4	0.099	-0.190	41.067	0.000
		5	0.017	0.027	41.085	0.000
		6	-0.192	-0.299	43.410	0.000
		7	0.389	0.191	53.159	0.000
		8	-0.445	0.013	66.154	0.000
		9	0.366	0.033	75.160	0.000
		10	-0.314	-0.111	81.917	0.000
		11	0.221	-0.187	85.353	0.000
		12	-0.094	-0.064	85.987	0.000
		13	0.025	0.055	86.033	0.000
		14	0.039	-0.016	86.145	0.000

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

من خلال دالة الارتباط الجزئي نلاحظ أن P=1,2 ولمعرفة التأخير المناسب سنجري اختبار جذر الوحدة والنتائج موضحة في الجدول التالي:

الجدول رقم (3-8): نتائج الاختبار من أجل التأخير P=2

Null Hypothesis: DY has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 2 (Fixed)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-4.343445	0.0058
Test critical values:	1% level	-4.144584	
	5% level	-3.498692	
	10% level	-3.178578	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(DY)
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 19:15
Sample (adjusted): 1967 2018
Included observations: 52 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DY(-1)	-1.388424	0.319660	-4.343445	0.0001
D(DY(-1))	-0.070679	0.251123	-0.281451	0.7796
D(DY(-2))	-0.011939	0.139481	-0.085593	0.9322
C	-185240.5	114975.9	-1.611125	0.1138
@TREND("1963")	15172.18	4678.130	3.243215	0.0022

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه أن التأخير P= 2 غير معنوي لأن قيمته الاحتمالية أكبر من 0.05.

سنعيد الاختبار من أجل التأخير P= 1.

الجدول رقم (3-9): نتائج الاختبار من أجل التأخير P=1

Null Hypothesis: DY has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 1 (Fixed)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.037539	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.140858	
	5% level	-3.496960	
	10% level	-3.177579	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(DY)
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 19:19
Sample (adjusted): 1966 2018
Included observations: 53 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DY(-1)	-1.465866	0.242792	-6.037539	0.0000
D(DY(-1))	-0.006108	0.139946	-0.043646	0.9654
C	-148654.9	108171.9	-1.374247	0.1756
@TREND("1963")	14757.55	4073.677	3.622662	0.0007

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه أن التأخير P= 1 غير معنوي لأن قيمته الاحتمالية أكبر من 0.05.

سنعيد الاختبار من أجل التأخير P= 0.

الجدول رقم (3-10): نتائج الاختبار من أجل التأخير P=0

Null Hypothesis: DY has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Fixed)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-12.12919	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.137279	
	5% level	-3.495295	
	10% level	-3.176618	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(DY)
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 19:21
Sample (adjusted): 1965 2018
Included observations: 54 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DY(-1)	-1.465025	0.120785	-12.12919	0.0000
C	-159657.8	99200.87	-1.609440	0.1137
@TREND("1963")	15042.43	3291.727	4.569767	0.0000

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الجدول أن التأخير P=0 معنوي ومنه الاختبار المناسب هو(DF).

الجدول رقم (3-11): نتائج اختبار (DF) للسلسلة (DY)

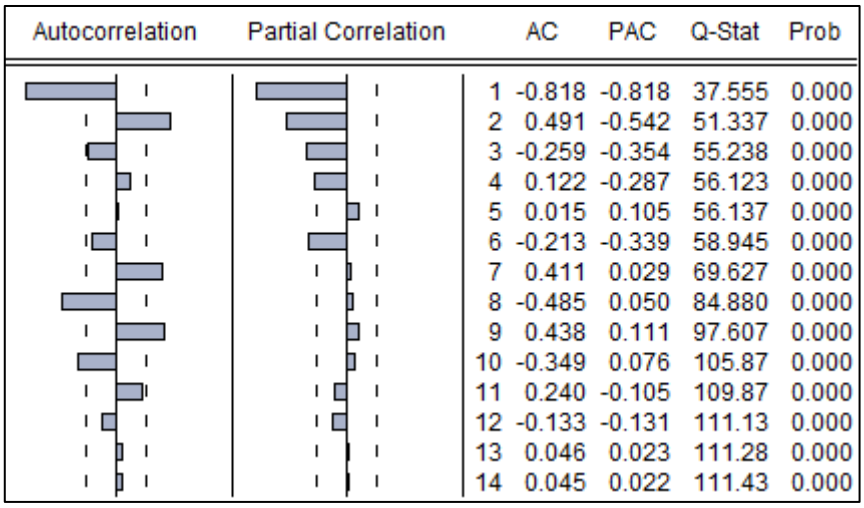
شكل النموذج	القيمة المحسوبة (T_c)	القيمة المجدولة (T_t)	المقارنة	النتيجة
النموذج رقم 3	b= 4.569767	3.18	$T_c > T_t$	يوجد اتجاه عام
	c= -1.609440	3.47	$T_c < T_t$	لا يوجد ثابت
	φ= -12.12919	-3.49	$T_c < T_t$	لا يوجد جذر أحادي
النموذج رقم 2	c= 2.780606	2.89	$T_c < T_t$	لا يوجد ثابت
	φ= -4.339807	-2.91	$T_c < T_t$	لا يوجد جذر أحادي
النموذج رقم 1	φ= -1.833687	-1.94	$T_c > T_t$	يوجد جذر أحادي

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال النتائج المدونة في الجدول أعلاه أن السلسلة تحتوي على جذر الوحدة، وكذلك تحتوي على الاتجاه العام أي أنها سلسلة غير مستقرة، لذا نجري الفرق مرة أخرى.

وبنفس الخطوات نختار الاختبار المناسب.

الجدول رقم (3-12): التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة (DDY) بالفرق الأول



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.818	-0.818	37.555	0.000
		2	0.491	-0.542	51.337	0.000
		3	-0.259	-0.354	55.238	0.000
		4	0.122	-0.287	56.123	0.000
		5	0.015	0.105	56.137	0.000
		6	-0.213	-0.339	58.945	0.000
		7	0.411	0.029	69.627	0.000
		8	-0.485	0.050	84.880	0.000
		9	0.438	0.111	97.607	0.000
		10	-0.349	0.076	105.87	0.000
		11	0.240	-0.105	109.87	0.000
		12	-0.133	-0.131	111.13	0.000
		13	0.046	0.023	111.28	0.000
		14	0.045	0.022	111.43	0.000

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

من خلال دالة الارتباط الجزئي نلاحظ أن P=1,2,3,4 ولمعرفة التأخير المناسب سنجري اختبار جذر الوحدة والنتائج موضحة في الجدول التالي:

الجدول رقم (3-13): نتائج الاختبار من أجل التأخير P=4

Null Hypothesis: DDY has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 4 (Fixed)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-4.234640	0.0081
Test critical values:	1% level	-4.156734	
	5% level	-3.504330	
	10% level	-3.181826	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(DDY)
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 19:30
Sample (adjusted): 1970 2018
Included observations: 49 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DDY(-1)	-3.758435	0.887545	-4.234640	0.0001
D(DDY(-1))	1.481283	0.788384	1.878886	0.0672
D(DDY(-2))	0.561483	0.596577	0.941175	0.3520
D(DDY(-3))	0.056178	0.365086	0.153876	0.8784
D(DDY(-4))	-0.060497	0.143520	-0.421521	0.6755
C	78952.87	127935.7	0.617129	0.5405
@TREND("1963")	-1348.459	3767.679	-0.357902	0.7222

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الجدول أعلاه أن التأخير P= 4 غير معنوي لأن قيمته الاحتمالية أكبر من 0.05.

سنعيد الاختبار من أجل التأخير P= 3.

الجدول رقم (3-14): نتائج الاختبار من أجل التأخير P=3

Null Hypothesis: DDY has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 3 (Fixed)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.920450	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.152511	
	5% level	-3.502373	
	10% level	-3.180699	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(DDY)
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 19:42
Sample (adjusted): 1969 2018
Included observations: 50 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DDY(-1)	-4.273458	0.617512	-6.920450	0.0000
D(DDY(-1))	1.962799	0.516660	3.799018	0.0004
D(DDY(-2))	0.961179	0.333514	2.881971	0.0061
D(DDY(-3))	0.287731	0.136986	2.100439	0.0415
C	3457.311	126715.5	0.027284	0.9784
@TREND("1963")	753.2236	3753.454	0.200675	0.8419

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الجدول أن التأخير P=3 معنوي لأن قيمته الاحتمالية أقل من 0.05 ومنه الاختبار المناسب هو(ADF).

الجدول رقم (3-15): نتائج اختبار (ADF) للسلسلة (DDY)

شكل النموذج	القيمة المحسوبة (T_c)	القيمة المجدولة (T_t)	المقارنة	النتيجة
النموذج رقم 6	b= 0.200675	3.18	$T_c<T_t$	لا يوجد اتجاه عام
	c= 0.027284	3.47	$T_c< T_t$	لا يوجد ثابت
	φ= -6.920450	-3.49	$T_c< T_t$	لا يوجد جذر أحادي
النموذج رقم 5	c= 0.491666	2.89	$T_c< T_t$	لا يوجد ثابت

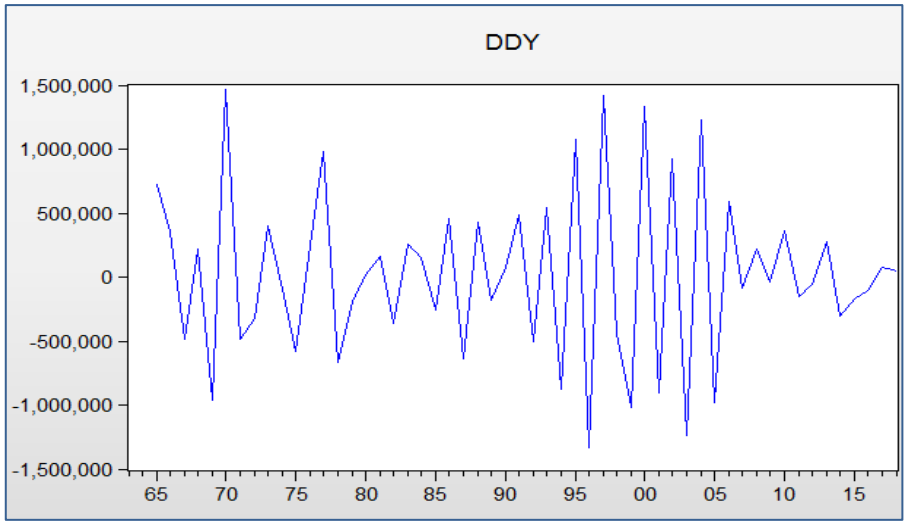
	φ= −6.992818	−2.91	$T_c < T_t$	لا يوجد جذر أحادي
النموذج رقم 4	φ= −7.034092	−1.94	$T_c < T_t$	لا يوجد جذر أحادي

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال نتائج الجدول أن السلسلة أصبحت مستقرة أي عدم احتواءها على مركبة الاتجاه العام والجذر الوحدوي، وذلك بعد إجراء الفرق من الدرجة الثانية.

للتأكد من أن السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر أصبحت مستقرة نقوم برسم التمثيل البياني لها.

الشكل رقم (3-2): التمثيل البياني للسلسلة (DDY)



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

يوضح المنحنى البياني للسلسلة (DDY) أنها مستقرة وذلك لأن قيمها تتذبذب حول المتوسط.

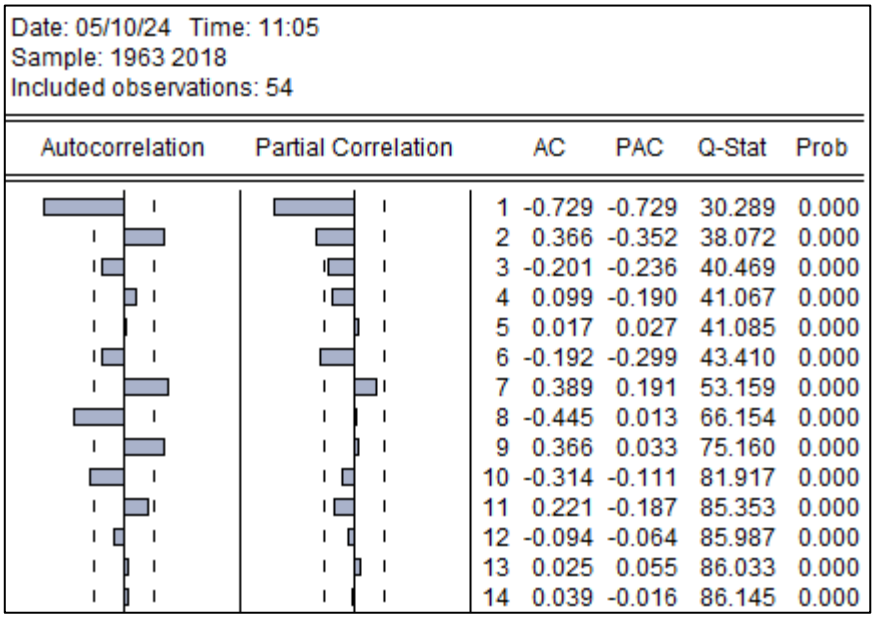
المطلب الثاني: التنبؤ بإنتاج التمور باستخدام منهجية بوكس جنكنز

بعد أن أصبحت السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر مستقرة وهذا شرط من شروط تطبيق منهجية بوكس جنكنز، أصبح الآن بإمكاننا تطبيق هذه المنهجية وذلك وفق المراحل التالية:

الفرع الأول: مرحلة التعرف

من خلال ماسبق وبعد التأكد من استقرارية السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر، تأتي أول مرحلة من مراحل تطبيق منهجية بوكس جنكنز ألا وهي مرحلة التعرف، والتي يتم من خلالها تحديد النماذج التي يمكن أن تأخذها السلسلة الزمنية، لذا سنعتمد على دالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسة (DDY).

الجدول رقم (3-16): التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة (DDY)



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.729	-0.729	30.289	0.000
2	0.366	-0.352	38.072	0.000
3	-0.201	-0.236	40.469	0.000
4	0.099	-0.190	41.067	0.000
5	0.017	0.027	41.085	0.000
6	-0.192	-0.299	43.410	0.000
7	0.389	0.191	53.159	0.000
8	-0.445	0.013	66.154	0.000
9	0.366	0.033	75.160	0.000
10	-0.314	-0.111	81.917	0.000
11	0.221	-0.187	85.353	0.000
12	-0.094	-0.064	85.987	0.000
13	0.025	0.055	86.033	0.000
14	0.039	-0.016	86.145	0.000

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال التمثيل البياني لدالة الارتباط الجزئي الممثلة أعلاه أن P=1,2 وهذا ما يوافق(1)AR, AR(2)، ونلاحظ من خلال المثيل البياني لدالة الارتباط الذاتي أن q=1,2 وهي الحالة التي توافق(1)MA,MA(2) ، إذا نقترح النماذج التالية: ARMA(1,1), ARMA(1,2) ARMA(2,1) ARMA(2,2).

✓ **مرحلة التقدير:**

في هذه المرحلة سنقوم بتقدير النماذج المقترحة سابقا ثم نختار النماذج المقبولة إحصائيا وذلك من خلال معنوية المعلمات، أي القيمة الاحتمالية للمعلمات تكون أقل من 0.05، وتظهر نتائج التقدير في الجدول التالي:

الجدول رقم (3-17): نتائج تقدير النماذج المقترحة للسلسلة DDY بالثابت وبدون ثابت

النموذج	القيمة الاحتمالية		النتيجة (إحصائيا)
AR(1) بالثابت	C	0.7373	غير مقبول
	AR(1)	0.0000	
AR(1) بدون الثابت	AR(1)	0.0000	مقبول
AR(2) بالثابت	C	0.9396	غير مقبول
	AR(2)	0.0068	
AR(2) بدون الثابت	AR(2)	0.0063	مقبول

MA(1) بالثابت	C	0.8274	غير مقبول
	MA(1)	0.9857	
MA(1) بدون الثابت	MA(1)	0.0000	مقبول
MA(2) بالثابت	C	0.8243	غير مقبول
	MA(2)	0.0081	
MA(2) بدون الثابت	MA(2)	0.0074	مقبول
ARMA(1,1) بالثابت	C	0.9431	غير مقبول
	AR(1)	0.9979	
	MA(1)	0.9979	
ARMA(1,1) بدون الثابت	AR(1)	0.0002	مقبول
	MA(1)	0.0000	
ARMA(1,2) بالثابت	C	0.0000	مقبول
	AR(1)	0.0000	
	MA(2)	0.0000	
ARMA(1,2) بدون الثابت	AR(1)	0.0000	مقبول
	MA(2)	0.0000	
ARMA(2,1) بالثابت	C	0.0012	غير مقبول
	AR(1)	0.0521	
	MA(1)	0.0000	
ARMA(2,1) بدون الثابت	AR(2)	0.0176	مقبول
	MA(1)	0.0000	
ARMA(2,2) بالثابت	C	0.9988	غير مقبول
	AR(2)	0.9977	
	MA(2)	0.9977	
ARMA(2,2) بدون الثابت	AR(2)	0.4741	غير مقبول
	MA(2)	0.6500	

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9 (أنظر الملاحق).

✓ **مرحلة الاختبار والفحص:**

بعد استبعاد النماذج الغير مقبولة إحصائيا والمبينة في الجدول السابق، يتبقى لدينا النماذج المقبولة للمقارنة بينها واختيار النموذج المناسب، وسنعتمد على الاختبارت التشخيصية المتمثلة في اختبار الارتباط الذاتي للبواقي (Q-stat)، اختبار عدم ثبات التباين (ARCH)، اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي (Jarque-Bera) والنتائج موضحة في الجداول التالية:

الجدول رقم(3-18): اختبار الارتباط الذاتي للبواقي (Q-stat) للنماذج المقبولة

النموذج	مقارنة القيمة الاحتمالية ل$Q_{(T/4)}$ مع 0.05	النتيجة (إذا كانت $Prob(Q_{(T/4)})$ >0.05 لا يوجد ارتباط ذاتي
AR(1) بدون ثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.016 <0.05	يوجد ارتباط ذاتي
AR(2) بدون ثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.000 <0.05	يوجد ارتباط ذاتي
MA(1) بدون الثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.000 <0.05	يوجد ارتباط ذاتي
MA(2) بدون الثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.000 <0.05	يوجد ارتباط ذاتي
ARMA(1,1) بدون الثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.321 >0.05	لا يوجد ارتباط ذاتي
ARMA(1,2) بالثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.000 <0.05	يوجد ارتباط ذاتي
ARMA(1,2) بدون الثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.000 <0.05	يوجد ارتباط ذاتي
ARMA(2,1) بدون الثابت	$Prob(Q_{(T/4)})$=0.018 <0.05	يوجد ارتباط ذاتي

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9. (أنظر الملحق رقم (3-13))

تظهر نتائج الجدول أن جميع النماذج تحتوي على مشكلة الارتباط الذاتي ماعدا النموذج ARMA(1,1) بدون الثابت، لذا سنجري الاختبارات المتبقية على هذا النموذج فقط.

الجدول رقم(3-19): اختبار عدم ثبات التباين للبواقي (ARCH) للنموذج ARMA(1,1)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	1.178654	Prob. F(1,50)	0.2828
Obs*R-squared	1.197570	Prob. Chi-Square(1)	0.2738

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 06/06/24 Time: 16:59
Sample (adjusted): 1967 2018
Included observations: 52 after adjustments

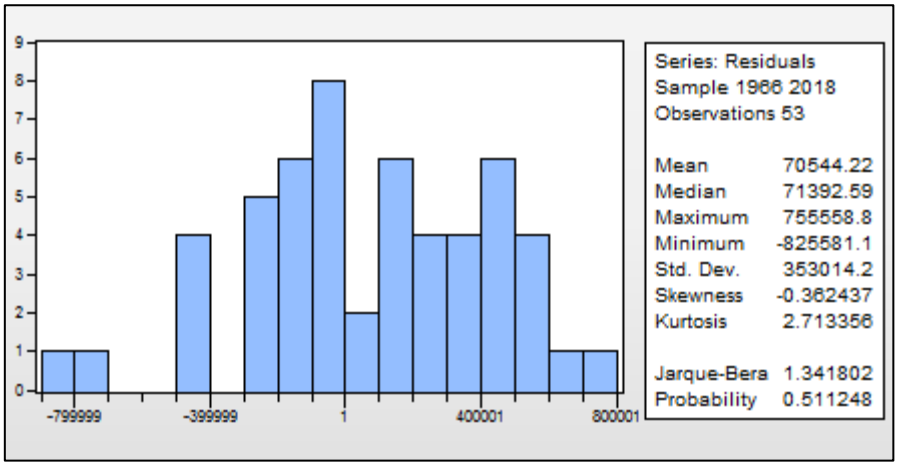
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.06E+11	2.82E+10	3.746333	0.0005
RESID^2(-1)	0.152142	0.140138	1.085658	0.2828

R-squared	0.023030	Mean dependent var	1.26E+11
Adjusted R-squared	0.003491	S.D. dependent var	1.56E+11
S.E. of regression	1.56E+11	Akaike info criterion	54.42281
Sum squared resid	1.22E+24	Schwarz criterion	54.49786
Log likelihood	-1412.993	Hannan-Quinn criter.	54.45158
F-statistic	1.178654	Durbin-Watson stat	1.959673
Prob(F-statistic)	0.282837		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

من خلال نتائج الجدول يظهر لنا أنه لاتوجد مشكلة عدم ثبات التباين في النموذج ARMA(1,1) لأن القيمة الاحتمالية للاختبار (0.27) أكبر من 0.05.

الشكل رقم(3-3): اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي (Jarque-Bera) للنموذج ARMA(1,1)

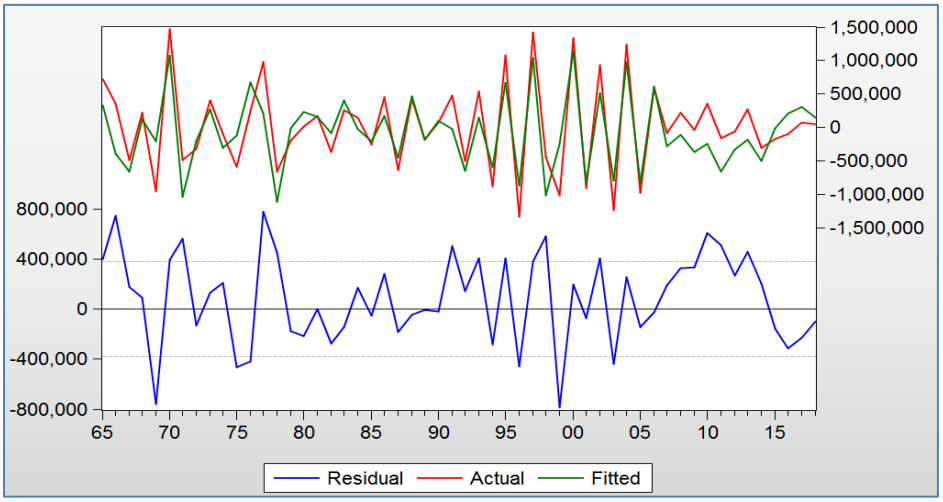


المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الشكل أعلاه أن القيمة الاحتمالية ل Jarque-Bera هي 0.51 أي أكبر من 0.05 وهذا يدل على أن بواقي النموذج ARMA(1, 1) تتبع التوزيع الطبيعي.

سنجري أيضا اختبار اقتفاء الأثر لنرى إن كانت السلسلة المقدرة تتطابق مع السلسلة الأصلية، والنتيجة مبينة في الشكل التالي:

الشكل رقم (3-4): التمثيل البياني للسلسلتين DDY وDDYf



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال الشكل أعلاه أن هناك شبه تطابق بين السلسلة الأصلية والسلسلة المقدرة، وهذا يدل على ملاءمة النموذج المستخدم، ومنه يمكن الاعتماد عليه للتنبؤ بالقيم المستقبلية لإنتاج التمور في الجزائر.

← ومنه من خلال الاختبارت السابقة فإن النموذج المناسب للسلسة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر هو ARMA(1, 1) بدون ثابت. ويصاغ كما يلي:

$$DDY_t = -0.509719\ DDY_{t-1} - 0.811583\ e_{t-1}$$

✓ **مرحلة التنبؤ:**

بعد التأكد من القبول النهائي للنموذج الذي اخترناه فإن معادلة التنبؤ التي سنعتمد عليها للتنبؤ بالانتاج السنوي للتمور في الجزائر تكون من الشكل التالي:

$$DDY_{t+h} = -0.509719\ DDY_{t+h-1} - 0.811583\ e_{t+h-1}$$

إيجاد كمية إنتاج التمور لسنة 2019:

التنبؤ بالسلسلة DDY.

DDY_{t+1} = -0.509719 (51836) -0.811583 (-92096)

DDY_{t+1} = 48321

التنبؤ بالسلسلة DY.

$DDY_t = DY_t - DY_{t-1}$

$DY_t = DDY_t + DY_{t-1}$

$DY_{t+1} = DDY_{t+1} + DY_t$

$DY_{t+1} = 48321 + 413249 = 461570$

التنبؤ بالسلسلة Y.

$DY_t = Y_t - Y_{t-1}$

$Y_t = DY_t + Y_{t-1}$

$Y_{t+1} = DY_{t+1} + Y_t$

$Y_{t+1} = 461570 + 11360249 = 11821819$

الجدول(3-20):القيم المتنبأ بها لإنتاج التمور في الجزائر

السنوات	القيم المتنبأ بها
2019	11821818
2020	12258758
2021	12708252
2022	13151347
2023	13597703
2024	14042397

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

نلاحظ من خلال قيم الجدول أعلاه أن الكمية المستقبلية لإنتاج التمور في الجزائر في تزايد ملحوظ في كل سنة.

الجدول(3-21): مؤشرات قياس دقة التنبؤ لمنهجية بوكس-جنكنز

المؤشر	قيمته
RMSE	356713.1
MAE	293512.1

MAPE	11.85999
Theil	0.036450

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

يظهر لنا من خلال قيم المؤشرات الموضحة في الجدول أن تطبيق منهجية بوكس جنكنز على السلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر يعطي تنبؤات دقيقة وذات جودة عالية، لأن مقياس Theil=0.03 والتنبؤات تكون جيدة كلما اقتربت قيمة هذا المؤشر من الصفر.

المبحث الثاني: التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

سنقوم في هذا المبحث بتطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالسلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر بالاعتماد على برنامج MATLAB R2024a الذي أثبت فعاليته في هذا المجال، لأنه يساعد في بناء الشبكة العصبية وتدريبها واختبار دقتها وذلك وفق الخطوات التالية:

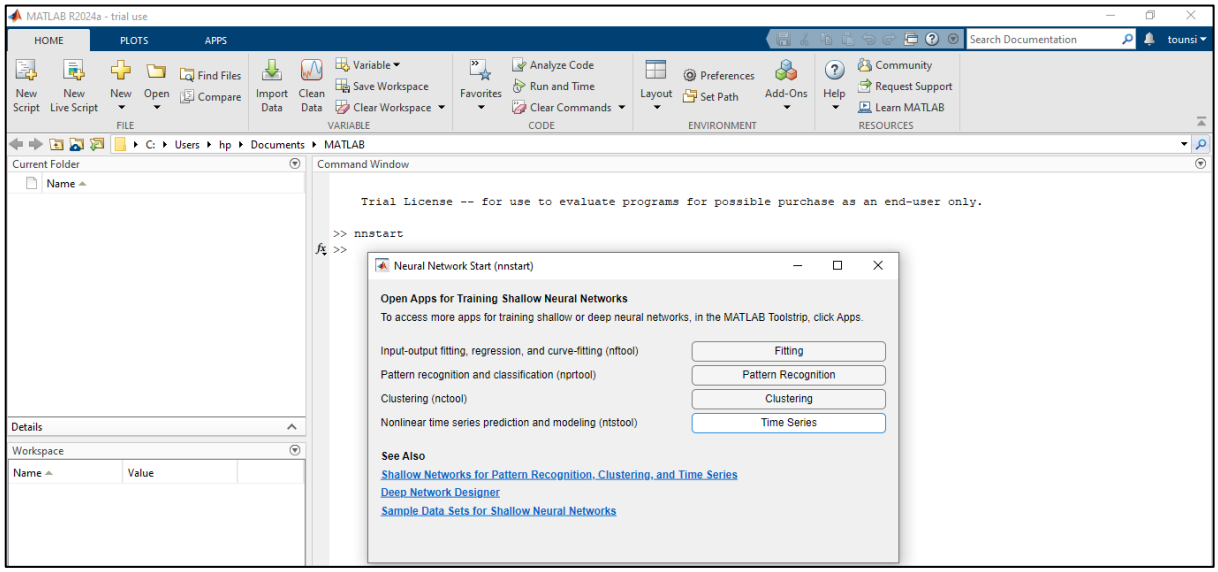
المطلب الأول: اختيار الشبكة وتدريبها

قبل الوصول لمرحلة التنبؤ لابد من اختيار الشبكة المناسبة وذلك بتدريبها أكثر من مرة ولا يتم ذلك إلا بالمرور بعدة مراحل متوالية.

الفرع الأول: مرحلة اختيار المتغيرات

أول خطوات تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية هي تحديد المتغيرات والمتمثلة هنا في السلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر في الفترة من 1963 إلى 2018، أي يوجد لدينا 56 مشاهدة وهي تمثل مدخلات الشبكة، ومن أجل استخدام برنامج MATLAB R2024a لابد من اختيار معالجة السلاسل الزمنية كما يبينه الشكل التالي:

الشكل رقم (3-5): اختيار الشبكة العصبية الاصطناعية لمعالجة السلاسل الزمنية



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

الفرع الثاني: مرحلة معالجة البيانات

قمنا بتحديد السلسلة الزمنية السنوية لإنتاج التمور كمدخلات للشبكة العصبية ونرغب في التنبؤ بالقيم المستقبلية وذلك بالاعتماد على القيم الماضية، وهذا يعد شكلا من أشكال تنبؤ الانحدار الذاتي غير الخطي Nonlinear Auto-Regressive (NAR) ، ومنه فإن السلسلة الزمنية تأخذ الشكل التالي:

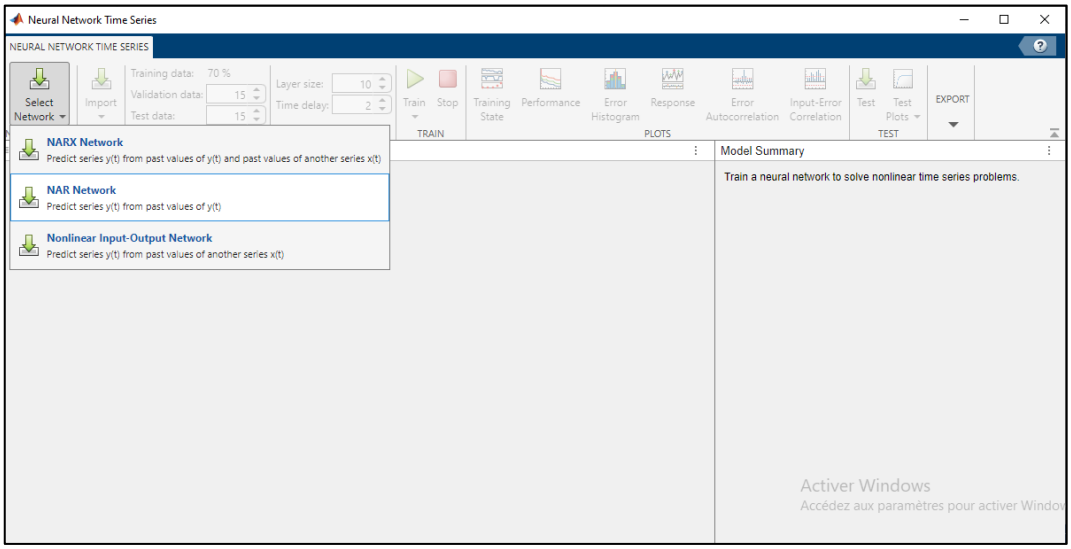
$$Y(t) = f(Y(t-1),\ldots..,\ Y(t-d))$$

حيث: **Y(t)** تمثل القيم المستقبلية لإنتاج التمور في الجزائر.

Y(t-1) تمثل القيم الماضية لإنتاج التمور.

وهذا موضح في الشكل الآتي:

الشكل رقم (3-6): معالجة البينات بالاعتماد على تنبؤ الانحدار الذاتي غير الخطي

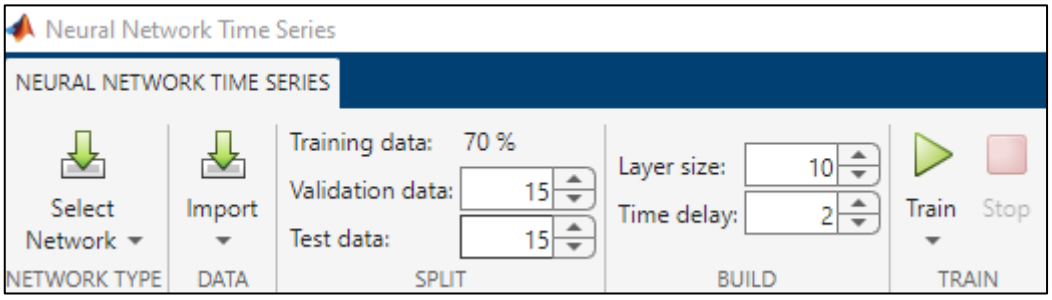


المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

الفرع الثالث: مرحلة تقسيم البيانات

يتم في هذه المرحلة إدخال بيانات الدراسة والتي هي عبارة عن 56 مشاهدة، ومن ثم تجزئتها بشكل عشوائي بالاعتماد على برنامج MATLAB R2024a، بحيث يتم تقسيم البيانات إلى ثلاث أقسام موضحة في الشكل الآتي:

الشكل رقم (3-7): تقسيم البيانات



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

من خلال الشكل أعلاه نلاحظ انه تم تقسيم المدخلات إلى ثلاث مجموعات كما يلي:

1. **مجموعة التدريب**: تتكون هذه المجموعة من 70% من المشاهدات أي ما يعادل 38 مشاهدة.
2. **مجموعة التأكيد**: تتكون هذه المجموعة من 15% من المشاهدات أي ما يعادل 8 مشاهدات.
3. **مجموعة الاختبار**: و هذه المجموعة أيضا تتكون من 15% من المشاهدات أي ما يعادل 8 مشاهدات.

الفرع الرابع: مرحلة تحديد نموذج الشبكة العصبية

نقوم في هذه المرحلة بتحديد عدد طبقات الشبكة حيث حددت آليا بثلاث طبقات، متمثلة في:

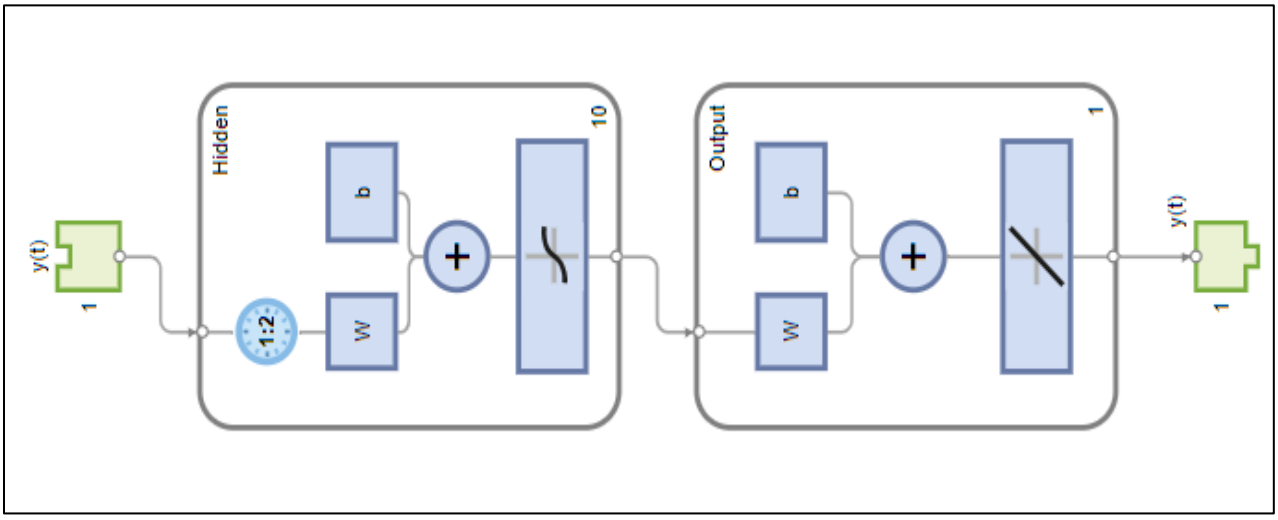
* **طبقة المدخلات:** يتم فيها تحديد عدد عصبونات الإدخال والذي يساوي هنا الواحد، حيث يتمثل في السلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر.

* **الطبقة الخفية:** يتم فيها تحديد العصبونات الخفية والذي حدد آليا ب 10 طبقات.

* **طبقة المخرجات:** تتكون من عصبون إخراج واحد.

وتكون معمارية الشبكة العصبية المستخدمة كما يوضحه الشكل التالي:

الشكل رقم (3-8): نموذج الشبكة العصبية



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

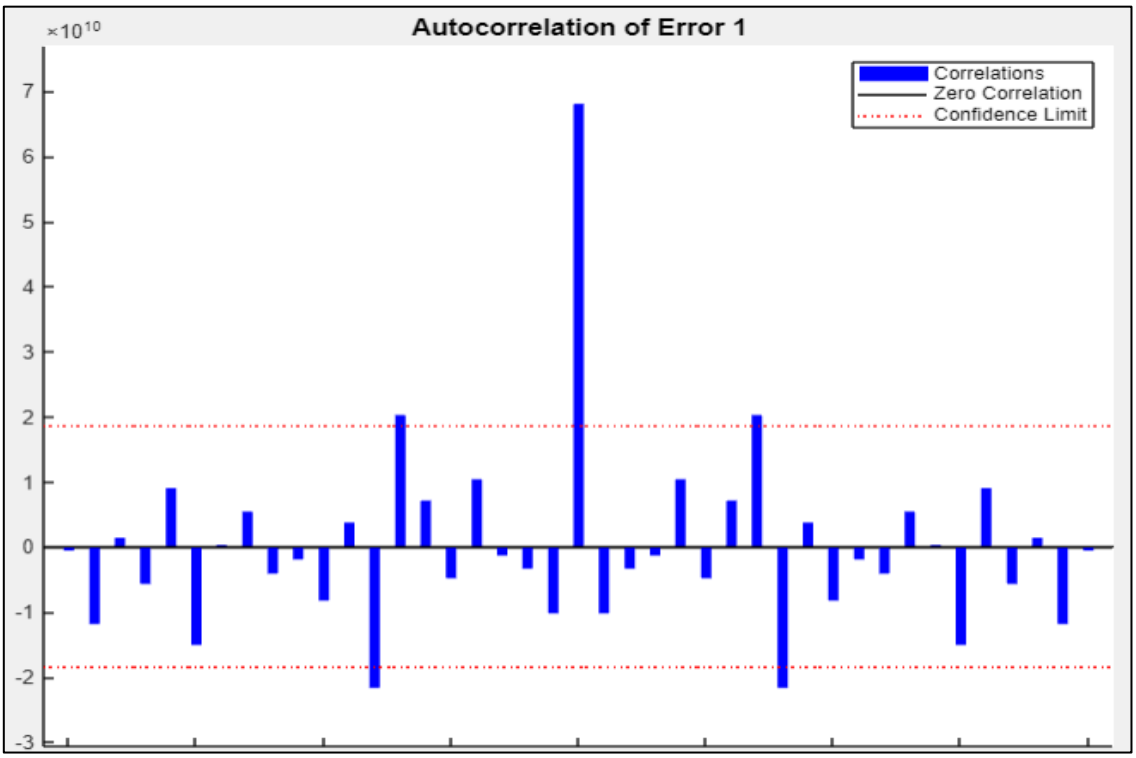
الفرع الخامس: مرحلة تدريب الشبكة

يتم في هذه المرحلة تدريب الشبكة العصبية عدة مرات للحصول على أقل قيمة لمجموع مربعات الأخطاء (MSE)، والذي يعتبر من أهم المقاييس التي تستخدم في قياس جودة توفيق النموذج، كما أنه المقياس المعتمدعليه في برنامج MATLAB.

يتم كذلك تحديد خوارزمية التدريب والمتمثلة في خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ، التي تعمل على تقليل الخطأ، ويتم اختيارها بشكل آلي في برنامج MATLAB.

بعد تدريب الشبكة عدة مرات بالاعتماد على التقسيم السابق للبيانات لم نحصل على الشبكة المناسبة فكان متوسط مربع الأخطاء في كل مرة يظهر قيمة كبيرة، كما أن دالة الارتباط الذاتي للأخطاء تعطي قيم خارج مجال الثقة أي وجدود ارتباط ذاتي بين الأخطاء.

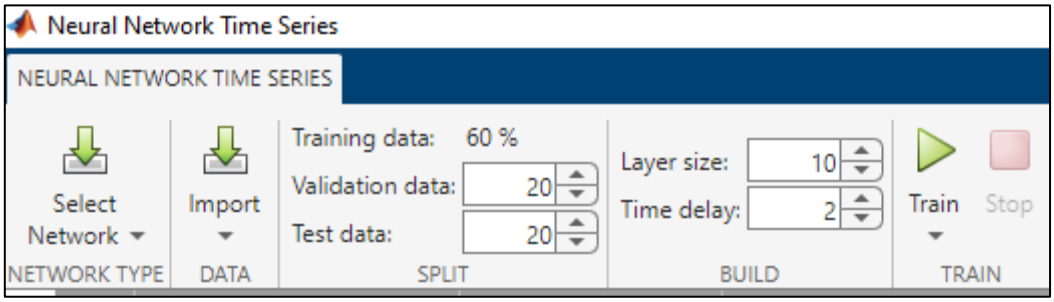
الشكل رقم (3-9): دالة الارتباط الذاتي للأخطاء



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

لذا قمنا بإعادة تقسيم البيانات كما يوضحه الشكل التالي:

الشكل رقم (3-10): إعادة تقسيم البيانات



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

من خلال الشكل أعلاه نلاحظ انه تم تقسيم المدخلات إلى ثلاث مجموعات كما يلي:

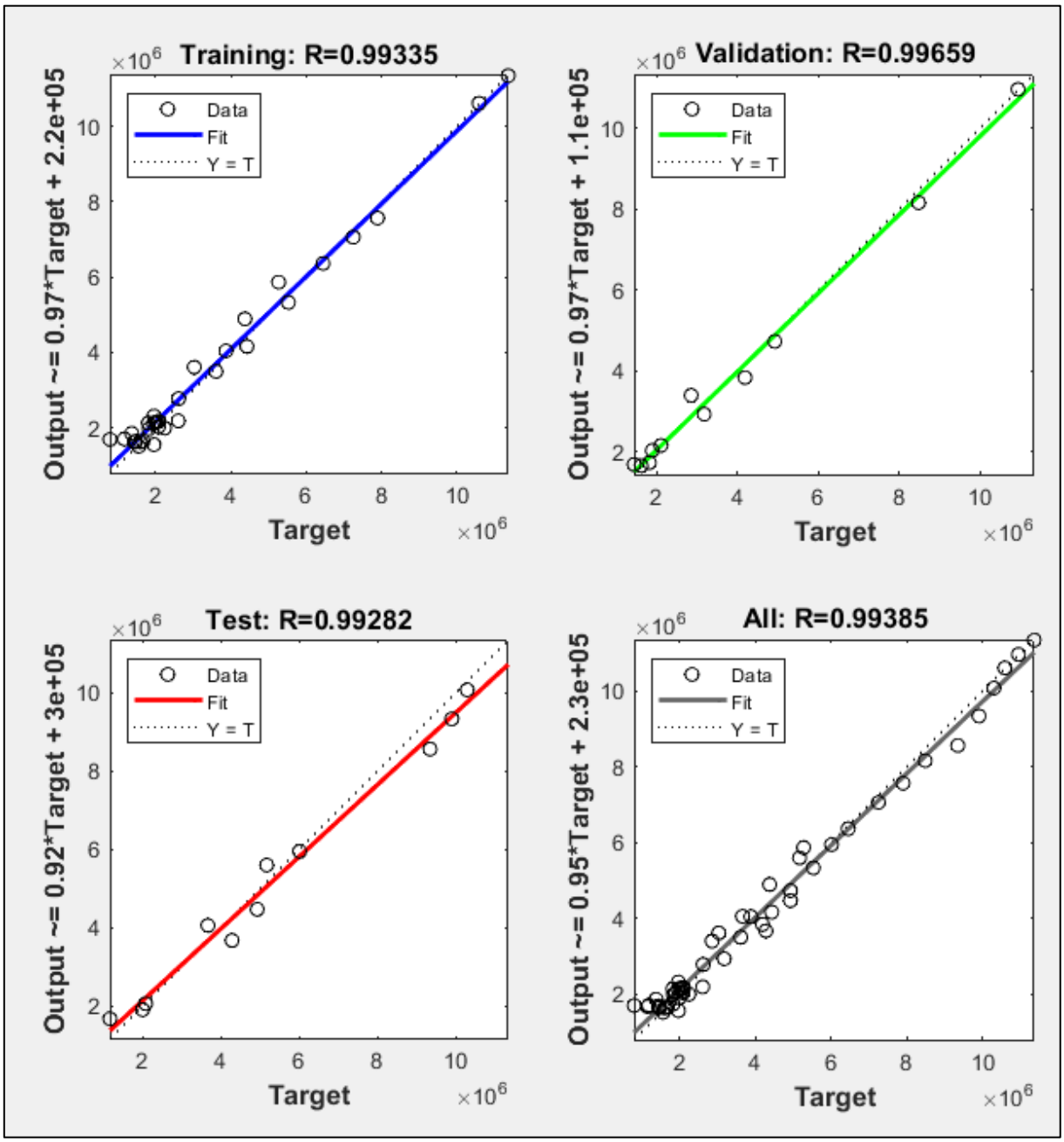
1. **مجموعة التدريب:** تتكون هذه المجموعة من 60% من المشاهدات أي ما يعادل 32 مشاهدة.

2. **مجموعة التأكيد:** تتكون هذه المجموعة من 20% من المشاهدات أي ما يعادل 11 مشاهدات.

3. **مجموعة الاختبار:** و هذه المجموعة أيضا تتكون من 20% من المشاهدات أي ما يعادل 11 مشاهدات.

نتائج عملية تدريب الشبكة ممثلة في الشكل التالي:

الشكل رقم (3-11): نتائج عملية تدريب الشبكة العصبية



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

نلاحظ من خلال الشكل السابق أن معامل الارتباط يظهر أن هناك علاقة قوية بين المخرجات والأهداف، حيث تمثلت قيمه في:

- معيار التدريب: R = 0.99335
- معيار التحقق: R = 0.99659
- معيار الاختبار: R= 0.99282

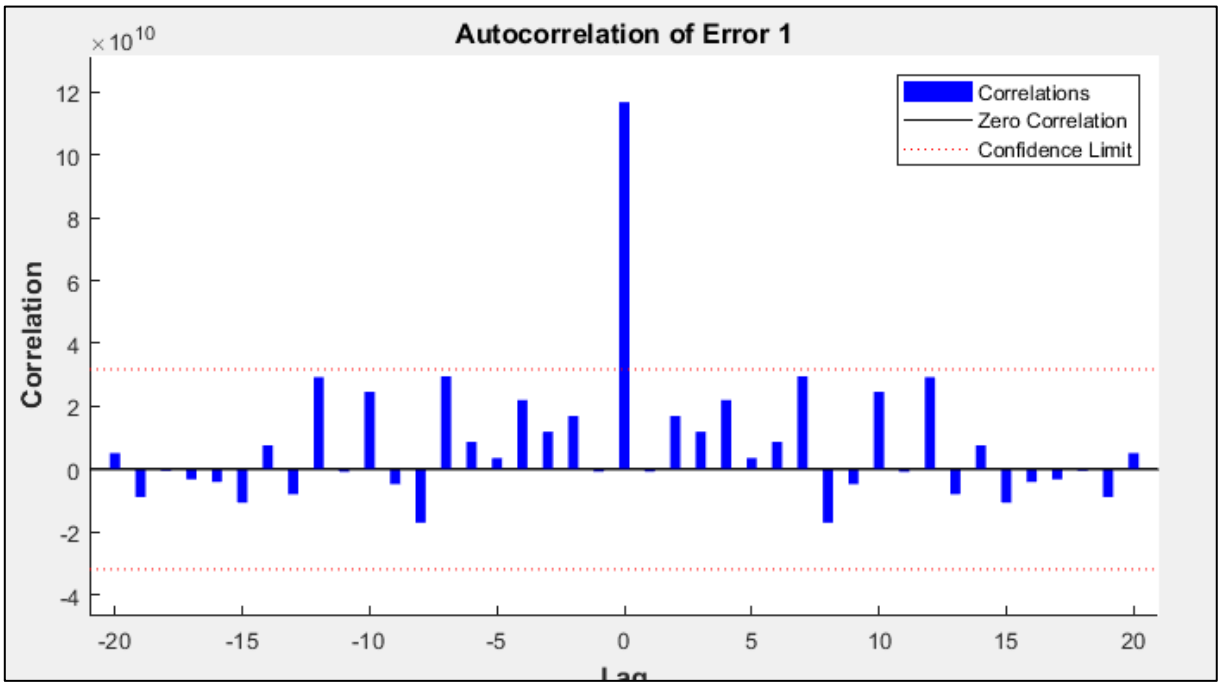
المطلب الثاني: اختبار الشبكة واستعمالها للتنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر

بعد اختيار الشبكة العصبية المناسبة من خلال معطيات التدريب تأتي مرحلة اختبارها من أجل التأكد النهائي من صلاحيتها ومن ثم استعمالها للتنبؤ.

الفرع الأول: مرحلة اختبار الشبكة

للتأكد من أن الشبكة المتحصل عليها مقبولة ولا تتطلب إعادة تدريب، نقوم باختبارها والنتائج موضحة في الأشكال الموالية:

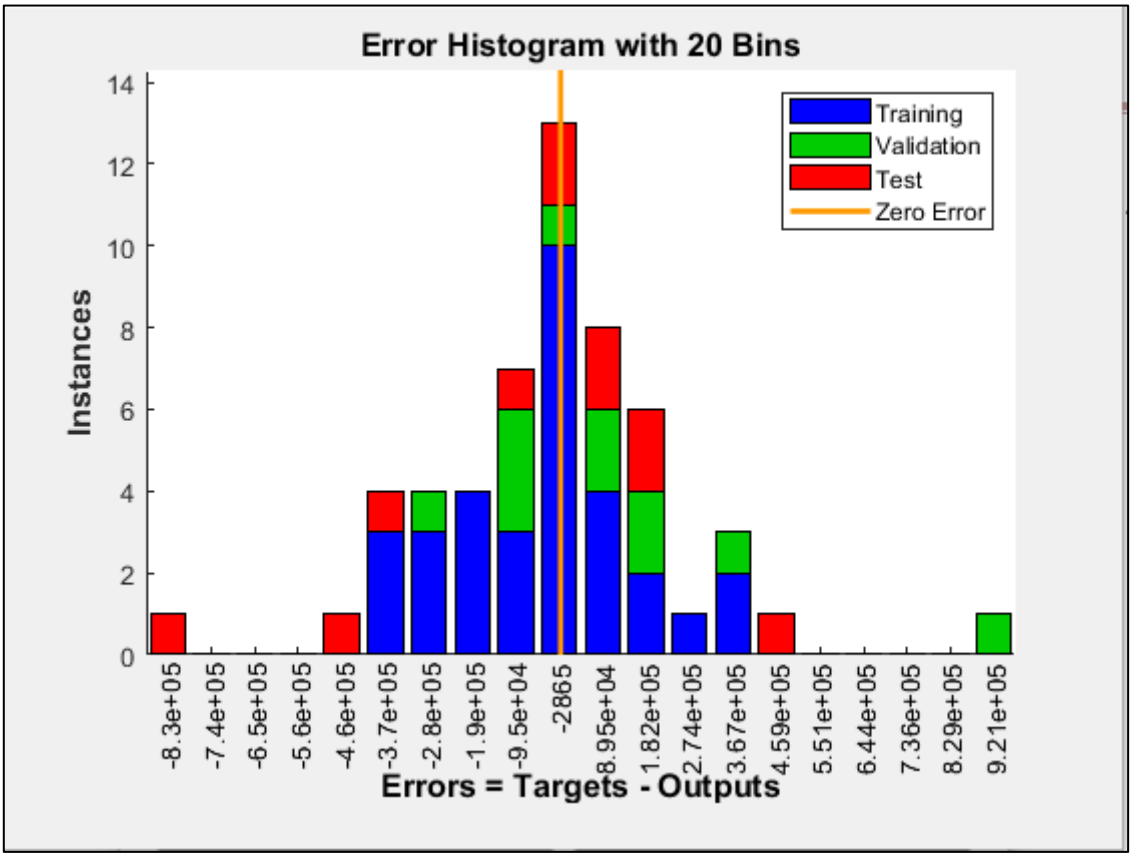
الشكل رقم (3-12): دالة الارتباط الذاتي للأخطاء



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

نلاحظ من خلال الشكل أعلاه أن جميع قيم دالة الارتباط الذاتي تقع داخل مجال الثقة، وهذا يدل على عدم وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء.

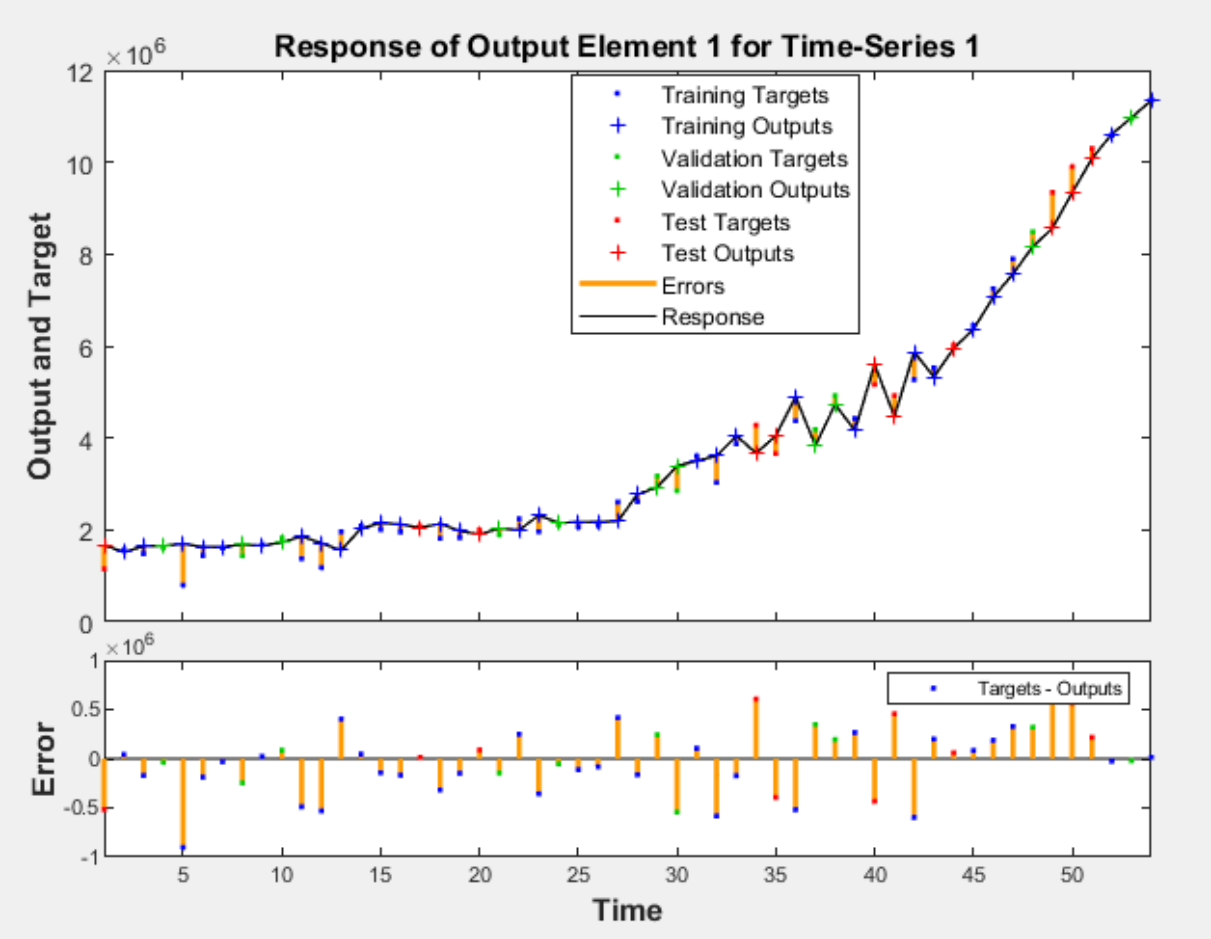
الشكل رقم (3-13): المدرج التكراري للأخطاء



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

نلاحظ من خلال الشكل أعلاه أن المدرجات التكرارية متناظرة بالنسبة للمحور الصفري، أي أن الأخطاء متناظرة بالنسبة للصفر، وهذا يدل على عدم وجود إشكال في العينة المراد التنبؤ بها.

الشكل رقم (3-14): القيم الأصلية للسلسة الزمنية والقيم المقدرة



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a

يوضح الشكل أعلاه أن هناك شبه تطابق بين السلسلة الأصلية والسلسلة المقدرة، وهذا يدل على ملاءمة الشبكة المختارة للتنبؤ بالقيم المستقبلية لسلسلة إنتاج التمور في الجزائر.

وبالتالي ومن خلال النتائج السابقة فإن الشبكة العصبية المتحصل عليها مقبولة ولا تتطلب إعادة تدريب.

الجدول رقم (3-22): نتائج اختبار الشبكة

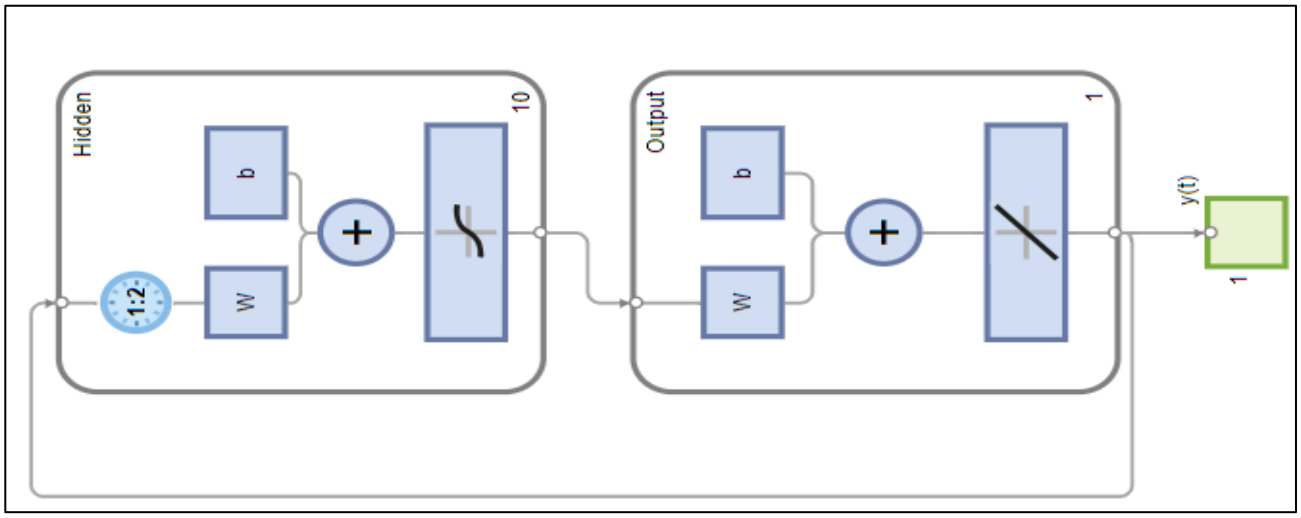
R	0.99385
MSE	1.1669e+11

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a

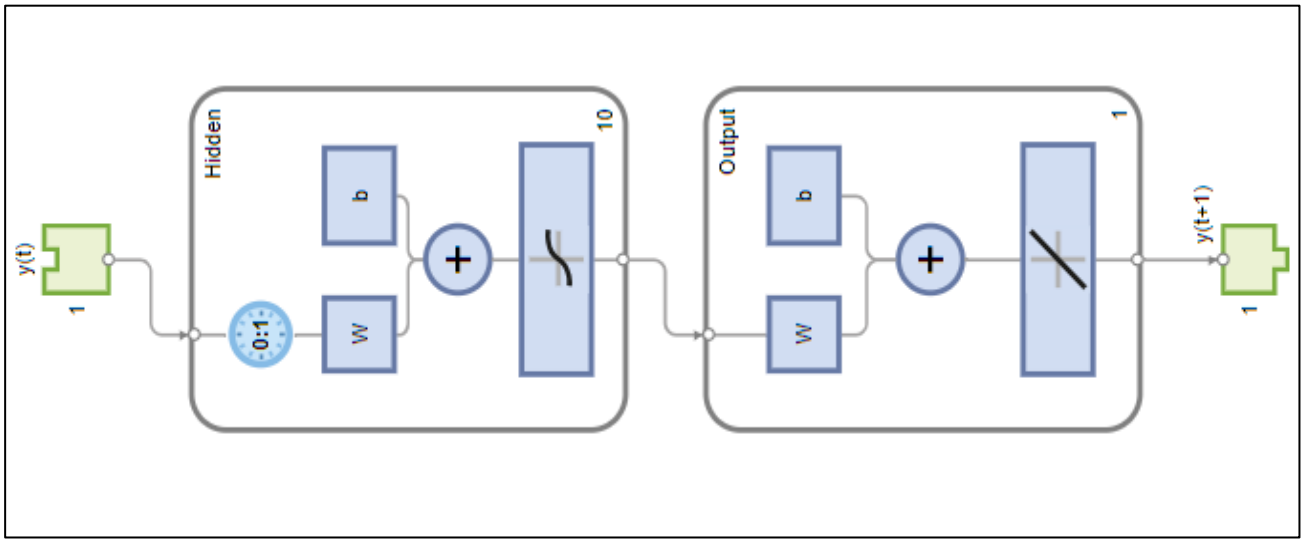
من خلال الشكل نلاحظ أن قيمة معامل الارتباط تمثل R = 0.99385 وهي قيمة قريبة جدا من الواحد، وهذا يدل على قوة العلاقة بين المخرجات والأهداف، كما أن مجموع مربعات الأخطاء يساوي

MSE=1.1669+11 وهي تمثل أصغر قيمة يمكن الحصول عليها من تدريب الشبكة، وهذا يعني أن الشبكة جاهزة للتنبؤ. والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم (3-15): جاهزية الشبكة للتنبؤ



استعمال الناتج كدخل من أجل التنبؤ



المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

الفرع الثاني: مرحلة التنبؤ

سنستعمل الشبكة ذات التغذية الخلفية التي تعتمد على توجيه المعلومات من الناتج إلى الدخل، وذلك من أجل التنبؤ بستة قيم مستقبلية للسلسلة السنوية لإنتاج التمور في الجزائر، والجدول التالي يبين نتائج التنبؤ:

الجدول رقم (3-23): نتائج التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية

السنوات	القيم المتنبأ بها
2019	11674565.87
2020	11852312.25
2021	11926434.43
2022	11950320.91
2023	11956472.13
2024	11957719.31

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

المفاضلة بين منهجية بوكس-جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية في عملية التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر بالاعتماد على مؤشرات قياس جودة التنبؤ:

الجدول رقم (3-24): المقارنة بين نتائج التنبؤ للطريقتين

المؤشر	بوكس-جنكنز	الشبكات العصبية الاصطناعية
MSE	1.2724423e+11	1.1669e+11
RMSE	356713.1	341599.9

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات MATLAB R2024a.

من خلال نتائج الجدول نلاحظ أن أسلوب والشبكات العصبية الاصطناعية يعطي تنبؤات دقيقة وأفضل من منهجية بوكس-جنكنز، وذلك من خلال تحقيقها أدنى قيمة لجذر متوسط مربع الأخطاء.

الخلاصة:

من خلال هذا الفصل التطبيقي حاولنا نمذجة الإنتاج السنوي للتمور في الجزائر والتنبؤ به بالاعتماد على نموذجين مقترحين بغية المفاضلة بينهما، أين تم الاعتماد على نموذج بوكس جنكنز بمراحله المعتمدة لتحليل السلاسل الزمنية بتمثيل السلسلة محل الدراسة ودراسة استقراريتها بما يناسب هذا النوع من السلاسل، ليتم فيما بعد تشخيص النموذج الذي تمثل في ARIMA(1.2.1) والذي أثبت قدرته على التنبؤ من خلال الاختبارات السالفة الذكر. ومن ثم انتقلنا إلى التنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية والذي اعتمدنا فيه على الشبكة ذات التغذية الخلفية التي تستند على توجيه المعلومات من الناتج إلى الدخل لتحسين أداء النموذج وتقليل الأخطاء مع كل تدريب، حيث قمنا بإجراء بعض التعديلات مثل تغيير تقسيم بيانات التدريب، التحقق والاختبار أي 60-20-20 على التوالي أما عدد الطبقات المخفية والتأخير فبقيت على حالها كما اختارها البرنامج آليا أي (1:2,10)، وبعد الحصول على أنسب شبكة من حيث قيمة متوسط مربع الخطأ والاختبارات التشخصية كدالة الارتباط الذاتي للبواقي والمدرج التكراري قمنا باستعمال الشبكة للتنبؤ بالقيم المستقبلية لإنتاج التمور في الجزائر.

تم التوصل من خلال تطبيقات هذا الفصل أن الشبكات العصبية الاصطناعية ذات كفاءة وقدرة تنبؤية أحسن من أسلوب بوكس-جنكنز، وذلك من خلال تحقيقها أدنى قيمة لجذر متوسط مربع الأخطاء، وعليه يمكن إثبات صحة فرضية الدراسة، التي تنص على أن نماذج الشبكات العصبية أكفأ وأكثر دقة من نماذج بوكس – جنكنز في التنبؤ المستقبلي وكذا التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية.

خاتمة

الخاتمة:

يعد التنبؤ عملية أساسية لأي مؤسسة أو إدارة على اختلاف مستوياتها لأنه يعطي نظرة مستقبلية لما ستكون عليه الظاهرة في المستقبل وذلك بالاعتماد على بياناتها التاريخية، وهذا ما يساعد المؤسسات على اتخاذ القرارات التصحيحية في الوقت المناسب من أجل ضمان السير الحسن لمختلف عملياتها.

ومن هنا ظهرت الحاجة إلى استعمال أساليب كمية تعطي نتائج قريبة من الواقع وتحاكيه بشكل كبير، ولعل أهم هذه الأساليب نجد الأسلوب الكلاسيكي المتمثل في منهجية بوكس جنكنز التي أثبتت نجاعتها في تحليل السلاسل الزمنية، وفي الجانب المقابل نجد الأسلوب المستخدم حديثا والمتمثل في الشبكات العصبية الاصطناعية، ومن هنا تمحورت إشكالية هذا البحث حول إمكانية تطبيق أسلوبين للتنبؤ بإنتاج التمور في الجزائر أحدهما أسلوب قديم والآخر تم استخدامه حديثا في مجال التنبؤ، ومن ثم المفاضلة بينهما واختيار الطريقة التي تعطي نتائج أكثر دقة من حيث مؤشرات قياس دقة التنبؤ.

قمنا في الجانب التطبيقي لهذا البحث بتطبيق منهجية بوكس–جنكنز بالاعتماد على برنامج Eviews 9 والشبكات العصبية الاصطناعية باستعمال برنامج MATLAB R2024a، على السلسلة الزمنية السنوية لإنتاج التمور في الجزائر والمتمثلة في 56 مشاهدة ممتدة من سنة 1963 إلى سنة 2018، حيث قمنا باختيار النموذجين المناسبين لأسلوبي التنبؤ، فاخترنا النموذج ARIMA(1.2.1) لمنهجية بوكس–جنكنز وقمنا بإجراء الاختبارات التشخيصية له ومن ثم استعماله للتنبؤ، واخترنا نموذج الشبكة العصبية ذات التغذية الخلفية لأسلوب الشبكات العصبية وقمنا أيضا بإجراء الاختبارات التشخيصية المناسبة له ومن ثم اعتماده للتنبؤ.

وفي الأخير قمنا بالمفاضلة بين الأسلوبين من حيث جودة التنبؤ وذلك من خلال المقارنة بين جذر متوسط مربعات الأخطاء لكلا النموذجين.

وفيما يلي عرض لأهم النتائج المتحصل عليها:

- **نتائج اختبار الفرضيات:**

الفرضية الأولى: يمكن لنماذج بوكس جنكنز التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية الاقتصادية والتنبؤ بقيمها المستقبلية بكل سهولة وذلك باتباع منهجية معروفة ومضبوطة.

من خلال تطبيق مراحل منهجية بوكس–جنكنز على السلسلة الزمنية السنوية لإنتاج التمور في الجزائر للفترة (1963–2018)، حيث بينت النتائج المتحصل عليها أن جودة التنبؤ عالية وهذا ما تبينه معايير دقة التنبؤ المعتمدة، كما أن شبه التطابق بين السلسلة الاصلية والسلسلة المقدرة يؤكد هذه الجودة، ومنه فإن الفرضية صحيحة.

الفرضية الثانية: تعتبر نماذج الشبكات العصبية أكفأ وأكثر دقة من نماذج بوكس –جنكنز في التنبؤ المستقبلي وكذا التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية.

بعد تطبيق أسلوب الشبكات العصبية على السلسلة السنوية لإنتاج التمور والحصول على نتائج أكثر دقة من المتحصل عليها من تطبيق بوكس جنكز، وذلك من خلال المقارنة بين معايير قياس جودة التنبؤ لكلا الأسلوبين، وعليه يمكننا القول أن الفرضية صحيحة.

الفرضية الثالثة: توجد عدة معايير خاصة لقياس جودة التنبؤ يمكن من خلالها المفاضلة بين نماذج بوكس– جنكنز ونماذج الشبكات العصبية.

بعد تطبيق كل من منهجية بوكس–جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية على السلسلة الزمنية لإنتاج التمور في الجزائر، قمنا بالمفاضلة بينهما من خلال قيم متوسط مربع الأخطاء وجذر متوسط مربع الاخطاء كذلك يمكن المفاضلة بينهما بمعايير أخرى وهذا يدل على وجود عدة معايير لقياس جودة التنبؤ، وعليه فإن الفرضية صحيحة.

➢ **نتائج الدراسة النظرية والتطبيقية:**

– التنبؤ أصبح أداة هامة لمختلف المؤسسات والقطاعات من أجل تحقيق السير الحسن لمختلف أعمالها واتخاذ القرارات الصحيحة في الوقت المناسب.

– تعتبر السلاسل الزمنية من أهم أساليب للتنبؤ، حيث يمكن توقع القيم المستقبلية لظاهرة معينة بالاعتماد على قيمها الماضية المتمثلة في سلسلة زمنية.

– منهجية بوكس–جنكنز كانت ولاتزال أسلوب فعال من أساليب تحليل السلاسل الزمنية بتحقيقها نتائج جد دقيقة وذات جودة عالية للتنبؤ.

– تهدف الشبكات العصبية الاصطناعية إلى محاكاة العقل البشري، كما أنها تعتبر طريقة جديدة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للظواهر بالاعتماد على القيم الماضية وباتباع عدة مراحل.

– من أجل الحكم على دقة الاسلوب المستخدم في التنبؤ فإنه يتم الاعتماد على عدة معايير لقياس جودة التنبؤ، وتحديد أي أسلوب يعطي نتائج أكثر دقة.

– بالاعتماد على معايير قياس جودة التنبؤ توصلنا إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية تعطي تنبؤات ذات جودة عالية، وتعد أفضل من التنبؤات المتحصل عليها من تطبيق منهجية بوكس جنكنز.

➢ الاقتراحات:

– التوسيع في نطاق استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في المجال الاقتصادي.

– الزيادة في الاعتماد على الطرق الكمية للتنبؤ بالمبيعات نظرا لاستنادها على المنهج العلمي واستخدامها لوسائل الاقناع الرياضية والأدوات الإحصائية.

– إجراء دراسات مستقبلية أخرى لهذا الموضوع وبظواهر اقتصادية مختلفة، من أجل الوصول إلى الأسلوب الأنسب للتنبؤ مهما كان نوع الظاهرة المدروسة.

– الاهتمام بمنهجية بوكس جنكنز كونها أسلوب فعال للتنبؤ ويمكن اعتمادها نظرا لدقة نتائجها.

➢ الآفاق:

– دور الأساليب الكمية في حل المشاكل الاقتصادية.

– منهجية بوكس جنكنز ودورها في التنبؤ بالسلاسل الزمنية.

– الشبكات العصبية الاصطناعية كأداة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية.

المراجع

قائمة المراجع:

أولا: المراجع باللغة العربية

➢ الكتب:

1. أحمد يوسف دودين، **إدارة الانتاج والعمليات**، المنهل للنشر والتوزيع، سوريا، 2012.
2. أموري هادي كاظم، **مقدمة في القياس الاقتصادي**، دار زهران للنشر والتوزيع، عمان، الأردن، 2009.
3. برنارد مارد، مات وارد، ترجمة د. عائشة يكن حداد، **تطبيقات الذكاء الاصطناعي**، الطبعة الأولى، شركة العبيكان للنشر والتوزيع، الرياض، المملكة العربية السعودية، 2022.
4. خالد أحمد علي محمود، **اقتصاد المعرفة وإدارة الأزمات المالية في إطار المؤسسات الاقتصادية**، الطبعة الأولى، دار الفكر الجامعي للنشر والتوزيع، الاسكندرية، 2019، ص 384. امطير عثمان، **مبادئ الإحصاء**، مركز الكتاب الأكاديمي، عمان، 2017.
5. ربحي مصطفى عليان، د. عبد الحافظ سلامة، **إدارة مراكزمصادر التعلم**، دار اليازوري العلمية للنشر والتوزيع، الأردن، 2006.
6. زين العابدين البشير، **تحليل السلاسل الزمنية (في مجال التكرار ومجال الزمن)**، الطبعة الأولى، دار الجنان للنشر والتوزيع، المملكة الأردنية الهاشمية، 2016.
7. سمير مصطفى شعراوي، **مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية**، الطبعة الأولى، مركز النشر العلمي، جامعة الملك عبد العزيز، المملكة العربية السعودية، 2005.
8. سالم صلال الحسناوي، ليث حليم مالك الحجيمي، **التنبؤ بأسعار الإغلاق باستخدام الشبكات العصبية لعينة من المصارف الإسلامية العراقية**، مجلة بيت المشورة، العدد الثامن عشر، قطر، أكتوبر 2022.
9. شيراز محمد خضر، **التخطيط المحاسبي**، الطبعة الأولى، دار الأكاديمية للطباعة والنشر والتوزيع، لندن، 2022.
10. عبد الرحمان بن محمد سليمان أبو عمه، د. محمود محمد ابراهيم هندي، **الإحصاء التطبيقي**، الطبعة الثانية، العبيكان للنشر والتوزيع، الرياض، 2007.
11. علي عباس العزاوي، **الجغرافية المعاصرة وتقنيات المعلوماتية GIS**، دار اليازوري للنشر والتوزيع، الأردن، 2022.
12. عبد الله موسى، د. أحمد حبيب بلال، **الذكاء الاصطناعي ثورة في تقنيات العصر**، الطبعة الأولى، المجموعة العربية للتدريب والنشر، القاهرة، 2019.
13. علي العزاوي، **الأساليب الكمية الاحصائية في الجغرافية**، دار اليازوري العلمية للنشر والتوزيع، الأردن، 20172018.

14. غالب صويص، راتب صويص، محمد النعيمي، **إدارة الجودة المعاصرة**، دار اليازوري للنشر والتوزيع، الأردن، 2020.
15. فتحي عبد العزيز أبو راضي، **مقدمة الأساليب الكمية في الجغرافيا**، دار المعرفة الجامعية للطبع والنشر والتوزيع، مصر، 2000.
16. قصي حميد السلامي، سيف الدين هاشم قمر، عمر عبد المحسن قمر، **الإحصاء المالي التطبيقي**، الطبعة الأولى، دار الخليج للنشر والتوزيع، الأردن، 2023.
17. قصي حبيب الحسيني، **مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية**، دار النشر لم تذكر، سوريا، 2009.
18. لمياء محسن محمد، **مجالات الذكاء الاصطناعي تطبيقات وأخلاقيات**، الطبعة الأولى، العربي للنشر والتوزيع، 2024.
19. مجيد الكرخي، **تخطيط وتقويم البرامج**، الطبعة الأولى، دار المناهج للنشر والتوزيع، عمان، 2014.
20. مولود حشمان، **السلاسل الزمنية وتقنيات التنبؤ قصير المدى**، طبعة ثالثة منقحة ومزيدة، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2010.
21. محمد الفاتح محمود بشير المغربي، **الأساليب الكمية في إدارة الأعمال**، الطبعة الأولى، دار الجنان للنشر والتوزيع، الأردن، عمان، 2012.
22. محمد شيخي، **طرق الاقتصاد القياسي –محاضرات وتطبيقات**، الطبعة الأولى، دار الحامد للنشر والتوزيع، الجزائر، 2011.
23. مايح شبيب الشمري، د. حسين علي الشامي، **الحكومة والنمو الاقتصادي –دراسة في دول مختارة مع إشارة خاصة للعراق**، دار غيداء للنشر والتوزيع، عمان، 2019.
24. محمد غالي راهي الحسيني، **التوسع المالي واتجاهات السياسة المالية**، دار اليازوري للنشر والتوزيع، الأردن، 2016.
25. نجم عبود نجم، **مدخل إلى إدارة العمليات**، دار المناهج للنشر والتوزيع، عمان، 2007، ص 182.
26. وائل رفعت خليل، **إدارة التسويق (Marketing)**، الطبعة الأولى، دار المعتز للنشر والتوزيع، الأردن، 2017.
27. والتر فاندل، **السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس– جنكينز**، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية، 1993.

➢ الأطروحات:

1. بختاوي فاطيمة الزهراء، **تحليل فوريه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية– دراسة حالة مؤسسة سونلغاز –مقاطعة سعيدة–**، أطروحة دكتوراه، جامعة أبي بكر بلقايد، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تلمسان، 2019/2018.
2. بوطبة صبرينة، **محاولة اختبار النموذج الأنسب للتنبؤ بالفشل المالي للمؤسسة الاقتصادية**، أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه في علوم التسيير، جامعة الجزائر 3، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، 2021/2020.
3. جباري لطيفة، **طرق اتخاذ القرار باستخدام الذكاء الاصطناعي –دراسة مقارنة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان باستعمال الشبكات العصبية الاصطناعية**، أطروحة دكتوراه، جامعة ابي بكر بلقايد، كلية العلوم الاقتصادية والتسيير والعلوم التجارية، تلمسان.
4. دربال أمينة، **محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية –دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي**، أطروحة لنيل شهادة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة أبي بكر بلقايد، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير ، تلمسان، الجزائر، 2014.
5. عتروس سهيلة، **استخدام منهجية بوكس جينكيز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز –دراسة حالة: ولاية بسكرة**، أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2017–2018.
6. فاطيمة بوادو، **التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية –دراسة حالة مؤسسة سونلغاز–الشلف**، أطروحة دكتوراه، جامعة ابن خلدون، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تيارت، 2015/2014
7. مروة زهواني، **تطبيقات نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي في المؤسسة الاقتصادية**، أطروحة لنيل شهادة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة غرداية، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الجزائر، 2021–2022.
8. هيفاء غانية، **الانفاق الحكومي والنمو الاقتصادي: اختبار قانون فاغنر في الجزائر خلال الفترة 1980– 2017**، أطروحة دكتوراه، جامعة الشهيد لخضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الوادي، 2020/2019.

➢ رسائل الماجستير:

1. بن عوالي حنان، **تطبيق الأساليب الحديثة لتقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية –دراسة حالة المؤسسة الوطنية للصناعات الميكانيكية ولواحقها " ORSIM"**، رسالة ماجيستير، جامعة حسيبة بن بوعلي، كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير، الشلف، 2008/2007.

2. بن قسمي طارق، **استخدام السلاسل الزمنية الموسمية للتنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية –دراسة حالة الشركة الوطنية للكهرباء والغاز**، مذكرة ماجستير، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2014/2013.
3. حضري خولة، **استخدام السلاسل الزمنية من خلال منهجية بوكس جينكينز في اتخاذ القرار الإنتاجي، –دراسة حالة مطاحن رياض سطيف–وحدة تقرت**– في الفترة 2008– 2013، مذكرة لنيل شهادة ماجستير، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2014/2013.
4. سندس علي محمد عبيس، **مقارنة بين بعض الاختبارات المعلمية و اللامعلمية في القطاعات العشوائية الكاملة –دراسة تطبيقية**، مذكرة ماجستير، جامعة كربلاء، كلية الادارة والاقتصاد، العراق، 2018.
5. عتروس سهيلة، **مقاربة إحصائية وقياسية في تحسين جودة التنبؤ بالمبيعات –دراسة حالة مؤسسة مطاحن الزيبان القنطرة**، رسالة ماجستير، جامعة محمد خيضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، بسكرة، 2014/2013.
6. عزة حازم زكي أمين بك، **استخدام الشبكات العصبية في التكهن للسلاسل الزمنية بالتطبيق على استهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة قنينوى**، رسالة مقدمة لنيل درجة ماجستير في علوم الإحصاء، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، 2005.

➢ مذكرات ماستر:

1. باسي ابتسام، خباز فاطمة، بلعيد أماني، بن حدة نورية، **دراسة تطبيقات التعليم العميق في مجال الذكاء الاصطناعي إنجاز جهاز للكشف عن القناع الواقي**، مذكرة ماستر، جامعة الشهيد حمة لخضر، كلية التكنولوجيا، الوادي، 2021/2020.
2. بوزيان صفية، يعيشي فتيحة، **استخدام الأساليب الكمية في ادارة القروض**، مذكرة مكملة ضمن متطلبات نيل شهادة ماستر أكاديمي في العلوم التجارية، جامعة أحمد دراية، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، أدرار، 2020/2019.
3. بوساق عبد المجيد، **التنبؤ بالمبيعات باستخدام السلاسل الزمنية –دراسة حالة مؤسسة**، مذكرة لنيل شهادة ماستر أكاديمي، جامعة محمد بوضياف، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، المسيلة، 2018/2017.
4. بوعلي بشرى وداد، **استخدام نماذج السلاسل الزمنية للتنبؤ بأسعار البترول –دراسة حالة بترول صحاري بلاند**، مذكرة ماستر، جامعة الدكتور مولاي الطاهر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، سعيدة، 2021/2020.

5. بوهالي رتيبة، **طريقة بوكس –جنكيز للتنبؤ بالمبيعات –دراسة حالة الشركة الافريقية للزجاج بالطاهير**، مذكرة ماجستير، جامعة جيجل، كلية علوم التسيير، 2006/2005.
6. جهان حامد، **استخدام أسلوب بوكس– جنكيز في التنبؤ بالتضخم في الجزائر خلال الفترة 1970–2014**، مذكرة ماستر، جامعة أبو بكر بلقايد، قسم العلوم الاقتصادية، تلمسان، 2016/2015.
7. جوزي نور الهدى، بوزيد مليكة، **أثر تطبيق الذكاء الاصطناعي والذكاء العاطفي على جودة اتخاذ القرار –دراسة حالة تطبيقية ببنك الفلاحة والتنمية الريفية وكالة رقم–544– بتيارت**، مذكرة ماستر، جامعة ابن خلدون، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، تيارت.
8. زعرة مخلوف، وصال كردي، **دراسة قياسية للتنبؤ بالمبيعات الفوسفات –دراسة حالة شركة مناجم الفوسفات SOMIPHOS بئر العاتر تبسة**، مذكرة ماستر، جامعة العربي تبسي، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تبسة، 2022/2021.
9. سمادي عبد الحق، توقة هشام، **التنبؤ بالمبيعات باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية –دراسة حالة سونلغاز وكالة اولف**، مذكرة ماستر، جامعة احمد دراية، كلية العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير، أدرار، 2022/2021.
10. شتاح ذاودي، **فعالية استخدام الأساليب الكمية في اتخاذ القرارات بالمؤسسة الاقتصادية**، مذكرة ماستر، جامعة محمد بوضياف، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، المسيلة، 2017/2016.
11. صفاء كينة، **دراسة قياسية للتنبؤ بحركة أسعار المؤشرات في سوق نيويورك المالي –حالة مؤشر داو جونز الصناعي للأوراق المالية في الفترة الممتدة من 2044– 2015**، مذكرة ماستر، جامعة قاصدي مرباح، ، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، ورقلة، 2017/2016.
12. العزازي إيمان، **التنبؤ باستعمال السلاسل الزمنية –دراسة تحليلية صندوق الجهوى للتعاون الفلاحي بسور الغزلان CRMA** ، مذكرة ماستر، جامعة أكلي محند أولحاج، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، البويرة، 2020/2019.
13. فوزي محمد مختار، زقالم ابراهيم، **استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ باحتياط الصرف الأجنبي في الجزائر**، مذكرة ماستر، جامعة أحمد دراية، أدرار، الجزائر، 2020–2021.
14. كرار حمزة حسين علي المرشدي، **تشخيص وتقدير نماذج السلاسل الزمنية الموسمية مع تطبيق عملي**، مذكرة ماجستير، جامعة كربلاء، كلية الإدارة والاقتصاد، العراق، 2021.
15. ليندة تدرانت، **استخدام طريقة Box–Jenkins للتنبؤ بالمبيعات في المؤسسة –دراسة حالة مؤسسة مطاحن سيدي ارغيس بأم البواقي**، مذكرة ماستر، جامعة أم البواقي، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، 2015/2014.

16. مخلوف حبيبة، نور الدين صبرينة، **التخطيط الأمثل للإنتاج باستخدام الأساليب الكمية –دراسة تطبيقية بملبنة سيدي خالد–تيارت**، مذكرة ماستر، جامعة ابن خلدون، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، تيارت، 2018/2017.
17. منيري إيمان، **التنبؤ بتذبذبات أسعار الصرف دراسة قياسية لحالة الجزائر نموذج الشبكات العصبية ANN وARIMA خلال الفترة 1960 –2018**، مذكرة ماستر، جامعة قاصدي مرباح، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، ورقلة، 2020/2019.

➢ المطبوعات:

1. إبراهيم عدلي، **تحليل السلاسل الزمنية 2**، مطبوعة دروس، جامعة العربي بن مهيدي، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، أم البواقي، 2020/2019.
2. أمجد حميد مجيد، **تنبؤ الطلب**، محاضرة موجهة لطلبة قسم إدارة الأعمال، كلية المستقبل الجامعة، 2022/2021.
3. بن معزو محمد زكريا، **نماذج التنبؤ**، مطبوعة بيداغوجية، جامعة باجي مختار، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، عنابة، 2022/2021.
4. رفيق زراولة، **إدارة الانتاج والعمليات**، محاضرة موجهة لطلبة السنة الثالثة إدارة الأعمال، جامعة 8 ماي 1945، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، قالمة، 2016/2015.
5. صفاء مجيد مطشر الكلابي، **استعمال بعض طرائق التنبؤ المختلفة لتحليل أعداد المصابين بالأورام الخبيثة**، رسالة مقدمة إلى مجلس كلية الادارة والاقتصاد، جامعة كربلاء، العراق، 2018.
6. عطا الله عمر، **محاضرات في مقياس السلاسل الزمنية**، موجهة لطلبة السنة أولى ماستر اقتصاد كمي، جامعة الشهيد حمه لخضر، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الوادي، 2023/2022.
7. فريد بختي، **السلاسل الزمنية الخطية باستعمال حزمة Eviews 7**، محاضرات موجهة لطلبة العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير، جامعة العقيد آكلي محند أولحاج، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، البويرة، 2015/2014.
8. مصطفى الله، محاضرات في مقياس تحليل السلاسل الزمنية باستخدام برنامج EVIEWS مع أمثلة محلولة، موجهة لطلبة ماستر اقتصاد كمي، جامعة محمد بوضياف، المسيلة، 2020/2019.

➢ المجلات:

1. ظافر رمضان مطر، رهاد عماد صليوا، **مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية (بوكس–جينكيز) مع التطبيق**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد 28، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2019.
2. أحمد سلامي، عيسى حجاب، **كيفية تقييم واختبار نماذج الانحدار في القياس الاقتصادي، –دراسة تطبيقية: حالة نموذج الانحدار لدالة الادخار في الجزائر**، مجلة البديل الاقتصادي، المجلد الخامس، العدد الأول، الجزائر 2018/06/15.
3. أحمد سلطن محمد، **اختبار استقرارية السلاسل الزمنية للبيانات المقطعية الخاصة بالمنشآت الصناعية الكبيرة في العراق**، مجلة العلوم الاقتصادية والادارية، المجلد 19، العدد70، جامعة ديالي، العراق.
4. أحمد عبد الحسين الإمارة، **تصميم معلوماتي مقترح لدعم كفاءات الكادر الوسطي باستخدام تقنية الشبكات العصبية –دراسة حالة في جامعة الكوفة**، مجلة الغري للعلوم الاقتصادية والإدارية، المجلد 09، العدد 27، جامعة الكوفة، كلية الإدارة والاقتصاد، العراق، 2013.
5. أحمد عبد الحسين الإمارة، **تصميم نظام معلوماتي لدعم كفاءات الكادر الوسطي باستخدام تقنية الشبكات العصبية –دراسة حالة في جامعة الكوفة**، الغري للعلوم الاقتصادية والادارية، العدد السابع والعشرون، جامعة الكوفة، كلية الإدارة والاقتصاد.
6. أسامة ربيع أمين سليمان، **التنبؤ بمعدل الاحتفاظ بالأقساط في سوق التأمين المصري باستخدام السلاسل الزمنية**، مجلة الباحث، جامعة المنوفية، مصر، 2010.
7. باسل يونس الخياط، عزة حازم زكي، **استخدام الشبكات العصبية في التكهن بالسلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الموصل**، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد الثامن، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2005.
8. بختاوي فاطيمة الزهراء، بوشارب خالد، **الانعكاسات الاقتصادية لجائحة كورونا (كوفيد 19) على المستهلك الجزائري –دراسة عينة من المستهلكين**، مجلة أبحاث اقتصادية وإدارية، المجلد الخامس عشر، العدد الثالث، الجزائر، 2021.
9. بغداد بنين، عمر موساوي، **استخدام نماذج السلاسل الزمنية للتنبؤ بأسعار البترول، –دراسة حالة أسعار بترول الجزائر**، المجلة الجزائرية للتنمية الاقتصادية، العدد السابع، الجزائر، 2017.
10. بن عوالي حنان، **التنبؤ بالطلب كجزء مكمل من التخطيط الاستراتيجي**، الأكاديمية للدراسات الاجتماعية والانسانية، العدد الثاني عشر، جامعة الشلف، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، جوان 2014.

11. بن منصور إلهام، **دور الأساليب الكمية في صنع القرارات الاستراتيجية بالمؤسسة**، مجلة التنمية والاستشراف للبحوث والدراسات، المجلد الثالث، العدد الخامس، جامعة تلمسان، ديسمبر 2018.
12. بن نور فريد، **استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ باحتياطات الصرف الأجنبي في الجزائر**، مجلة اقتصادات شمال إفريقيا، المجلد15، العدد20، جامعة سوق أهراس، الجزائر، 2018.
13. بو يعقوب براهيم، **دراسة قياسية لمدى تأثير النفقات العامة وعائدات الضرائب على الاقتصاد الجزائري خلال الفترة 2000- 2015**، مجلة اداء المؤسسات الجزائرية، العدد العاشر، جامعة وهران 2، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، وهران، 2016.
14. بوغازي فريدة، **فعالية تطبيق تقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة –دراسة تطبيقية بمؤسسة GNL / سكيكدة الجزائر**، مجلة الباحث الاقتصادي، العدد الرابع، جامعة 20 أوت 1955، سكيكدة، ديسمبر 2015.
15. جمال أحمد الشوادفي، عبد الوهاب السيد حجاج، **الذكاء الاصطناعي وتحليل السلاسل الزمنية**، المجلة العلمية لقطاع كليات التجارة، العدد العاشر، جامعة الأزهر، مصر، 2013.
16. جوادي علي، هدروق أحمد، **اختبارات جذر الوحدة والانكسارات الهيكلية –دراسة تطبيقية على سلسلة سعر البترول**، المجلة العلمية المستقبل الاقتصادي، المجلد العاشر، العدد الأول، الجزائر، 2022.
17. حسين مصيلحي سيدا حمد، **نموذج مقترح لاستخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بالأزمات المالية دراسة تطبيقية على البنوك التجارية**، مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية، المجلد الثامن عشر، العدد الأول، جامعة القاهرة، مصر، 2017.
18. حنان بن عوالي، **التنبؤ بالطلب كمؤشر أساسي في عملية تخطيط الإنتاج**، مجلة الباحث الاقتصادي، العدد الأول، جامعة الشلف، 2013.
19. حيدر حميد الكعبي، علي درب الحيالي، **التنبؤ بالفجوة الغذائية لمحصولي القمح والرز في العراق باستخدام بوكس جنكز ARIMA للمدة 2014- 2022**، مجلة المثنى للعلوم الزراعية، المجلد الثالث، العدد الثاني، 2015.
20. دعاء حامد محمد عبد الرحمان، **نحو حلول قانونية لإشكاليات استخدام التطبيقات التكنولوجية الحديثة في مجال حق المؤلف (الذكاء الاصطناعي- البلوك تشين)**، مجلة البحوث القانونية والاقتصادية، العدد 27، جامعة عين شمس، كلية الحقوق، القاهرة، ديسمبر 2021.
21. زعموكي سالم، مرزق فتيحة حبالي، **الذكاء الاصطناعي وانعكاساته الاقتصادية على العالم**، مجلة التراث، المجلد الثالث عشر، العدد الرابع، جامعة زيان عاشور، الجلفة، 2023.
22. زنادي زينة، د. عابدي محمد السعيد، **التنبؤ لقياس تطور الصناعات الغذائية في الجزائر باستخدام نماذج السلاسل الزمنية**، مجلة ابن خلدون للدراسات والابحاث، الجلد الأول، العدد الثاني، جامعة محمد الشريف مساعدية، سوق أهراس، الجزائر.

23. زهراء مازن القطان، **تمييز بصمة الإصبع على الشبكات العصبية الاصطناعية**، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، المجلد الحادي عشر، العدد الأول، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2014.

24. ساهد عبد القادر، قهوي حسن، **دراسة مقارنة بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج الانحدار أشعة الدعم للتنبؤ بأسعار البترول خلال الفترة (1990- 2019)**، مجلة ابحاث اقتصادية وإدارية، المجلد السادس عشر، العدد الثاني، المركز الجامعي مغنية، الجزائر، 2022.

25. سعدة عبد الكريم طعمه، **استخدام السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار**، مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والادارية، المجلد الرابع، العدد الثامن، كلية الادارة والاقتصاد (فلوجة)، 2012.

26. سناء مرابطي، **استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بسعر البترول الخام برنت**، مجلة الدراسات المالية والمحاسبية والإدارية، المجلد السادس، العدد الرابع، جامعة أم البواقي، الجزائر، 2019.

27. صالح محرز، **واقع ومعوقات تطبيق الأساليب الكمية ودورها في ترشيد القرارات في المؤسسة الصناعية –دراسة حالة: شركة اسمنت تبسة**، الآفاق للدراسات الاقتصادية، المجلد السابع، العدد الثاني، جامعة العربي التبسي، تبسة، 2022.

28. صديقي حفصة، بوشه محمد، **الخصائص السكونية للسلاسل الزمنية–تطبيق على المتغيرات المالية في الجزائر –منهج الاختبارات –للفترة 1970–2017**، مجلة الباحث الاقتصادي، المجلد الثامن، العدد الأول، جامعة بومرداس، 2021.

29. طالب أحمد، **استخدام منهجية بوكس جنكيز لبناء نموذج قياسي للتنبؤ بعدد المواطنين السوريين**، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية –سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 40، العدد 6، جامعة تشرين، اللاذقية، سوريا، 2018.

30. طول محمد، بكار آمال، **الذكاء الاصطناعي كآلية للتنبؤ بالمبيعات في المؤسسة الاقتصادية –دراسة حالة: مؤسسة CERAM الغزوات**، مجلة اقتصاد المال والأعمال، المجلد الثامن، العدد الأول، جامعة الشهيد حمه لخضر، الوادي، الجزائر، 01 مارس 2023.

31. ظافر رمضان مطر، **انتصار ابراهيم الياس، تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لتدفق المياه الداخلة إلى مدينة الموصل –دراسة مقارنة**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد 18، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2010.

32. عاشور بدار، **آليات المفاضلة بين النماذج في التنبؤ بحجم المبيعات (الاختيار بين نموذج الانحدار ونموذج السلاسل الزمنية في التنبؤ)** –دراسة حالة: مؤسسة ملبنة الحضنة بالمسيلة، مجلة العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير، العدد الثلث عشر، المسيلة، الجزائر، 2013.

33. عامر عبد اللطيف العامري، عزام عبد الوهاب الصباغ، **أثر رأس المال البشري في التنبؤ بالطلب باستخدام أساليب التنبؤ النوعية– دراسة تطبيقية**، مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعة، العدد الرابع والخمسون، بغداد.

34. عبد القادر ساهد، حسن قهوي، **دراسة مقارنة بين نموذج الشبكات العصبية ذات دالة الأساس الشعاعي وشبكة متعددة الطبقات ونماذج ARIMA للتنبؤ بحوادث المرور بولاية تلمسان خلال الفترة 2011–2019**، مجلة الاستراتيجية والتنمية، المجلد الحادي عشر، العدد الرابع، المركز الجامعي مغنية، الجزائر، جويلية 2021.

35. عبد القادر ساهد، محمد مكيديش، **دراسة مقارنة بين الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول**، مجلة الباحث، العدد الرابع عشر، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، الجزائر، 2014.

36. عبد المجيد حمزة الناصر، أحلام أحمد جمعة، **مقارنة بعض الاختبارات الخاصة بنموذج الانحدار الذاتي الطبيعي غير المستقر من الرتبة الأولى (دراسة محاكاة)**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد الثاني عشر، جامعة بغداد، كلية الادارة والاقتصاد، العراق، 2007.

37. عثمان نقار، منذر العواد، **منهجية في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ –دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سوريا**، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 27، العدد الثالث، جامعة دمشق، كلية الاقتصاد، سوريا، 2011.

38. عقيل عيسى محمد، بشير جميل خليل، **استخدام السلاسل الزمنية في التخطيط التربوي باستعمال نماذج التنبؤ لبيانات ومعلومات العملية التربوية**، مجلة الفتح، العدد الثاني والعشرين، جامعة ديالي ، العراق، 2017.

39. علي عبد الحافظ، سارة عبد الكريم مرهج، **التنبؤ بمؤشر مصرف بغداد باستخدام منهجية بوكس جنكيز**، مجلة الدنانير، العدد الخامس عشر، جامعة النهرين، كلية اقتصاديات الاعمال، العراق، 2019.

40. عماد عبد الستار طه زيدان، **تطبيق السلاسل الزمنية في التنبؤ بأعداد المترددين على مكتبة كلية الآداب**، المجلة الدولية لعلوم المكتبات والمعلومات، المجلد الثامن، العدد الرابع، جامعة كفر الشيخ، مصر، 2021.

41. عمر صابر قاسم، إسراء رستم محمد، **دراسة لخوارزميات الشبكات العصبية الاصطناعية في ملاءمة نموذج للتشخيص الطبي**، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، المجلد العاشر، العدد الأول، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2012.

42. عمر عادل عبد الوهاب، يونس كاظم حميد، **استخدام الشبكات العصبية في السلاسل الزمنية للتنبؤ بأسعار النفط في العراق**، المجلة العلمية لجامعة جيهان، المجلد الأول، العدد الثالث، السليمانية.

43. فاضل عباس الطائي، **التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحويلات مع التطبيق**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد السابع عشر (عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات – الاحصاء والمعلوماتية)، جامعة الموصل، كلية علوم الحسابات الرياضيات، العراق، 2010.

44. فتحي أحمد علي آدم، محمود محمد عبد العزيز جمال الدين، **التنبؤ بسعر الصرف في السودان باستخدام نماذج الشبكات العصبية خلال الفترة (1960م–2017م)**، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية والقانونية، المجلد الرابع، العدد الرابع عشر، السودان، 30 ديسمبر 2020.

45. فتيحة بن عدي، مصطفى طويطي، ذهبية بن عبد الرحمان، **التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في المملكة العربية السعودية إلى غاية 2030 –دراسة قياسية باستخدام منهجية بوكس وجنكيز**، مجلة الإدارة والتنمية للبحوث والدراسات، المجلد الثاني عشر، العدد الثاني، جامعة غرداية، الجزائر، ديسمبر 2023.

46. ليلى بودربالة، نور الهدى علوش، **التنبؤ بالنبيعات وفق منهجية بوكس–جنكيز –دراسة حالة مؤسسة مناعة الآجر –برج صباط**، مذكرة ماستر، جامعة 80 ماي 1945، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، قالمة، 2018/2017.

47. محمد أحمد فؤاد البرقاوي، جيهان مسعد المعداوي، محمد مسعد المعداوي، **تحسين دقة التنبؤ بمعدلات الوفاة في ظل خطر طول العمر باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي**، مجلة البحوث التجارية، المجلد الخامس والأربعين، العدد الثالث، جامعة الزقازيق، مصر 2023.

48. مراس محمد، غربي صباح، **بن عبد العزيز سفيان، فعالية النماذج الذكية في بناء وتطوير الأنظمة التنبؤية في مجال التسيير –استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للنمذجة والتنبؤ**، مجلة البشائر الاقتصادية، المجلد السادس، العدد الثاني، جامعة طاهري محمد، بشار، الجزائر، ديسمبر 2020.

49. مروان جابر أحمد محمد، **نموذج انحداري موائم بالشبكات العصبية لتقدير معدل السعر للتأمينات العامة**، مجلة الدراسات المالية، المحاسبية والإدارية، المجلد السابع، العدد الثاني، جامعة سوهاج، كلية التجارة، جمهورية مصر العربية، ديسمبر 2020.

50. مروان جمعة درويش، **فعالية التنبؤ بمؤشر البورصة فلسطين باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية مقارنة بنموذج الانحدار الذاتي**، مجلة جامعة القدس المفتوحة للبحوث الإدارية والاقتصادية، المجلد الثالث، العدد العاشر، جامعة القدس المفتوحة، فلسطين، 2018.

51. معتز عليو مصطفى أحمد، إيمان رمضان محمد يونس، **استخدام نماذج السلاسل الزمنية المتحركة للتنبؤ بالمتغيرات الاقتصادية للقمح في مصر**، مجلة الاسكندرية للتبادل العلمي، المجلد 42، العدد الثالث، مصر، 2021.

52. مها عبد الله محمد البدراني، **استخدام دالة القاعدة الشعاعية RBFN في تشخيص أمراض الأطفال**، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد الثالث عشر، جامعة الموصل، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، العراق، 2008.

53. ندوى خزعل رشاد، عزة حازم زكي، **استخدام الشبكات العصبية في تحليل الانحدار الخطي المتعدد**، مجلة تنمية الرافدين، المجلد 32، العدد 99، جامعة الموصل، كلية الإدارة والاقتصاد، العراق، 2010.

54. نشات جاسم محمد، هادي طلال جعفر، **بناء نظام للتنبؤ بطلب الحمل الكهربائي في بغداد**، مجلة كلية مدينة العلم الجامعة، المجلد التاسع، العدد الأول، الجامعة التقنية الوسطى، الكلية التقنية الإدارية، بغداد، 2017.

55. نعيم إلهام، **أهمية اللجوء إلى الأساليب الكمية في اتخاذ القرار مع تطبيق نموذج البرمجة بالأهداف في تحديد كمية الإنتاج**، مجلة الدراسات الاقتصادية الكمية، العدد الأول، المدرسة التحضيرية للعلوم الاقتصادية وعلوم التسيير والعلوم التجارية، تلمسان.

56. نوال علاء الدين الجراح، **كفاءة طريقتي الشبكات العصبية وطريقة بوكس جنكيز في التنبؤ مع حالات تطبيقية في العراق**، مجلة الغدارة والاقتصاد، العدد التاسع والثمانون، الجامعة المستنصرية، كلية الادارة والاقتصاد، العراق.

57. وليد بشيشي، سليم مجلخ، حمزة بعلي، **استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل الدينار الجزائري**، المجلة الجزائرية للتنمية الاقتصادية، المجلد الخامس، العدد الثاني، جامعة 8 ماي 1945، قالمة، الجزائر، 2018.

58. يحيى عبد الحميد كمخلي، **استخدام نماذج تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بمؤشر الاسواق المالية الناشئة –دراسة حالة المؤشر العام لسوق دبي المالي**، مجلة جامعة القدس المفتوحة للبحوث الادارية والاقتصادية، المجلد 05، العدد 14، جامعة حلب، سوريا، 2020.

➢ **الملتقيات:**

1. بدر نبيه أرسانيوس، **دراسة اختبارية لاستخدام الشبكات العصبية لتطوير دور مراقب الحسابات في التقرير عن القوائم المالية المضللة**، ورقة مقدمة للمؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر: ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية، 2012.

2. عماد يعقوب حامد، **استخدام نماذج بوكس –جنكيز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية للقطاع الزراعي السوداني، المؤتمر الدولي الثالث للإحصائيين العرب بعنوان الإحصاء في الاستراتيجيات التنموية**، فندق الرويال–عمان، الأردن، 18– 2011/12/20.

3. كردودي سهام، بن قدور علي، **التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية كدعامة للمراجعة التحليلية في عملية التدقيق –دراسة حالة: مركب تكرير الملح E.NA.SEL**، يوم دراسي، جامعة بسكرة، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الجزائر، 2014.

ثانيا: المراجع باللغة الأجنبية

➢ Les livres :

1. Ahlam Ahmed Juma, Hala Muthanna Mohammed, **Using Box - Jenkins Models to Forecast the Cotton Crop In Iraq**, Science Signpost Publishing, The Ministry of Planning, Iraq, 2016.
2. Damodar N. Gujarati, **Basic Econometrics,** Fourth edition, The McGraw-Hill Companies, New York, America, 2003.
3. Damodar N. Gujarati, Dawn C. Porter, **Basic Econometrics,** Fifth edition, The McGraw-Hill Companies, New York, America, 2009.
4. Dimitrios Asteriou and Sstephen G. Hall, **Applied Econometrics**, Revised edition, New York, 2007.
5. Lahcene Abdallah Bachioua, **Fundamentals of Statistics Concepts and Applications an Arabic Text**, First Edition, Phillips Publishing, United States, 2011.
6. Peter Kennedy, **A Guide To Econometrics**, Six edition, Blackwell Publishing Ltd, Unitrd Kingdom, 2008.
7. Régis Bourbonnais, **Econométrie – Cours et exercices corriges**, 9e édition, Dunod, Paris, 2015.
8. Régis Bourbonnais, **Econométrie- Cours complet**, **Nombreux exemples, Application corrigées sous Excel, Eviews, Gretl, ou Stata**, 10 édition, Dunod, Paris, 2018.

➢ Les articles:

1. A.A. Salama, Florentin Smarandache, Ibrahime Yasser, **Neutrosophic Knowledge**, Journal of Modern Science and Artis, vol 1, University of New Mexico, 2020.
2. K.K. Saxena and Juma Salehe Kamnge, **Comparative study of exponential smoothing models and Box- Jenkins ARIMA model of partitioned data of daily stock prices of the CRDB Bank in Tanzania,** Bulletin of Pure and Applied Sciences, Vol. 39, No. 1, Department of Statistics, University of Dodoma, Tanznia, 2020.
3. Kerdoudi Sihem, Moussi Sihem, **The importance of analytical review under the artificial neural network system to improve the performance of the audit process**, Journal of Economic Growth and Entrepreneurship, Vol. 4, No. 1, University of Biskra, Department of Commercial Sciences, Algeria, 2021.
4. SalimT.Yousif, Abdalkader A. Mohammed**, ANN Model for predicting ultimate shear strength of reinforced concrete,** Al-Rafidain Engieering Journal, Mosul university, Iraq, Vol 19, No 6, December 2011Y.

5. Y. Al-Bakri, Mohammed Sazid, **Application of Artificial Neural Network(ANN) for Prediction and Optimization of Blast-Induced Impacts**, Mining Journal, Faculty of Engineering, King Abdulaziz University, Jedah, Saudi Arabia, No 01, 2021.
6. Yeghni Samia, Louadj Mounir, **La prévision à court terme selon la méthode de Box Jenkins: Cas de la Tannerie de Jijel**, Revue les cahiers du POIDEX**,** Vol. 11, No. 01, Université Mohamed Seddik Benyahia Jijel, 2022.

➢ مواقع الأنترنت:

1. ابتسام مهران، **أهمية التنبؤ بالمبيعات وأفضل الأساليب لتنفيذه**، موقع المرسال نقلا عن الرابط:
www.Almrsal.com, Consulter le: Lundi 04/03/2024, 15:28 pm
2. فريق عمل دفترة، **تعريف التنبؤ وأنواعه**، موقع دفترة، نقلا عن الرابط:
www.Daftra.com, Consulter le: Lundi 04/03/2024, 16:42pm.
3. فريق فاستر كابيتال، **التحديات والقيود في التنبؤ**، نقلا عن الرابط:
www.fastercapital.com, Consulter le: vendredi 08/03/2024, 21:07pm.
4. www.arabiananalyst.com, Consulter le: vendredi 22/03/2024, 22:33 pm.

الملاحق

الملحق رقم (3-1): يمثل إنتاج التمور في الجزائر من 1963 إلى 2018 (الوحدة: القنطار)

السنة	كمية الانتاج	السنة	كمية الانتاج
1963	1 771 670	1991	2 605 150
1964	1 098 240	1992	2 616 120
1965	1 151 120	1993	3 171 840
1966	1 556 890	1994	2 851 550
1967	1 476 800	1995	3 606 370
1968	1 614 250	1996	3 029 930
1969	792 650	1997	3 873 130
1970	1 439 860	1998	4 275 830
1971	1 600 750	1999	3 656 160
1972	1 437 980	2000	4 373 320
1973	1 675 660	2001	4 184 270
1974	1 815 490	2002	4 922 170
1975	1 370 290	2003	4 426 000
1976	1 175 720	2004	5 162 934
1977	1 961 180	2005	4 921 880
1978	2 080 310	2006	5 269 210
1979	2 007 560	2007	5 527 650
1980	1 953 060	2008	6 006 960
1981	2 065 000	2009	6 447 410
1982	1 815 390	2010	7 248 940
1983	1 827 170	2011	7 893 570
1984	1 988 370	2012	8 481 990
1985	1 888 280	2013	9 343 772
1986	2 244 010	2014	9 903 770
1987	1 960 620	2015	10 295 957
1988	2 101 370	2016	10 585 587
1989	2 059 070	2017	10 947 000
1990	2 090 920	2018	11 360 249

المصدر: https://www.ons.dz Consulter le: Lundi 06/05/2024, 12:32pm

الملحق رقم (3-2): نتائج اختبار ADF للسلسلة Y

النموذج 6

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	0.037488	0.039004	0.961119	0.3411
D(Y(-1))	-0.496379	0.125200	-3.964682	0.0002
C	-136903.5	102059.0	-1.341415	0.1858
@TREND("1963")	9513.545	6628.988	1.435143	0.1575

النموذج 5

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	0.086064	0.019583	4.394811	0.0001
D(Y(-1))	-0.501772	0.126437	-3.968548	0.0002
C	-46449.57	81101.30	-0.572735	0.5693

النموذج 4

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	0.077342	0.012232	6.322718	0.0000
D(Y(-1))	-0.490092	0.123973	-3.953222	0.0002

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-3): نتائج اختبار DF للسلسلة DY

النموذج 3

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(Y(-1))	-1.465025	0.120785	-12.12919	0.0000
C	-159657.8	99200.87	-1.609440	0.1137
@TREND("1963")	15042.43	3291.727	4.569767	0.0000

النموذج 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(Y(-1))	-0.907803	0.209180	-4.339807	0.0001
D(Y(-1),2)	-0.288034	0.129648	-2.221657	0.0309
C	181116.4	65135.59	2.780606	0.0076

النموذج 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(Y(-1))	-0.350666	0.191236	-1.833687	0.0728
D(Y(-1),2)	-0.805178	0.182116	-4.421243	0.0001
D(Y(-2),2)	-0.303375	0.130893	-2.317744	0.0247

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-4): نتائج اختبار ADF للسلسلة DDY

النموذج 6

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(Y(-1),2)	-3.272695	0.409840	-7.985303	0.0000
D(Y(-1),3)	1.062510	0.303300	3.503166	0.0010
D(Y(-2),3)	0.307741	0.132639	2.320144	0.0248
C	2725.705	125207.2	0.021770	0.9827
@TREND("1963")	527.6296	3743.079	0.140961	0.8885

النموذج 5

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(Y(-1),2)	-3.273594	0.405495	-8.073085	0.0000
D(Y(-1),3)	1.063616	0.300020	3.545150	0.0009
D(Y(-2),3)	0.308457	0.131152	2.351909	0.0229
C	18571.56	54560.22	0.340386	0.7351

النموذج 4

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(Y(-1),2)	-3.266030	0.401139	-8.141887	0.0000
D(Y(-1),3)	1.057529	0.296716	3.564117	0.0008
D(Y(-2),3)	0.305718	0.129694	2.357233	0.0225

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-5): تقدير النموذج AR(1)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:22
Sample (adjusted): 1966 2018
Included observations: 53 after adjustments
Convergence achieved after 11 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.727721	0.092828	-7.839467	0.0000

R-squared	0.541629	Mean dependent var	6799.415
Adjusted R-squared	0.541629	S.D. dependent var	664603.1
S.E. of regression	449957.1	Akaike info criterion	28.89038
Sum squared resid	1.05E+13	Schwarz criterion	28.92756
Log likelihood	-764.5951	Hannan-Quinn criter.	28.90468
Durbin-Watson stat	2.580212		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-6): تقدير النموذج AR(2)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:24
Sample (adjusted): 1967 2018
Included observations: 52 after adjustments
Convergence achieved after 10 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.365550	0.128257	2.850127	0.0063

R-squared	0.137395	Mean dependent var	143.8269
Adjusted R-squared	0.137395	S.D. dependent var	669301.4
S.E. of regression	621624.0	Akaike info criterion	29.53710
Sum squared resid	1.97E+13	Schwarz criterion	29.57463
Log likelihood	-766.9646	Hannan-Quinn criter.	29.55149
Durbin-Watson stat	3.127913		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-7): تقدير النموذج MA(1)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:25
Sample (adjusted): 1965 2018
Included observations: 54 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 20 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 1964

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	-0.917677	0.052256	-17.56117	0.0000

R-squared	0.622756	Mean dependent var	20123.69
Adjusted R-squared	0.622756	S.D. dependent var	665545.2
S.E. of regression	408779.4	Akaike info criterion	28.69808
Sum squared resid	8.86E+12	Schwarz criterion	28.73492
Log likelihood	-773.8483	Hannan-Quinn criter.	28.71229
Durbin-Watson stat	2.819071		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-8): تقدير النموذج MA(2)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:26
Sample (adjusted): 1965 2018
Included observations: 54 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 13 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 1963 1964

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(2)	0.354071	0.127084	2.786113	0.0074

R-squared	0.126262	Mean dependent var	20123.69
Adjusted R-squared	0.126262	S.D. dependent var	665545.2
S.E. of regression	622111.5	Akaike info criterion	29.53797
Sum squared resid	2.05E+13	Schwarz criterion	29.57480
Log likelihood	-796.5252	Hannan-Quinn criter.	29.55218
Durbin-Watson stat	3.114257		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-9): تقدير النموذج ARMA(1,1)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:28
Sample (adjusted): 1966 2018
Included observations: 53 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 15 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 1965

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.509719	0.126399	-4.032630	0.0002
MA(1)	-0.811583	0.085747	-9.464814	0.0000

R-squared	0.706380	Mean dependent var	6799.415
Adjusted R-squared	0.700623	S.D. dependent var	664603.1
S.E. of regression	363640.2	Akaike info criterion	28.48272
Sum squared resid	6.74E+12	Schwarz criterion	28.55707
Log likelihood	-752.7922	Hannan-Quinn criter.	28.51131
Durbin-Watson stat	1.995473		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-10): تقدير النموذج ARMA(1,2)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:30
Sample (adjusted): 1966 2018
Included observations: 53 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 32 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 1964 1965

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.919139	0.076495	-12.01563	0.0000
MA(2)	-0.822007	0.111396	-7.379116	0.0000

R-squared	0.620180	Mean dependent var	6799.415
Adjusted R-squared	0.612732	S.D. dependent var	664603.1
S.E. of regression	413588.1	Akaike info criterion	28.74013
Sum squared resid	8.72E+12	Schwarz criterion	28.81448
Log likelihood	-759.6136	Hannan-Quinn criter.	28.76873
Durbin-Watson stat	2.814516		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-11): تقدير النموذج ARMA(2,1)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:31
Sample (adjusted): 1967 2018
Included observations: 52 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 17 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 1966

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.332324	0.135322	2.455810	0.0176
MA(1)	-0.949476	0.052241	-18.17506	0.0000

R-squared	0.657965	Mean dependent var	143.8269
Adjusted R-squared	0.651124	S.D. dependent var	669301.4
S.E. of regression	395327.6	Akaike info criterion	28.65052
Sum squared resid	7.81E+12	Schwarz criterion	28.72557
Log likelihood	-742.9135	Hannan-Quinn criter.	28.67929
Durbin-Watson stat	2.585950		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-12): تقدير النموذج ARIMA(2,2)

Dependent Variable: DDY
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 05/11/24 Time: 13:34
Sample (adjusted): 1967 2018
Included observations: 52 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 17 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 1965 1966

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.232954	0.322972	0.721284	0.4741
MA(2)	0.152573	0.334259	0.456452	0.6500

R-squared	0.142535	Mean dependent var	143.8269
Adjusted R-squared	0.125386	S.D. dependent var	669301.4
S.E. of regression	625935.9	Akaike info criterion	29.56959
Sum squared resid	1.96E+13	Schwarz criterion	29.64463
Log likelihood	-766.8092	Hannan-Quinn criter.	29.59836
Durbin-Watson stat	3.121132		

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-13): اختبار الارتباط الذاتي للبواقي

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.329	-0.329	6.0510	
		2	-0.245	-0.396	9.4934	0.002
		3	0.080	-0.216	9.8672	0.007
		4	0.098	-0.071	10.438	0.015
		5	-0.142	-0.184	11.667	0.020
		6	-0.035	-0.195	11.741	0.039
		7	0.343	0.245	19.204	0.004
		8	-0.301	-0.125	25.067	0.001
		9	0.006	0.034	25.069	0.002
		10	-0.071	-0.265	25.412	0.003
		11	0.107	-0.132	26.199	0.003
		12	0.000	-0.068	26.199	0.006
		13	-0.008	-0.052	26.204	0.010
		14	0.028	-0.093	26.263	0.016

AR(1) بدون ثابت

	AR(2) بدون ثابت

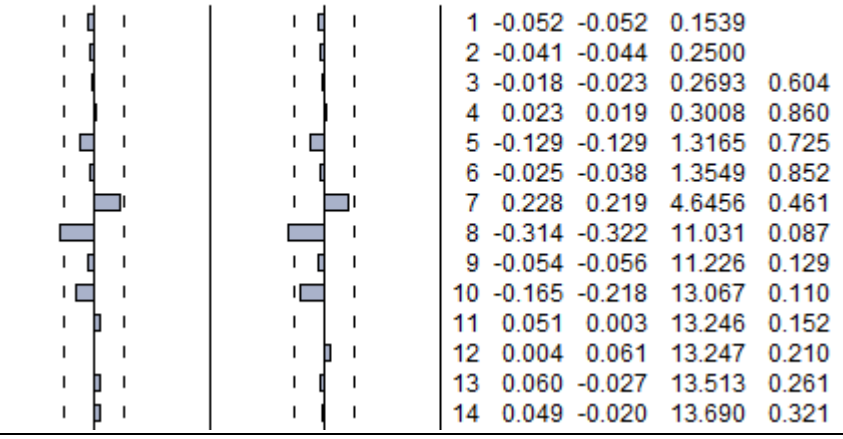
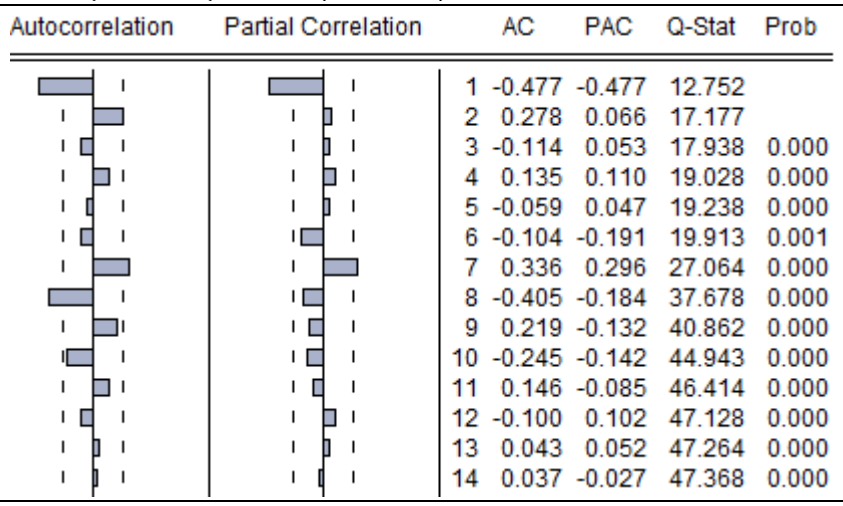
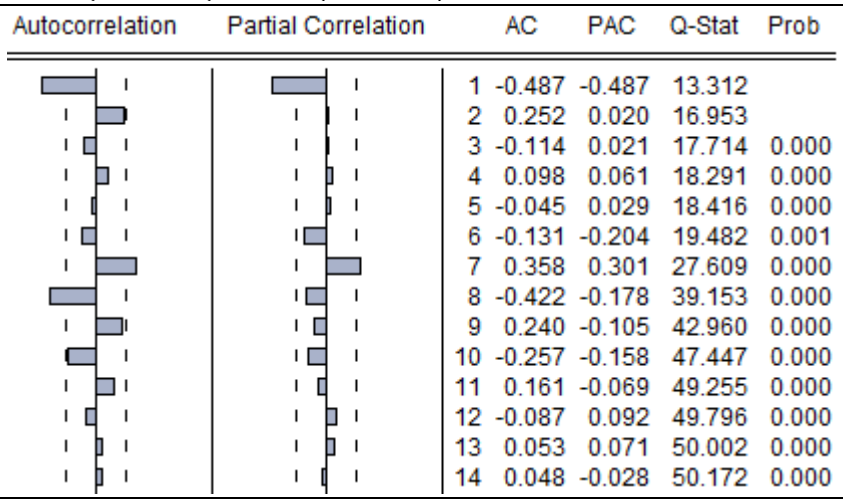
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.578	-0.578	18.423	
		2	0.041	-0.441	18.517	0.000
		3	0.049	-0.321	18.656	0.000
		4	0.063	-0.095	18.886	0.000
		5	-0.107	-0.091	19.567	0.001
		6	-0.089	-0.354	20.049	0.001
		7	0.380	0.173	29.074	0.000
		8	-0.401	-0.035	39.342	0.000
		9	0.241	0.169	43.146	0.000
		10	-0.167	-0.068	45.006	0.000
		11	0.097	-0.136	45.654	0.000
		12	-0.037	-0.062	45.749	0.000
		13	0.026	0.022	45.796	0.000
		14	0.037	-0.013	45.898	0.000

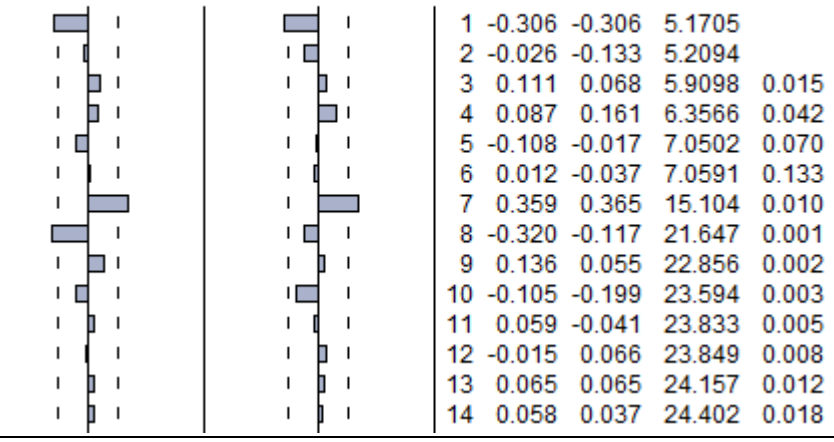
	MA(1) بدون الثابت

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.488	-0.488	13.614	
		2	0.274	0.046	17.970	0.000
		3	-0.123	0.035	18.873	0.000
		4	0.112	0.071	19.629	0.000
		5	-0.044	0.042	19.750	0.001
		6	-0.118	-0.187	20.622	0.001
		7	0.347	0.304	28.387	0.000
		8	-0.403	-0.159	39.070	0.000
		9	0.236	-0.107	42.801	0.000
		10	-0.252	-0.141	47.175	0.000
		11	0.159	-0.066	48.958	0.000
		12	-0.082	0.110	49.440	0.000
		13	0.053	0.078	49.646	0.000
		14	0.048	-0.013	49.822	0.000

	MA(2) بدون الثابت

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.567	-0.567	18.346	
		2	0.017	-0.449	18.363	0.000
		3	0.008	-0.429	18.367	0.000
		4	0.135	-0.197	19.463	0.000
		5	-0.105	-0.119	20.145	0.000
		6	-0.123	-0.376	21.096	0.001
		7	0.363	0.103	29.558	0.000
		8	-0.355	-0.091	37.842	0.000
		9	0.213	0.147	40.888	0.000
		10	-0.192	-0.070	43.433	0.000
		11	0.153	-0.180	45.073	0.000
		12	-0.041	-0.110	45.194	0.000
		13	0.008	-0.030	45.198	0.000
		14	0.011	-0.041	45.207	0.000

 Autocorrelation Partial Correlation AC PAC Q-Stat Prob 1 -0.052 -0.052 0.1539 2 -0.041 -0.044 0.2500 3 -0.018 -0.023 0.2693 0.604 4 0.023 0.019 0.3008 0.860 5 -0.129 -0.129 1.3165 0.725 6 -0.025 -0.038 1.3549 0.852 7 0.228 0.219 4.6456 0.461 8 -0.314 -0.322 11.031 0.087 9 -0.054 -0.056 11.226 0.129 10 -0.165 -0.218 13.067 0.110 11 0.051 0.003 13.246 0.152 12 0.004 0.061 13.247 0.210 13 0.060 -0.027 13.513 0.261 14 0.049 -0.020 13.690 0.321	**ARMA(1,1) بدون الثابت**
 Autocorrelation Partial Correlation AC PAC Q-Stat Prob 1 -0.477 -0.477 12.752 2 0.278 0.066 17.177 3 -0.114 0.053 17.938 0.000 4 0.135 0.110 19.028 0.000 5 -0.059 0.047 19.238 0.000 6 -0.104 -0.191 19.913 0.001 7 0.336 0.296 27.064 0.000 8 -0.405 -0.184 37.678 0.000 9 0.219 -0.132 40.862 0.000 10 -0.245 -0.142 44.943 0.000 11 0.146 -0.085 46.414 0.000 12 -0.100 0.102 47.128 0.000 13 0.043 0.052 47.264 0.000 14 0.037 -0.027 47.368 0.000	**ARMA(1,2) بالثابت**
 Autocorrelation Partial Correlation AC PAC Q-Stat Prob 1 -0.487 -0.487 13.312 2 0.252 0.020 16.953 3 -0.114 0.021 17.714 0.000 4 0.098 0.061 18.291 0.000 5 -0.045 0.029 18.416 0.000 6 -0.131 -0.204 19.482 0.001 7 0.358 0.301 27.609 0.000 8 -0.422 -0.178 39.153 0.000 9 0.240 -0.105 42.960 0.000 10 -0.257 -0.158 47.447 0.000 11 0.161 -0.069 49.255 0.000 12 -0.087 0.092 49.796 0.000 13 0.053 0.071 50.002 0.000 14 0.048 -0.028 50.172 0.000	**ARMA(1,2) بدون الثابت**

	**ARMA(2,1) بدون الثابت**

	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.306	-0.306	5.1705	
2	-0.026	-0.133	5.2094	
3	0.111	0.068	5.9098	0.015
4	0.087	0.161	6.3566	0.042
5	-0.108	-0.017	7.0502	0.070
6	0.012	-0.037	7.0591	0.133
7	0.359	0.365	15.104	0.010
8	-0.320	-0.117	21.647	0.001
9	0.136	0.055	22.856	0.002
10	-0.105	-0.199	23.594	0.003
11	0.059	-0.041	23.833	0.005
12	-0.015	0.066	23.849	0.008
13	0.065	0.065	24.157	0.012
14	0.058	0.037	24.402	0.018

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews 9.

الملحق رقم (3-14): جداول التوزيع لـ $T\hat{c}$ و $T\hat{b}$

	Modèle [2]			Modèle [3]					
	Constante c			Constante c			Tendance b		
n	2 %	5 %	10 %	2 %	5 %	10 %	2 %	5 %	10 %
25	3,41	2,97	2,61	4,05	3,59	3,20	3,74	3,25	2,85
50	3,28	2,89	2,56	3,87	3,47	3,14	3,60	3,18	2,81
100	3,22	2,86	2,54	3,78	3,42	3,11	3,53	3,14	2,79
250	3,19	2,84	2,53	3,74	3,39	3,09	3,49	3,12	2,79
500	3,18	2,83	2,52	3,72	3,38	3,08	3,48	3,11	2,78
∞	3,18	2,83	2,52	3,71	3,38	3,08	3,46	3,11	2,78

المصدر: Régis Bourbonnais, **Econométrie – Cours et exercices corriges**, 9e édition, Dunod, Pars, 2015, P: 374.

الملحق (3-15): نتائج مؤشرات قياس دقة التنبؤ

Forecast Evaluation
Date: 05/07/24 Time: 13:43
Sample: 1963 2018
Included observations: 56
Evaluation sample: 1963 2018
Number of forecasts: 1

Combination tests
Null hypothesis: Forecast i includes all information contained in others

Forecast	F-stat	F-prob
Y	NA	NA

Evaluation statistics

Forecast	RMSE	MAE	MAPE	Theil
Y	356713.1	293512.1	11.85999	0.036450

المصدر: من إعداد الطالبة اعتمادا على مخرجات Eviews