

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة أبي بكر بالقايد - تلمسان -



كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

أطروحة تدخل ضمن متطلبات نيل شهادة الدكتوراه علوم في العلوم الاقتصادية، تخصص الطرق الكمية  
المطبقة في التسيير

تحليل فورييه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA

للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية - دراسة حالة مؤسسة سونلغاز

- مقاطعة سعيدة -

تحت إشراف:

أ.د. صوار يوسف

إعداد الطالبة:

بختاوي فاطيمة الزهراء

أعضاء لجنة المناقشة:

رئيسا	أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)	أ.د. بن بوزيان محمد
مشرفا	أستاذ التعليم العالي (جامعة سعيدة)	أ.د. صوار يوسف
ممتحنا	أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)	أ.د. بوثلجة عبد الناصر
ممتحنا	أستاذ محاضر (جامعة تلمسان)	د. جمعة زكريا
ممتحنا	أستاذ محاضر (جامعة سعيدة)	د. نزعى عز الدين
ممتحنا	أستاذ محاضر (جامعة سعيدة)	د. طيبي بومدين

السنة الجامعية: 2018-2019

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة أبي بكر بالقايد - تلمسان -



كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير

أطروحة تدخل ضمن متطلبات نيل شهادة الدكتوراه في الاقتصاد، تخصص الطرق الكمية المطبقة في التسيير

تحليل فورييه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA

للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية - دراسة حالة مؤسسة سونلغاز

- مقاطعة سعيدة -

إعداد الطالبة:

بختاوي فاطيمة الزهراء

تحت إشراف:

أ.د. صوار يوسف

أعضاء لجنة المناقشة:

رئيسا	أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)	أ.د. بن بوزيان محمد
مشرفا	أستاذ التعليم العالي (جامعة سعيدة)	أ.د. صوار يوسف
ممتحنا	أستاذ التعليم العالي (جامعة تلمسان)	أ.د. بوثلجة عبد الناصر
ممتحنا	أستاذ محاضر (جامعة تلمسان)	د. جمعة زكريا
ممتحنا	أستاذ محاضر (جامعة سعيدة)	د. نزعى عز الدين
ممتحنا	أستاذ محاضر (جامعة سعيدة)	د. طيبي بومدين

السنة الجامعية: 2018-2019

# إهداء

- إلى أمي وأبي أظل الله في عمرهما.

- إلى زوجي.

- إلى أختي وإخواني.

- إلى كل الأهل والإحباب

- إلى أساتذتي.

أهدي هذا البحث المتواضع راجيا من العلي

القدير أن يجد القبول والنجاح.

# شكر و تقدير

بعد الحمد والشكر لله العلي القدير الذي وفقني  
لإنجاز هذا العمل المتواضع، أتوجه بالشكر الجزيل إلى  
الأستاذ المشرف الأستاذ الدكتور " صوار يوسف " على  
ما قدمه من توجيهات قيمة وملاحظات نيرة طوال فترة  
إنجاز هذا العمل .

كما أخص بالشكر والعرفان بالجميل لكل الأساتذة  
والأصدقاء على كل توجيهاتهم وملاحظاتهم القيمة  
لإنجاز هذا العمل.

كما أوجه شكري وامتناني لكل من كانت له يد  
المساعدة في إتمام هذا العمل.

# فهرس المحتويات

الصفحة	الموضوع
	إهداء شكر وتقدير فهرس المحتويات قائمة الجداول قائمة الأشكال
أ-ث	المقدمة العامة
1	الفصل الأول: الأدبيات النظرية والدراسات السابقة
2	تمهيد
3	I-الأدبيات النظرية للتنبؤ والتنبؤ بالمبيعات
3	I-1 التنبؤ
3	I-1-1 تعريف التنبؤ
3	I-1-2 خصائص عملية التنبؤ
4	I-1-3 أساليب التنبؤ
6	I-1-4 أنواع التنبؤ
7	I-1-5 خطوات التنبؤ
8	I-2 التنبؤ بالمبيعات
8	I-2-1 مفهوم التنبؤ بالمبيعات
09	I-2-2 خطوات التنبؤ بالمبيعات
10	I-2-3 أهمية التنبؤ بحجم المبيعات

11	II- الدراسات السابقة
11	II-1 الدراسات العربية
13	II-2 الدراسات الأجنبية
16	II-3 ما يميز دراستي الحالية بالدراسات السابقة
17	خاتمة
18	الفصل الثاني: الدراسة القياسية
19	تمهيد
20	I- منهجية الدراسة وأدواتها
40	I-1 منهجية الدراسة التطبيقية
41	I-1-1 أسلوب الدراسة
42	I-1-2 مصادر جمع البيانات
43	I-1-3 مجتمع الدراسة
43	I-1-4 عينة الدراسة
46	I-2 أدوات الدراسة
48	I-2-1 الشبكات العصبية الاصطناعية
55	1- تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية
55	2- تطور الشبكات العصبية
57	3- مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية
27	4- هيكلية الشبكة العصبية الاصطناعية
33	5- قوانين التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية
35	6- الشبكات العصبية والتنبؤ

37	7- بعض نماذج الشبكة العصبية الشهيرة
42	I-2-2 منهجية بوكس جينكيز (Box and Jankins)
42	1- النماذج المستخدمة في طريقة Box and Jankins
43	1-1 نموذج الانحدار الذاتي (AR)
43	1-2 نموذج المتوسط المتحرك (MA) Moving Average model
44	1-3 نموذج الانحدار الذاتي بموسط متحرك Autoregressive Moving Average (ARMA)
44	1-4 نموذج الانحدار الذاتي المتكامل مع الأوساط المتحركة Autoregressive Integrated Moving Average model (ARIMA)
45	2- مراحل التنبؤ وفقا لمنهجية بوكس جنكيز
45	1-2 مرحلة التعريف (Identification)
48	2-2 تقدير المعالم (Estimation)
49	2-3 مرحلة التشخيص (Diagnostic)
50	2-4 مرحلة التنبؤ
51	I-2-3 استخدام أسلوب تحليل فورييه في التنبؤ
51	1- الدوال المثلثية
51	1-1 تعريف الدوال المثلثية
55	1-2-2 تعريف السلسلة المثلثية
56	1-3 خواص السلسلة المثلثية

56	1-4 حساب معاملات السلسلة المثلثية
58	1-5 تعريف سلسلة فورييه (النشر إلى سلسلة فورييه).
60	2- استخدام سلاسل فورييه (تحليل فورييه) في التنبؤ الاقتصادي
60	2-1 تعريف أسلوب تحليل فورييه
61	2-2 ظهور أسلوب تحليل فورييه (سلاسل فورييه)
61	3-2 الهدف من الأسلوب
62	4-2 تحليل فورييه للسلاسل الزمنية
63	4-2-1 تقدير النموذج التوافقي (سلسلة فورييه)
66	4-2-2 الدورية
68	4-2-3 الكشف عن الدورية المخفية
69	4-2-4 تحديد النموذج التوافقي
73	II - النتائج ومناقشتها
73	II-1 التنبؤ باستخدام منهجية بوكس جنكينز
74	1- الرسم البياني للسلسلة الزمنية
75	2- الاختبارات الاحصائية للسلسلة الزمنية والتوزيع الذي تتبعه
67	3- الكشف عن المركبة الموسمية وإزالتها
78	4- دراسة استقرار السلسلة
82	5- تحديد نوع النموذج

83	6- تقدير دالة الانحدار بطريقة المربعات الصغرى
85	7- التعرف على النموذج
95	8- تقدير النموذج
95	9- اختبار جودة النموذج
119	II-3 استخدام تحليل فورييه للتنبؤ بالاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية لولاية سعيدة
119	1- حساب التردد، الدور، معاملات فورييه، السعة ، الطور والدورية للسلسلة الزمنية
121	2- إثبات وجود مركبات دورية مخفية
122	3- اختبار الدورية التجميعية
123	4- اختبار معنوية المركبات الدورية المخفية
126	5- تقدير النموذج (سلسلة فورييه للنموذج):
127	6- اختبار قدرة النموذج على التنبؤ
129	II-4 المفاضلة بين النماذج الثلاث
130	خاتمة
131	الخاتمة العامة
135	قائمة المراجع

# قائمة الجداول

الصفحة	عنوان الجدول	رقم الجدول
48	كيفية التعرف على النموذج وفقا لمنحنى الارتباط الذاتي	1-2
53	تحويل الدرجات إلى الراديان	2-2
54	النسب المثلثية	3-2
55	الدوال المثلثية	4-2
69	المعاملات لحساب الحدود الاحتمالية التقريبية لاختبار الدورية التجميعية	5-2
73	استهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة للفترة 2010/01-2017/12	6-2
77	حساب المعاملات الموسمية عن طريق المتوسطات المتحركة	7-2
81	نتائج اختبار الاستقرارية عند النماذج الثلاث	8-2
82	تقدير النموذج الثالث	9-2
83	تقدير النموذج الثاني	10-2
84	تقدير دالة الانحدار بطريقة المربعات الصغرى	11-2
84	اختبار pp للاستقرارية	12-2
87	تقدير النموذج $AR(1)$	13-2
87	تقدير النموذج $AR(2)$	14-2
88	تقدير النموذج $AR(3)$	15-2
88	تقدير النموذج $AR(4)$	16-2
89	تقدير النموذج $AR(5)$	17-2
89	تقدير النموذج $AR(7)$	18-2
90	تقدير النموذج $MA(1)$	19-2

90	تقدير النموذج $MA(2)$	20-2
91	تقدير النموذج $MA(3)$	21-2
91	تقدير النموذج $ARMA(1.1)$	22-2
92	تقدير النموذج $ARMA(2.2)$	23-2
92	تقدير النموذج $ARMA(1.2)$	24-2
93	تقدير النموذج $ARMA(2.1)$	25-2
93	تقدير النموذج $ARMA(3.3)$	26-2
94	معايير المفاضلة بين النماذج المقدره	27-2
95	تقدير النموذج $ARMA(1.1)$	28-2
98	إختبار $arch$ للنموذج المقدر	29-2
120	حساب التردد،الدور،معاملات فورييه،السعة ، الطور والدورية للسلسلة الزمنية	30-2
123	الدورية التجميعية	31-2
125	حساب كل من إحصاءة $F_k$ وقيمة فيشر الجدولية للمركبات	32-2
129	جذر متوسط مربع الأخطاء لكل أسلوب	33-2

# قائمة الأشكال

الصفحة	عنوان الشكل	رقم الشكل
23	مكونات الخلية العصبية الحيوية	1-2
24	مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية	2-2
27	أشهر دوال التنشيط.	3-2
28	الشبكة العصبية ذات الطبقة المفردة	4-2
30	الشبكة العصبية الاصطناعية المتعددة الطبقات	5-2
37	التركيب العام لشبكة Elman	6-2
38	التركيب العام لشبكة (NARX)	7-2
40	شبكة بيرسيبترون متعددة الطبقات.	8-2
51	المثلث القائم	9-2
52	الدائرة المثلثية	10-2
53	النسب المثلثية	11-2
72	الرسم البياني للمبيعات	12-2
74	الرسم البياني للسلسلة الزمنية	13-2
75	المدرج التكراري للسلسلة	14-2
76	الرسم البياني لمركبات السلسلة	15-2
77	رسم السلسلة الزمنية بعد إزالة المركبة الموسمية	16-2
80	منهجية اختبارات الجذر الأحادي	17-2
84	السلسلة المستقرة	18-2
86	رسم دالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة المستقرة	19-2
96	التمثيل البياني للسلسلتين الأصلية والمقدرة.	20-2

96	الرسم البياني ل دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي	21-2
97	الرسم البياني للسلسلة المتنبأ بها	22-2
97	إختبار التوزيع الطبيعي للبواقي	23-2
100	تقسيم عينة الدراسة وفقا لمجموعات	24-2
101	النموذج المقترح للشبكة العصبية	25-2
102	نتائج تدريب الشبكة العصبية	26-2
103	الرسم البياني للمدرج التكراري للأخطاء.	27-2
104	دالة الارتباط الذاتي للأخطاء	28-2
105	تغيير درجة التأخير	29-2
105	نتائج إعادة تدريب الشبكة العصبية	30-2
106	المدرج التكراري للبواقي	31-2
106	دالة الارتباط الذاتي للبواقي	32-2
107	بيان إعادة التدريب بزيادة عدد الطبقات الخفية	33-2
108	نتائج التدريب	34-2
109	المدرج التكراري للبواقي	35-2
109	دالة الارتباط الذاتي للبواقي	36-2
109	معامل الارتباط ومتوسط مربع الأخطاء للنموذج المقدر بواسطة الشبكة المدربة	37-2
110	بيان إعادة التدريب بتقليص عدد الطبقات الخفية	38-2
111	نتائج إعادة التدريب	39-2
112	المدرج التكراري للبواقي	40-2

112	دالة الارتباط الذاتي للبواقي	41-2
112	بيان إعادة التدريب بتغيير حجم العينات	42-2
113	نتائج إعادة التدريب	43-2
114	المدرج التكراري للبواقي	44-2
114	دالة الارتباط الذاتي للبواقي	45-2
114	بيان إعادة التدريب	46-2
115	نتائج إعادة التدريب	47-2
115	المدرج التكراري للبواقي	48-2
115	دالة الارتباط الذاتي للبواقي	49-2
116	الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي للبواقي	50-2
116	معامل الارتباط ومتوسط مربع الأخطاء للنموذج المقدر بواسطة الشبكة المدربة	51-2
117	الرسم البياني لأداء الشبكة	52-2
118	معاملات الارتباط بين المدخلات والمخرجات	53-2
118	الرسم البياني للشبكة المعتمدة	54-2
120	الرسم البياني للدورية	55-2
124	الرسم البياني للدورية التجميعية	56-2
127	الرسم البياني للسلسلتين الزمنيتين الأصلية والمقدرة	57-2
128	الارتباط الذاتي للبواقي	58-2

# المقدمة العامة

# المقدمة

## 1- تمهيد.

في ظل التطور السريع والمهول الذي يعرفه عالمنا الاقتصادي في السنوات الأخيرة خاصة وما شهده من تغيير في موازين القوى الاقتصادية العالمية ، الذي جعل بعضها في فعل والأخرى في رد الفعل وذلك بغية السيطرة على أكبر قدر من الموارد بشتى أنواعها وتعدد مصادرها، ولعل أهم هذه الموارد الطاقة بمختلف أنواعها هي أيضا، والطاقة الكهربائية من أهم هذه الموارد باعتبارها طاقة حيوية تعتمد عليها نشاطات أخرى مهمة في الاقتصاد. من هنا جاءت أهمية امتلاكها وإنتاجها بالشكل الذي يضمن الاستغلال الأمثل لها، وباعتبارها طاقة لا تخزن وحب معرفة الكمية المطلوبة منها بغية توفيرها في الوقت المناسب والحجم المناسب من هنا برزت أهمية التنبؤ باستهلاكها أو مبيعاتها، وهو ما نسعى إليه من خلال بحثنا هذا من خلال تقديم نماذج للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية كنموذج الاستهلاك الخاص بولاية سعيدة غرب الجزائر .

وبغية التوصل إلى قيم تنبئية صحيحة التي سوف يعتمد عليها في صنع القرارات بالمؤسسة الاقتصادية كان لابد من استخدام الأسلوب التنبئي الأمثل بما يتناسب مع سلوكها الموسمي أين وقع اختيارنا على أسلوب تحليل فورييه أو سلاسل فورييه والذي يعتبر من الأساليب الحديثة للتنبؤ الاقتصادي باعتبار ظهوره الأول في مجالات غير الاقتصاد كالفيزياء والرياضيات... ولمعرفة القدرة التنبئية لهذا الأسلوب إرتأينا مقارنته بأسلوبين آخرين للتنبؤ والمتمثلين في نماذج بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية .

## 2. الإشكالية:

من خلال ما سبق يمكن صياغة الإشكالية التي يعالجها هذا البحث في سؤال أساسي وهو:

ما مدى قدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة بالمقارنة مع نماذج بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية؟

# المقدمة

وبغية الإحاطة بجوانب الإشكالية طرحنا مجموعة من التساؤلات:

- 1- كيف يتم التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية باستخدام نماذج بوكس جنكيز؟
- 2- كيف يتم التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية باستخدام تقنية الشبكات العصبية؟
- 3- ماهي طريقة تحليل فورييه (سلاسل فورييه) للسلاسل الزمنية والتنبؤ باستخدامها؟

## 3. فرضيات الدراسة:

للإجابة على إشكالية دراستنا ومختلف التساؤلات المحيطة بها تم وضع الفرضية التالية بغية اختبارها:

قدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ أفضل من النموذجين المقترحين (بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية الإصطناعية)

## 4. أهداف الدراسة:

- تسعى دراستي إلى تحقيق هدفين رئيسيين:

- 1- الإلمام بجوانب الدراسة النظرية من خلال تقديم المفاهيم وكل ما يتعلق بمصطلحات الدراسة من تنبؤ وتنبؤ بالمبيعات وكذا التطرق إلى الجانب النظري للأساليب القياسية المقترحة في هذه الدراسة من أسلوب تحليل فورييه ونماذج بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية.
- 2- التطرق إلى كيفية تطبيق تلك الأساليب المقترحة للتنبؤ وطريقة عملها.

## 5. أهمية الدراسة:

تنبع أهمية الدراسة من أهمية الظاهرة المدروسة ألا وهي استهلاك الطاقة الكهربائية كما يمكن النظر إلى أهمية الدراسة من الناحية الاقتصادية القياسية حيث أنها تسعى إلى تطبيق نموذج حديث في التنبؤ الاقتصادي وناذر التطبيق خاصة في عالمنا العربي وهو استعمال تحليل فورييه لتحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بالإضافة إلى الإطلاع على أهم الدراسات السابقة في موضوع البحث بغية التوصل إلى الطريقة الصحيحة لتطبيق هذا الأسلوب.

## 6. حدود الدراسة:

تمثلت حدود الدراسة فيما يلي:

1. الحدود المكانية: تمثلت في دراسة استهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة بالجزائر.

2. الحدود الزمانية: تم الاعتماد على الاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية خلال الفترة

. 2017/12-2010/01 .

## 7. أسباب اختيار الموضوع.

من أبرز الأسباب التي دفعتني إلى اختيار هذا الموضوع ندرة استخدام تحليل فورييه في السلاسل الزمنية الاقتصادية في الوطن العربي، بالإضافة إلى الحكم على مدى قدرة هذا الأخير على التنبؤ ، بالإضافة إلى محاولة في تقديم نماذج تنبئية تفيد المؤسسة الاقتصادية الجزائرية في صنع قراراتها وتقديم منتجات أو خدمات تليق بزيائنها.

## 8. منهج الدراسة:

للإتمام هذه الدراسة اعتمدنا أسلوب وصفيًا تحليليًا وصفي في جانبه النظري بالتطرق إلى الادبيات النظرية للدراسة وكذا الإلمام بمجموعة من الدراسات السابقة لموضوع بحثنا .بينما التحليل فكان على مستوى الدراسة التطبيقية بالتطرق إلى استعمال كل من أسلوب بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية وأسلوب تحليل فورييه للتنبؤ مع ذكر جميع مراحل عمل هذه التقنيات للتوصل إلى نماذج تنبئية صحيحة وذلك بالاعتماد على برامج قياسية متمثلة في برنامجي MATLAB R2013a وviews v.10

## 9. هيكل الدراسة:

هيكل دراستنا كان كالتالي:

**1-الفصل الأول:** تطرقنا فيه إلى الدراسات الادبية والدراسات السابقة بالتطرق إلى الجوانب النظرية للبحث كالتنبؤ والتنبؤ بالمبيعات بالإضافة إلى التطرق لمجموعة من الدراسات السابقة لموضوع بحثنا لنخلص إلى ما يميز دراستنا هذه عن الدراسات السابقة.

**2-الفصل الثاني:** تناولنا فيه الدراسة القياسية بمختلف جوانبها وهي التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة باستخدام كل من أسلوب بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية بالإضافة إلى أسلوب تحليل فورييه.

# الفصل الأول

**تمهيد:**

أضحت المهام والأنشطة التي تقوم بها المنشآت أكثر تعقيداً وتطوراً وفي ظل منافسة قوية من محيطها المحلي والعالمي مما حتم عليها تقديم سلع وخدمات جديدة ذات مواصفات أكثر قبولاً لدى المستهلكين، الأمر الذي أدى إلى وجوب تخطيط المبيعات مستقبلاً، الذي يعتمد بشكل كبير على النتائج المحصل عليها من خلال عملية التنبؤ بالمبيعات، الذي يعتبر امتداداً للتنبؤ عامة الذي يهدف إلى التوصل إلى بيانات عن العمليات والأنشطة المستقبلية بغية الاعتماد عليها في عملية اتخاذ القرار في المؤسسة الاقتصادية.

من خلال ذلك سوف نخصص هذا الفصل بغية للإلمام بالأدبيات النظرية للبحث فيما يخص جانب التنبؤ والتنبؤ بالمبيعات: كما سوف نتطرق إلى جانب الدراسات السابقة في موضوع بحثنا بالتطرق إلى أهم الدراسات التي تناولت نفس موضوع الدراسة مع تبيان أوجه التشابه والاختلاف بين دراستنا الحالية وهذه الدراسات.

## I- الأدبيات النظرية للتنبؤ والتنبؤ بالمبيعات:

### 1-1 التنبؤ:

تعتمد معظم القرارات الإدارية في المنشأة على التنبؤ بالمستقبل بشكل مباشر أو غير مباشر، حيث يعتبر التنبؤ إحدى عناصر عملية التخطيط.

### I-1-1 تعريف التنبؤ:

- وردت العديد من التعاريف لمصطلح التنبؤ سأحاول إدراج أهمها كالتالي:
- يعرف التنبؤ على أنه فن وعلم توقع الأحداث في المستقبل. (محسن و مجيد النجار، 2006، صفحة 77)
  - ويعرف أيضا بأنه: "ما سيكون عليه المستقبل في ضوء الحاجات الفعلية للمستهلكين، ويعتبر التنبؤ نقطة البداية لجميع أنواع التخطيط". (كاظم حمود و يعقوب فاخوري، 2009، صفحة 73)
  - كما يعرف بأنه: هو عملية عرض حالي لمعلومات مستقبلية باستخدام معلومات تاريخية بعد دراسة سلوكها في الماضي (مولود، 2002، صفحة 177)
  - التنبؤ نقطة أساسية وضرورية لجميع وسائل التسيير لأنه يمثل قراءة لما سيكون عليه المستقبل (Cuyuabere & Muller, 1991, p. 31)
  - ويعرفه "سالفادور" بأنه: "تقدير قيمة المتغير التابع بمعلومية القيم الفعلية للمتغير المستقل. (دومينيك، 1993، صفحة 19)

### I-1-2 خصائص عملية التنبؤ:

- تتصف عملية التنبؤ بما يلي :
- 1- تعد عملية التنبؤ علم وفن فعلى الرغم من شيوع الأساليب العلمية للتنبؤ بالطلب إلا أن عملية المفاضلة بينها تعتمد إلى حد كبير على الخبرة وظروف كل حالة .
  - 2- عملية التنبؤ لتعني بالضرورة أن يكون الطلب الفعلي معادلا للطلب المتوقع لأن عملية التنبؤ دائما بما نسبة خطأ.
  - 3- قد يتم التنبؤ بالطلب في صورة رقم واحد وهو ما يعرف بالتحليل التقديري (deterministic) أو التنبؤ بالطلب في صورة مدى له حد أعلى وحد أدنى، حيث من المحتمل أن يقع الطلب بين هذين الحدين ويطلق على ذلك التحليل الاحتمالي (probalistic). (ابراهيم العبد، 2002، صفحة 35)

### 1-1-3 أساليب التنبؤ:

هناك العديد من التصنيفات فيما يخص أنواع أساليب التنبؤ غير أنني سأعتمد التصنيف التالي باعتباره أكثر شمولية والذي صنف هذه الأخيرة كالتالي:

#### 1-1-3-1 الأساليب النظامية :

مثل هذه النماذج تعتمد على قاعدة صريحة في جميع المتغيرات التي تفسر سلوك ظاهرة معينة، وتحديدتها في شكل رياضي قابل للتقدير وتنقسم إلى:

**1-1-1 نماذج سببية:** وتعتمد مثل هذه النماذج على تفسير ظاهرة ما بعوامل تفسر سلوكها ليتم البحث عن صياغة رياضية استنادا إلى العوامل التفسيرية باستخدام الطرق الإحصائية المتاحة، ومنها : نماذج الاقتصاد القياسي وتعتمد على تحليل العلاقة بين المتغيرات استنادا إلى النظرية الاقتصادية كتفسير دالة الاستهلاك بواسطة الدخل المتاح مع ثبات العوامل الأخرى. وتتطلب تحديد الظاهرة المدروسة والعوامل المفسرة وصياغتها رياضيا، تقدير النموذج واختباره والقيام بالتنبؤ.

كما نجد نماذج المدخلات والمخرجات، وتعتمد على تصوير العلاقة بين مختلف القطاعات ( المدخلات والمخرجات ) خلال العملية الإنتاجية في فترة ما ( سنة ) وتحدد مدخلات كل قطاع من احتياجات العملية الإنتاجية لكل القطاعات الأخرى.

هناك أيضا نماذج الأمثلية والبرمجة الخطية تعتمد على دالة الهدف لتعظيمها أو تصغيرها في استخدام الموارد المتاحة ووصف العلاقة بين المتغيرات. في حين نماذج المحاكاة هي نماذج رياضية تعكس جميع خصائص وسلوك النظام الحقيقي للتعرف على الآثار المحتملة للقرارات والسياسات الاقتصادية التي قد تؤثر على المسار المستقبلي لبعض الظواهر.

**1-1-2 نماذج غير سببية:** تعتمد على البيانات التاريخية للظاهرة المدروسة والتنبؤ المستقبلي لها كما أنها لا تحتاج إلى تحديد متغيرات تفسر سلوك الظواهر المدروسة ومن أهمها: تحليل الاتجاه العام لسلسلة زمنية وقياس أثر مركباتها عليها. ونجد أيضا النماذج الإحصائية للسلاسل الزمنية والتي تركز على المركبة العشوائية في السلسلة الزمنية منها نماذج الانحدار الذاتي، ونماذج المتوسطات المتحركة ونماذج بوكس جينكينز ونماذج شعاع الانحدار الذاتي.

2- أساليب غير نظامية: تعتمد على الخبرة والتقدير الذاتي. وتنقسم إلى:

2-1- أساليب التناظر والمقارنة: يتم التنبؤ بمسار متغير باستخدام المسار المحتمل لنفس المتغيرات في حالات مشابهة، مثلاً التعرف على أثر تخفيض العملة على التضخم لدولة أخرى مشابهة جداً لاقتصاد الدولة الأولى.

2-2- النماذج المعتمدة على آراء ذوي الخبرة والشأن: ومثل هذه النماذج تعتمد على تجارب سابقة تكونت لدى الأفراد الخبرة والممارسة، سواء خارج المؤسسة أو داخلها منها طريقة الخبراء وطريقة المسح والاستقصاء وطريقة دلفي وغيرهم. (بوغازي، 2011، الصفحات 80-81)

3- التكامل بين استخدام النماذج الكمية والنماذج النوعية للتنبؤ:

رغم الاتجاه الكبير بالمنهج الكمي وتبرير فعاليته في حل مختلف المشاكل في المؤسسة واتخاذ القرار الملائم من بعدها، إلا أنه يجب الحيلة والحذر في تطبيقها ومعالجة المشاكل في الواقع الملموس، رغم فعاليتها إذا طبقت بنجاح في مختلف المجالات، لكن هذا لا يعني أنها تبقى فعالة في حل كل المشاكل خاصة عندما يكون هناك تغيرات في البيئة الخارجية وهذا ما أشار إليه (N.P.Lonbard). في حين عندما تكون درجة متناقصة من التعقيد في المشكلات ترتفع درجة أهمية استخدام النماذج الكمية، وفي هذه الحالة يتم التقاطع في تكامل المنهجين معاً، وقد ساهم في تأكيد ذلك كل من (Lawrence et Pasternak) حيث قدما تعريف لعلم الإدارة بأنها: "فن وضع النماذج الرياضية لمشكلات القرار وتطوير وسائل حل تلك النماذج". (عبد الحسين الفضل، 2006، صفحة 71)

وبذلك فإن الفن يرتبط بجانبين:

**الأول:** حل المشكلات باستخدام التقنيات الكمية يتطلب الكفاءة والبراعة في اختيار التقنية المناسبة الذي المعتمدة وتساهم في صنع القرار مع وجوب الدقة في استخدام التقنيات الكمية معاً.

**الثاني:** ويتعلق بطبيعة المشكلة الإدارية إذا كانت معقدة تتطلب تطوير نماذج نوعية تمكن متخذ القرار من استخدام خبرته وكفاءته فيها. (بوغازي، 2011، صفحة 82)

### 1-1-4 أنواع التنبؤ:

هناك أنواع عديدة للتنبؤ يمكن أن نفرق بينها وفقاً لعدد من المعايير:

#### أ. معيار الزمن :

ونميز بين تنبؤ طويل المدى كالانحدار الخطي البسيط والمتعدد، من عيوب هذا النوع من التنبؤ أنها غير فعالة في حساب التنبؤات عندما يكون تباين أخطاء التنبؤ فيها كبير، وتنقص فاعلية هذه النماذج كلما زادت مدة التنبؤات، إلا أن لها أهمية بالغة في صنع القرارات البعيدة المدى وتخطيط السياسات الاستراتيجية. وتنبؤ متوسط المدى الذي يمتد تقديرات هذه الأساليب لفترة من ثلاث أشهر إلى سنتين وتستخدم عادة في قرارات استبدال منتج قديم بآخر جديد.

وتنبؤ قصير المدى الذي تعطي أساليب هذه المجموعة فترة زمنية تمتد لأسابيع ويشاع استخدامها في القرارات المستمرة المتعلقة بتمديد مستويات الطلب على المنتج، ويتم استخدام تقنيات السلاسل الزمنية. وعلى غرار التنبؤ طويل الأجل تتميز الأساليب المستعملة على المدى القصير في التنبؤ بالفاعلية ولها أهمية كبيرة في اتخاذ القرارات الظرفية والسياسات الآنية المستخدمة في تسيير المؤسسات.

#### ب. معيار صيغة التنبؤ :

ونميز بين التنبؤ بنقطة الذي يعطي قيمة تنبؤية واحدة للمتغير التابع في كل فترة مقبلة. والتنبؤ بمجال: وهو الذي يعطي قيمتين تنبئيتين تقع ضمنه قيمة المتغير التابع وباحتمال معين؛ بمعنى إعطاء قيمتين إحداها دنيا والأخرى قصوى للقيمة المتنبأ بها.

#### ج. معيار فترة التنبؤ :

ونميز بين تنبؤ قبل التحقق ومثله يحدد قيم المتغير التابع في فترات مستقبلية لا تتوفر البيانات الفعلية للمتغير التابع. تنبؤ بعد التحقق من خلاله يتم التنبؤ للمتغير التابع في فترة تتوفر فيها البيانات الفعلية مما يفسح المجال للتأكد منه. (بوغازي، 2015، صفحة 97)

### 1-1-5 خطوات التنبؤ:

بالنظر لأهمية نشاط التنبؤ، فلقد أصبح هذا النشاط مهما في معظم المؤسسات وفيما يلي نلخص خطوات التنبؤ:

#### 1-تحديد استخدامات التنبؤ:

أي تحديد القرار أو القرارات التي تؤخذ بالاعتماد على نتائج التنبؤ، فمثلا يمكن أن تستخدم نتائج التنبؤ في اتخاذ قرارات الطاقة أو في تخطيط الاحتياجات من الموارد اللازمة للإنتاج أو في تخطيط الاحتياجات من القوى العاملة.

#### 2-تحديد الهدف من التنبؤ:

أي هل أن التنبؤ سيجرى لسعة أو مجموعة من السلع؟ وهل سيجرى التنبؤ لمنتوج مرتفع الثمن أو منخفض الثمن؟ فهناك فرق بين تنبؤ الطلب على الحاسبات الالكترونية وتنبؤ الطلب على الدبابيس.

3-تحديد المرحلة التي وصل إليها المنتوج في دورة حياته لأن ذلك من شأنه أن يؤثر في اختيار الفترة التي سيغطيها التنبؤ قصير الأمد أو طويل الأمد.

#### 4-تحديد أسلوب التنبؤ:

أي هل أن الأسلوب الذي سيعتمد كمي أو نوعي أو مزيج من النوعين؟ ولقد ثبت علميا بأن أفضل أساليب التنبؤ هي التي تجمع بين الأساليب الكمية والخبرة الشخصية.

5-جمع البيانات اللازمة لإجراء التنبؤ، ومصادر البيانات متعددة منها: سجلات مبيعات المؤسسة، لوسطاء، رجال البيع، مديرو الفروع، المديرون التنفيذيون...إلخ.

6-إجراء التنبؤ.

7-مراجعة نتائج التنبؤ عن طريق حساب الخطأ بين التنبؤ والطلب الحقيقي واتخاذ إجراءات تصحيحية لجعل التنبؤ قريبا إلى الطلب الحقيقي ومن هذه الإجراءات مثلا: تحديث البيانات، تغيير ثوابت الأسلوب الكمي المعتمد، أو اعتماد أسلوب كمي أو نوعي آخر (محسن و مجيد النجار، 2006، الصفحات 82-83)

## 2-1 التنبؤ بالمبيعات:

يتيح التنبؤ بالمبيعات بيانات ومؤشرات تسترشد بها إدارة المؤسسة في قراراتها الانتاجية والتسويقية، فرقم المبيعات التقديرية ضروري للتخطيط والمراقبة بالنسبة لجميع أوجه النشاط بالمؤسسة. من هنا جاءت أهمية التنبؤ بالمبيعات بالمؤسسة الاقتصادية وقبل التطرق لذلك لابد من التعرّيج أولاً على مفهوم التنبؤ بالمبيعات من خلال ما يلي.

### 1-2-I مفهوم التنبؤ بالمبيعات:

- من خلال هذا العنصر سوف نحاول إبراز بعض المفاهيم الخاصة بالتنبؤ بالمبيعات.
- يعرف التنبؤ بالمبيعات على أنه محاولة لتقدير حاجة السوق من سلعة أو خدمة معينة أو مجموعة من السلع خلال فترة زمنية مقبلة. (عيسى يحيوي، عيسى يحيوي، و سطحاوي، 2014، ط1، صفحة 87)
- هو محاولة لمعرفة مستوى المبيعات المستقبلية باستخدام البيانات المتوافرة في الماضي والحاضر (الطائي، 2009، صفحة 152)
- التنبؤ بالمبيعات هو نقطة الانطلاق نحو تقرير نشاط المشروع من إنتاج وتسويق وإعداد ميزانية التقدير ومختلف برامج الانتاج والمخزون (Duchesme, 2007, p. 5)
- التنبؤ بالمبيعات هو تقدير حجم المبيعات بوحدات نقدية أو مادية خلال فترة مستقبلية وتبعاً لخطة تسويقية موضوعة في مجموعة من الظروف الاقتصادية والاجتماعية وغيرها من العوامل الخارجة عن أوضاع المؤسسة وظروفها التي يجري التنبؤ ببيعاتها . (بوادو، 2015، صفحة 15)
- التنبؤ بالمبيعات هو إعداد مسبق للمبيعات الكمية مع الأخذ بعين الاعتبار القيود التي تواجه المؤسسة (Meyer, 1970, p. 27)
- بناء على ما سبق فإن التنبؤ بالمبيعات هو تقدير كمي أو نقدي للمبيعات المستقبلية بناء على بيانات تاريخية مع الأخذ بعين الاعتبار عوامل مؤثرة داخلية وخارجية عن ظروف المؤسسة.

## 1-2-2 خطوات التنبؤ بالمبيعات:

تمر عملية التنبؤ بالمبيعات المستقبلية للمؤسسة بعدد من المراحل والخطوات التي تأخذ تسلسلا منطقيا عند إجرائها ويعتبر إتباع هذه الخطوات ضروريا من أجل تفادي الوصول إلى أرقام متحيزة وخاصة أن العمل في ظل خطوات محددة يقلل من الوت ويوحد الإجراءات على مستوى المؤسسة إضافة إلى تحديد المسؤوليات وزمن التخطيط بشكل جيد، وتتمثل هذه الخطوات فيما يلي:

### 1- تحليل المبيعات السابقة:

يتم تحليل المبيعات السابقة إلى مبيعات سنوية وربع سنوية وشهرية، كما يتم تحليلها حسب المنتجات ومناطق البيع والبائعين، ويساعد هذا التحليل في تحديد مدى انتظام نشاط المشروع، وما إذا كان هذا النشاط موسميا أو مستمرا على طول السنة، ويمكن الحصول على البيانات السابقة عن طريق إدارة الحسابات ومن أجل ذلك يتحتم علينا إمساك الدفاتر والسجلات اللازمة لتقديم البيانات السابقة دون بذل مجهود.

### 2- تحليل السوق لتحديد إمكانياته:

ويقصد بذلك تحديد نوع البضائع والكمية التي يتمكن السوق من استيعابها. و الواقع أن تحليل السوق يكتنفه الكثير من الصعاب، ويتطلب الكثير من الجهد والمال، ولكنه يعتبر عامل هام لضمان دقة التنبؤ بالمبيعات.

### 3- تقييم الظروف العامة ومدى تأثيرها على المشروع:

إن تقييم الظروف العامة ومدى تأثيرها على المشروع تعتبر من الخطوات الهامة في التنبؤ الصحيح بالمبيعات المستقبلية. وتتمكن المؤسسة من ذلك باتباع أحد الاتجاهات الآتية:

- بأن تخصص المؤسسة مجموعة من العاملين من بين المختصين في الدراسات الاقتصادية والإحصاء بهذا التقييم.
- الاعتماد على خبرة رجال الإدارة العليا.
- الاستعانة بالأجهزة الخارجية المتخصصة في إجراء الدراسات الاقتصادية .

#### 4. دراسة إمكانية المؤسسة:

- ويقصد بذلك إمكانية المؤسسة الانتاجية وتتناول الدراسة ما يلي:
- مدى قدرة الآلات على الإنتاج.
  - الاعتماد على خبرة رجال الإدارة العليا.
  - الاستعانة بالأجهزة الخارجية المتخصصة في إجراء الدراسات الاقتصادية.
  - مدى كفاية التمويل. (الصيرفي، 2008، الصفحات 120-121)

#### 1-2-3 أهمية التنبؤ بحجم المبيعات :

يتيح التنبؤ معلومات و مؤشرات تسترشد بها الإدارة - عموماً - و إدارة المبيعات و إدارة الإنتاج والعمليات بشكل خاص في تصميم الأهداف و الاستراتيجيات الإنتاجية كما تفيد تلك المعلومات والمؤشرات في عملية صنع قرارات الإنتاج و العمليات. الأمر الذي يوضح أهمية هذه العملية في التخطيط لجميع الأنشطة في المنشأة، بحيث يمكن الاعتماد عليها فيها يلي : ( محمود ج الصميدعي، ردينة ع يوسف، 2006)

- تقديم المنتجات التي تلي حاجات و رغبات المستهلكين وفقاً للمؤشرات الخاصة لاتجاهات الطلب .
- 1 - استخدام الموارد المتاحة لدى المنظمة في إنتاج المنتجات التي يقع عليها الطلب في السوق .
- 2 - وضع الميزانيات التقديرية للمبيعات .
- 3 - يعتبر الأساس في تخطيط في مجمل أنشطة المنظمة الإنتاجية و التسويقية و البيعية
- 4 - تقدير الإيرادات المحتمل الحصول عليها في المستقبل .
- 5 - تقدير تكاليف الأنشطة التي سوف يتم تنفيذها .
- 6 - تحديد الأسعار بالشكل الذي يتسم و طبيعة السوق و قدرات المستهلكين ، وذلك وفق الإيرادات والتكاليف المتوقعة .
- 7 - تحديد نفقات الترويج اللازم إنفاقها ، وذلك وفقاً للمبيعات المتوقعة .
- 8 - مراقبة نشاط إدارة المبيعات و رجال البيع و معرفة مدى كفاءتهم في تنفيذ المبيعات المتوقعة ( المخطط لها ) .
- 9 - يعتبر أساس تخطيط المبيعات .

**II- الدراسات السابقة:****II-1 الدراسات العربية:****الدراسة الأولى :**

عبارة عن مقال منشور في مجلة جامعة القدس المفتوحة للباحثين أ.د محمد دركزلي و أ.نور الحميدي بعنوان "نمذجة إنتاج الفستق الحلبي في محافظة حلب باستخدام أسلوب التحليل الطيفي للفترة 1998-2009" فقد تطرق المقال إلى كيفية نمذجة إنتاج الفستق الحلبي باستخدام أسلوب التحليل الطيفي وقد توصل الباحثان إلى أن إنتاج الفستق الحلبي يرتبط بالزمن وأن السلسلة المدروسة غير نظامية، ذات سلوك دوري باتجاه خطي بمعامل تحديد 57.1% وارتفع معامل التحديد بعد إضافة المركبة الرابعة إلى 80.9%، بحيث تم التوصل إلى تقدير نموذج لإنتاج الفستق الحلبي الذي يتميز بالدورية.

**الدراسة الثانية:**

وهي عبارة عن مقال منشور بمجلة الباحث عن جامعة ورقة الجزائر العدد 14(2014) بعنوان 'نمذجة الاشتراكات في خدمة الانترنت باستخدام أسلوب سلاسل فورييه دراسة حالة المتعامل فوري 'Fawri' لاتصالات الجزائر -وكالة سعيدة- من إعداد الباحثين: أ.د. صوار يوسف، أ.بختاوي فاطيمة الزهراء.

هدفت هذه الدراسة إلى إجراء تحليل إحصائي لظاهرة الاشتراكات في خدمة الانترنت للمتعامل فوري 'Fawri' وذلك باستخدام أسلوب سلاسل فورييه أو ما يعرف بأسلوب التحليل فورييه الذي يهدف إلى معالجة الدورية في ظاهرة الاشتراكات وذلك خلال الفترة 2010-2012 بمعطيات فصلية، وقد حققت أهداف الدراسة من خلال اختبار ثلاث فرضيات الأولى تمثلت في وجود علاقة بين عامل الزمن والاشتراكات، بينما الفرضية الثانية فتقضي بأن زيادة المركبات يؤدي بالضرورة إلى الرفع من معامل التحديد للنموذج، والفرضية الثالثة فتفترض بأن الاشتراكات في خدمة الانترنت للمتعامل فوري 'Fawri' تتميز بالدورية والعشوائية في سلوكها.

## الدراسة الثالثة:

وهي عبارة عن مذكرة لنيل شهادة ماجستير في العلوم التجارية من إعداد الباحثة بختاوي فاطيمة الزهراء بعنوان: محاولة استخدام أسلوب التحليل الطيفي في التنبؤ بالمبيعات دراسة تطبيقية لاشتراكات الهاتف النقال للمتعامل موبيليس - وكالة سعيدة - هدفت هذه الدراسة إلى إجراء تحليل إحصائي لظاهرة الاشتراكات في شبكة الهاتف النقال للمتعامل موبيليس وذلك في خدمة الدفع المؤجل لوكالة سعيدة، باستخدام أسلوب سلاسل فورييه وذلك خلال الفترة 2009-2012 ببيانات فصلية ومن أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة وجود علاقة بين الاشتراكات والزمن بمعامل تحديد 0.338 الذي يعتبر مقبولا وهي دورية باتجاه خطي من نوع TS، وبعد إدخال المركبة الثانية ارتفع معامل التحديد إلى 0.834 وبهذا توصلنا إلى النموذج المناسب لنمذجة الاشتراكات في شبكة الهاتف النقال للمتعامل موبيليس وذلك في خدمة الدفع المؤجل والذي تم على أساسه التنبؤ بعدد المشتركين للفصل الأول من سنة 2013 الذي كان في حدود 5123 مشتركا بما يتناسب مع الأهداف المسطرة من طرف الوكالة .

## الدراسة الرابعة:

استخدام التحليل الطيفي لبناء نموذج رياضي للتنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة في مدينة الرمادي.

الدراسة عبارة عن مقال منشور بمجلة الاقتصاد وإدارة الأعمال vol 25, No 1, 2017 من إعداد الباحث عبد علي حمد الدليمي، تهدف هذه الدراسة إلى التنبؤ بدرجات الحرارة الشهرية لمدينة الرمادي العراقية خلال الفترة 1984-2012 وذلك من خلال المقارنة بين نموذجين: التحليل الطيفي ونماذج بوكس جنكيز الموسمية لأين تم المقارنة بينهما من خلال معامل التحديد بالإضافة الجذر التربيعي لمربع الأخطاء، أين تم التوصل إلى أن معمل التحديد للنموذج المقدر باستخدام التحليل الطيفي أكبر مما هو عليه للنموذج الموسمي (sarima) كما أن RMSE كان أصغر بالنسبة للنموذج الأول وعليه تم اختيار أسلوب التحليل الطيفي للتنبؤ كما تم التوصل بأن الظاهرة المدروسة دورية خلال 12 شهرا وأن النموذج المختار يحتوي على مركبة دورية واحدة .

**II - 2 الدراسات الأجنبية:**

الدراسة الأولى :عبارة عن مقال بعنوان :

• **(Analyse spectrale des séries temporelles et application à lacausalité)**

للباحث **Mamadou-Diang BARRY** الذي تم نشره في 23 ماي 2011 أين تمت دراسة السببية حسب قرانجر بين التطور المالي والنمو الاقتصادي باستخدام أسلوب التحليل الطيفي حيث سمحت هذه الطريقة بقياس هذه السببية على عدة مستويات القصير والمتوسط والطويل بعينة تتكون من 12 بلدا للفترة 1962-2006 بحيث تم التوصل إلى أن العلاقة السببية بين التطور المالي والنمو ليست خطية وان هناك تطور مالي في البلدان التي تنتمي إلى الاتحاد النقدي والعكس بالنسبة لباقي الدول وحسب التقديرات فقد تم التوصل إلى علاقة سببية بين القطاع الحقيقي والمالي وبالتالي تم إثبات قصور الطريقة الكلاسيكية لدراسة السببية.

**الدراسة الثانية:**

وهي عبارة عن مقال بعنوان **Spectral Analysis for Economic Time Series**

للباحث **Alessandra IACOBUCCI** الذي تم نشره 28 نوفمبر 2003 وأبرزت هذه الورقة السمات الرئيسية لأسلوب التحليل الطيفي من خلال التطرق إلى تعريفه، ظهوره بالإضافة إلى كيفية نمذجته، أما في الجانب التطبيقي فقد قام الباحث بدراسة العلاقة بين البطالة والتضخم في الولايات المتحدة الأمريكية (أي منحني فيليبس)، حيث تم التوصل إلى أن البطالة تؤدي إلى التضخم، وذلك في مستويات زمنية مختلفة بالإعتماد على هذه الطريقة الأخيرة.

## الدراسة الثالثة: والمعنونة ب

**Fourier Analysis for Forecasting in a Fashion Company Demand •**

Andrea Fumi, Arianna Pepe, Laura Scarabotti and من إعداد

Massimiliano M. Schiraldi

وهي عبارة عن مقال منشور بمجلة **International Journal of Engineering**

**Business Management** العدد 30 (2013). بحيث قامت هذه الدراسة بالمقارنة بين التنبؤ باستخدام تحليل فورييه ونموذج الوسط المتحرك بالإضافة إلى نموذج التمهيد الآسي للمبيعات الأسبوعية لإحدى الماركات الإيطالية في الملابس النسائية في الفترة من 2007-2010 أين تم التوصل إلى نتائج تثبت تفوق طريقة تحليل فورييه على النماذج المقترحة في التنبؤ بالمبيعات وذلك من خلال تحقيقه لنسبة جيدة لمتوسط الخطأ.

## الدراسة الرابعة: والمعنونة ب

**Development of a Fourier Series Forecasting model for prediction the Sales Volume of Selected Manufacturing Company Industrial Engineering**من إعداد **D.H. Oladebeye O.S. Ejiko**. وهي مقال منشور بمجلة

**Letters** العدد 1 (2015). بحيث تم خلال هذه الدراسة التنبؤ بمبيعات مؤسستين وهما مؤسسة هوندا لصنع الدراجات النارية ومبيعات المياه المعبأة في القارورات باستخدام نموذج تحليل فورييه حيث وجد إرتباط كبير بين النتائج الحقيقية والمتنبأ بها بمعامل ارتباط ب0.98

## الدراسة الخامسة:

بعنوان: **The Application of Fourier Analysis to Forecasting the****Inbound Call Time Series of a Call Centre**من إعداد: **Bruce G. Lewisa, Ric D. Herbertb and Rod D. Bellc** وهي عبارة

عن مقال منشور على الموقع: <https://ace-notebook.com/The-application-of-fourier-analysis-to-forecasting-the-inbound-call-time-series-of-a-call-centre-free-related-pdf.html>

حيث هدفت الدراسة إلى التنبؤ بالمكلمات الواردة إلى مركز الشرطة بمدينة New South Wales باستخدام تحويل فورييه السريع (FFTs) وذلك خلال الفترة من جويلية 2001 إلى جوان 2002 وذلك بغية التوصل إلى تحديد العدد الكافي من الأشخاص لاستقبال هذه المكالمات وجدولة عمل الفريق وقد أعطت الدراسة نتائج مشجعة للتنبؤ بعدد المكالمات الواردة إلى المركز بالمقارنة مع القيم الأصلية.

**الدراسة السادسة:**

### **Acomparison between spectral analysis and artificial neural networks to determine the best prediction model with application**

تتمثل هذه الدراسة في رسالة ماجستير في علوم الرياضيات بجامعة العراق، من إعداد الباحثة إيمان يوسف عبدون الشباني عام 2017. وجاءت هذه الدراسة للتنبؤ بسعر الصرف للدينار العراقي مقابل الدولار الأمريكي لما لهذا الأخير من أهمية في عملية التخطيط واتخاذ القرارات الاستراتيجية. فكان لابد من تقديم نموذج مناسب للتنبؤ فتم اقتراح كل من أسلوب التحليل الطيفي والشبكات العصبية الاصطناعية لتقييم تنبؤ جيد لسعر الصرف خلال الفترة تمتد من 2004/01/30 إلى 2014/12/30، وبغية التوصل إلى الأسلوب الأفضل للتنبؤ تم الفصل في ذلك عن طرق كل من مؤشر متوسط مربع الخطأ، متوسط الخطأ المطلق، الجذر التربيعي لمتوسط الأخطاء وبناء على ذلك تم التوصل إلى تفوق تقنية الشبكات العصبية على أسلوب التحليل الطيفي للتنبؤ بسعر صرف الدينار العراقي مقابل الدولار الأمريكي.

**II-3 ما يميز دراستي الحالية بالدراسات السابقة:**

هناك نقاط تتفق فيها دراساتنا الحالية مع الدراسات السابقة ونقاط تختلف فيها، أما نقاط التشابه فإن الدراسات كلها تسعى لتطبيق أسلوب التحليل الطيفي للتنبؤ أو ما يعرف بتحليل فورييه فهناك دراسات اقتصرت على هذا الأسلوب فقط ومنها ما قامت بمقارنته مع أساليب أخرى وهو ما سنعتمده في دراستنا بحيث أننا سوف نقوم باختبار فرضية بحثنا حول قدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ من خلال مقارنته بأسلوبي نماذج بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية وهو ما نتفق فيه مع دراسة إيمان عبدون غير أننا نختلف في عينة الدراسة فدراسة الباحثة طبقت للتنبؤ بسعر صرف الدينار العراقي مقابل الدولار الأمريكي خلال الفترة من 2004/01/30 إلى 2014/12/30، بينما دراستنا تسعى للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية خلال الفترة من جانفي 2010 إلى غاية ديسمبر 2017

لولاية سعيدة (الجزائر)، وهناك دراسات قامت بمقارنة أسلوب تحليل فورييه بالمقارنة مع النماذج الموسمية لبوكس جنكيز (sarima) للباحث عبد علي حمد الدليمي للتنبؤ بدرجات الحرارة الشهرية لمدينة الرمادي العراقية. هذه الدراسة تختلف مع دراستي حول الأساليب المقترحة للمقارنة بينما نتفق حول سلوك الظاهرة المدروسة فكل من درجات الحرارة واستهلاك الطاقة الكهربائية لديهم سلوك موسمي أو دوري وهو الأنسب لتطبيق أسلوب تحليل فورييه.

**خاتمة:**

ينظر الكثير من المنظرين إلى التنبؤ بالمبيعات على أنه علم وفن، فبالرغم من شيوع بعض الأساليب الكمية التي تتصف بالموضوعية في عملية التقدير إلا أن عملية المفاضلة بينها واختيار أنسبها تعتمد إلى حد كبير على خبرة الاقتصادي وحده وكذا ظروف كل حالة . كما أنه ولكل أسلوب توجد مجموعة الفرضيات التي يجب على القائم بالتنبؤ أن يتخذ قرارا بشأنها وهذه تتوقف على الظروف التي تتم فيها عملية التنبؤ.

وهو ما حاولنا إبرازه من خلال هذا الفصل لأن الاسلوب الرياضي يبقى جافا لولا لمسة متخذ القرار مع ضرورة استعمال المناسب لسلوك كل ظاهرة مما يتيح نتائج دقيقة يمكن الاعتماد عليها في صنع القرار.

## الفصل الثاني

### تمهيد:

بعد التطرق إلى الجانب النظري من الدراسة سوف نتناول في هذا الفصل الجانب التطبيقي أو الدراسة القياسية أين تم اقتراح نموذجين لمقارنتهما مع نموذج الدراسة فكان اختيارنا لنموذجي بوكس جنكيز والشبكات العصبية الاصطناعية اللذان سوف نتطرق إلى تعريفها وطريقة التنبؤ باستخدامهما كما سوف نتطرق إلى أسلوب تحليل فورييه بالتعريف وكيفية التنبؤ به.

أما الدراسة تطبيقية فستكون محاولة التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لمقاطعة سعيدة باستخدام الأساليب المقترحة بغية الإجابة على إشكالية بحثنا.

### 1- منهجية الدراسة وأدواتها.

بغية الإجابة على إشكالية بحثنا قمنا بدراسة التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة خلال الفترة 2010/01-2017/12 وذلك بالاعتماد على ثلاث نماذج مقترحة: نماذج بوكس جنكيز، تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية وأسلوب تحليل فورييه.

### 1-1 منهجية الدراسة التطبيقية:

سوف نحاول عرض منهجية دراستنا التطبيقية من خلال النقاط التالية:

#### 1-1-1 أسلوب الدراسة:

لتحقيق أهداف الدراسة تم الاعتماد على الأسلوب الوصفي التحليلي الملائم لهذه لمثل هذه الدراسات، فالجانب الوصفي تم اعتماده في الجزء النظري للبحث من خلال المفاهيم المتعلقة بالبحث ومصطلحاته، أما التحليل فسوف يكون في الجانب التطبيقي للدراسة بغية التوصل إلى نتائج مرضية وتحديد النموذج الأفضل للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية.

#### 1-1-2 مصادر جمع البيانات:

لتجميع بيانات البحث تم الاعتماد على عدد من المراجع الخاصة بموضوع البحث في جانبه النظري من كتب باللغات الثلاث العربية والفرنسية والإنجليزية بالإضافة إلى مقالات بمجلات محكمة كما تم الاعتماد على أطروحات دكتوراه محلية وأجنبية. بينما بيانات الجانب التطبيقي فتم الحصول على البيانات الخاصة باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة من المديرية التجارية لمؤسسة سونلغاز للولاية.

#### 1-1-3 مجتمع الدراسة:

يتمثل مجتمع الدراسة في الظواهر الاقتصادية التي تتصف بالسلوك الموسمي أو الدوري بما يتناسب مع الأسلوب المقترح للتنبؤ (تحليل فورييه)، أين وقع اختيارنا على استهلاك الطاقة الكهربائية .

#### 1-1-4 عينة الدراسة:

تتمثل عينة الدراسة في الاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية لولاية سعيدة خلال الفترة من 2010/01 إلى 2017/12 .

### 1-2 أدوات الدراسة:

#### 1-2-1 الشبكات العصبية الاصطناعية:

تعد الشبكات العصبية أحد النماذج اللاحظية وهي عبارة عن نظام معالجة للمعلومات تستند إلى نماذج رياضية بسيطة لها مميزات أداء معينة بأسلوب يحاكي الشبكات العصبية الحيوية (النظام العصبي) وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة على التوازي ومكونة من وحدات معالجة بسيطة من الوحدات ماهي إلا عناصر حسابية تسمى العصبونات أو عقد أو خلايا (nodes ,neurons,cells) والتي لها خاصية عصبية حيث أنها تقوم بتخزين المعرفة العلمية والمعلومات التجريبية لتجعلها متاحة لمستخدم وذلك عن طريق ضبط الأوزان. (البدراي و عماد صليوا، 2014، صفحة 7).

#### 1-تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية:

تعرف الشبكات العصبية بأنها نظام حسابي مكون من عدد من وحدات المعالجة (processing elements) المترابطة مع بعضها وتتصف بطبيعتها الديناميكية والمتوازية في معالجة البيانات الداخلة إليها. وسميت بالشبكات العصبية الاصطناعية لكونها بنيت لمحاكاة الشبكات لعصبية في الكائنات الحية بقدر لمعرفة المتوافرة عنها ولها مسميات عدة منها (الحاسب الحي biological computer، الدماغ الإلكتروني electronic brain) (أحمد طه و عبد المجيد حياوي، 2013، صفحة 7).

سميت الشبكات العصبية بهذا الاسم كونها شبكة من وحدات الاتصالات الداخلية إذ أن هذه الوحدات مستوحاة من دراسة أنظمة الأعصاب الحيوية. إن فكرة عمل الشبكات العصبية الاصطناعية هو محاكاة البيانات للوصول إلى نموذج لهذه البيانات لغرض التحليل أو التصنيف أو التنبؤ أو أي معالجة أخرى دون الحاجة إلى نموذج مقترح لهذه البيانات، وبهذه فقد حازت الشبكات العصبية الاصطناعية اهتمام الكثير من الباحثين والعلماء إذ لها المرونة العالية بالمقارنة مع الأساليب الرياضية المستعملة في عملية التعلم على نموذج البيانات وحزن المعلومات وبثها في الشبكة العصبية الاصطناعية (علي ناظم و عصام الدين، 2013، صفحة 80).

من خلال التعاريف السابقة يمكن القول بأن الشبكة العصبية الاصطناعية عبارة عن نموذج رياضي يحاكي النظام العصبي الحيوي في معالجة البيانات الداخلة عن طريق مجموعة من العناصر بهدف إيجاد مخرجات حسب الهدف من بناء هذا النموذج .

## 2-تطور الشبكات العصبية:

أشار (Hebb,D) في كتابه منظمة السلوك عام 1949 أن المشابك العصبية تقوى كلما تم استعمالها أكثر وتصبح عملية معالجتها للعمليات أسرع مع إثارتها بنفس المعطيات، كانت هذه بداية التفكير لما يسمى بالمعالجات العصبية أو الشبكات العصبية والتي كانت مطروحة في وقتها على صورة خلايا وليست شبكات مترابطة في خمسينيات القرن الماضي.

قامت شركة (ABM) بعدة محاولات لمحاكاة الخلية العصبية ونجحت في إحداها ولكن كان علم الكمبيوتر في ذلك الوقت يتجه ناحية الحساب المتسلسل مما أدى إلى إهمال موضوع الخلايا العصبية وفي عام 1959 قام (Bernard.W) ببناء نموذجي عنصر تكيفي خطي (adaptive linear element) ومجموعة عناصر تكيفية خطية (adaptive linear elements) واعتبر هذا أول ظهور للشبكات العصبية بشكلها الحالي حيث كانت تستخدم كمرشحات قابلة للتكيف (adaptive filter) لإلغاء التشويش الحاصل في خطوط الهواتف ولا تزال تعمل تجاريا حتى هذا الوقت .

استمرت الدراسات ولكن بشكل ضئيل بعد هذه الفترة إلى أن قدم (Hopfield) ببحثه المشهور (Neural Network and Physical Systems) والذي بين فيه إمكانية استخدام الشبكات العصبية في حل بعض المعضلات الصعبة المعروفة مثل البائع المتجول (Traveling Salesman) وبعض التطبيقات العملية، وتوالى التطور في علم الشبكات الاصطناعية إلى وقتنا هذا نتيجة للتطور المذهل الذي حصل في تقنيات الحواسيب الشخصية والحواسيب الصغيرة والتي تتمتع بقدرات حسابية فائقة وسعات تخزين عالية فضلا عن تطور البرمجيات وتوافر أدواتها مما ساعد على انتشار البحوث في هذا المجال وذلك من خلال إضافة أنواع جديدة من الشبكات وابتكار خوارزميات جديدة لتعليم

الشبكات العصبية وزيادة كفاءتها. (ناظم راشد، بدل رشيد، و حازم زكي، 2012، الصفحات 249-250)

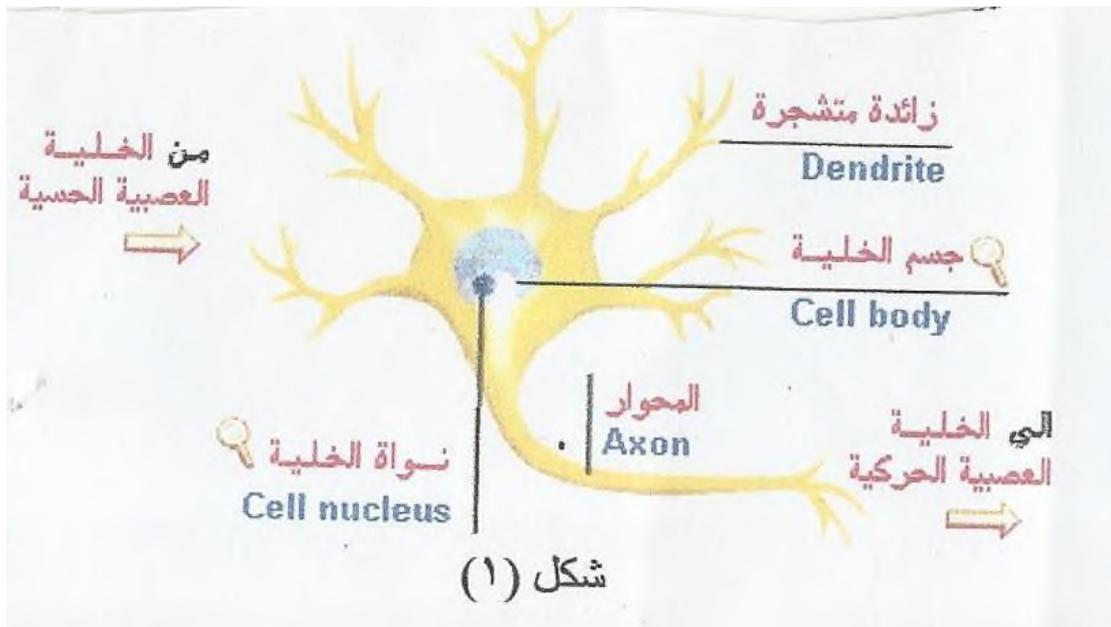
3- مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية:

الخلية العصبية الحيوية والخلية العصبية الصناعية (Biological neural cell

and Artificial neural cell) :

يتكون الدماغ البشري من خلايا عصبية وكل خلية عصبية تتألف من ثلاثة أقسام هي نهايات عصبية (زوائد شجرية) (Dendrites) ونواة (Cell nucleus) ومحور عصبي (غمد) (Axon) حيث تتلقى الإشارة من الخلايا الأخرى وتنتقل تلك الإشارة عبر نقاط التشابك العصبي Synapses بواسطة معالجة كيميائية والتي بدورها تعدل من قيمة الإشارة ثم تجمع النواة الإشارة القادمة ثم تخرج الإشارة عبر الغمد فالنهايات العصبية كما في الشكل التالي.

الشكل (1-2): مكونات الخلية العصبية الحيوية

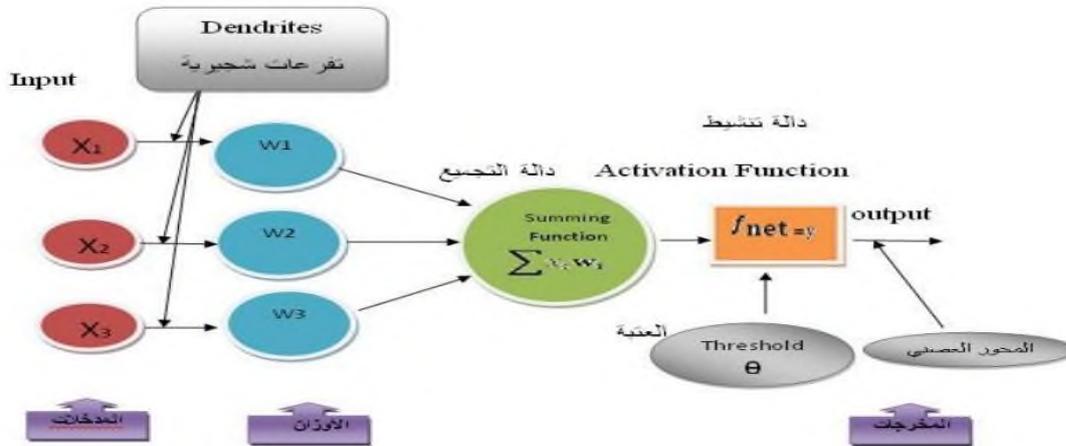


المصدر: (عبد الجادر عبد العزيز و حسين الوكيل، 2015، صفحة 64).

أما الخلية العصبية الصناعية فقد صممت لتحاكي خصائص الخلية العصبية الحيوية حيث استوحى العلماء الخطوط العريضة لبنية الشبكات العصبية من الدماغ البشري، وهي بالمثل تحتوي على وحدات معالجة بسيطة تقابل النواة ووصلات إدخال تقابل الزوائد الشجرية ووصلات إخراج تقابل المحاور العصبية وتتصل هذه الوحدات ببعضها البعض عن طريق نقاط الاتصال تقابل التشابك العصبي ويخصص لكل نقطة اتصال وزن Weight (عبد الجادر عبد العزيز و حسن الوكيل، 2015، الصفحات 64-65).

من خلال ما سبق يمكن استخلاص مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية كالتالي:

الشكل (2-2): مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر: (البدراي و عماد صليوا، 2014، صفحة 08).

### ❖ مستوى المدخلات: (input level)

هو المستوى الأول في الشبكة العصبية ويحتوي على عدد من العقد التي تمثل عدد المتغيرات المستقلة (المدخلات).

### ❖ المستوى الخلفي (hidden level)

هو المستوى الثاني الذي يلي مستوى المدخلات، وقد يكون في الشبكة أكثر من مستوى مخفي واحد وهذا المستوى يرتبط مع مستوى المخرجات، والشبكة التي تحتوي على مستوى مخفي واحد تسمى (signale- layernetwork) أما الشبكة التي تحتوي على أكثر من مستوى مخفي واحد فتسمى (multi-layer network).

### ❖ مستوى المخرجات (output level) :

وهو المستوى الأخير في الشبكة العصبية الاصطناعية الذي هو عبارة عن مخرجات الشبكة العصبية.

(علي ناظم و عصام حميد، 2013).

❖ الوصلات البينية (الأوزان connection):

هي عبارة عن وصلات اتصال بين الطبقات المختلفة تقوم بربط الطبقات مع بعضها داخل كل طبقة عبر الأوزان التي تكون مصاحبة أو مرفقة مع كل وصلة بينية ومهمتها نقل البيانات أو الإشارات الموزونة بين وحدات المعالجة أو الطبقات.

❖ وحدات المعالجة (العصبونات):

هي وحدات معالجة البيانات في الشبكة تتصل بطرق مختلفة بواسطة الوصلات البينية لتعطي الشكل العام أو البيئة المعمارية تتبع عناصر المعالجة لآلية المعالجة المتوازنة (parallel processing) لإجراء الحسابات وهي تشبه عمل العقل البشري وتتكون من:

أ- معاملات الأوزان (Weighting Coefficets):

حيث يعبر الوزن عن شدة الترابط بين عنصر قبله وبعده وهو العنصر الرئيسي في الشبكات يتم عبره نقل البيانات من طبقة لأخرى وهو الوسيلة الأساسية للذاكرة ذلك بعد إكمال مرحلة التدريب أو تعلم الشبكة حيث تتعلم من خلال ضبط الأوزان ويرمز له بين عنصري المعالجة كالاتي:  $W_{ij}, \dots, W_{i2}, W_{i1}$ .

ب- دالة الجمع (Sonmation Funetion):

لجمع الإشارات في الدخل الموزون وهي أول عملية تقوم بحساب متوسط الأوزان لكل مدخلات وحدة المعالجة ويقوم بضرب كل فئة مدخل في وزنها المصاحب لكل حاصل ضرب كالاتي:

$$S_i = \sum_{i=1}^n X_i W_{ij} \quad (2-1)$$

حيث:

$S_i$ : ناتج عملية الجمع لكل وحدة معالجة  $J$ .

$X_i$ : القيمة المدخلة القادمة من الوحدة ( $i$ ) إلى الوحدة ( $J$ ).

$W_{ij}$ : الوزن الذي يربط وحدة المعالجة ( $J$ ) بالوحدة ( $i$ ).

وأحيانا تكتب المعادلة كالتالي:

$$S_j = b_j + \sum_{i=1}^n X_j W_{ij} \quad (2-2)$$

حيث:

$b_j$ : تمثل انحياز (Bias) وهو يعتبر أحد مكونات الدخل وبأخذ دائما بجمع أحد  $(X_0=s)$  وعمله مشابه لعمل الأوزان ويمكن أن يرمز له بالرمز  $b_j=Wo_j$  وإضافة وحدة انحياز إلى وحدات الدخل تغيير من شكل تابع التنشيط أو دالة التحويل.

### ج- دالة التحويل:

هي العملية الثانية في وحدة المعالجة بعد عمل دالة الجمع وهي تحويل دالة الجمع إلى أحد القيم التي يفترض أن تكون أحد نواتج الشبكة المرغوب فيها إلى قيمة محصورة في مدى معين، ويتم ذلك بمقارنة نتيجة الجمع مع قيمة تسمى قيمة العتبة (Thashold) ويرمز لها بالرمز  $(\emptyset)$  ولتحديدها يطبق على المجموع قبل المقارنة تابع تنشيط معين ويسمى تابع التحويل.

وتتوقف مخرجات الشبكة بصورة أساسية على هذه بناء على التتابع أو الدوال تعطي الشبكة دائما مخرجات محصورة تسمى المجال  $[1,0]$  أو  $[1,-1]$ ، إن تابع التحويل يمتلك الخواص التالية:

❖ أن يكون تابعا مستمرا.

❖ أن يكون قابلا للاشتقاق وسهل الحساب.

❖ أن يكون غير متناقض.

❖ أن يكون إنسيابيا.

وهناك 03 أنواع لتتابع التفعيل:

أ- التابع الأسّي: وتسمى دالة السيكمويد أو السينية (Sigmoid Fuction) وهي تحويل

المخرجات لقيمة محصورة بين  $[1,0]$  وتسمى دالة تنشيط سيغمويد الثنائي أو  $[1,-1]$  وتسمى

دالة سيغمويد ثنائي القطبية ويأخذ هذا التابع قيم الدخل المحصورة بين  $(-\infty$  و  $+\infty)$  وهي أكثر

الدوال استخداما في خوارزميات تدريب شبكات الانتشار الخلفي بسبب سهولة اشتقاقه وكثرة أنواعه.

ب- تابع العتبة (Step Fuction): تعرف بدالة الحد الفاصل وهذا التابع يجعل القيمة المخرجة

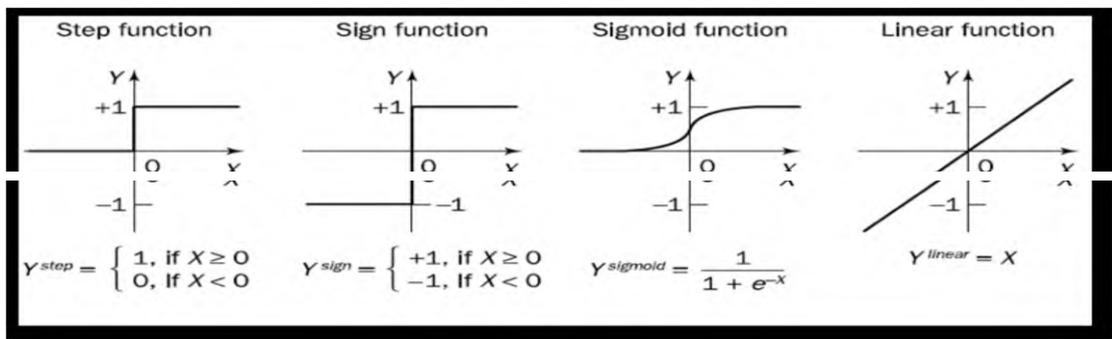
محصورة بين  $[1,0]$  وتسمى تابع التنشيط الثنائي يحد هذا التابع من خرج العصبون بحيث يصبح الخرج

مساويا للواحد. إذا كان الدخل أكبر أو مساويا للصفر ويصبح الخرج مساويا للصفر إذا كان الدخل

أصغر من الصفر.

ت- التابع الخطي (linear Fuction): توفر دالة التنشيط الخطي مخرجات تساوي المدخلات الموزونة لوحدة المعالجة ويستخدم هذا التابع في العصبونات المستخدمة في المرشحات الخطية.

ث- دالة الإشارة (Sign Fuction): تعتبر من دوال الحد الصلب، تستخدم في عمليات التصنيف وتميز الأنماط وتستخدم قيمة مقسمة تدعى (0) الشكل (2-3): أشهر دوال التنشيط.



المصدر: (علي ناظم و عصام حميد، 2013، صفحة 45)

### ج- دالة المخرجات:

بعد أن تتم عملية الجمع الموزون وتحويل ناتج الجمع لقيمة محصورة في مدى معين قد تكون المخرجات مساوية لناتج دالة التحويل ولكن في بعض الشبكات تقوم وحدة المعالجة بتعديل ناتج التحويل من خلال التنافس بوحدات المعالجة المجاورة التي لها تنشيط أكبر وهذه المنافسة تحدد وحدة المعالجة التي تكون نشطة وستقوم بالإخراج وتساعد في محدد الوحدات التي تشترك في عمليتي التعلم والتدريب (محمد عيسى، 2016، الصفحات 43-46).

### 4- هيكل الشبكة العصبية الاصطناعية:

إن أي شبكة عصبية اصطناعية تتميز بثلاثة خصائص تشكل الترابط بين العصبونات (وهو ما يعرف بمعمارية أو هيكل الشبكة العصبية الاصطناعية)، الطريقة التي تحدد الأوزان لهذه الترابطات (والتي تدعى التدريس، التعلم، الخوارزمية) بالإضافة إلى نوع دالة التنشيط المستخدمة (Allend, Moraga, & Salas, 2002, pp. 685-689)

حيث أن ترتيب العصبونات في الطبقات أو المستويات، وتشكل الترابطات ضمن أو بين الطبقات يدعى بالبنية الهندسية أو معمارية (هيكلية) الشبكة العصبية ويتم حساب عدد الطبقات في الشبكة بدون حساب طبقة الإدخال أو يمكن معرفتها من عدد الترابطات بين العصبونات وتصنف الشبكات العصبية الاصطناعية من حيث عدد طبقاتها إلى نوعين. (رمضان مطر و ابراهيم إلياس، 2010، الصفحات 8-9).

### أ- الشبكات وحيدة الطبقة Single Layer Networks:

وهي الشبكات التي لا تملك مستوى مخفي وتتكون من طبقة واحدة من الأوزان، أما وحدات الإدخال فيمكن تعريفها بأنها الوحدات التي تستلمها من العالم الخارجي ويكون انسياب الإشارات الداخلة من طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات باتجاه أمامي والنموذج العام يكون كالتالي:

$$Y_i = f(\sum_{j=1}^n w_{ij} X_j + b) \quad (2-3)$$

$$j=1, 2 \dots n$$

إذن:  $y_i$ : مخرجات الشبكة.

$f$ : دالة التنشيط المستقلة.

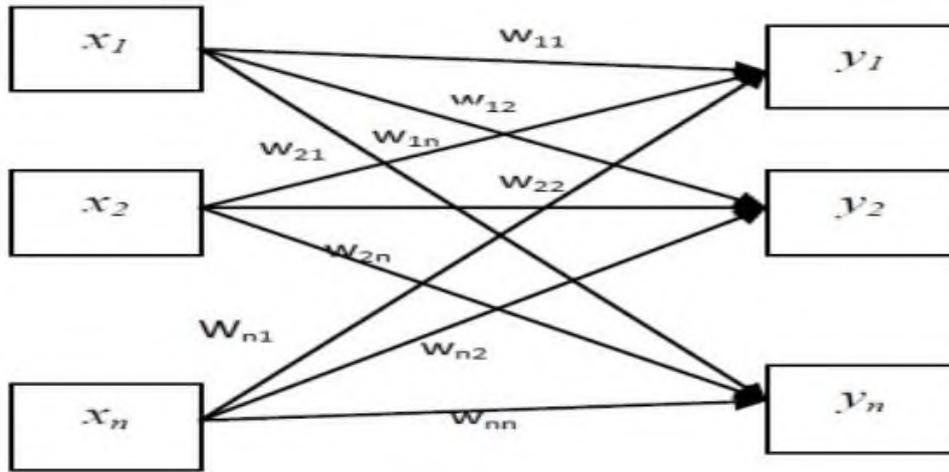
$w_{ij}$ : مصفوفة الأوزان.

$X_j$ : مدخلات الشبكة.

$b$ : الحد الثابت. (عبد الكريم صاحب و حبيب الشاروط، 2014، صفحة 14)

ويمكن تمثيلها كالتالي:

الشكل (2-4): الشبكة العصبية ذات الطبقة المفردة



المصدر: (عبد الكريم صاحب و حبيب الشاروط، 2014، صفحة 14).

ومن أمثلة هذه الشبكات شبكة المدرك وشبكة هوبفيلد (Hopfeld) التي تستخدم في حل مسائل تصنيف العينات. (البدراي و عماد صليوا، 2014، صفحة 08)

### ب- الشبكات متعددة المستويات (الطبقات) Multi Level Network:

تمتلك مستوى (طبقة) مخفية واحدة أو أكثر تعمل على زيادة قدرة الشبكة على معالجة البيانات ومن عيوبها أنها تبطئ من عملية المعالجة حيث تستغرق عملية التدريب وقتاً أطول ولكن ميزتها هي إيجاد الحل الأمثل لأية مشكلة معقدة ومن ثم تحسين الأداء ومن الأمثلة عليها شبكة التغذية الأمامية FFNN. (البدراي و عماد صليوا، 2014، صفحة 8)

ويكتب نموذجها العام كالتالي:

$$Y^{m+1} = F^{m+1}(W^{m+1}X^m + b^{m+1}) \quad (2-4)$$

$$m = 1 \dots M$$

إذ أن:  $m$ : عدد الطبقات في الشبكة.

$F^{m+1}$ : دالة التنشيط المستعملة للطبقة  $m+1$ .

$Y^{m+1}$ : متجه المخرجات للطبقة  $m+1$ .

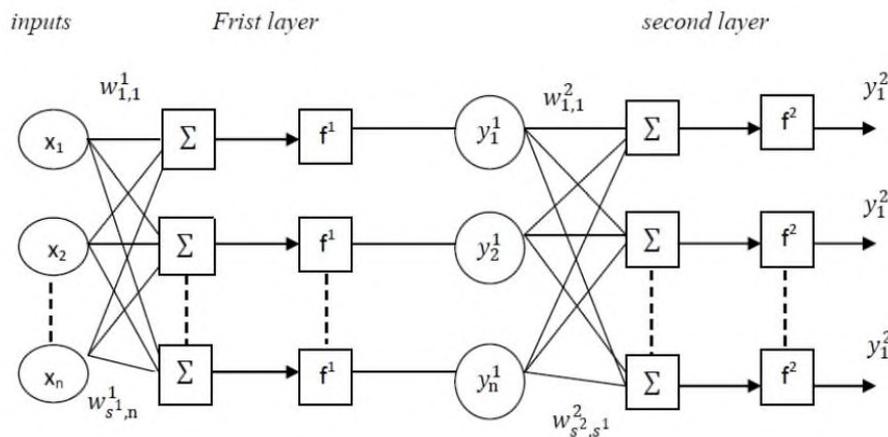
$b^{m+1}$ : متجه الحد المطلق (bais) للطبقة  $m+1$ .

$W^{m+1}$ : مصفوفة أوزان الطبقة  $m+1$ .

$X^m$ : متجه مدخلات الشبكة للطبقة  $m$ .

ويمكن تمثيلها بالشكل التالي:

الشكل (2-5): الشبكة العصبية الاصطناعية المتعددة الطبقات



المصدر: (عبد الكريم صاحب و حبيب الشاروط، 2014، صفحة 13).

وتنقسم الشبكات متعددة الطبقات إلى نوعين:

1- الشبكات الأمامية Feed Forward Networks:

إن وحدات المعالجة في الشبكات الأمامية يتم اتصالها بحيث تتدفق باتجاه واحد من عقد الإدخال إلى عقد الإخراج ومنها شبكة الانتشار الخلفي Back Propagation.

2- الشبكات الإرجاعية Recwont Networks: تحتوي هذه الشبكات على وصلات بالاتجاه الأمامي والخلفي وتكون إما شبكات إرجاعية جزئية أو شبكات إرجاعية تامة تمتلك وصلات بالاتجاه الأمامي ووصلات بالاتجاه الخلفي وهذه الوحدات قابلة للتدريب ومن أمثلتها شبكة Elman وشبكة Jordan. (عبد الجادر عبد العزيز و حسين الوكيل، 2015، صفحة 70)

3- تعليم (تدريب) الشبكة العصبية:

إن آلية التعلم في الشبكة العصبية تكمن في إيجاد الأوزان المثالية للوصلات بين عصبونات طبقات الشبكة فمن المهم إيجاد العدد الجيد للطبقات وعدد العصبونات في كل طبقة ولكن الأهم من ذلك هو

إيجاد أفضل الأوزان للوصلات التي تحقق الغرض المطلوب من الشبكة. (جباري، 2015-2016، صفحة 206).

وهناك عدة طرق في التعلم ولكن بصورة عامة يمكن تصنيفها إلى صنفين:

1- الصنف الخاضع للإشراف Supervised.

2- الصنف غير الخاضع للإشراف Unsupervised.

(علاء الدين الجراح، 2011، صفحة 178)

وهناك أيضا ما يصطلح عليه بالتعليم المراقب وغير المراقب.

### أ- التعليم غير المراقب: Unsupervised Learning of ANN

تحدث عملية تعلم الشبكة بلا إشراف لأن هذا النوع من التعلم لا يحتاج إلى مخرجات مطلوبة أي لا يحدد مسبقا مقدار المخرجات وتستعمل في الشبكات الأحادية والمتعددة الطبقات وفي هذه الطريقة يتم تعديل أوزان الشبكة بشكل آلي واستخلاص الخصائص الموجودة في الإشارات الداخلة وتجميعها على شكل مجموعات عن طريق تقوية أوزان الخلايا التي تستجيب تجاه خاصية معينة من الخصائص التي تحملها البيانات الداخلة وجعلها تتخصص بتمييز هذه الخاصية أكثر من بقية الخلايا التي سوف تجري تقويتها وصيغة تعديل الأوزان تكون كالتالي:

$$W^{\text{new}} = W^{\text{old}} + YX^t \quad (2-5)$$

وأن  $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_n]$  متجه المخرجات

### ب- التعليم المراقب (Supervised Learning of ANN)

إلى عملية تعلم أو تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية تبدأ بإدخال البيانات إلى الشبكة على هيئة متجه (Expmpars) يتكون من جزئين، يمثل الجزء الأول مجموعة المتغيرات التوضيحية، أما الجزء الثاني فيمثل المتغيرات المعتمدة (Criterion Section)، ثم تتدرب الشبكة على البيانات ونتيجة التدريب تحصل على الأوزان المثلى التي تعطي أفضل تقدير لقيم المعيار وهي تمثل مخرجات الشبكة العصبية، ثم يتم مقارنة هذه المخرجات المولدة بواسطة الشبكة مع مخرجات الهدف (المتغيرات المعتمدة) لنحصل على الخطأ [خطأ التدريب (training Error)] الذي يمثل الفرق بين مخرجات الشبكة الحقيقية وقيم مخرجات الشبكة المرغوب فيها ويستخدم كأساس في عملية تعديل أو تحديث أوزان الشبكة. إن هدف تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية على البيانات هو الحصول على أقل خطأ تدريب وبالنتيجة نحصل

على الأوزان المثلى التي يتم اعتمادها في التنبؤ لبيانات جديدة لم تخضع للتعلم وصيغة تعديل الأوزان تكون كالتالي:

$$W^{new} = W^{old} + T X^t \quad (2-6)$$

وأن  $T = [T_1, T_2 \dots T_n]$  متجه المخرجات الهدف.

$X^t = [X_1, X_2 \dots X_n]$  متجه متغيرات الإدخال.

(عبد الكريم صاحب و حبيب الشاروط، 2014، الصفحات 16-17)

إن التعليم بوجود معلم (بإشراف) يمكن أن يتم إما بتصحيح الخطأ أو بالاعتماد على الذاكرة.

### أ- التعليم بواسطة معلم على نمط تصحيح الخطأ:

يستخدم هذا النوع من التدريب لتعليم الشبكات الخطية ذات الطبقة الواحدة التي تستخدم لحل مسائل التقابل الخطي بين الدخل والمخرج، حيث تقوم الشبكة بحساب إشارة الخطأ من خلال الفرق بين خرج العصبون والمخرج المطلوب، ويتم تعديل قيم الأوزان عن طريق دالة الخطأ المسماة بتابع الكلفة بهدف تصغير الفارق عن طريق اشتقاق هذا التابع بالنسبة للأوزان الشبكية، تعتبر هذه الطريقة في التعليم من أهم طرق التعليم بواسطة معلم.

### ب- التعليم بواسطة معلم المعتمد على الذاكرة:

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

وهناك نمط مختلط يجمع التعليم المراقب وغير المراقب وهو كالتالي:

### ت-التعليم بإعادة التدعيم (Recnforcement Learning):

تقوم عملية التدعيم على أساس عملية الخلط بين طريقة التعليم المراقب والتعليم غير المراقب، حيث لا يفصح للشبكة عن القيم الحقيقية للمخرجات كما هو الحال في التعليم غير المراقب ولكن يشار إلى الشبكة بصحة نتائجها أو خطأها كما هو الحال في طريقة التعليم المراقبة. (محمد عيسى، 2016، الصفحات 49-48).

### 5-قوانين التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية:

هي عبارة عن مجموعة خطوات مرتبة تمثل الخوارزم الذي يصف طريقة تغيير ترجيحات الارتباطات وكيفية حساب الخطأ الناتج عن المقارنة بين الإجابة الصحيحة وإجابة الشبكة العصبية الاصطناعية وهي تهدف للوصول بالشبكة العصبية لمرحلة الاستقرار وتنحدر كل القواعد الخاصة بالتمرن من قاعدة Hebb حيث أن لكل نموذج قاعدة تمرن خاصة به نذكر منها قاعدتين هما:

● قاعدة دالتا (Fidron Heff): تطبق هذه القاعدة على شبكة تحتوي على طبقة دخول وطبقة خروج أي شبكة أحادية. (صوار، 2008، صفحة 167)

● قاعدة الانتشار بالتراجع (الانتشار العكسي): [ تطبق هذه القاعدة على شبكة متعددة الطبقات ذات تعليم موجه وتعتبر هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التعلم بنمط تصحيح الخطأ ] تستخدم في تدريب الشبكات العصبية كاملة الارتباط وذات التغذية الأساسية ومتعددة الطبقات وغير الخطية وهي من أكثر خوارزميات التدريب استخداما، وتعد هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ. Forward propagation ; Back propagation

(حسين زين النعيلي و موسى عمران، 2012، صفحة 455).

إن تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستعمال الانتشار العكسي يتضمن 03 مراحل كالاتي:

- ❖ مرحلة الانتشار الأمامي للخطأ.
- ❖ مرحلة الانتشار الخلفي للخطأ.
- ❖ مرحلة تحديث أوزان الشبكة (عبد الكريم صاحب و حبيب الشاروط، 2014، صفحة 16)

ويمكن تلخيص عمل الانتشار العكسي للخطأ وفقا من خلال الخطوات الآتية:

### 1- جمع ومعالجة البيانات:

تجمع البيانات بحيث تمثل المشكلة تمثيلا جيدا وكذلك تتضمن هذه المرحلة معالجة البيانات بصورة أولية وصيغة التعديل تكون بالشكل الآتي:

$$X_{\text{new}} = \frac{x - \bar{x}}{s} \quad (2-7)$$

حيث أن:  $\bar{x}$ : متوسط المتغير.

s: الانحراف المعياري.

وهناك صيغة أخرى للتعديل تكون بالشكل الآتي:

$$X_{\text{new}} = \frac{2(x - x_{\text{min}})}{x_{\text{max}} - x_{\text{mix}}} - 1 \quad (2-8)$$

ويوجد تعديل على هذه الصيغة يتمثل بإضافة أو طرح قيمة صغيرة ويكون ( $\epsilon > 0$ ) وأفضل قيمة أولية له (0.02) إذ تضمن أن تكون البيانات الناتجة تقع ما بين (1 و-1) وكما يلي:

$$X_{\text{new}} = \frac{2(x - (x_{\text{min}} - \epsilon))}{(x_{\text{max}} + \epsilon) - (x_{\text{mix}} - \epsilon)} - 1 \quad (2-9)$$

فضلا عن تحديد كيفية تجزئة السلسلة إلى مجموعة التعليم (Training Set) ومجموعة اختبار (Test Set) ومجموعة تقويم (Validation Set)

### 2- تحديد معمارية الشبكة:

لتحديد معمارية الشبكة يتم اختيار متغيرات الإدخال الذي يساوي عدد المتغيرات المستقلة، كما أن عدد المتغيرات في نموذج السلسلة الزمنية يعتمد على الصيغة الموصوفة بدلالة المتغيرات المزاحة وكذلك يتم تحديد عدد العقد في الطبقة المخفية.

إن خوارزمية شبكة الانتشار العكسي للخطأ تعتمد على اختيار دالة خطأ مناسبة والتي تتحدد قيمتها بالنتائج الحقيقية Actual والقيم المطلوب الحصول عليها Desired والتي تعتمد أيضا على معالم الشبكة مثل الأوزان والعتبة، ويمكن تلخيص خطوات خوارزمية الانتشار العكسي في الآتي:

- أ- وضع القيم الابتدائية: تحدد قيم الأوزان ومعلمة التعلم ومستويات العينة  $\theta$ .
- ب- التنشيط: يتم تنشيط شبكة الانتشار للخلف عن طريق تطبيق المدخلات  $X_i$  والمخرجات المرغوبة  $Y_j$ .
- ت- يتم حساب المخرجات الفعلية لوحدة المعالجة في الطبقة المخفية ثم طبقة المخرجات.
- ث- تدريب الأوزان: تحدد الأوزان عن طريق نشر الأخطاء المصاحبة لوحدة المعالجة للخلف ويحسب الميل أو انحدار الأخطاء لوحدة المعالجة في طبقة المخرجات والطبقة الخفية. (حسين زين النعالي و موسى عمران، 2012، صفحة 445)

- 1- وضع القيم الابتدائية: يتم تحديد نقاط الاشتباك والعينات الابتدائية لقيم عشوائية صغيرة وتكون الفترة  $(0, 1)$  وتحديد قيم معلمة  $\alpha$  معدل التعلم ومعامل النسيان  $\emptyset$ .
- 2- التنشيط: يتم حساب مخرجات العصبون عند التكرار  $t$  كالتالي:

$$y_i(t) = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}(t) + \theta_i \quad (2-9)$$

$n$ : عدد المدخلات و  $\theta$  قيمة العينة للعصبون  $j$ .

- 3- التعلم: يتم تحديد الأوزان في الشبكة:  $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}$ . حيث أن  $\Delta w_{ij}$  يصبح الوزن عند التكرار  $t$  ويتحدد بواسطة قاعدة ضرب النشاط المصمم.
- 4- يتم إضافة التكرار  $t$  بمقدار واحد للخطوة الثانية والاستمرار حتى وصول أوزان نقاط الارتباط إلى الاستقرار. (محمد عيسى، 2016، صفحة 52)

### 6- الشبكات العصبية والتنبؤ:

يعد التنبؤ باستخدام الشبكة العصبية من الأساليب الحديثة التي لاقت اهتماما واسعا في مجالات متعددة منها التنبؤ بأسعار العملات والموارد المائية، أحوال الطقس، تدفق المياه في الأنهار، واستهلاك الطاقة الكهربائية، واستخدامها بشكل واسع كونها لا تحتاج إلى شروط صارمة ودقيقة لغرض التكهّن كما أنه يمكن تغيير سلوك البيانات غير الخطي. (يونس الخياط و حازم زكي، 2005، صفحة 69)

ويمكن تلخيص عمل الشبكات العصبية بالخطوات التالية:

- 1- اختيار المتغيرات: في هذه الخطوة يتم اختيار المشاهدات التي تمثل المشكلة المراد التنبؤ بقيمتها بشكل جيد.
- 2- معالجة البيانات: إجراء بعض العمليات على البيانات المستخدمة، مثل تحديد الاتجاه العام، إيجاد توزيع البيانات. (دريال، 2014، صفحة 100)
- 3- تقسيم البيانات إلى مجاميع: تقسم البيانات المتوافرة إلى المجاميع الآتية:
  - ❖ مجموعة التدريب: مجموعة التعلم وتحديد نموذج البيانات.
  - ❖ مجموعة الاختبار: ويمكن عن طريقها تحديد مهارة الشبكة وإمكانية استخدامها بصورة عامة والتي ستعطينا القيم المتنبئة.
  - ❖ مجموعة الشرعية: وهي مجموعة لإجراء اختبار نهائي لأداء الشبكة.
- 4- نموذج الشبكة العصبية: عند تحديد نموذج الشبكة يجب اختيار:
  - ❖ عدد الطبقات المخفية الذي يعتمد على قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة.
  - ❖ عدد العصبونات المخفية الذي يحدد عن طريق التجربة.
  - ❖ عصبون الإخراج الذي عادة يساوي واحدا. (أحمد طه و عبد المجيد حياوي، 2013، صفحة 102).
  - ❖ دالة التحويل: هي الصيغة الرياضية لتحديد الإخراج التي تمنع الإخراج من الوصول إلى قيمة عالية جدا. وتستخدم أحد الصيغ أو الدوال التالية:
- 5- معيار التقويم: إن المعيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الخطأ (Mean Squar Error) (MSE).
- 6- تدريب الشبكة (ANN training): وتضمن هذه الخطوة:
  - تعليم النموذج: تحديد مجموعة الأوزان بين العصبونات ومن ثم تحسين هذه الأوزان نتيجة التدريب والتي تحدد أقل قيمة المربع الخطأ للوصول إلى أوزان تعطي نتائج دقيقة الخوارزمية: شبكة الانتشار الخلفي للخطأ تستخدم خوارزمية تدريب انحدار الميل. (خوارزمية الانتشار العكسي الدفع).

### 7- التنفيذ : Implamtntation :

وهي من أهم الخطوات إذ تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة التغير في الدورة وإمكانية التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغيير البيانات إلى الوصول إلى حالة الاستقرار. (يونس الخياط و حازم زكي، 2005، صفحة 71)

### 7-بعض نماذج الشبكة العصبية الشهيرة:

#### ❖ الشبكة العصبية أيلمان (Elman Neural Network (ENN).

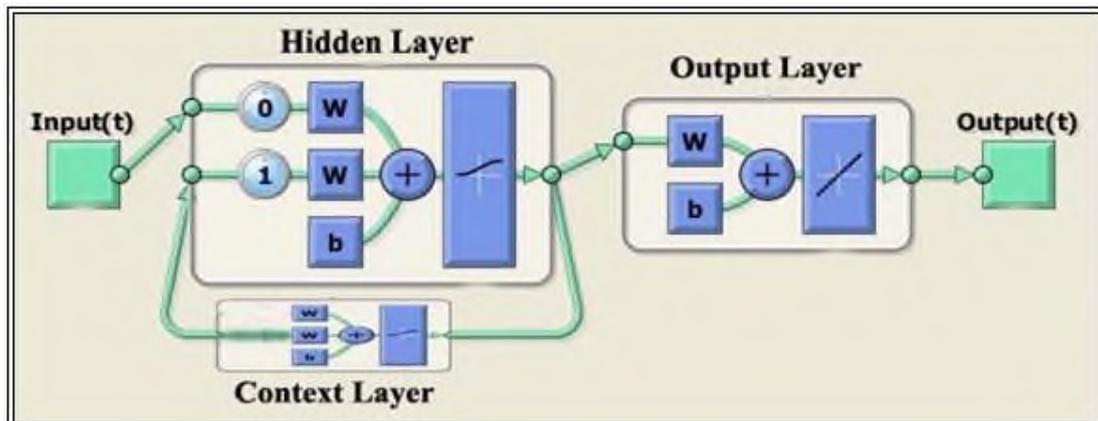
تتألف شبكة إيلمان (Elman) على الأقل من أربع طبقات من الخلايا: طبقة الإدخال input layer والطبقة الوسطى وتسمى الطبقة المخفية hidden layer، حيث ترتبط كل طبقة في الشبكة بالطبقة التي تليها ارتباطاً أمامياً (feedforward) وفضلاً عن هذا الارتباط فإن خلايا الطبقة المخفية ليست مرتبطة فقط مع طبقة المخرجات ولكن أيضاً مرتبطة بطبقة أخرى تسمى طبقة السياق (context layer) لتشكل اتصالات متكررة، ومخرجات طبقة السياق هي أيضاً مدخلات للطبقة المخفية، ويعتمد عدد الخلايا في الطبقة الوسطى على درجة تعقيد المسألة وحجم معلومات الإدخال، أما الطبقة الأخيرة فهي طبقة الإخراج (output layer).

إذ أن:

$W$ : هي الأوزان المستخدمة weights.

$b$ : هو مقدار التحيز bias. (البدراي و عماد صليوا، 2014، صفحة 10)

#### الشكل (2-6): التركيب العام لشبكة Elman



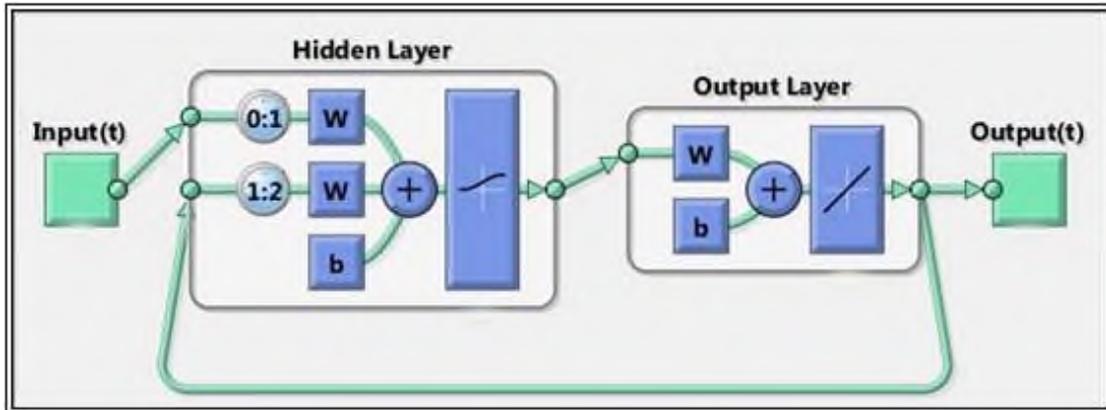
المصدر: (البدراي و عماد صليوا، 2014، صفحة 11)

❖ شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي بمدخلات إضافية أو خارجية:

**Nonlinear Autoregressive with Exogenous Input (NARX)**

تعد هذه الشبكة نوعا من أنواع الشبكات الحركية المتكررة القوية التي تستخدم للتنبؤ بالسلاسل الزمنية ، فهي تمتلك تأخيرا زمنيا delay time ومعماريته مبنية على أساس الشبكة العصبية متعددة الطبقات فهي تتألف من ثلاث طبقات من الخلايا: طبقة الإدخال والطبقة المخفية وطبقة الإخراج ، وترتبط كل طبقة في الشبكة بالطبقة التي تليها ارتباطا أماميا (feedforward) فضلا عن هذا الارتباط فإن الإشارة الخارجة من خلايا طبقة الإخراج تعتبر كمدخلات إضافية (External) باتصالات تغذية عكسية (feedback) لخلايا طبقة الإدخال وهذا سيؤدي إلى سرعة وصول الشبكة إلى الاستقرار كما أنها تستخدم خوارزمية الانتشار الخلفي (BP) لتصحيح الخطأ.

**الشكل (2-7): التركيب العام لشبكة (NARX)**



المصدر : (البدراني و عماد صليوا، 2014، صفحة 11)

والوصف الرياضي لنموذج شبكة ال NARX يتلخص في المعادلة الآتية:

$$y(t) = f(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-d), y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-d))$$

إذ أن:

$f$ : هي دالة غير خطية Nonlinear Function .

$y$ : إشارة الإخراج Output Signal .

$x$ : تمثل إشارة الإدخال Input Signal .

$d$ : زمن التأخير delay time إذا استخدم [1:2,0:1] بوصفه تأخيرا. (البدراني و عماد صليوا،

2014، صفحة 11)

❖ شبكة بيرسبترون متعددة الطبقات (MLP) :

من أكثر الشبكات استخداماً في التنبؤ بالسلاسل الزمنية تقوم فكرة هذه الشبكة على استخدام القيم السابقة للسلسلة الزمنية كمدخلات للشبكة، ويتم تجميع الأوزان في الطبقة الخفية بالنسبة للمدخلات، ويتم استخدام التحويلة غير الخطية (sigmoid). طبقة المخرجات للشبكة تستقبل مخرجات الشبكة الخفية وتطبيق عليها التحويلة الخطية حيث يتم إنتاج القيم المتنبأ بها للسلسلة الزمنية. الشكل القياسي لمعمارية شبكة MLP التي يكثر استخدامها في التنبؤ تتصف بالآتي:

- 1- شبكة ذات بنية معمارية متكاملة الترابطات.
- 2- تمييز وترابطات مختصرة مباشرة من المدخلات إلى وحدات المخرجات.
- 3- طبقة خفية وحدة مع دالة تحفيز لوجيستية وذلك لتحسين عدم الخطية في الوحدات الخفية.
- 4- طبقة مخرجات تستخدم مع وحداتها دالة خطية لوزن مدى المخرجات وغالبا يكون المدى بين (1,0).

النموذج العام لشبكة MLP التي تستخدم في التنبؤ يعطى على وفق الآتي:

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

حيث أن: h: عدد وحدات الطبقة الخفية.

n : عدد وحدات المدخلات.

w<sub>ij</sub>: الأوزان بين المدخلات والطبقة الخفية.

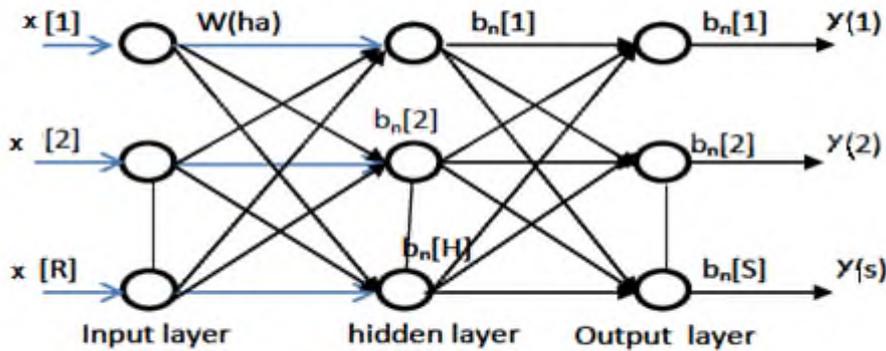
w<sub>j</sub>: الأوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات .

f<sub>j</sub>(.) : دالة تحفيز سيغمويد sigmoid function في الوحدات الخفية J<sup>th</sup>

(حسين زين النعالي و موسى عمران، 2012، صفحة 445)

الشكل (2-8): شبكة بيرسبترون متعددة الطبقات.

شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات



The multilayer perceptron

المصدر: (حسين زين الثعلبي و موسى عمران، 2012، صفحة 446)

**8- حدود وميزات طريقة الشبكة العصبية:**

تتوفر تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية على خصائص هامة، تجعلها تفوق التقنيات الكلاسيكية الخاصة بالإعلام الآلي، ونلخص هذه المزايا فيما يلي:

- **الموازاة في المعالجة** : إن هندسة الشبكة مبنية على هذا الأساس إذ أنها تقوم بتركيب معقد لكل المتغيرات المستعملة ومعالجتها في نفس الوقت مما يقلص في وقت التنفيذ، مقارنة مع طريقة البرمجة الكلاسيكية التي تعتمد على المعالجة التسلسلية للمتغيرات.

- **القدرة على التكيف**: إن قدرة التمرن الفعالة للشبكة تؤهلها لاستيعاب محددات جديدة للمشكلة من خلال المعطيات الجديدة للمحيط الخارجي.

- **الذاكرة الموزعة**: يتم تمثيل الحدث في تقنية الشبكات العصبية الصورية، حسب خريطة تنشيط للخلايا مما يسمح بالتصدي للصخب (bruit) ، زيادة على أن ضياع عنصر من الشبكة لا يؤثر على أدائها .

- **القدرة على التعميم:** من خلال عملية التمرن تتمكن الشبكة من التعرف على الأمثلة المتشابهة.

- **سهولة بناء الشبكة الاصطناعية:** ويتم ذلك بكتابة برنامج والقيام بالاختيار للمعطيات

وهذا لا يحتاج لوسائل كبيرة .

وبالرغم من كل هذه المميزات لهذه الطريقة إلا أنه يوجد حدود حالية لها والمتمثلة في:

-**من الناحية التقنية:** عدم استغلال الخاصية الموازية في المعالجة إذ أن المحاكاة تتم حالياً على أجهزة

ذات معالجة تسلسلية كلاسيكية مما يستغرق الوقت الكبير.

يجب مراعاة الاختيار السليم للمعطيات والتميز السليم لها والتشخيص الصحيح للظاهرة وأيضاً عملية

المدخلات والمخرجات للوصول إلى نموذج فعال. (صوار، 2008، صفحة 176)

### 1-2-2 منهجية بوكس جينكيز (Box and Jankins) :

سوف يتم الاعتماد على طريقة **Box and Jankins** المقدمة في كتاب العالمين الشهيرين **Time Series Analysis Forecasting and Control** والذي نشر عام 1976 بحيث أصبحت الطريقة الأكثر استخداما في تحليل السلاسل الزمنية (نقار و العواد، 2011، صفحة 127) -اهتم العالمان **Box and Jankins** سنة 1976 بجمع بعض التقنيات المستعملة في السلاسل الزمنية للمساعدة على تحديد درجة النموذج وتقدير معالمه ثم اقترح بعض الطرق للتأكد من صلاحية النموذج لأخذ شكله النهائي، ذلك أن النماذج الديناميكية الخطية المقدرة والتحليلات النظرية المرافقة لها لا تعطينا شكل النموذج فقط وإنما نحصل أيضا على المعالم المقدرة له، وهذا بغرض التنبؤ والمراقبة في المدى القصير.

تعد هذه المنهجية واسعة الاستخدام وذات صدى كبير في تحليل السلاسل الزمنية فهي تعكس سلوك السلسلة الزمنية سواء كانت موسمية أو غير موسمية فهي أسلوب يسمح النماذج الرياضية المناسبة للظواهر المدروسة وانتقاء أفضلها من خلال مجموعة من الاختبارات. (عتروس و خنشور، 2015، صفحة 194) فهي تسمح بمعالجة السلاسل الزمنية وكيفية استعمالها في التنبؤ وذلك بالاعتماد على دالة الارتباط الذاتي واستخدام مبدأ المتوسطات المتحركة ومبدأ الانحدار الذاتي هذا التحليل يخضع السلسلة الزمنية إلى العشوائية(نموذج عشوائي). (حياوي، 2013، صفحة 81)

### 1-النماذج المستخدمة في طريقة Box and Jankins:

السمة الأساسية لهذه الطريقة هي إجراء النمذجة العشوائية أو دراسة تطور السلسلة الزمنية الذي في حد ذاته هو تحقيق لعملية عشوائية معينة (Burtschy & Menendian, 1980, p. 06) هناك ثلاث نماذج لتحليل السلسلة الزمنية بناء على نموذج **Box and Jankins** والتي يتم تطبيقها على نطاق واسع في تحديد مختلف الظواهر وهي نموذج الإنحدار الذاتي (AR)، والمتوسطات المتحركة (MA) ونموذج (ARMA) الذي يدمج النموذجين (Kadri, Chaabane, & Tahon, 2014, p. 3)

### 1-1 نموذج الانحدار الذاتي (AR) :

يمكن كتابة نموذج (AR) كمجموع من القيم الحالية التي تكون مرتبطة خطيا بالقيم السابقة (Dor, 2009, p. 153)

والتي تكتب على الشكل التالي:

$$AR(p) : X_t = \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \dots + \theta_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2-10)$$

$$AR(p) : X_t = \varepsilon_t - \theta_1 y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2-10)$$

حيث  $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_p$  معاملات مقدرة موجبة أو سالبة و  $\varepsilon_t$  الحد العشوائي

$\theta$  يمثل معامل يعبر عن قوة العلاقة الخطية بين قيمتين متتاليتين (دربال, 2014, p. 60)

وتشير P إلى رتبة الانحدار الذاتي وهي عبارة عن عدد القيم الماضية المستخدمة أو بعبارة أخرى فترات

التباطؤ؛ فإذا كانت (p=1) يطلق على النموذج نموذج الانحدار الذاتي من الرتبة الأولى (AR(1).

(بن عبد الله الغنام، 2013، صفحة 07)

كما أن نموذج الانحدار الذاتي يمكن أن يستخدم لتمثيل السلاسل الزمنية المستقرة وغير المستقرة وأن

شروط استقرارية النموذج يجب أن تقع جذور المعادلة خارج حدود دائرة الوحدة أي أن تكون

( $1 - \theta < 1$ ) (عبد الكريم طعمة، استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة

الأنبار، 2012، صفحة 376)

### 1-2 نموذج المتوسط المتحرك (MA) Moving Average model :

وفقا لهذا النموذج فإن كل قيمة هي متوسط مرجح للقيم السابقة للحد العشوائي.

(Dobois, 2005, p. 04)

وتكتب كالتالي:

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 * \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \dots - \theta_p \varepsilon_{t-p} \quad (2-11)$$

(Khan, Khan, Lodhi, Ahmed Shaikh, & Jilani, 2015, p. 129)

تتميز نماذج المتوسطات المتحركة بالخصائص التالية:

- دالة الارتباط الجزئية لا تنعدم بسرعة في حالة الاستقرار وتبقى مستمرة في التناقص.

- المعاملات الأولى من معاملات الارتباط الذاتي البسيط q هي مختلفة جوهريا عن 0. (ساهد، 2012-

2013، صفحة 196)

### 3-1 نموذج الانحدار الذاتي بموسط متحرك Autoregressive Moving

#### Average (ARMA)

أن الكثير من السلاسل الزمنية المستقرة لا يمكن تمثيلها كنموذج الانحدار الذاتي  $AR(p)$  فقط أو نموذج الأوساط المتحركة  $MA(q)$  فقط لان هذا النوع من السلاسل غالباً لها خواص كلا النموذجين، لذلك يمكن تمثيلها بنموذج يتضمن خواص هذين النموذجين والذي يسمى بالنموذج المختلط ويرمز له  $ARMA(p,q)$  حيث يمثل  $(p)$  درجة الانحدار الذاتي ويمثل  $(q)$  درجة الأوساط (حسين البياتي و عبدة اسماعيل المخلافي، 2007، صفحة 30) ويعرف كالتالي:

$$ARMA(p, q): X_t = \theta_1 x_{t-1} + \dots + \theta_p x_{t-p} + \varepsilon_t - v_1 \varepsilon_{t-1} - v_p \varepsilon_{t-p}$$

(Bourbonnais, 2015, p. 258)

كما يمكن كتابة النموذج أعلاه كما يلي:

$$ARMA(p, q): (1 - \phi_1 D - \phi_2 D^2 - \dots - \phi_p D^p) y_t = (1 + \theta_1 D + \dots + \theta_q D^q) \varepsilon_t$$

$$\phi(D) y_t = \theta(D) \varepsilon_t$$

(Markidakis & Hibon, 1997, p. 147)

تعد  $AR(p)$   $MA(q)$  حالتين خاصتين من  $ARMA(p,q)$  حيث :

$$AR(p) = ARMA(p, 0)$$

$MA(q) = ARMA(0, q)$  تجدر الإشارة إلى أن نماذج  $ARMA(p,q)$  هي نماذج مستقرة.

(شيخي، 2000، صفحة 235)

### 4-1 نموذج الانحدار الذاتي المتكامل مع الأوساط المتحركة Autoregressive

#### Integrated Moving Average model (ARIMA)

عندما تكون السلسلة الزمنية غير مستقرة فإنه يجب أولاً تحويلها إلى سلسلة مستقرة قبل بناء النموذج الرياضي وذلك بأخذ الفروق  $(d)$  أو استخدام أحد التحويلات وعدد الفروق المطلوبة لتحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة تسمى بدرجة التكامل (Integrated) حيث يتحول نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة  $ARMA(p,q)$  إلى نموذج الانحدار الذاتي المتكامل مع المتوسطات المتحركة  $ARIMA(p,d,q)$  والصيغة الرياضية لهذا النموذج هي :

$$\Phi(L)(1-L)^d Y_t = \delta + \theta(L)\varepsilon_t \Leftrightarrow \text{ARIMA}(p, d, q)$$

$$\Phi(L)\Delta^d Y_t = \delta + \theta(L)\varepsilon_t \quad \text{أو:}$$

ومن بين هذه النماذج نجد نماذج السير العشوائي (random walk model)، وهو من النماذج غير المستقرة التي تحدث التغيرات فيه عن طريق التغير العشوائي  $a_t$  وعند أخذ الفرق الأول لهذه السلسلة تتحول إلى سلسلة مستقرة من التغيرات العشوائية البحتة  $(a_1, a_2, \dots, a_t)$  وصيغته  $\text{ARIMA}(0, 1, 0)$  (موسى محمد، 2016، الصفحات 30-31)

## 2-مراحل التنبؤ وفقا لمنهجية بوكس جنكيز:

تحليل السلاسل الزمنية وفقا لمنهجية بوكس جنكيز (1976)، نستخدم ثلاث أنواع من النماذج لبناء نموذج مناسب لسلوك السلسلة الزمنية باتباع خطوات من تعريف وتقدير وتشخيص إلى غاية الوصول إلى نتائج مرضية. (Dobois، 2005، صفحة 4)

## 1-2مرحلة التعريف: (Identification)

في إطار تحديد النموذج أو تشخيصه غالبا ما نحتاج في هذه المرحلة إلى جعل بيانات السلسلة الزمنية مستقرة، فالإستقرارية شرط أساسي في بناء نماذج  $\text{ARIMA}$  ليتم استخدامها فيما بعد للتنبؤ، وتكون السلسلة مستقرة إذا توفرت على خصائص إحصائية معينة كثبات المتوسط والتباين عبر الزمن (G, 2003, p. 162)

كما تعد هذه المرحلة أهم مراحل بناء النموذج حيث يتم من خلالها تحديد رتبة نموذج  $\text{ARIMA}(p, d, q)$ ، لتحديد درجة التكامل ( $d$ ) من خلال تفحص سكون السلسلة الزمنية الأصلية فإذا كانت السلسلة غير ساكنة مثل أن يكون لها اتجاه عام فيم أخذ الفرق الأول وهكذا تصبح ساكنة، ومتى ما أصبحت ساكنة بعدد من الفروق فإن هذا العدد عبارة عن ( $d$ ). ويمكن استخدام عدة أساليب للكشف عن سكون مثل اختبار جذر الوحدة لديكي فولر (Dickey-Fuller) واختبار ديكي فولر الموسع.

كما يمكن استخدام معاملات دالة الارتباط الذاتي autocorrelation function والتي تحسب

عند الفجوة  $k$  وتتراوح قيم معامل الارتباط الذاتي بين  $(-1)$  و  $(1)$

(حسن سمار، أوت 2016، صفحة 24)

وتجدر الإشارة إلى أنه ناذرا ما تزيد (d) عن 2 . (دربال، 2014، صفحة 68)

بعد الاستقرارية يمكننا تحديد قيمة المعلمتين p,q لنموذج ARMA ،إذا كان في بيان الارتباط الذاتي البسيط فقط q الأوائل (على الأكثر q=3) تختلف جوهريا عن الصفر وبيان الارتباط الذاتي الجزئي ينخفض ببطء، يمكن القول أن السلسلة من نوع MA(q) .

-إذا كان في بيان الارتباط الذاتي الجزئي فقط p الأوائل (على الأكثر p=3) تختلف عن الصفر وكان بيان الارتباط الذاتي البسيط يتناقص ببطء ،هذا يعني أن السلسلة من نوع AR(p).

-إذا كانت ذاتي الارتباط الذاتي البسيط والجزئي يتناقصان ببطء وبيقيان مستمرين في التناقص فإن السلسلة من نوع ARMA (Bourbonnais & Dominique, 2005, p. 6)

ومن أجل تحديد درجات p و q يتم تقدير النماذج التي تكون عندها p و q تختلف جوهريا عن الصفر ويتم اختيار النموذج ARMA (p,q) الذي يقوم بتدنية معيار Akaike (دربال، 2014، p. 68)

ففي عام 1974 وضع أكايك معيار اعتمد فيه على أن يكون الفارق بين كثافة النموذج وبين الكثافة الحقيقية للملاحظات ضئيلا أو بعبارة أخرى تدنية تباين النموذج مقارنة بزيادة عدد المعالم المقدرة. (محمد المشهداني و محمد كاظم، 2016، صفحة 414)

ويتم حساب معيار Akaike كالتالي:

$$AIC(M) = n \ln \sigma_a^2 + 2M \quad (2-12)$$

(بن عبد الله الغنام، 2013، صفحة 12)

كما يمكن الاعتماد على معيار (Schwartz) ويدعى (Schwartz Bayesian Criterion) والذي اقترحه (Schwartz) عام 1978 وهو مشابه لمعيار AIC ويتم اختيار النموذج الذي يعطي أقل قيمة لهذه المعايير . (حسين زين الثعلبي و موسى عمران، 2012، صفحة 443)

ويتم حسابه كالتالي:

$$Sc(p, q) = Ln\hat{\delta}_\varepsilon^2 + \frac{2(p+q)}{t} LnT \quad (2-13)$$

حيث تشير :

T : إلى عدد المشاهدات المستخدمة في التقدير و n إلى عدد المعالم المقدرة في النموذج و e إلى البواقي.

(بن عبد الله الغنام، 2013، صفحة 12)

بالإضافة إلى معيار معلومات بيز (Bayesian Information Criterion) BIC والذي يحسب بالصيغة التالية

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + M \ln n$$

(2-14)

(محمد المشهداني و محمد كاظم، 2016، صفحة 414)

ويمكن إدراج الجدول التالي الذي يبين كيفية التعرف على النموذج وفقا لمنحنى الارتباط الذاتي:

بالإضافة إلى معيار **HQ (Hannan Quinn)**

$$HQ(p) = \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2pc \ln(\ln n)/n$$

$c > 2$

(2-15)

(ساهد، 2012-2013، صفحة 28)

الجدول (2-1): كيفية التعرف على النموذج وفقا لمنحنى الارتباط الذاتي

النموذج	ACF	PACF
AR(1)	تضاؤل تدريجي أسي أو متذبذب	$r_k=0, k>1$
AR(q)	تضاؤل تدريجي للصفر وربما وجود تذبذب للمعالم	نتؤ خلال التباطؤ p وجميع $r_k=0$ لكل القيم $k>p$
MA(1)	نتؤ موجب أو سالب عند التباطؤ الأول وجميع $p_k=0$ لكل القيم $k>1$	تضاؤل تدريجي أو متذبذب
MA(q)	نتؤ وجميع $p_k=0$ لكل القيم $k>1$	تضاؤل تدريجي أو متذبذب
ARMA(1,1)	تضاؤل تدريجي أسي أو متذبذب بداية من التباطؤ الأول.	تضاؤل متذبذب بداية من التباطؤ الأول
ARMA(p,q)	تضاؤل تدريجي سواء مباشر أو متذبذب بداية من التباطؤ q	تضاؤل تدريجي مباشر أو متذبذب بداية من التباطؤ p

المصدر: (T.H، 2008، صفحة 2)

## 2-2 تقدير المعالم: (Estimation)

إن عملية تقدير النموذج هي المرحلة الثانية من مراحل دراسة السلاسل الزمنية وتحليلها، وتأتي بعد عملية تشخيص النموذج الملائم للسلسلة الزمنية، ولكي يحقق النموذج الهدف الأساسي من بنائه وهو التنبؤ يجب علينا أن نضمن جودة تقديره وملائمته للسلسلة الزمنية، وهناك عدة طرق لتقدير معالم النموذج من أبرزها

**أ-طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية Method of Ordinary Least Squares (O.L.S.E.):**

تقوم هذه الطريقة على مبدأ تقليص مجموع مربعات خطأ التقدير ،وجعله في نهايته الصغرى.

**ب-طريقة الإمكان الأعظم Maximum Likelihood Method:**

وتتلخص الطريقة في أن قيم مصفوفة معالم النموذج المراد تقديرها يتم اختيارها وفقاً لمبدأ تعظيم دالة الإمكان. (عبد الكريم طعمة، 2012، صفحة 380)

**1-نموذج  $AR(p)$  :** يكون أسلوب التقدير غير خطي وفي الغالب هو معظمية الاحتمال

(Maximum Likelihood) أو نستخدم العلاقة الموجودة بين الارتباط الذاتي و معاملات النموذج (Yule-Walker)

**2-نموذج  $ARMA(p,q)$  و  $MA(q)$  :**

تقدير معالم هذه النماذج معقدة لأنها غير خطية و الحد العشوائي غير متطور و بالتالي فهي تتطلب طرق تقدير تكرارية (iterative) و عليه يكون أسلوب التقدير غير خطي وفي الغالب هو (Maximum likelihood) و كذلك طريقتي البحث التشابكي و غوس نيوتن. (دربال، 2014، الصفحات 68-69)

**2-3مرحلة التشخيص (Diagnostic) :**

الخطوة التالية بعد التعريف وتقدير المعلمات هي الفحوص التشخيصية ويتم ذلك باختبار معنوية معالم النموذج حيث أن المعلمة تعد معنوية إذا كانت القيمة المطلقة لها أكبر من ضعف الخطأ المعياري أو أن قيمة p-value للمعلمة أقل من مستوى المعنوية المعتمد في الدراسة ومن الاختبارات التشخيصية الأساسية اختبار عشوائية البواقي (رمضان إسماعيل ، 2016 ، صفحة 441)

إذ تعد البواقي  $e_t$  هي تقدير للحد العشوائي  $\varepsilon_t$  ونخضعها للاختبارات الآتية:

**أ- اختبار الاستقلال التسلسلي Ljung-Box :**

الهدف من الاختبار هو التأكد من عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي، وأن السياق المولد لها هو عشوائي تماما .

$$H_0: p_1 = p_2 = \dots \dots \dots p_p = 0 \quad (\text{غياب الارتباط الذاتي})$$

$$H_1: p_1 \neq p_2 \neq \dots \dots \dots p_p \neq 0 \quad (\text{وجود الارتباط الذاتي})$$

**4-2 مرحلة التنبؤ:**

بعد اجتياز النموذج لاختبارات التشخيص تأتي المرحلة الأخيرة في طريقة (Box-Jankis Method) وبالإمكان استعمال النموذج الذي تم اختياره للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية (البيانات خارج السلسلة الزمنية) (محمد المشهداني و محمد كاظم، 2016، صفحة 414)

**1-2-3 استخدام أسلوب تحليل فورييه في التنبؤ:**

بغية معالجة هذا الجانب ارتأينا التطرق أولاً إلى مفهوم الدوال المثلثية ثم التطرق إلى سلاسل فورييه أو النشر إلى سلسلة فورييه ليتم التطرق فيما بعد إلى استخدام تحليل فورييه في الجانب الاقتصادي كأسلوب للنمذجة والتنبؤ.

**1-الدوال المثلثية:**

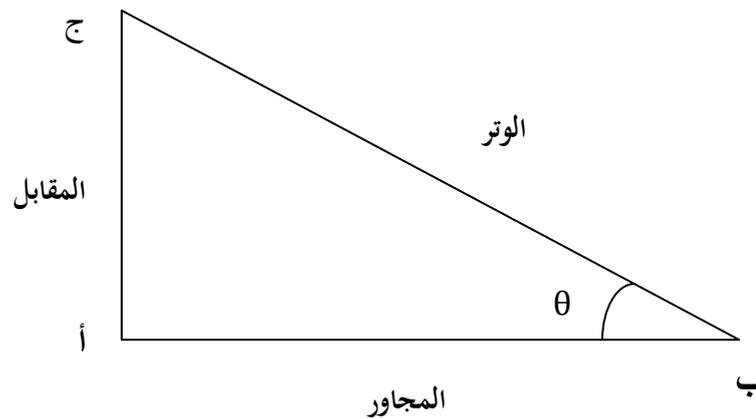
نحتاج في بعض التطبيقات الاقتصادية القياسية وخاصة في مجال الدورة التجارية (Business cycle) (والسلاسل الزمنية

(Time series) إلى استعمال ما يسمى بالدوال المثلثية (Trigometric Functons) والتي تسمى في بعض الأحيان الدوال الجيبية (Sinusoidal). (هاني، 2014، صفحة 309)

**1-1تعريف الدوال المثلثية:**

هي دوال تنشأ في العادة من علاقة زاوية غير قائمة ( $\theta$ ) في مثلث قائم الزاوية بنسبة طول أي من ضلعي المثلث وعلى سبيل المثال المثلث أ ب ج في الشكل (2-9).

**الشكل (2-9):المثلث القائم**



المصدر: من إعداد الطالبة

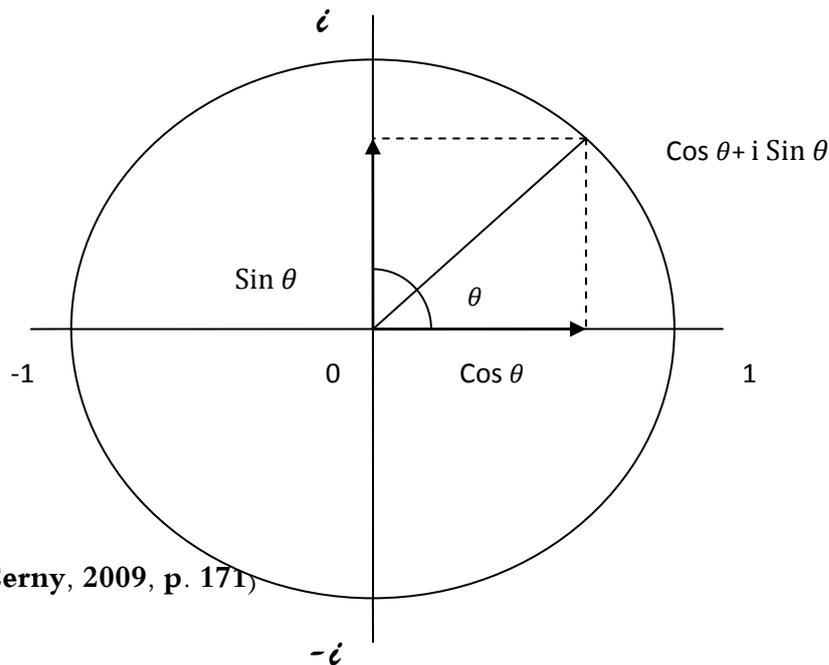
$$(2-16) \frac{\text{المقابل}}{\text{الوتر}} = \text{جيب الزاوية}$$

$$(2-17) \frac{\text{المجاور}}{\text{الوتر}} = \text{جيب تمام الزاوية}$$

$$(2-18) \frac{\text{المقابل}}{\text{المجاور}} = \text{ظل الزاوية}$$

في نفس السياق دائرة بنصف قطر مقداره وحدة واحدة ( $r=1$ )، لو افترضنا أن نصف القطر تحرك بعكس عقارب الساعة لتنشأ الزاوية ( $\theta$ ) والمثلث OBA وذلك وفق للشكل (عبد الرزاق هاني، A cerny, introduction to fast fourier transform in finance ,Tanaka business school discussion papers,2004 ;p04)

الشكل (2-10): الدائرة المثلثية



Source : (Cerny, 2009, p. 171)

بحيث يجب أن يكون قياس الزاوية معبر عنه بالراديان وذلك من خلال الجدول التالي الذي يبين كل قياس بالدرجات ومايقابله بالراديان.

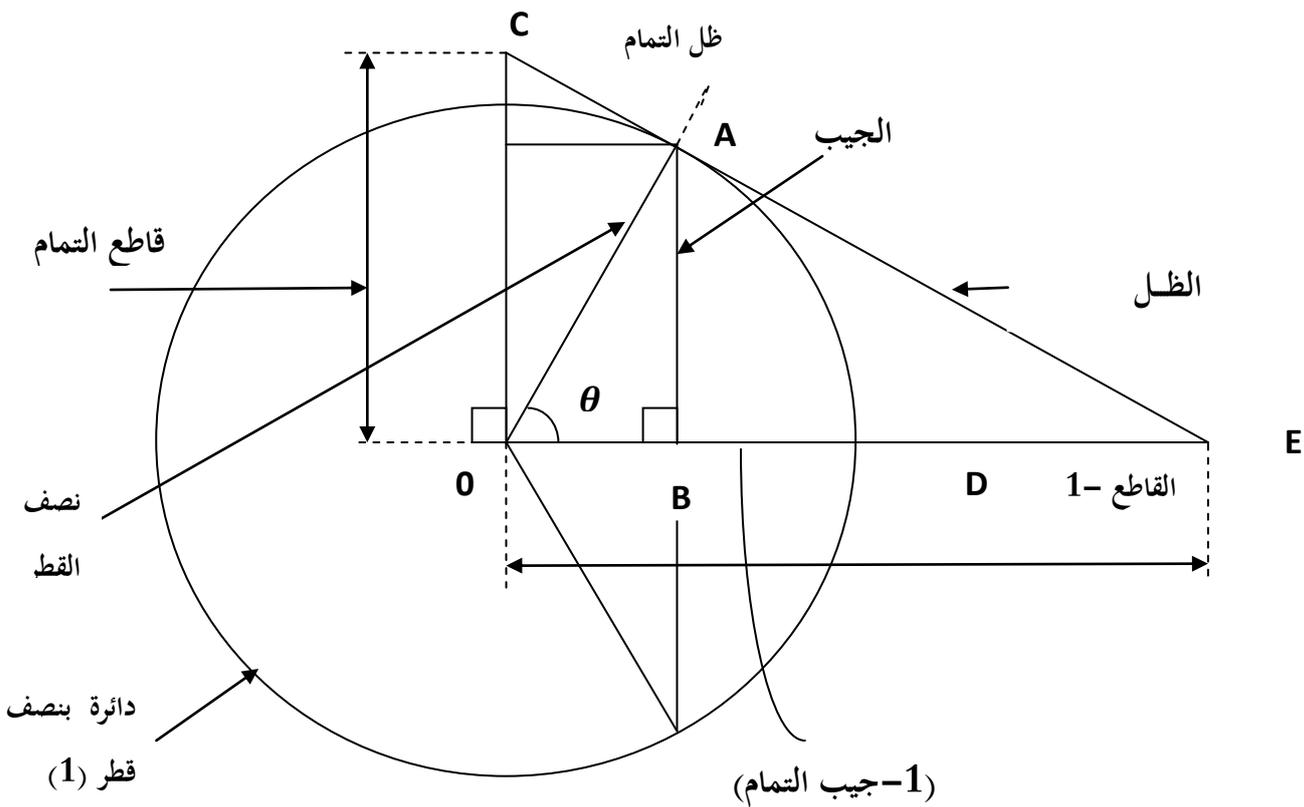
الجدول (2-2): تحويل الدرجات إلى الراديان.

360	270	180	60	30	0	الزاوية بالدرجات
$2\pi$	$3\pi/2$	$\pi$	$\pi/3$	$\pi/6$	0	الزاوية بالراديان

المصدر: (Cerny, 2009, p. 172)

ومن خلال الشكل البياني التالي يمكن حساب النسب المثلثية والتي سنبينها في الجدول الموالي.

الشكل (2-11): النسب المثلثية



المصدر: (هاني، 2014، صفحة 310)

لو أخذنا مقطعاً من مسار الحركة التناوبية لجيب الزاوية وكبرنا لأغراض التحليل لحصلنا على الشكل (2-11) تسمى النقطة الواقعة في أعلى الموجة قمة (peak) والنقطة الواقعة في أسفلها النقطة الدنيا القعر (trough) والدورة فترة (p) (period) هي المسافة بين أي نقطتين متكررتين متقابلتين (قمة إلى قمة أو قعر إلى قعر) وتسمى المسافة العمودية بين خط الأساس والقمة أو القعر الاتساع a (amplitude) وتسمى الإزاحة الأفقية للدالة عن موقعها السابق (يميناً أو يساراً) أو إلى نقطة الأساس) إزاحة الطور  $\alpha$  (phase shift) وتكون الإزاحة إلى اليمين إذا كان طور الإزاحة سالباً، وإلى اليسار إذا كان موجباً. وتسمى المسافة من المحور الأفقي إلى خط الأساس الإزاحة العمودية d

وفي تحليل الدورات التجارية نستفيد من هذه المفاهيم في معرفة نمط الدورة وعمقها (اتساعها). حيث تستخدم الدوال المثلثية (الجيب والجيب تمام والظل عادة) في إجراء الحسابات (هاني، 2014، صفحة 316)

بينما النسب المثلثية فيمكن توضيحها من خلال الجدول التالي:

الجدول (2-3): النسب المثلثية

النسبة	الصيغة الرياضية
الجيب SINE	BA/OA
جيب تمام COSINE	OB/OA
الظل TANGENT	BA/OB
ظل التمام COTANGENT	1/(BA/OB)
القاطع SECANT	1/(OB/OA)
القاطع تمام COSECANT	1/(BA/OA)

المصدر: (هاني، 2014، صفحة 311)

والجدول التالي يبرز المشتقات والتعريفات الهامة للدوال المثلثية الأكثر استعمالاً كما في الجدول

التالي:

الجدول (2-4): الدوال المثلثية

المشتقة	الدالة
COS X	SIN X
-SIN X	COS X
$1 - \text{TAN}^2 X = \text{SEC}^2 X$	TAN X

$\text{SIN}^2 X + \text{COS}^2 X = 1$  ولدينا:

$\text{Sin}(x+y) = \text{Sin}x * \text{Cos}y + \text{Cos}x * \text{Sin}y$  (2-19)

$\text{Cos}(x+y) = \text{Cos}x * \text{Cos}y - \text{Sin}x * \text{Sin}y$  (2-20)

$\text{Sin}(x-y) = \text{Sin}x * \text{Cos}y - \text{Cos}x * \text{Sin}y$  (2-21)

$\text{Cos}(x-y) = \text{Cos}x * \text{Cos}y + \text{Sin}x * \text{Sin}y$  (2-22)

(هاني، 2014، الصفحات 313-315).

**2-1- تعريف السلسلة المثلثية:**

السلسلة المثلثية هي سلسلة تابعة لها الشكل:

$$\frac{a_0}{2} + (a_1 \cos x + b_1 \sin x) + (a_2 \cos 2x + b_2 \sin 2x) + \dots + (a_k \cos kx + b_k \sin kx) =$$

$$\frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cos kx + b_k \sin kx)$$

(2-23)

وتكون هذه السلسلة معلومة إذا تم تعيين أمثالها كما نلاحظ:

1- لقد أخذنا الثابت  $\frac{a_0}{2}$  بهذا الشكل لتسهيل صياغة بعض العلاقات المقبلة.

2- الحد الأول أو المدرج الأول  $(a_1 \cos x + b_1 \sin x)$  هو تابع دوري ودوره  $2\pi$ .

3- الحد العام أو المدرج ذو الرتبة  $k$   $(a_k \cos kx + b_k \sin kx)$  هو تابع دوري دوره  $\frac{2\pi}{k}$ .

4- أن جميع حدود السلسلة المثلثية هي توابع دورية ودورها المشترك هو  $2\pi$  □ (229 صفحة 1991، الحق، عبد و ونان)

### 1-3 خواص السلسلة المثلثية:

ليكن لدينا العدد الحقيقي  $T$  الموجب فإن:

$$U_n(x) = a \cos \frac{2\pi nx}{T} + b \sin \frac{2\pi nx}{T} \quad (2-24)$$

وبالتالي فإن  $U_n$  هي دالة مستمرة في الفترة  $T$  و  $W = \frac{2\pi}{T}$  يمثل الدور.

$$f = \frac{1}{T} \quad \text{يمثل التردد}$$

(Cervien, 1996, pp. 13-14)

- الدالة المثلثية متقاربة في  $\mathbb{R}$
  - الدالة المثلثية متقاربة في  $0, \frac{2\pi}{w}, ]$
  - الدالة المثلثية متقاربة في  $[\alpha, \alpha + \frac{2\pi}{w}]$   $\forall \alpha \in \mathbb{R}$
- (Amrouni)

### 1-4 حساب معاملات السلسلة المثلثية:

لتكن لدينا السلسلة المثلثية التالية:

$$F(x) = \frac{a_0}{2} + \sum (a_n \cos nx + b_n \sin nx) \quad (2-25)$$

$$\int_{-\pi}^{\pi} \cos(kx) dx = \int_{-\pi}^{\pi} \sin(kx) dx = 0 \quad (2-26) \quad \text{ولدينا}$$

$$\forall k \in \mathbb{N}$$

وأن:

$$\int_{-\pi}^{\pi} \cos(kx) \cos(mx) dx = \int_{-\pi}^{\pi} \sin(kx) \sin(mx) dx = 0 \quad (2-27)$$

$$k \neq m, m, k \in \mathbb{N}$$

$$\int_{-\pi}^{\pi} \cos(kx) \sin(mx) dx = 0 \text{ وأيضا:}$$

$$\forall m, k \in \mathbb{N}$$

$$\int_{-\pi}^{\pi} \cos^2(kx) dx =$$

وأيضا:

$$\int_{-\pi}^{\pi} \sin^2(kx) dx = \pi$$

وعليه فإن:

$$\int_{-\pi}^{\pi} f(x) dx = \frac{a}{2} \int dx + \sum [a_n \int_{-\pi}^{\pi} \cos nx + b_n \int_{-\pi}^{\pi} \sin n x]$$

$$= \frac{a}{2} \quad 2\pi = a_0 \pi$$

ومن الصيغة الأخيرة لدينا:

$$a_0 = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) dx \quad (2-28)$$

وباستخدام أسلوب ضرب طرفي المتسلسلة بالمعامل  $\cos(kx)$  ومنه تنتج أيضا متسلسلة متقاربة ومن

جديد بمكاملة الطرف الأيمن من المساواة الناتجة طرفا بطرف في المجال  $-\pi \leq x \leq \pi$

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cos(nx) dx \quad ; n=0, 1, 2, \dots$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \sin(nx) dx \quad ; n=0, 1, 2, \dots \quad (2-29)$$

(باشيوة، 2011، الصفحات 407-409)

5-1 تعريف سلسلة فورييه (النشر إلى سلسلة فورييه).

لتكن  $F(t)$  دالة دورية للمتغير  $t$  وهي مطورة إلى سلسلة فورييه حسب الصيغة التالية (2-30):

$$F(t) = a_0 + a_1 \cos(\omega t) + a_2 \cos(2\omega t) + \dots + a_n \cos(n\omega t) + b_1 \sin(\omega t) + b_2 \sin(2\omega t) + \dots + b_n \sin(n\omega t)$$

والتي يمكن كتابتها كما يلي (2-31):

$$F(t) = a_0 \sum_{n=0}^{\infty} (a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t))$$

حيث  $n$  : عدد طبيعي.

$$\omega = \frac{2\pi}{T}$$

و  $a_0, a_n, b_n$  عبارة عن ثوابت حقيقية والتي تسمى بمعاملات فورييه.

حساب معاملات فورييه:

1- حساب  $a_0$  :

لدينا:

$$F(t) = a_0 \sum_{n=0}^{\infty} (a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t)) \quad (2-32)$$

$$\int_0^T f(t) dt = \int_0^T a_0 dt + \sum_{n=0}^{\infty} |a_n \int_0^T \cos(n\omega t) + b_n \int_0^T \sin(n\omega t) dt|$$

أو:

$$\int_0^T \cos(n\omega t) dt = \frac{1}{n\omega} [\sin(n\omega t)]_0^T = 0$$

$$\int_0^T \sin(n\omega t) dt = \frac{1}{n\omega} [\cos(n\omega t)]_0^T = 0$$

إذن:

$$\int_0^T f(t) dt = a_0 \int_0^T f(t) dt = a_0 T$$

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) dt \quad (2-33)$$

(Jean-Marie Monier, Analyse MP ,Donond, paris, France, 4eme edition, 2004, p435).

2- حساب  $a_n, b_n$ :

نضع  $n \neq 0$  و  $p \neq 0$

ونعلم أن:

$$\cos a \cos b = 1/2 [\sin(a+b) + \sin(a-b)]$$

$$\sin a \sin b = 1/2 [\cos(a-b) - \cos(a+b)]$$

$$\sin a \cos b = 1/2 [\sin(a+b) - \sin(a-b)]$$

$$\int_0^T \cos(nwt) \cos(pwt) dt = \begin{cases} 0 & \text{si } n \neq p \\ \frac{T}{2} & \text{si } n = p \end{cases}$$

$$\int_0^T \sin(nwt) \cos(nwt) dt = 0$$

سوف نقوم بحساب  $\int_0^T f(t) \sin(pt) dt$  و  $\int_0^T f(t) \cos(pt) dt$

وباستعمال النتائج السابقة نجد:

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos(nwt) dt \quad (2-34)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \sin(nwt) dt \quad (2-35)$$

(Dequatre, 2002, pp. 158-159)

## 2- استخدام سلاسل فورييه (تحليل فورييه) في التنبؤ الاقتصادي:

إن التحليل الجديد للسلاسل الزمنية يأخذ بعين الاعتبار خصائصها وسلوكها وذلك بهدف التوصل إلى النمذجة الصحيحة للظواهر الاقتصادية وهو ما نسعى إليه عند تحليلنا للسلاسل الزمنية باستخدام تحليل فورييه أو التحليل التوافقي في بعض المراجع الذي يعتبر امتداداً للتحليل الطيفي حيث يسمح هذا الأخير بتحديد إذا ما كانت السلسلة الزمنية دورية أم لا مع تحديد هذا الدور بينما تحليل فورييه فهو يسمح بمعرفة أي هذه المركبات الدورية تأثيراً في الظاهرة للتوصل إلى النمذجة الصحيحة لها ومن ثم التنبؤ بقيمها.

## 2-1 تعريف أسلوب تحليل فورييه (التحليل الطيفي):

لقد وردت تعاريف عدة لأسلوب تحليل فورييه أو التحليل الطيفي والتي سنحاول إدراجها كالتالي:

1- الفكرة الأساسية للتحليل الطيفي أنه يقوم بإعادة تقدير السلسلة الزمنية

الأصلية  $X(t)$  إلى سلسلة جديدة  $X(f)$  والتي تبرز التردد الأكثر تأثيراً في

ديناميكية السلسلة الأصلية. (Masset, october 2008, p. 3)

2- يعتمد التنبؤ باستخدام السلاسل الزمنية على البيانات المتعلقة بالماضي والتي

تتكون من أكثر من تغير (تذبذب) موسمي كان أو دوري أو عشوائي.

وغالبا ما يرتبط التذبذب الموسمي بالمركبة العشوائية مما يمنع من التوصل إلى

التنبؤ الدقيق. (Lewis, Bell, & Lewis, 2003, p. 1282)

3- التحليل الطيفي للسلسلة الزمنية المستقرة  $X(t)$  هو تحليلها إلى مجموع مركبات

(مكونات) جيبيية بمعاملات عشوائية غير مرتبطة. (J.Brockwell & Davis, 2nd

edition 2002, p. 111)

4- يسمح تحليل فورييه بتحليل السلاسل الزمنية الدورية إلى مجموعة من الدوال الجيبية.

(Fumi, Pepe, Scarabotti, & M.Schiraldi, 03/2013, p. 03)

## 2-2 ظهور أسلوب تحليل فورييه (سلاسل فورييه):

في عام 1882 العالم الفرنسي جوزيف فوري أعماله حول النظرية التحليلية للحرارة (analytical theory of heat) وقام بوضع السلسلة التالية:

$$y = \frac{1}{2} + a_0(a_1 \cos x + b_1 \sin x) + (a_2 \cos x + b_2 \sin x) + \dots$$

. (2 - 36)

وهذه العملية أبحاث لاحقاً تعرف بتحليل فورييه والتي تفترض أن أي دالة دورية يمكن كتابتها بالشكل السابق في الصيغة (2-36). (Lewis, Bell, & Lewis, 2003, p. 1282)

تاريخياً بدأ التحليل الطيفي للكشف عن الدور الخفي في بيانات السلسلة الزمنية. وفي إطار تحليل السلاسل الزمنية هناك نوعين فبتحليل خصائص ارتباط السلاسل الزمنية والذي يطلق عليه التحليل الزمني للسلاسل الزمنية وعندما نقوم بتحليل مجال التردد للسلاسل الزمنية فإننا نتطرق إل التحليل الترددي (frequency domain) أو التحليل الطيفي والتي أثبتت نجاحها في مجال الصوتيات، هندسة الإتصالات، العلوم الجيوفيزيائية والعلوم الطبية الحيوية... إلخ (Jonathan D و King، 2008، صفحة 319)

## 2-3 الهدف من الأسلوب:

تكمّن أهمية الأسلوب فيما يلي:

- يمكن استخدام التحليل الطيفي لتحديد وقياس مختلف المركبات الدورية للسلسلة الزمنية . (Masset, october 2008, p. 1)
- تهدف سلاسل فورييه إلى إعادة إظهار المركبة الموسمية من خلال تمثيلها بشكل جيبي. (Charland, 29 août 2011, p. 08)

- كما تهدف منهجية التحليل الطيفي إلى تحديد السلوك الدوري للسلاسل الزمنية بدلا من تحليل التباين من نقطة لأخرى فهو يسمح بتحليل تباين السلسلة الزمنية ككل كمجموعة من المركبات الدورية بترددات مختلفة. (le guide de IBM SPSS Forecasting 20,p44)

#### 2-4 تحليل فورييه للسلاسل الزمنية:

أسلوب التحليل الطيفي (تحليل فورييه) والذي يعد أحد طرائق السلاسل الزمنية, لأنه يبحث عن نماذج دورية للمعطيات في ظاهرة معينة عبر الزمن، والغرض منها هو تبسيط أو تحويل السلاسل الزمنية المعقدة إلى مركبات دورية على شكل منحنيات جيبية ذات طول موجي معين وقد تم اعتماد طريقة تحويلات فورييه السريعة التي تعد فعالة وعملية لاكتشاف الأمواج ودورية كل منها ، ويمر بناء النموذج بمراحل يتم بواسطة سلسلة من تطبيقات الجيوب وجيوب التمام series of sine and cosine functions. ولو افترضنا أننا نريد أن نمثل كامل السلسلة الزمنية بموجة واحدة يفترض هذا التحليل أن أي سلسلة زمنية  $Y_t$  يمكن كتابتها عن طريق مجموعة من المركبات الجيبية والتي تكتب كالتالي:

$$Y_t = G \cos(\lambda t + \phi) + \mu t \quad (2-37)$$

بجيث أن:

G: السعة.

$\phi$ : الطور

$\lambda$ : التردد

$\mu t$ : الخطأ العشوائي

وكما سبق ذكره فإن النقطة الواقعة في أعلى الموجة قمة (peak) والنقطة الواقعة في أسفلها النقطة الدنيا القعر (trough) وتسمى المسافة العمودية بين خط الأساس والقمة أو القعر الاتساع أو السعة (amplitude) G وتسمى الإزاحة الأفقية للدالة عن موقعها السابق (يمينا أو يسارا من أو إلى نقطة الأساس) إزاحة الطور  $\phi$  (phase shift) وتكون الإزاحة إلى اليمين إذا كان طور الإزاحة سالبا ،

وإلى اليسار إذا كان موجبا. والدورة فترة (period) (p) هي المسافة بين أي نقطتين متكررتين متقابلتين (قمة إلى قمة أو قعر إلى قعر). (عبد الرزاق بن هاني، مرجع سابق، ص316).

والذي يمكن حسابه كالتالي:

$$P = \frac{1}{\lambda}$$

كما يمكن كتابة النموذج السابق الذي يمكن تسميه بالنموذج التوافقي وفقا للصيغتين التاليتين :

$$y_t = G[\cos(\lambda t)\cos(\varphi) - \sin(\lambda t)\sin(\varphi)] + \mu t \quad (2-38)$$

$$y_t = A \cos(\lambda t) + B \sin(\lambda t) + \mu t \quad (2-39)$$

حيث:

$$A = G \cos(\lambda t) \quad (2-40)$$

$$B = G \sin(\lambda t) \quad (2-41)$$

#### 1-2-4 تقدير النموذج التوافقي (سلسلة فورييه): (William w.s, 2006, pp. 237-240)

إذا كان النموذج التوافقي يحتوي على أكثر من مركبة توافقية يمكن كتابة صيغته كالتالي:

$$y_t = G_i \cos(\lambda_i t + \varphi_i) + \mu t \quad (2-42)$$

بحيث:  $i=1,2,3,\dots,h$

$$y_t = A_i \cos(\lambda_i t) + B_i \sin(\lambda_i t) + \mu t \quad (2-43)$$

بحيث:  $i=1,2,3,\dots,h$

كما أن:

$$A_i = G_i \cos(\phi_i) \quad , \quad B_i = -G_i \sin(\phi_i)$$

أين يمكن تقدير  $A_i$  و  $B_i$  باستخدام طريقة المربعات الصغرى ليتم التوصل إلى النموذج التالي:

$$y_t = \xi_0 + \sum_{j=1}^h [\xi_j \cos(\lambda_j t) + \Omega_j \sin(\lambda_j t)] + u_t$$

$$Y_t = \hat{A}_0 + \sum_{j=1}^h [\hat{A}_j \cos(\lambda_j t) + \hat{B}_j \sin(\lambda_j t)] + \mu_t \quad (2-44)$$

حيث أن  $\lambda_{ji}$  يمثل تردد فورييه أو التردد القياسي والذي يحسب بالصيغة التالية:

$$\lambda_j = 2\pi \frac{j}{N} \quad j = 1, 2, \dots, h$$

إذا كان النموذج التوافقي للسلسلة الزمنية يحتوي على أكثر من مركبة جيبية أو توافقية فإن قيمة التردد ترتبط بحجم العينة في حسابها كالتالي:

### 1- حجم العينة عدد فردي:

لما يكون عدد مشاهدات السلسلة الزمنية المدروسة فرديا فإن النموذج التوافقي لهذه السلسلة الزمنية

يكتب وفقا للصيغة (2-44)، بينما عدد المركبات الجيبية التي يحتويها النموذج الممثل بالعدد  $h$

فيحسب بالصيغة التالية:

$$h = N - 1/2 \quad (2-45)$$

أما بقية المقدرات بالنموذج السابق فتحسب بالصيغ الآتية:

$$\widehat{A}_0 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Y_t \quad (2-46)$$

$$\widehat{A}_j = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N Y_t \cos(\lambda_j t) \quad (2-47)$$

$$\widehat{B}_j = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N Y_t \sin(\lambda_j t) \quad (2-48)$$

أين  $j=1,2,3,\dots,h$

## 2- حجم العينة عدد زوجي :

في هذه الحالة فإن النموذج الجيبي للسلسلة الزمنية يكتب كالتالي:

$$Y_t = \widehat{A}_0 + \sum_{j=1}^{h-1} [\widehat{A}_j \cos(\lambda_j t) + \widehat{B}_j \sin(\lambda_j t)] + \widehat{A}_h \cos(\lambda_h t) + \mu_t \quad (2-49)$$

بينما عدد المركبات الجيبية التي تضاف للنموذج فهي  $h=N/2$

أما بقية المقدرات فتحسب وفقا لما يلي:

$$\widehat{A}_0 = \bar{Y} \quad (2-50)$$

$$\widehat{A}_j = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N Y_t \cos(\lambda_j t) \quad (2-51)$$

$$\widehat{B}_j = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N Y_t \sin(\lambda_j t) \quad (2-52)$$

$$\widehat{A}_h = \frac{2}{N} \sum_{t=1}^N Y_t (-1)^t \quad (2-53)$$

ومن أجل كل مركبة جيبيية تحسب السعة بالصيغة الموالية:

$$\widehat{G}_j = \sqrt{\widehat{A}_j^2 + \widehat{B}_j^2} \quad (2-54)$$

بالإضافة أن الطور من أجل  $j$  مركبة توافقية يحسب وفقا للعلاقة التالية:

$$\widehat{\varphi}_j = \tan^{-1}\left(\frac{-\widehat{B}_j}{\widehat{A}_j}\right) \quad (2-55)$$

$$j = \begin{cases} 1,2,3, \dots, h & \text{إذا كان حجم العينة فردي} \\ 1,2,3, \dots, h & \text{إذا كان حجم العينة زوجي} \end{cases}$$

#### 2-2-4-2 الدورية:

الدورية هي أداة تستخدم لتحليل السلاسل الزمنية التي تتكون من موجات الجيب وجيب التمام بترددات مختلفة. تأتي أهمية مخطط الدورية من قدرتها في البحث عن المركبات الدورية الخفية وفحص العشوائية في السلسلة الزمنية. يمكن تعريف الدورية من خلال الرسم البياني من خلال للشدات (الدورية)  $I(\lambda_j)$  مقابل الترددات  $\lambda_j$ . يمكن حساب قيم الكثافة باستخدام الصيغ التالية: (William w.s, 2006, p. 243)

1- إذا كان حجم العينة فرديا:

$$I(\lambda_j) = \frac{N}{2} (\widehat{A}_j^2 + \widehat{B}_j^2) \quad (2-56) \quad : j=1,2,3,\dots,h$$

2- إذا كان حجم العينة زوجيا:

$$I(\lambda_j) = \frac{N}{2} (\widehat{A}_j^2 + \widehat{B}_j^2) + I(\lambda_h) \quad (2-57) \quad j=1,2,3,\dots,h-1$$

بحيث:

$$I(\lambda_h) = N \widehat{A}_h^2 \quad (2-58)$$

4-2-3 الكشف عن الدورية المخفية:

يتم الكشف عن المركبة الجيبية المخفية (الدورية) التي تحتويها السلسلة الزمنية من خلال الاختبار التالي:

$$\begin{cases} H_0: Y_t = \hat{A}0 + \mu_t \\ H_1: Y_t = \hat{A}0 + A_j \cos(\lambda_j t) + B_j \sin(\lambda_j t) + \mu_t \end{cases}$$

ويمكن اختبار الفرضية أعلاه من خلال ما يلي:

1-إختبار فيشر:

تم اختبار هذا الاختبار لأول مرة بواسطة Fisher عام 1929، وإحاة هذا الاختبار يمكن أن تكتب كالتالي:

$$T = \frac{I^{(1)}(\lambda_{(1)})}{\sum_{j=1}^m I(\lambda_j)} \quad (2-59)$$

بحيث:

$$I^{(1)}(\lambda_{(1)}) = \max\{I(\lambda_j)\} \quad : \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2-60)$$

أما بالنسبة للعدد  $m$  فيحدد كما يلي:

إذ ان حجم العينة فرديا فإن  $m=h$ ، بينما في حالة العينة الزوجية فإن  $m=h-1$

والاحصاء  $T$  تقارن مع القيمة الحرجة  $(\alpha)$  وتكون قاعدة القرار كالتالي:

- قبول الفرضية الصفرية في حالة  $T < (\alpha)$  وبالتالي فإن السلسلة الزمنية ضحيج أبيض ولا تحتوي على مركبة دورية مخفية بينما يتم قبول الفرض البديل إذا كان عكس ما سبق.

ومن الجدير بالذكر أنه إذا كانت القيمة الحرجة غير متوفرة لجميع قيم  $m$ ، فيمكن حسابها باستخدام الصيغة التالية:

$$P(T > b_{alpha}) = alpha \quad (2-61)$$

$$P(T > b_{alpha}) \approx m(1 - b)^{m-1} \quad \text{بحيث:}$$

$$(2-62)$$

### 2- اختبار الدورية التجميعية:

في عام 1966 ، أوضح بارتليت (Bartlett) أن الرسم الدورية التجميعية يمكن أن تساعد في الكشف عن الدورات الخفية (الدورية العشوائية) . ويمكن تنفيذ ذلك عن طريق حساب إحصاءة الاختبار التالي:

$$C(\lambda_I) = \frac{\sum_{j=1}^I I(\lambda_j)}{\sum_{j=1}^m I(\lambda_j)} \quad : I = 1, 2, \dots, m \quad (2-63)$$

بحيث أن قيمة كل من  $m$  و  $I(\lambda_j)$  تحسبان بنفس الطريقة الموضحة في اختبار فيشر.

بعد حساب  $C(\lambda_I)$  ، والتي يشار إليها عادة الدورية التجميعية الطبيعية ، يتم تطبيق اختبار

Kolmogorov smirnov من خلال تحديد حدوده على النحو التالي:

- رسم الخط الأوسط ، أو ما يسمى الخط النظري ، من  $(0,0)$  إلى  $(1, \pi)$  ، ثم يتم رسم الحدود

العليا والسفلى كذلك من خلال الصيغ التالية:

$$\frac{Kalpha}{\sqrt{m}} + \text{الخط النظري} = \text{الحد الأعلى}$$

$$\frac{Kalph}{\sqrt{m}} - \text{الخط النظري} = \text{الحد الأدنى}$$

ولتحديد قيمة  $(Kalph)$  عند قيم مختلفة لـ  $\alpha$  نستعين بالجدول التالي:

الجدول (2-5): المعاملات لحساب الحدود الاحتمالية التقريبية لاختبار الدورية التجميعية.

$alpha$	0.01	0.05	0.1	0.25
$Kalpha$	1.63	1.36	1.22	1.02

المصدر: (Box & Jenkins, 1976, p. 279)

إذا كانت قيمة  $(\lambda I)$  تقع خارج الحدود ، الحدود الدنيا والعليا ، فإننا نستنتج أن السلسلة الزمنية تحتوي على مكونات جيبية دورية مخفية. أما إذا كانت قيمة  $(\lambda I)$  تقع بين الحدود ، نستنتج أن البيانات لا تحتوي على دورية عشوائية.

#### 4-2-4 تحديد النموذج التوافقي:

بشكل عام ، يتكون النموذج التوافقي من واحد أو أكثر من المركبات التوافقية ، والتي يجب أن تكون كلها معنوية. لذلك ، بعد حساب الدورية التجميعية باستخدام الصيغ في (2-57) أو (2-58) وفقاً لعدد مشاهدات السلسلة وبعد التأكد من وجود المركبات الدورية المخفية في البيانات باستخدام أحد الاختبارين الموضحين سابقا ، من الضروري تحديد عدد المركبات التوافقية المعنوية التي يتكون منها النموذج. للقيام بذلك ، يمكن اتباع إحدى الطريقتين التاليتين:

#### الطريقة الأولى:

#### حساب الإحصاءة $F_K$ :

والتي تحسب بالصيغة التالية (2-64):

$$F_k = \frac{(N-3)I(\lambda_k)}{2 \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m I(\lambda_j)} \quad : k = 1, 2, \dots, m$$

حيث تتبع الإحصاء  $F_K$  توزيع  $F$  بدرجتي الحرية  $(N-3)$  و  $2$ . الإحصاء  $F_K$  تمكن من فحص الفرضيات التالية:

$$\begin{cases} H_0: A_K = B_K = 0 \\ H_1: A_K \neq 0 \text{ or } B_K \neq 0 \end{cases}$$

من خلال مقارنة  $F_K$  المحسوبة مع  $F(2, (N-3))$  الحرجة ، يمكننا قبول الفرضية البديلة إذا كانت  $F_K > F(2, (N-3))$  ، مما يعني أن المركبة التوافقية  $k$  معنوية.

### الطريقة الثانية:

يتم حساب نسبة مساهمة المركبة التوافقية في التباين باستخدام الصيغة التالية:

(أ) إذا كان عدد مشاهدات السلسلة الزمنية المستقرة فرديا ، فيجب استخدام الصيغة التالية:

$$H.C.V = \frac{\hat{G}_i^2}{2\sigma_Y^2} * 100 \quad j=1,2,3\dots h \quad (2-65)$$

بحيث:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Y_t - \bar{Y})^2 \quad (2-66)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^h I(\lambda_j) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^h \hat{G}_j^2 \end{aligned} \quad (2-67)$$

إذا كان عدد مشاهدات السلسلة الزمنية المستقرة زوجيا ، فيجب استخدام الصيغة التالية:

$$H.C.V = \frac{\hat{G}_j^2}{2\sigma_Y^2} * 100 \quad j=1,2,3\dots h-1 \quad (2-68)$$

بجيث:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{h-1} (\widehat{G}_j^2 - \widehat{G}_h^2) \quad (2-69)$$

في حين يمكن حساب نسبة مساهمة المركبة التوافقية من أجل  $j = h$  باستخدام الصيغة التالية:

$$H.C.V = \frac{\widehat{G}_h^2}{2\sigma_Y^2} * 100 \quad (2-70)$$

بعد حساب قيم  $H.C.V$  ، يجب ترتيبه تنازلياً. ثم ، يجب تطبيق الإحصائية  $F$  ، الموضحة في الطريقة الأولى ، على المركبات التوافقية التي لها نسبة مساهمة تساوي أو تزيد عن 95٪.

إضافة إلى إمكانية استخدام سلاسل فورييه في التنبؤ فإنه يمكن استخدامها أيضاً في قياس مدى

نجاح النشاط الذي تقوم به المؤسسة ، فإذا قررت المؤسسة الزيادة في كمية المبيعات . ووفقاً لتحليل فورييه

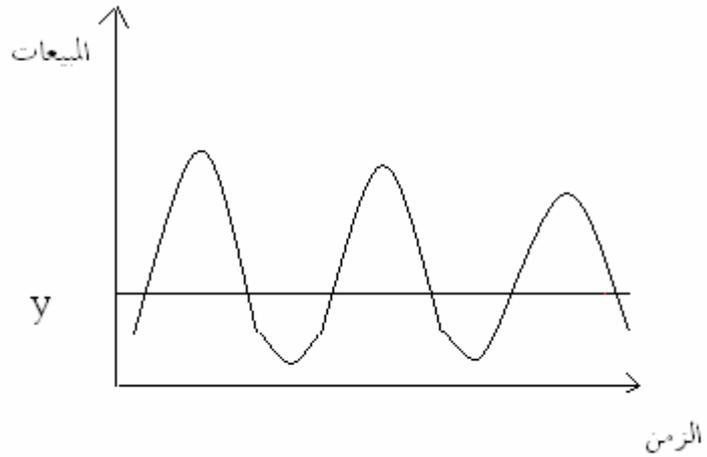
فإننا نأخذ الفترة التي أخذ فيها القرار كأساس للحكم على مدى نجاحها في زيادة كمية المبيعات ونقوم

بتجميع كميات المبيعات خلال الفترة الموالية ثم نقوم بتمثيل تغيراتها فإن كان بالإمكان تقريبها إلى

الشكل الدوري (باعتبار سلاسل فورييه تطبق على الدوال الدورية) نرسم خط مستقيم الذي معادلته هي

قيمة المبيعات التي أخذناها كأساس وذلك وفقاً للشكل التالي (بن عوالي، 2008، صفحة 34):

الشكل (2-12): الرسم البياني للمبيعات



المصدر: (بن عوالي، 2008، صفحة 34)

ولمعرفة نسبة النجاح يتم حساب كل من:

1- المساحة الكلية لمنحنى المبيعات والتي نرمز لها بالرمز  $A$  ويتم حسابها كالتالي:

$$\int_1^T f(t) dt = \int_1^T \left[ \frac{a_0}{2} + a_1 \cos \frac{2\pi}{T} t + b_1 \sin \frac{2\pi}{T} t + a_2 \cos \frac{\pi}{T} t + b_2 \sin \frac{\pi}{T} t \right] dt$$

2- المساحة المحصورة بين منحنى المبيعات والخط المستقيم الذي معادلته  $y$  والتي نرمز لها بالرمز  $B$  يتم حسابها كالتالي:

$$\int_1^T (f(t) - y) dt$$

ثم يتم حساب نسبة النجاح  $G$  وفقا للعلاقة التالية:

$$G = \frac{A}{B} \cdot 100$$

II - النتائج ومناقشتها:

II-1 التنبؤ باستخدام منهجية بوكس جنكينز:

تطبيق منهجية Bix Jenkins للتنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة:

يتم تطبيق هذه المنهجية وفقا للمراحل التالية:

1- رسم السلسلة الزمنية لمبيعات الطاقة الكهربائية.

2- الاختبارات الاحصائية للسلسلة

3- نزع المركبة الفصلية .

4- دراسة الاستقرار.

الجدول (2-6): استهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة للفترة 2010/01-2017/12

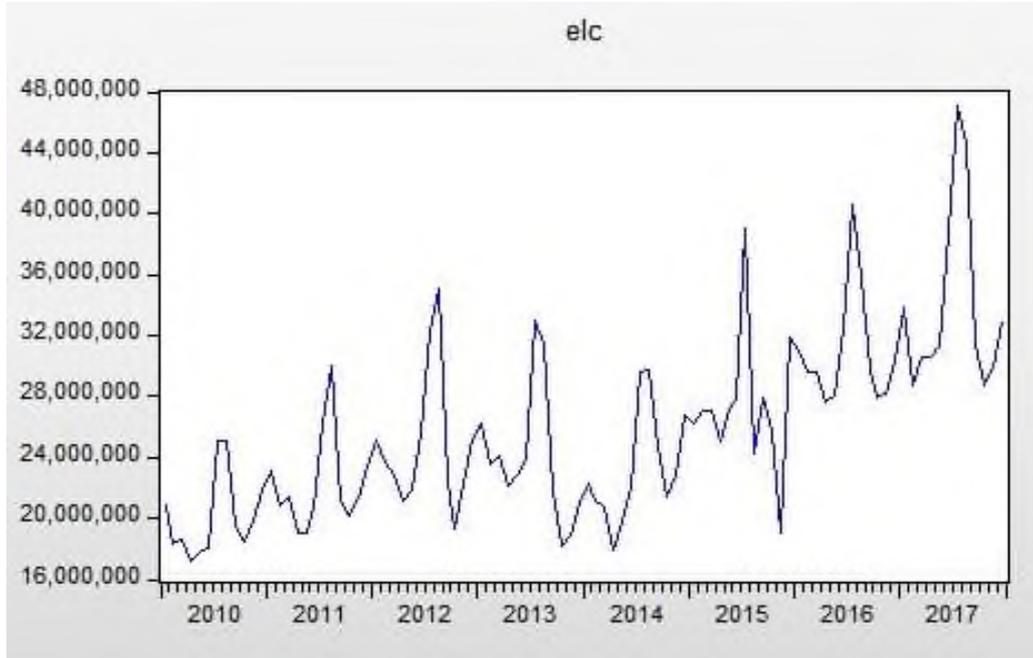
الأشهر	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
جانفي	20933638,35	23093402,66	25116006,34	26230484,55	22267537,18	26208377	30998949,55	33834776,09
فيفري	18263391,29	20844877,68	23720319,64	23537190,87	21166139,69	27060999	29550131,71	28743291,11
مارس	18548581,78	21478495,65	22783368,27	24157749,82	20704896,46	27090977	29634623,88	30549060,45
أفريل	17216780,74	18972172,51	21212544,74	22142051,36	17927499,63	25092267	27608518,1	30530618,04
ماي	17752655,33	19018921,76	21904146,02	22834663,36	19680261,2	27239001	28019581,3	31240654,99
جوان	18013214,64	20744754,34	25621497,2	23753993,77	22048541,08	27839989	32456931,53	38716600,88
جويلية	25101981,01	26209834,4	32245378,66	32958575,54	29644544,88	39008640	40651073,74	47144103,97
أوت	25033872,58	29959682,77	35124980,94	31470001,03	29773600,09	24272630	35858801,71	44549748,95
سبتمبر	19556289,74	21166057,3	22354438,47	21826863,6	24698653	27848470	29777889,44	31384486,82
أكتوبر	18515531,6	20153690,13	19343302	18205518,02	21459611,9	25843083	27930856,16	28794690,67
نوفمبر	19898815,86	21284521,64	22207453,92	18912553,97	22805534,47	19041997	28150692,14	29910496,35
ديسمبر	21800343,29	23462488,18	25237602,43	20938857,46	26849816,33	31848101	30334050,61	32986238,76

المصدر: مصلحة الفوترة لمؤسسة سونلغاز بسعيدة-الجزائر-

وفيما يلي التمثيل البياني للسلسلة الزمنية.

**1-الرسم البياني للسلسلة الزمنية:**

**الشكل (2-13):الرسم البياني للسلسلة الزمنية**



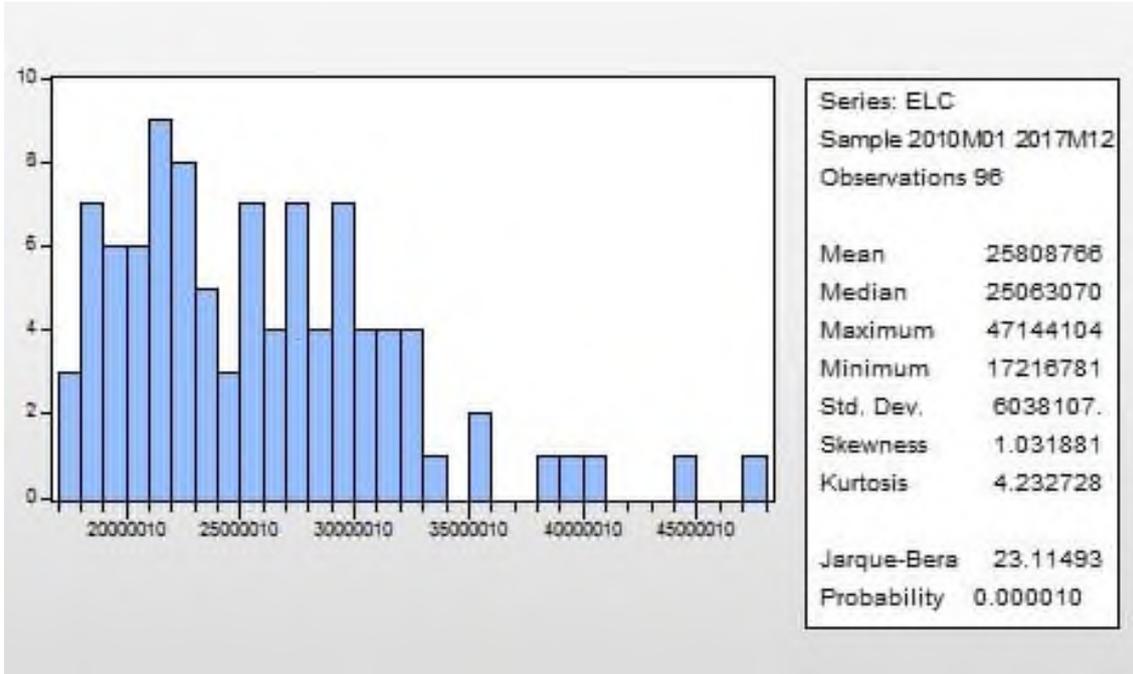
المصدر: مخرجات برنامج 10-views.

من خلال الرسم البياني للسلسلة محل الدراسة للمبيعات الشهرية للطاقة الكهربائية لولاية سعيدة وذلك خلال الفترة من جانفي 2010 إلى غاية ديسمبر 2017 أي مايعادل 96 مشاهدة شهرية، وكما يبرزه المنحنى البياني أن استهلاك الطاقة الكهربائية متذبذب من شهر إلى آخر سواء بالارتفاع أو الانخفاض وذلك راجع إلى عامل الموسمية أو العشوائية في الاستهلاك، كما يلاحظ أيضا وجود اتجاه عام متزايد عبر السنوات بفعل الزيادة في الاستهلاك الذي يمكن ارجاعه إلى التوسع العمراني للولاية وزيادة التعداد السكاني بالإضافة إلى الاستعمال المتعدد للطاقة في مختلف مجالات حياة المستهلك. حيث قدرت أكبر كمية استهلاك خلال فترة الدراسة ب 47144104 بينما أدنى إستهلاك فكان يقدر ب 17216781 وذلك بمتوسط استهلاك بلغ 25808766 بانحراف معياري قدر ب 6038107.

2-الاختبارات الاحصائية للسلسلة الزمنية والتوزيع الذي تتبعه:

والتي يمكن إبرازها من خلال مايلي:

الشكل(2-14):المدج التكراري للسلسلة



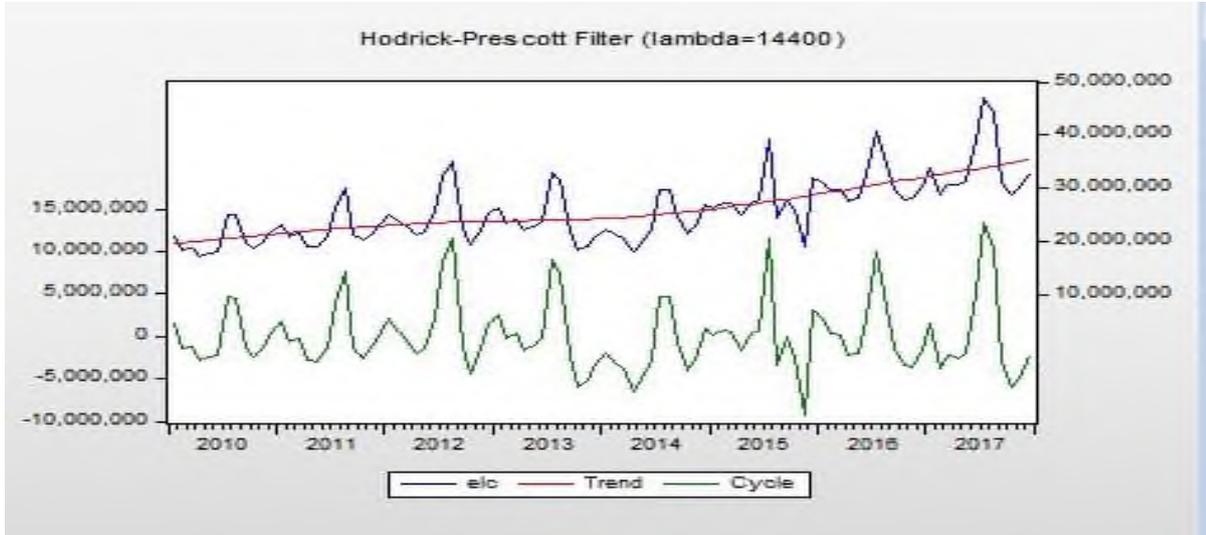
المصدر:مخرجات برنامج 10-eviews.

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن القيمة الاحتمالية ل jarque-Bera أقل من القيمة المرجعية 0.05 وبالتالي يمكننا فرضية أن البيانات السلسلة الزمنية لا تتبع التوزيع الطبيعي.

### 3-الكشف عن المركبة الموسمية وإزالتها:

للكشف عن المركبة الموسمية تم الاستعانة بالرسم البياني أدناه.

#### الشكل (2-15): الرسم البياني لمركبات السلسلة



المصدر: مخرجات برنامج **10-views.eviews**.

من خلال الرسم البياني أعلاه يمكن استنتاج وجود مركبة موسمية في السلسلة الزمنية محل الدراسة.

#### إزالة الموسمية:

سوف يتم أولاً حساب المعاملات الموسمية عن طريق المتوسطات المتحركة كما يبرزه الجدول التالي:

الجدول (2-7): حساب المعاملات الموسمية عن طريق المتوسطات المتحركة

Date: 10/17/18 Time: 14:46  
 Sample: 2010M01 2017M12  
 Included observations: 96  
 Ratio to Moving Average  
 Original Series: ELC  
 Adjusted Series: ELCSA

---

Scaling Factors:

---

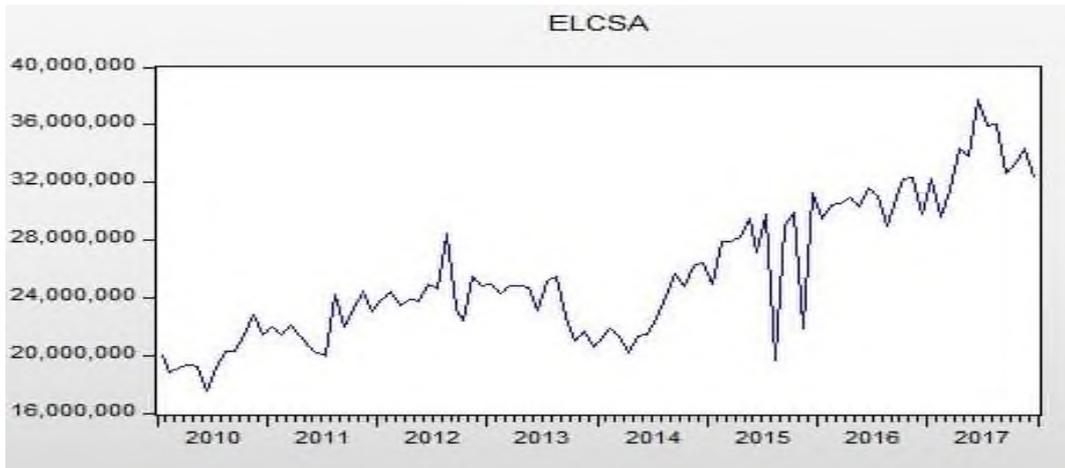
1	1.049936
2	0.969862
3	0.971100
4	0.890308
5	0.922445
6	1.027118
7	1.310357
8	1.236753
9	0.962515
10	0.865526
11	0.871839
12	1.018511

---

المصدر: مخرجات برنامج **eviews-10**.

وبعد إزالة الموسمية تم تقدير السلسلة الجديدة ورسمها كالآتي:

الشكل (2-16): رسم السلسلة الزمنية بعد إزالة المركبة الموسمية



المصدر: مخرجات برنامج **eviews-10**.

4-دراسة استقرارية السلسلة:

1-4الإستقرارية:

تكون السلسلة العشوائية مستقرة، إذا تذبذبت حول وسط حسابي ثابت و تباين غير مرتبط بالزمن ، بحيث تفترض كل الدراسات التطبيقية التي تستخدم في السلسلة الزمنية أنه هذه السلسلة مستقرة أو ساكنة و هذه الإستقرارية تتحدد ببعض الخصائص :

- ثبات متوسط القيم عبر الزمن  $E(y_t) = \mu$ .

- ثبات التباين عبر الزمن و يكون منته.  $VAR(y_t) = E(y_t - \mu)^2 = \sigma_y^2 < \infty$ .

- التباين بين قيمتين لنفس المتغير غير متعلق بالزمن .  $E(y_t - \mu)(y_{t-k} - \mu) = \gamma_k$ .

إذ تعرف السلسلة الزمنية على أنها مستقرة إذا كانت لا تحتوي على اتجاه عام و لا على مؤثرات فصلية و لا على أي عامل يتغير بتغير الزمن .

2-4إختبارات الإستقرارية :

إختبار ديكي - فولار (Test de Dickey -fuller) :

إن إختبارات ديكي - فولار لا تعمل فقط على كشف مركبة الاتجاه العام، ولكنها تعمل على تحديد الطريقة المناسبة لجعل السلسلة مستقرة، و من أجل فهم إختبارات Dickey- fuller نفرق بين نوعين من النماذج:

1) - نموذج "TS" (Trend Statinnary) : هذه النماذج تتميز بعدم الإستقرارية من النوع

التحديدي (déterministe) . و تأخذ الشكل التالي : حيث  $x_t = f + \varepsilon_t$

$f$ : دالة كثير حدود للزمن ( خطية أو غير خطية ) .

$\varepsilon_t$ : شوشرة بيضاء .

النماذج الأكثر إنتشارا هو من الدرجة 1 . يأخذ الشكل التالي :  $x_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \varepsilon_t$  ، هذا

النموذج غير مستقر و لأن متوسطه  $E(x_t)$  متعلق بالزمن .

ويمكن جعله مستقرا بعد تقدير  $\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1$  بطريقة المربعات الصغرى (MCO) ، و نطرح المقدار  $t$  من  $\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 t$  اي :  $x_t - (\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 t)$  .

(2) - نموذج "DS" (diffirence Stationnary) : هذه النماذج أيضا غير مستقرة من النوع العشوائي (Stockastique) و تأخذ الشكل التالي :  $x_t = x_{t-1} + \beta + \varepsilon_t$  و يمكن جعلها مستقرة بإستعمال الفروقات أي :  $(1 - D)^d x_t = \beta + \varepsilon_t$

بحيث :  $\beta$  : ثابت حقيقي .

$D$  : معامل التأخر .

$d$  : درجة الفروقات .

وفي غالب الأحيان نستعمل الفروق من الدرجة الأولى ( $d=1$ ) في هذه وتكتب :

$$(1 - D)^d x_t = \beta + \varepsilon_t \Leftrightarrow x_t = x_{t-1} + \beta + \varepsilon_t$$

شكلين :

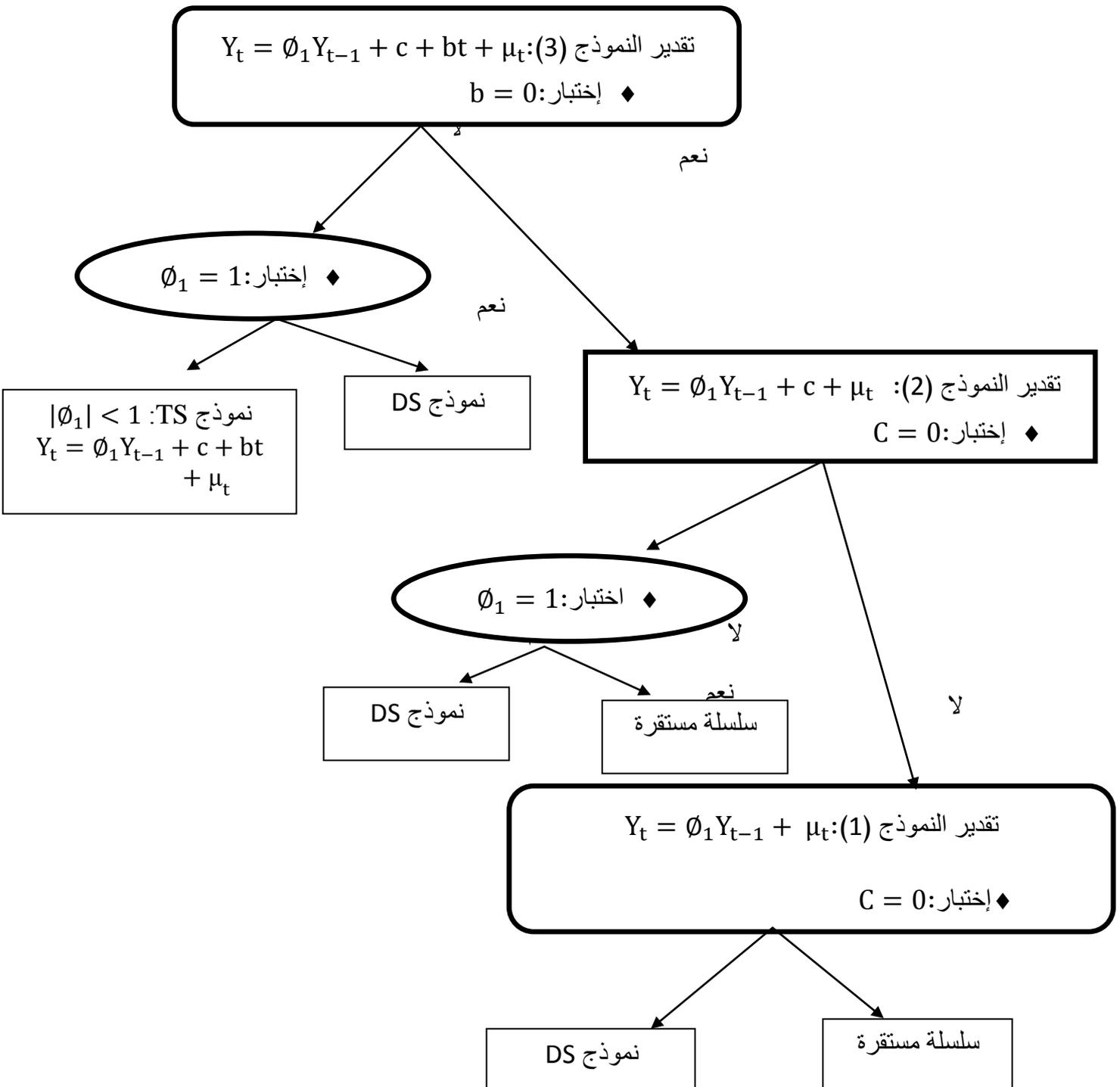
- إذا كان  $\beta = 0$  يسمى نموذج DS بدون مشتقة و يكتب :  $x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t$  و يسمى بالمشي العشوائي .

- إذا كان  $\beta \neq 0$  يسمى نموذج DS بالمشقة و يكتب :  $x_t = x_{t-1} + \beta + \varepsilon_t$  .

ويمكن توضيح اختبار جدر الوحدة لديكي فولار من خلال الرسم البياني التالي:

(Bourbonnais, 2015, p. 249)

الشكل (2-17): منهجية اختبارات الجذر الأحادي



المصدر: Bourbonnais, 2015, p. 249

### تقدير النموذج الثالث:

تنص الفرضية الصفرية  $H_0$  على وجود جذر وحدة أو عدم استقرار السلسلة ، كما يمكن اختبار معنوية معامل الاتجاه باستعمال اختبار ستودنت ، فإذا كان يختلف عن الصفر فإن السلسلة محل الدراسة من نوع TS والتي تستقر عند تقدير معادلة الاتجاه العام ، أما إذا تم قبول الفرضية البديلة يتم الانتقال إلى المرحلة الثانية بتقدير النموذج الثاني.

### تقدير النموذج الثاني:

هنا أيضا تنص الفرضية العدمية على عدم استقرار السلسلة الزمنية ووجود جذر أحادي ، ونقوم كذلك باختبار معنوية معامل الثابت باستخدام اختبار ستودنت (student) فإذا كان غير معنوي (يختلف عن الصفر) فإن السلسلة الزمنية غير مستقرة من المسار DS وأحسن طريقة لجعلها مستقرة هي بأخذ الفروق الأولى ، بينما إذا تم قبول الفرضية البديلة فإنه يجب تقدير النموذج الأول.

### -تقدير النموذج الأول:

هنا أيضا تنص الفرضية الصفرية على عدم الاستقرار في السلسلة الزمنية من المسار DS ولجعلها مستقرة نقوم بأخذ الفرق الأول ، أما إذا تم رفض الفرضية السابقة يتم قبول الفرضية البديلة التي تنص على استقرار السلسلة.

وقد تم تلخيص نتائج اختبار الاستقرار عند النماذج الثلاث في الجدول التالي:

### الجدول (2-8): نتائج اختبار الاستقرار عند النماذج الثلاث

المتغير	النماذج	القيمة المحسوبة	القيمة المحدولة (5%)	القرار
السلسلة الزمنية لمبيعات الطاقة الكهربائية	وجود ثابت واتجاه	-2.17	-3.45	السلسلة
	وجود ثابت	-0.81	-2.87	غير مستقرة
	بدون ثابت واتجاه	-1.34	-1.94	

المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات برنامج 10-views

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن القيمة المحسوبة لديكي فولار المطور عند مستوى 5% أقل من القيمة المجدولة بالقيم المطلقة عند النموذجين الأول والثالث بينما كان العكس عند النموذج الثاني وعليه سوف يتم قبول الفرضية الصفرية بعدم استقرار السلسلة الزمنية لمبيعات الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة.

### 5- تحديد نوع النموذج:

ولتحديد نوع السلسلة (TD أو DS) سوف يتم اختبار معنوية كل من معامل الاتجاه والثابت كالتالي:

### -تقدير النموذج الثالث:

يتم تقدير هذا النموذج بوجود ثابت ومعامل الاتجاه وذلك من خلال مايرزه الجدول (2-9) أدناه

### الجدول (2-9) تقدير النموذج الثالث

Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(ELCSA)				
Method: Least Squares				
Date: 10/17/18 Time: 15:14				
Sample (adjusted): 2010M04 2017M12				
Included observations: 93 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ELCSA(-1)	-0.216604	0.099458	-2.177845	0.0321
D(ELCSA(-1))	-0.570256	0.117134	-4.868414	0.0000
D(ELCSA(-2))	-0.316078	0.101514	-3.113646	0.0025
C	4217015.	1876756.	2.246970	0.0271
@TREND("2010M01")	33120.44	16338.38	2.027156	0.0457
R-squared	0.407136	Mean dependent var		142861.6
Adjusted R-squared	0.380188	S.D. dependent var		2507503.
S.E. of regression	1974111.	Akaike info criterion		31.88140
Sum squared resid	3.43E+14	Schwarz criterion		32.01756
Log likelihood	-1477.485	Hannan-Quinn criter.		31.93638
F-statistic	15.10801	Durbin-Watson stat		1.906532
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: مخرجات برنامج 10-views.

من خلال الجدول السابق وبالنظر إلى القيمة الاحتمالية لمعامل الاتجاه التي لا تفوق 0.05 بالإضافة إلى قيمة t المحسوبة (2.02) وهي أكبر من القيمة المجدولة (1.12) من جدول ديكي فولار للنموذج الثالث وبالتالي فإننا نقبل الفرضية البديلة بمعنوية معامل الاتجاه.

تقدير النموذج الثاني:

بتقديرنا لهذا النموذج بالثابت فقط سوف يتم الفصل في نوع النموذج وفقا للجدول التالي:

الجدول (2-10) تقدير النموذج الثاني

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(ELCSA)  
 Method: Least Squares  
 Date: 10/17/18 Time: 15:28  
 Sample (adjusted): 2010M04 2017M12  
 Included observations: 93 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ELCSA(-1)	-0.038320	0.047249	-0.811032	0.4195
D(ELCSA(-1))	-0.687910	0.103506	-6.646082	0.0000
D(ELCSA(-2))	-0.372665	0.099291	-3.753269	0.0003
C	1293839.	1221979.	1.058807	0.2926

R-squared	0.379451	Mean dependent var	142861.6
Adjusted R-squared	0.358534	S.D. dependent var	2507503.
S.E. of regression	2008300.	Akaike info criterion	31.90553
Sum squared resid	3.59E+14	Schwarz criterion	32.01446
Log likelihood	-1479.607	Hannan-Quinn criter.	31.94952
F-statistic	18.14046	Durbin-Watson stat	1.926600
Prob(F-statistic)	0.000000		

**المصدر: مخرجات برنامج 10-views.eviews.**

بالنظر إلى القيمة الاحتمالية للثابت والتي تفوق (0.05) فإن الثابت غير معنوي.

وبالتالي فإن السلسلة غير مستقرة من نوع TS ولجعلها مستقرة سوف نقوم بتقدير معادلة الانحدار بين المبيعات والزمن وفقا للمعادلة التالية:

$$ELC = a_0 + a_1t + \mu_t$$

**6- تقدير دالة الانحدار بطريقة المربعات الصغرى:**

بعد تحديد نوع النموذج سوف نقوم بتقدير دالة الانحدار باستخدام طريقة المربعات الصغرى

الجدول (2-11): تقدير دالة الانحدار بطريقة المربعات الصغرى

Dependent Variable: ELCSA  
 Method: Least Squares  
 Date: 10/17/18 Time: 16:54  
 Sample: 2010M01 2017M12  
 Included observations: 96

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	18525668	514479.3	36.00857	0.0000
T	145736.2	9210.412	15.82298	0.0000

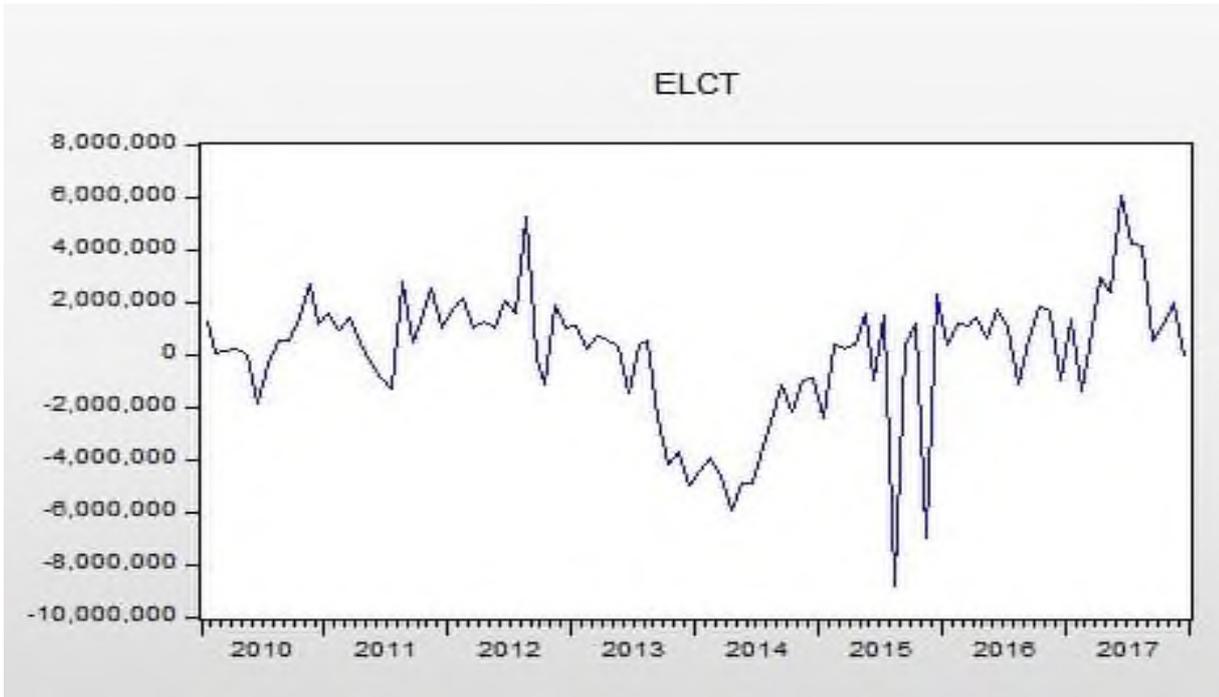
  

R-squared	0.727035	Mean dependent var	25593872
Adjusted R-squared	0.724131	S.D. dependent var	4761245.
S.E. of regression	2500758.	Akaike info criterion	32.32270
Sum squared resid	5.88E+14	Schwarz criterion	32.37612
Log likelihood	-1549.490	Hannan-Quinn criter.	32.34429
F-statistic	250.3667	Durbin-Watson stat	0.986708
Prob(F-statistic)	0.000000		

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews.

من خلال التقدير السابق نلاحظ أن معمل الاتجاه معنوي وأن هناك علاقة موجبة بين مبيعات الطاقة الكهربائية والزمن الذي يفسر ما نسبته 72.70% من التغير من المبيعات، ولنزاع مركبة الاتجاه العام سوف نقوم بحساب البواقي، والتي تم تمثيلها كالآتي:

الشكل (2-18): السلسلة المستقرة



المصدر: مخرجات برنامج 09-eviews.

من خلال الرسم البياني للسلسلة الزمنية نلاحظ أنها تتذبذب حول متوسط ثابت وتباين ثابت مما يدل على استقراريتها غير أننا سنختبر ذلك من خلال دراسة استقراريتها والتي سوف نلخصها من خلال الجدول التالي:

**الجدول (2-12): اختبار pp للاستقرارية.**

المتغير	النماذج	القيمة المحسوبة	القيمة الجدولة (5%)	القرار
السلسلة ELCT	وجود ثابت واتجاه	-6.06	-3.45	السلسلة
	وجود ثابت	-6.08	-2.87	مستقرة
	بدون ثابت واتجاه	-6.11	-1.94	

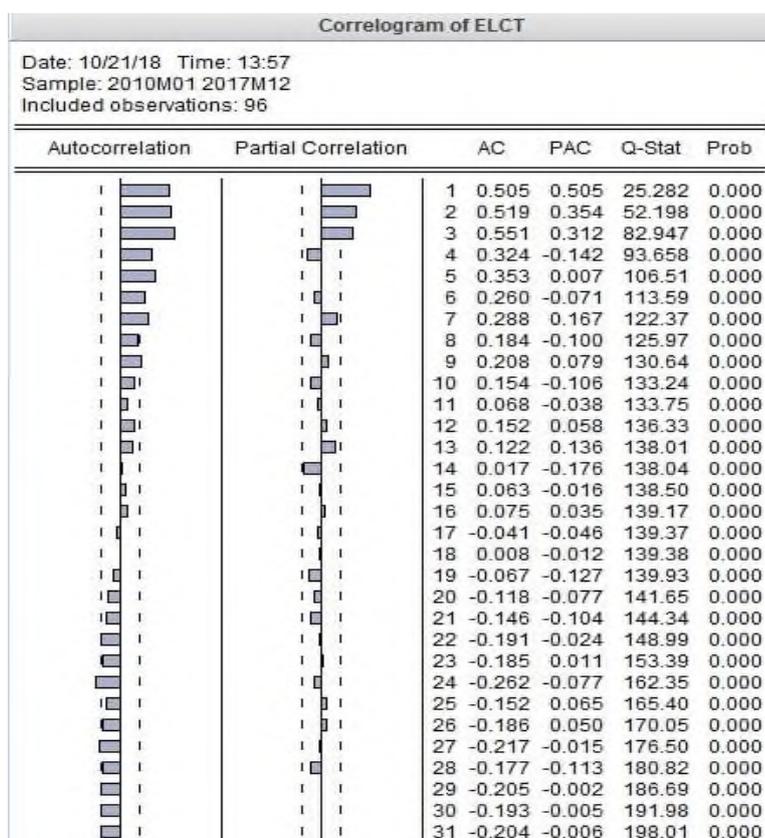
المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

من خلال الجدول أعلاه وبمقارنة القيمة الجدولية مع القيمة المحسوبة عند النماذج الثلاث نستنتج أن السلسلة مستقرة مما يمكننا من تطبيق نماذج ARMA عليها .

**7- التعرف على النموذج:**

من خلال رسم دالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة المستقرة كالتالي:

الشكل (2-19): رسم دالتي الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة المستقرة



المصدر: مخرجات برنامج eviews-10 .

من خلال الرسم السابق فإنه يمكن تقدير النماذج التالية:

تقدير النموذج **AR(1)**:

الجدول التالي يبرز تقدير النموذج كالتالي:

الجدول (2-13) تقدير النموذج AR(1)

Dependent Variable: ELCT  
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
 Date: 10/21/18 Time: 14:03  
 Sample: 2010M01 2017M12  
 Included observations: 96  
 Convergence achieved after 16 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.501458	0.066128	7.583110	0.0000
SIGMASQ	4.56E+12	3.88E+11	11.74672	0.0000
R-squared	0.255974	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.248059	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2157078.	Akaike info criterion		32.03004
Sum squared resid	4.37E+14	Schwarz criterion		32.08346
Log likelihood	-1535.442	Hannan-Quinn criter.		32.05163
Durbin-Watson stat	2.340931			
Inverted AR Roots	.50			

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

تقدير النموذج AR(2) :

تم تقدير النموذج المقترح كالتالي:

الجدول (2-14): تقدير النموذج AR(2)

Dependent Variable: ELCT  
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
 Date: 10/21/18 Time: 14:05  
 Sample: 2010M01 2017M12  
 Included observations: 96  
 Convergence achieved after 16 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.512712	0.061978	8.272443	0.0000
SIGMASQ	4.46E+12	4.18E+11	10.68529	0.0000
R-squared	0.271299	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.263547	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2134747.	Akaike info criterion		32.01256
Sum squared resid	4.28E+14	Schwarz criterion		32.06599
Log likelihood	-1534.603	Hannan-Quinn criter.		32.03416
Durbin-Watson stat	1.734523			
Inverted AR Roots	.72	-.72		

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج AR(3) :**

الجدول التالي يبرز ذلك:

**الجدول (2-15): تقدير النموذج AR(3)**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:09  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 10 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	0.540738	0.075853	7.128763	0.0000
SIGMASQ	4.24E+12	3.57E+11	11.89910	0.0000
R-squared	0.307070	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.299698	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2081692.	Akaike info criterion		31.96668
Sum squared resid	4.07E+14	Schwarz criterion		32.02011
Log likelihood	-1532.401	Hannan-Quinn criter.		31.98828
Durbin-Watson stat	1.430173			
Inverted AR Roots	.81	-.41+.71i		-.41-.71i

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج AR(4) :**

تم تقدير النموذج المقترح كالتالي:

**الجدول (2-16): تقدير النموذج AR(4)**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:11  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 11 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(4)	0.314285	0.081774	3.843350	0.0002
SIGMASQ	5.48E+12	5.37E+11	10.20323	0.0000
R-squared	0.105798	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.096285	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2364774.	Akaike info criterion		32.21521
Sum squared resid	5.26E+14	Schwarz criterion		32.26863
Log likelihood	-1544.330	Hannan-Quinn criter.		32.23680
Durbin-Watson stat	1.388833			
Inverted AR Roots	.75	-.00+.75i		-.00-.75i

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج AR(5) :**

تقدير النموذج كان كالتالي:

**الجدول (2-17): تقدير النموذج AR(5)**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:14  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 5 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(5)	0.348470	0.092925	3.750009	0.0003
SIGMASQ	5.33E+12	5.40E+11	9.879250	0.0000
R-squared	0.129110	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.119846	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2333744.	Akaike info criterion		32.19120
Sum squared resid	5.12E+14	Schwarz criterion		32.24463
Log likelihood	-1543.178	Hannan-Quinn criter.		32.21280
Durbin-Watson stat	1.169335			
Inverted AR Roots	.81	.25-.77i	.25+.77i	-.66+.48i
	-.66-.48i			

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج AR(7) :**

يمكن تقدير النموذج من خلال الجدول التالي:

**الجدول (2-18): تقدير النموذج AR(7)**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:16  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 7 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(7)	0.308426	0.094642	3.258871	0.0016
SIGMASQ	5.54E+12	6.23E+11	8.890248	0.0000
R-squared	0.095826	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.086208	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2377922.	Akaike info criterion		32.22925
Sum squared resid	5.32E+14	Schwarz criterion		32.28268
Log likelihood	-1545.004	Hannan-Quinn criter.		32.25085
Durbin-Watson stat	1.097890			
Inverted AR Roots	.85	.53+.66i	.53-.66i	-.19+.82i
	-.19-.82i	-.76-.37i	-.76+.37i	

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج MA(1) :**

تم تقدير النموذج المقترح كالتالي:

**الجدول (2-19): تقدير النموذج MA(1)**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:18  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 14 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	0.368320	0.073740	4.994868	0.0000
SIGMASQ	5.11E+12	4.73E+11	10.78707	0.0000
R-squared	0.165937	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.157064	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2283869.	Akaike info criterion		32.14277
Sum squared resid	4.90E+14	Schwarz criterion		32.19620
Log likelihood	-1540.853	Hannan-Quinn criter.		32.16437
Durbin-Watson stat	1.825096			
Inverted MA Roots	-.37			

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج MA(2) :**

وهو ما يوضحه الجدول أدناه.

**الجدول (2-20): تقدير النموذج MA(2)**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:21  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 4 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(2)	0.430587	0.078390	5.492908	0.0000
SIGMASQ	4.81E+12	4.90E+11	9.817220	0.0000
R-squared	0.214712	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.206358	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2216084.	Akaike info criterion		32.08527
Sum squared resid	4.62E+14	Schwarz criterion		32.13869
Log likelihood	-1538.093	Hannan-Quinn criter.		32.10686
Durbin-Watson stat	1.433039			
Inverted MA Roots	-.00+.66i	-.00-.66i		

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج (3)MA:**

النموذج المقدر موضح بالجدول (2-20).

**الجدول (2-21): تقدير النموذج (3)MA**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:24  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 26 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(3)	0.522064	0.103347	5.051556	0.0000
SIGMASQ	4.41E+12	3.82E+11	11.54415	0.0000
R-squared	0.279701	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.272039	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2122404.	Akaike info criterion		32.00455
Sum squared resid	4.23E+14	Schwarz criterion		32.05798
Log likelihood	-1534.219	Hannan-Quinn criter.		32.02615
Durbin-Watson stat	1.222796			
Inverted MA Roots	.40+.70i	.40-.70i		-.81

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

**تقدير النموذج (1.1)ARMA:**

تم تقدير النموذج المختلط (1.1)ARMA من خلال الجدول التالي:

**الجدول (2-22): تقدير النموذج (1.1)ARMA**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:28  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 16 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.900467	0.093689	9.611193	0.0000
MA(1)	-0.581468	0.151002	-3.850737	0.0002
SIGMASQ	3.86E+12	3.45E+11	11.19993	0.0000
R-squared	0.369326	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.355763	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	1996626.	Akaike info criterion		31.88876
Sum squared resid	3.71E+14	Schwarz criterion		31.96890
Log likelihood	-1527.661	Hannan-Quinn criter.		31.92116
Durbin-Watson stat	2.147933			
Inverted AR Roots	.90			
Inverted MA Roots	.58			

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

تقدير النموذج (2.2) ARMA:

تم تقدير النموذج المقترح كالتالي:

الجدول (2-23): تقدير النموذج (2.2) ARMA

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:30  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 29 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.660056	0.179215	3.683043	0.0004
MA(2)	-0.207527	0.200530	-1.034891	0.3034
SIGMASQ	4.43E+12	4.09E+11	10.82448	0.0000
R-squared	0.277371	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.261831	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2137233.	Akaike info criterion		32.02537
Sum squared resid	4.25E+14	Schwarz criterion		32.10551
Log likelihood	-1534.218	Hannan-Quinn criter.		32.05776
Durbin-Watson stat	1.745013			
Inverted AR Roots	.81	-.81		
Inverted MA Roots	.46	-.46		

المصدر: مخرجات برنامج 10-views .

تقدير النموذج (1.2) ARMA:

تم تقدير النموذج المقترح كالتالي:

الجدول (2-24): تقدير النموذج (1.2) ARMA

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:33  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 38 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.355776	0.079680	4.465078	0.0000
MA(2)	0.276401	0.077754	3.554829	0.0006
SIGMASQ	4.34E+12	3.85E+11	11.28139	0.0000
R-squared	0.290897	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.275647	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2117136.	Akaike info criterion		32.00356
Sum squared resid	4.17E+14	Schwarz criterion		32.08370
Log likelihood	-1533.171	Hannan-Quinn criter.		32.03595
Durbin-Watson stat	2.103169			
Inverted AR Roots	.36			
Inverted MA Roots	-.00+.53i	-.00-.53i		

المصدر: مخرجات برنامج 10-views .

**تقدير النموذج (2.1)ARMA:**

تقدير النموذج (2.1)ARMA من خلال الجدول التالي

**الجدول (2-25):تقدير النموذج (2.1)ARMA**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:35  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 42 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	0.403963	0.073068	5.528569	0.0000
MA(1)	0.251816	0.079942	3.149960	0.0022
SIGMASQ	4.33E+12	3.96E+11	10.94000	0.0000
R-squared	0.293332	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.278135	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2113498.	Akaike info criterion		32.00019
Sum squared resid	4.15E+14	Schwarz criterion		32.08033
Log likelihood	-1533.009	Hannan-Quinn criter.		32.03258
Durbin-Watson stat	2.043824			
Inverted AR Roots	.64	-.64		
Inverted MA Roots	-.25			

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews.

**تقدير النموذج (3.3)ARMA:**

تم تقدير النموذج المختلط (3.3)ARMA من خلال الجدول التالي

**الجدول (2-26):تقدير النموذج (3.3)ARMA**

Dependent Variable: ELCT  
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
Date: 10/21/18 Time: 14:37  
Sample: 2010M01 2017M12  
Included observations: 96  
Convergence achieved after 21 iterations  
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	0.419915	0.141078	2.976476	0.0037
MA(3)	0.170092	0.181752	0.935848	0.3518
SIGMASQ	4.22E+12	3.53E+11	11.95904	0.0000
R-squared	0.310798	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.295976	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	2087216.	Akaike info criterion		31.98260
Sum squared resid	4.05E+14	Schwarz criterion		32.06274
Log likelihood	-1532.165	Hannan-Quinn criter.		32.01500
Durbin-Watson stat	1.407875			
Inverted AR Roots	.75	-.37+.65i	-.37-.65i	
Inverted MA Roots	.28+.48i	.28-.48i	-.55	

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews.

من خلال تقديرنا للنماذج السابقة هنالك نماذج معنوية وأخرى غير معنوية ، فالنماذج المعنوية كانت كالتالي:

AR(1),AR(2),AR(3),AR(4),AR(4),AR(5),AR(7),MA(1),MA(2),  
MA(3),ARMA(1.1),ARMA(1.2),ARMA(2.1)  
ARMA(2.2),ARMA(3.3) فكانت غير المعنوية فكانت

وعليه سوف نقوم بالمفاضلة بين النماذج المعنوية بنا على المعايير التالية:

- أصغر قيمة لمعيار AKAIKE .

- أصغر قيمة لمعيار SCHWARZ .

- أصغر قيمة لمعيار HANNAN .

- أصغر قيمة لمربع البواقي .

- أكبر قيمة لمعامل التحديد .

وعليه سوف يتم تلخيص هذه المعايير للنماذج المعنوية في الجدول التالي:

**الجدول (2-27):معايير المفاضلة بين النماذج المقدره**

المعايير النماذج	prob	Aik	Sch	Hann	R <sup>2</sup>	$\sum e^2$
AR(1)	0.000	32.03	32.08	32.05	0.25	4.37 <sup>E</sup> 14
AR(2)	0.000	32.01	32.06	32.03	0.27	4.28 <sup>E</sup> 14
AR(3)	0.000	31.96	32.02	31.98	0.30	4.07 <sup>E</sup> 14
AR(4)	0.0002	32.21	32.26	32.23	0.10	5.25 <sup>E</sup> 14
AR(5)	0.0003	32.19	32.24	32.21	.012	5.12 <sup>E</sup> 14
AR(7)	0.0016	23.22	32.28	32.25	0.09	5.32 <sup>E</sup> 14
MA(1)	0.000	32.14	32.19	32.16	0.16	4.90 <sup>E</sup> 14
MA(2)	0.000	32.08	32.13	32.10	0.21	4.62 <sup>E</sup> 14
MA(3)	0.000	32.004	32.05	32.02	0.27	4.2 <sup>E</sup> 114
ARMA(1.1)	0.000	31.88	31.96	31.92	0.36	3.71 <sup>E</sup> 14
ARMA(1.2)	0.0004 0.000	32.003	32.08	32.03	0.29	4.17 <sup>E</sup> 14
ARMA(2.1)	0.0000 0.0022	32.00019	32.08	32.03	0.29	4.15 <sup>E</sup> 14

المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات 10-views .

بناء على المعايير المعتمدة فإن النموذج المختار هو ARMA(1.1).

### 8- تقدير النموذج:

#### الجدول (2-28): تقدير النموذج ARMA(1.1)

Dependent Variable: ELCT  
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)  
 Date: 10/21/18 Time: 14:28  
 Sample: 2010M01 2017M12  
 Included observations: 96  
 Convergence achieved after 16 iterations  
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.900467	0.093689	9.611193	0.0000
MA(1)	-0.581468	0.151002	-3.850737	0.0002
SIGMASQ	3.86E+12	3.45E+11	11.19993	0.0000
R-squared	0.369326	Mean dependent var		1.70E-09
Adjusted R-squared	0.355763	S.D. dependent var		2487562.
S.E. of regression	1996626.	Akaike info criterion		31.88876
Sum squared resid	3.71E+14	Schwarz criterion		31.96890
Log likelihood	-1527.661	Hannan-Quinn criter.		31.92116
Durbin-Watson stat	2.147933			
Inverted AR Roots	.90			
Inverted MA Roots	.58			

المصدر: مخرجات برنامج eviews-10.

ويكتب النموذج كالتالي:

$$ELCT = 0.900467ELCT_{t-1} - 0.581468e_{t-1} + e_t$$

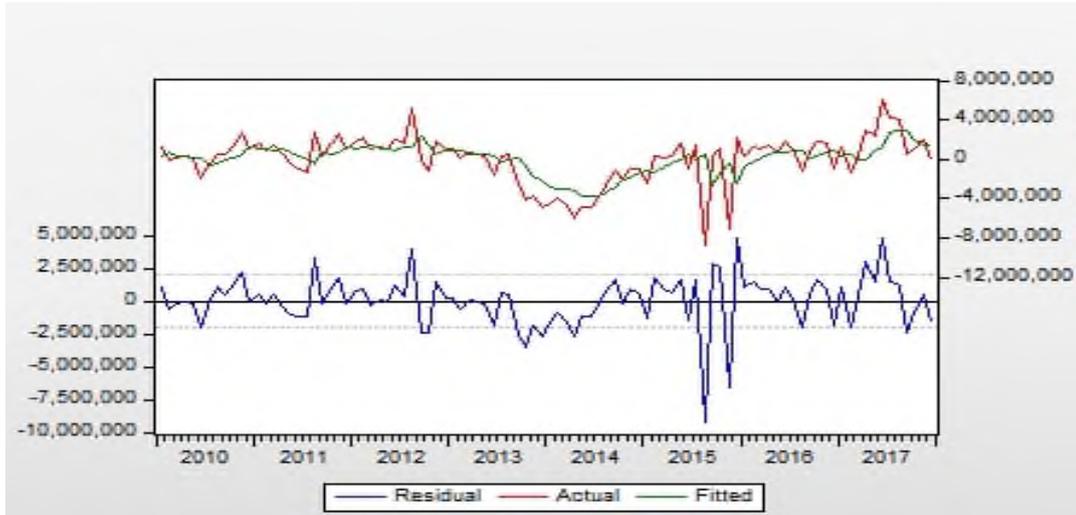
### 9- اختبار جودة النموذج:

التمثيل البياني للسلسلتين الأصلية والمقدرة:

يظهر الشكل التالي التمثيل البياني للسلسلة المقدرة filled التي تنطبق مع السلسلة الأصلية actual

مما يدل على ملاءمة النموذج المقدر.

الشكل (2-20): التمثيل البياني للسلسلتين الأصلية والمقدرة.



المصدر: مخرجات برنامج eviews-10 .

**تقدير دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي:**

يظهر الرسم البياني لدالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي في الشكل (2-20)

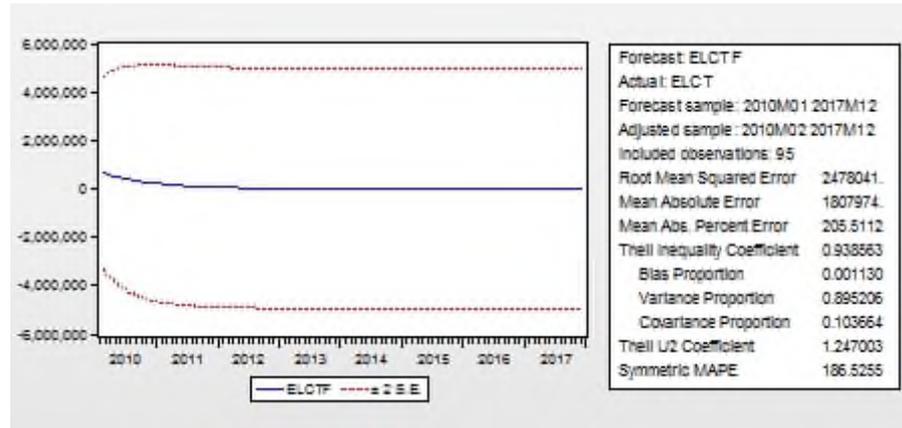
الشكل (2-21): الرسم البياني لدالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي

Correlogram of Residuals						
Date: 10/21/18 Time: 14:41						
Sample: 2010M01 2017M12						
Included observations: 96						
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.079	-0.079	0.6154	
		2	0.059	0.053	0.9614	
		3	0.244	0.255	6.9942	0.008
		4	-0.153	-0.125	9.3928	0.009
		5	0.036	-0.019	9.5231	0.023
		6	-0.075	-0.125	10.112	0.039
		7	0.087	0.158	10.906	0.053
		8	-0.073	-0.080	11.469	0.075
		9	0.059	0.102	11.845	0.106
		10	0.003	-0.089	11.845	0.158
		11	-0.142	-0.079	14.063	0.120
		12	0.096	0.015	15.092	0.129
		13	0.071	0.187	15.670	0.154
		14	-0.110	-0.113	17.054	0.148
		15	0.044	-0.008	17.280	0.187
		16	0.123	0.070	19.065	0.162
		17	-0.088	0.012	19.978	0.173
		18	0.089	0.064	20.931	0.181
		19	-0.008	-0.055	20.940	0.229
		20	-0.048	-0.035	21.229	0.268
		21	-0.044	-0.104	21.469	0.311
		22	-0.090	-0.058	22.489	0.315
		23	-0.030	-0.017	22.605	0.365
		24	-0.184	-0.124	27.047	0.209
		25	0.081	0.019	27.908	0.219
		26	-0.014	0.039	27.935	0.263
		27	-0.071	0.020	28.623	0.280
		28	0.031	-0.101	28.753	0.322

المصدر: مخرجات برنامج eviews-10 .

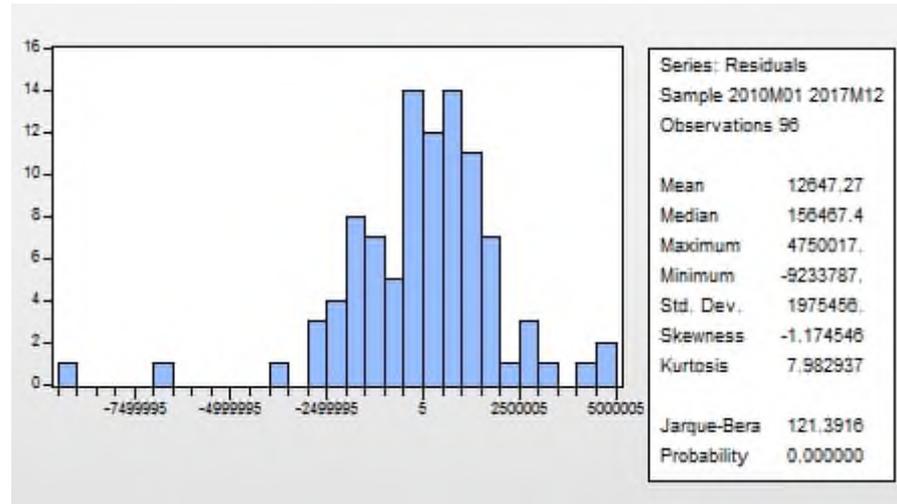
يظهر الرسم البياني لدالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي أن كل القيم داخل مجال الثقة مما يدل على استقرار البواقي وبالتالي فإن البواقي غير مرتبطة مما يدل على استقرار السلسلة المقدرة رغم أنها لا تتوزع طبيعياً غير أن النموذج مقبول إحصائياً وهو ما يظهره التمثيل البياني التالي.

الشكل (2-22): الرسم البياني للسلسلة المتنبأها



المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews.

الشكل (2-23): إختبار التوزيع الطبيعي للبواقي.



المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews.

**9- إختبار ARCH للنموذج المقدر:**

وللتأكد من ثبات تباين الأخطاء عبر الزمن ندرج الجدول التالي:

**الجدول (2-29): إختبار ARCH للنموذج المقدر.**

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	1.897109	Prob. F(1,93)	0.1717	
Obs*R-squared	1.899166	Prob. Chi-Square(1)	0.1682	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 10/21/18 Time: 14:46				
Sample (adjusted): 2010M02 2017M12				
Included observations: 95 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.34E+12	1.12E+12	2.977069	0.0037
RESID^2(-1)	0.141346	0.102621	1.377356	0.1717
R-squared	0.019991	Mean dependent var	3.89E+12	
Adjusted R-squared	0.009453	S.D. dependent var	1.03E+13	
S.E. of regression	1.02E+13	Akaike info criterion	62.77290	
Sum squared resid	9.75E+27	Schwarz criterion	62.82667	
Log likelihood	-2979.713	Hannan-Quinn criter.	62.79463	
F-statistic	1.897109	Durbin-Watson stat	2.012262	
Prob(F-statistic)	0.171708			

المصدر: مخرجات برنامج 10-eviews .

من خلال الجدول أعلاه وبملاحظة قيمة الإحصاءة F (0.17) التي كانت أكبر من 0.05 فإنه يمكننا قبول فرضية ثبات تباين الأخطاء عبر الزمن وبالتالي لا يوجد أثر ARCH.

## 2-2- التنبؤ باستخدام تقنية الشبكات العصبية:

يمكن تلخيص خطوات استخدام تقنية الشبكات العصبية في التنبؤ كالتالي:

### 1- اختيار المتغيرات:

تتمثل متغيرات الدراسة في سلسلة زمنية لمبيعات الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة بمعطيات شهرية من جانفي 2010 إلى غاية ديسمبر 2017 بمجموع 96 مشاهدة المتحصل عليها من مؤسسة سونلغاز لولاية سعيدة.

### 2- معالجة البيانات:

بيانات الدراسة تتمثل في متغير واحد (المبيعات الشهرية الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة) وذلك بغية التنبؤ بقيمها المستقبلية التي تعتمد على قيمه السابقة وبالتالي فإنه شكل من أشكال نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي (NAR) Nonlinear Autoregressive وهو النموذج الثاني من نماذج الشبكات العصبية للسلاسل الزمنية المتوفرة في برنامج *MATLAB R2013a* والذي يكتب كالتالي:

$$Y(t) = f(Y(t-1), \dots, (t-d))$$

حيث:  $Y(t)$  يمثل القيم المستقبلية للمبيعات الطاقة الكهربائية.

$Y(t-1)$ : تمثل القيم السابقة للمبيعات.

### 3- تقسيم البيانات:

في هذه المرحلة يتم تقسيم البيانات إلى مجموعات كالتالي:

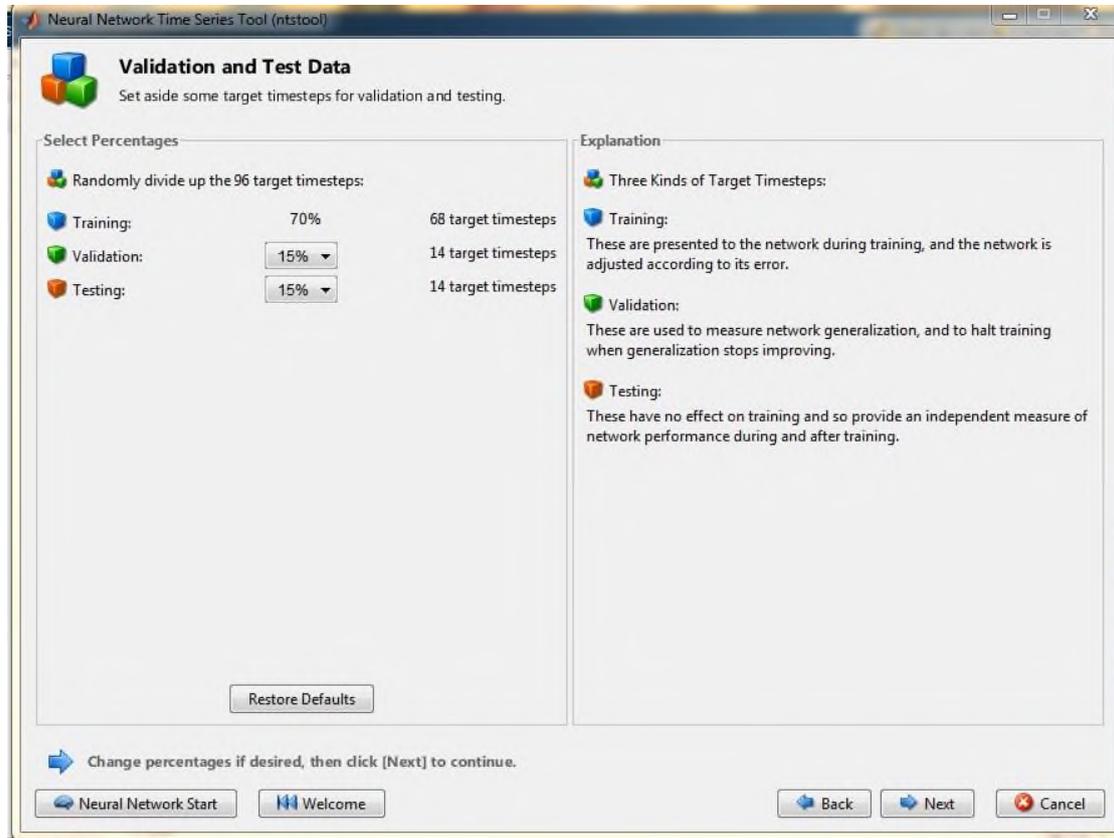
مجموعة التدريب: وتضم 70% من المشاهدات أي ما يعادل 68 مشاهدة

مجموعة التأكد (التحقق): وتضم 15% من المشاهدات أي ما يعادل 14 مشاهدة

مجموعة الاختبار: وتضم هي أيضا 15% من المشاهدات أي ما يعادل 14 مشاهدة

وهذا ما يبرزه الشكل التالي:

الشكل (2-24): تقسيم عينة الدراسة وفقا لمجموعات

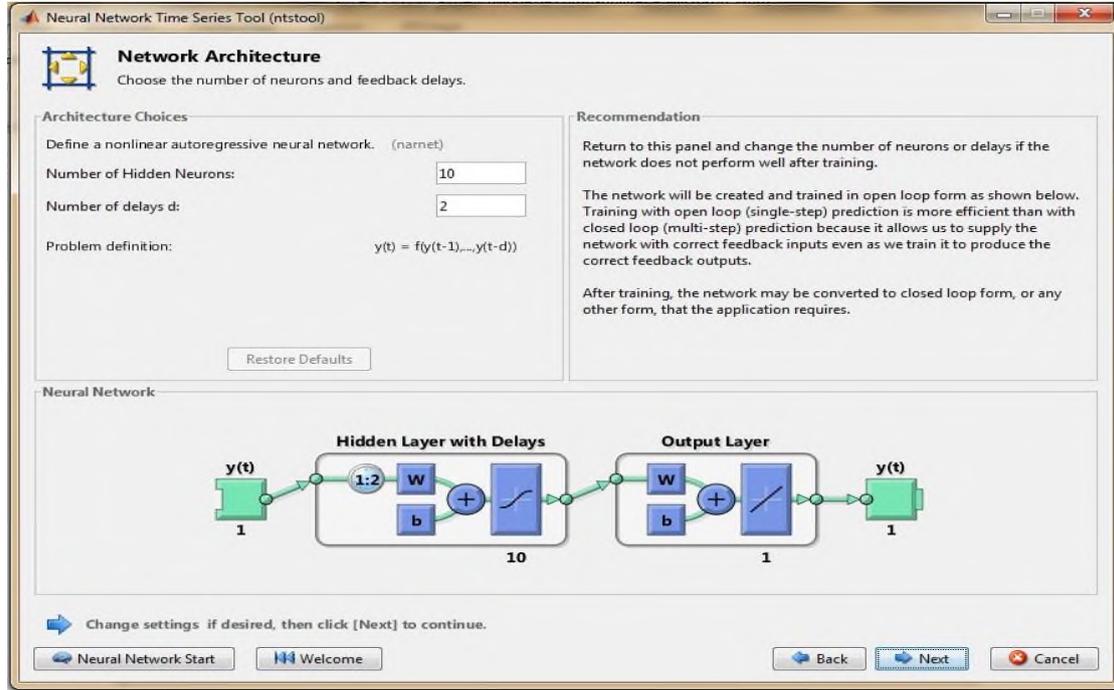


المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

#### 4- تحديد نموذج الشبكة العصبية

بعد اختيار نموذج الانحدار المناسب تم تحديد نموذج الشبكة العصبية كالتالي:

الشكل (2-25): النموذج المقترح للشبكة العصبية



المصدر: مخرجات برنامج *MATLAB R2013a*

وفقا للشكل السابق فقد تم تصميم شبكة عصبية بمتغير واحد في المدخلات وطبقة خفية واحدة ب10 عصبونات ودالة التنشيط المتمثلة في الدالة اللوجستية بينما طبقة الإخراج فهي واحدة وتحتوي على متغير واحد بدالة تجميع خطية وقد تم الاحتفاظ بدرجة التأخير المدرجة في البرنامج ب2.

#### 5- تدريب الشبكة:

يتم تدريب الشبكة من خلال المراحل التالية:

تعليم النموذج: بغية التوصل إلى شبكة عصبية اصطناعية قادرة على نمذجة البيانات والتنبؤ بها بشكل جيد لا بد من التوصل إلى مجموعة الأوزان بين العصبونات والتي من خلالها يتحقق أقل قيمة لمتوسط مربع الأخطاء MSE .

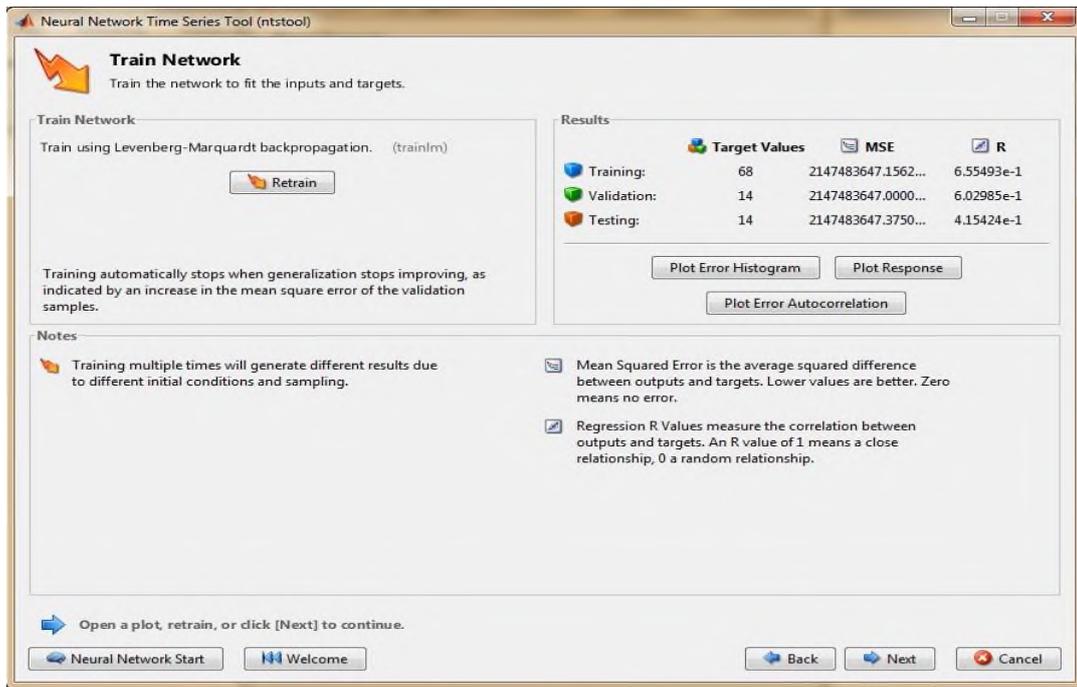
تدريب الشبكة بشكل يسمح بتقليل الميل وهذا من خلال التدريب باستخدام خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ.

### 6-التنفيذ:

في هذه الخطوة يتم اختبار الشبكة من حيث قدرتها على التكيف وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ نتيجة التغيير في البيانات.

ويمكن تبيان نتائج تدريب الشبكة كالتالي:

### الشكل (2-26): نتائج تدريب الشبكة العصبية



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

من خلال التدريب الأولي للشبكة العصبية كانت النتائج المبينة في الشكل أعلاه بحيث تم تسجيل المعايير التالية:

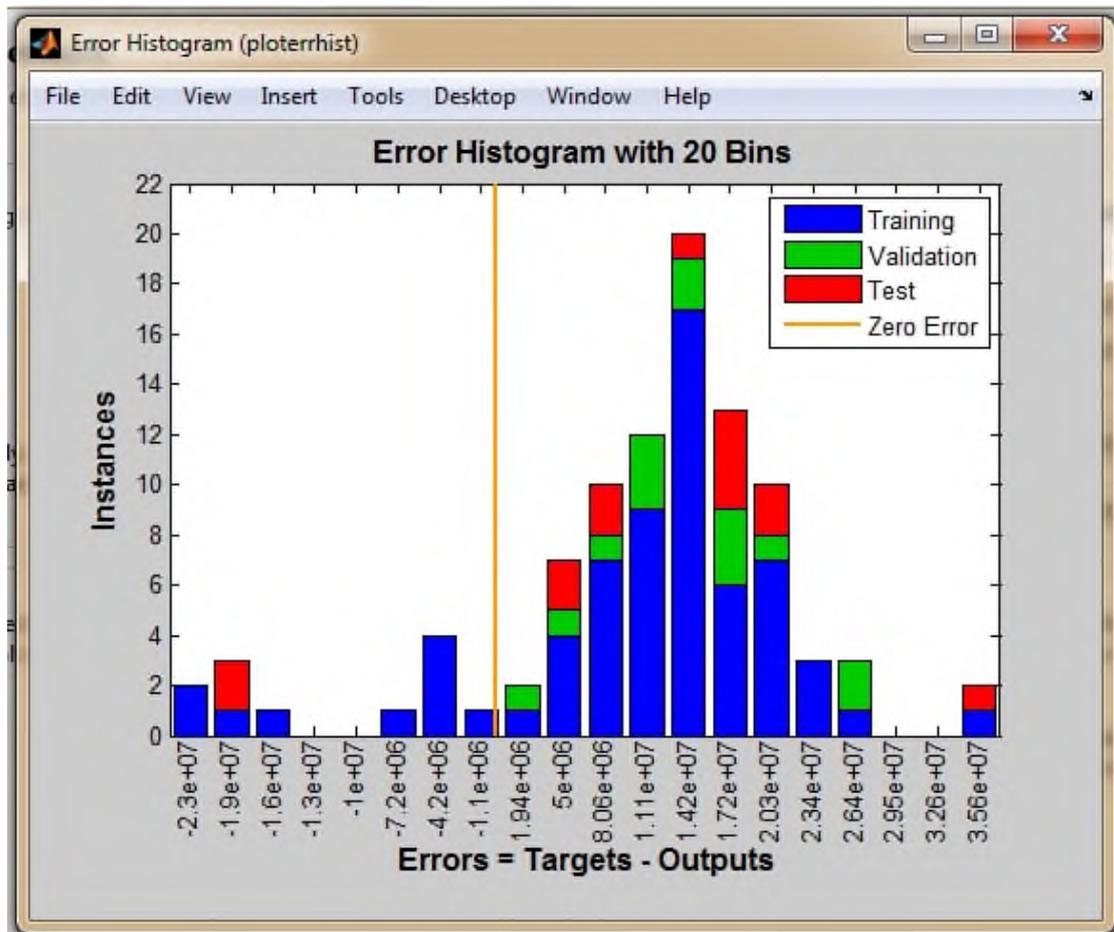
معيار التدريب:  $R=0.655$  ;  $MSE=2147483647.1562$

معيار التحقق:  $R=0.602$  ;  $MSE=2147483647$

معيار الاختبار:  $R=0.415$  ;  $MSE=2147483647.3750$

من خلال التدريب الاولي نلاحظ أن قيم مربع متوسط الأخطاء لكل من عينة التدريب والتحقق وعينة الإختبار متقاربة غير أن قيم معاملات الارتباط بين المدخلات والمخرجات فكان معامل الارتباط كبير لعينة التدريب (0.655) ليله معامل التدريب لعينة التحقق (0.602) بينما معامل الارتباط لعينة الاختبار فكان الأضعف بقيمة 0.415

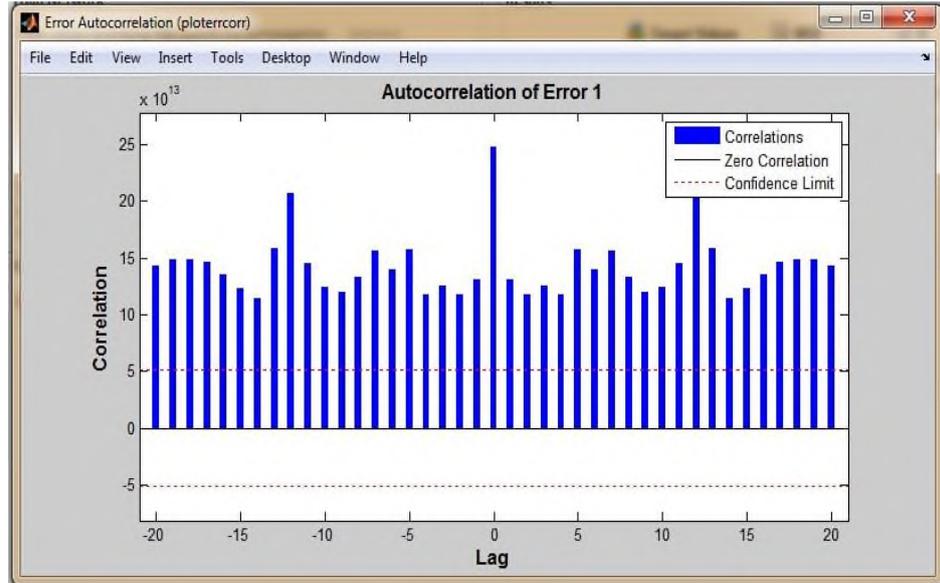
الشكل (2-27): الرسم البياني للمدرج التكراري للأخطاء.



المصدر: مخرجات برنامج *MATLAB R2013a*

من خلال الرسم البياني السابق يمكننا ملاحظة أن الأخطاء لا تتبع التوزيع الطبيعي بحكم عدم تناظر المدرج التكراري لها بالنسبة للصفر، وبالتالي فإن الشبكة غير مدربة بشكل ملائم وللتأكد من ذلك يمكننا رسم دالة الارتباط الذاتي للأخطاء.

### الشكل (2-28): دالة الارتباط الذاتي للأخطاء.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

يظهر الرسم البياني (2-28) لدالة الارتباط الذاتي للأخطاء وجود كل الحدود خارج مجال الثقة مما يدل على وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء وهذا ما يؤكد استنتاجنا السابق بعدم ملائمة الشبكة المدربة مما يحتم إعادة التدريب.

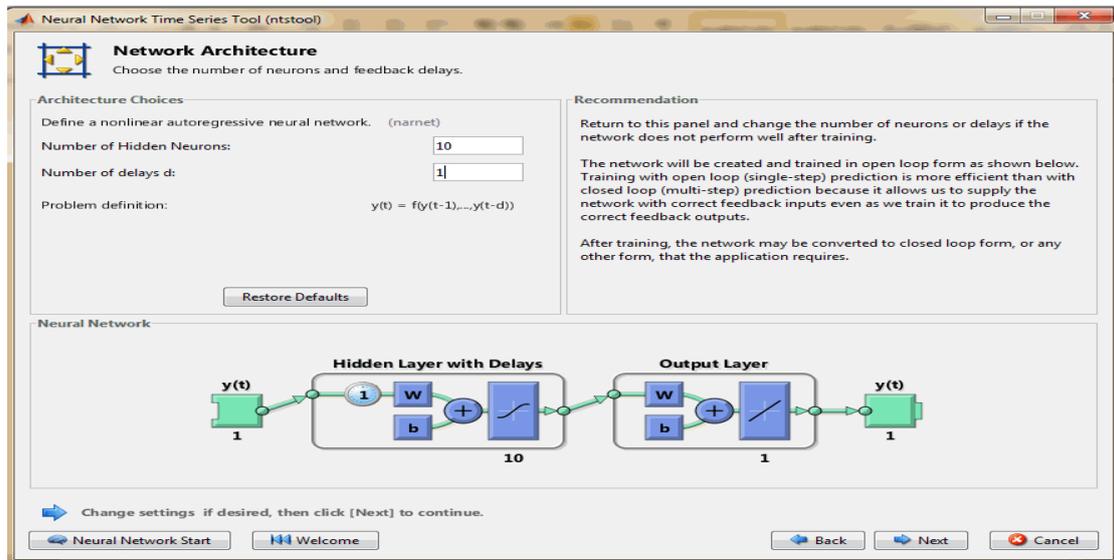
### 7- إعادة تدريب الشبكة:

بغية التوصل إلى الشبكة الملائمة لابد من إعادة التدريب وذلك بإجراء تغييرات في معمارية الشبكة حيث تم اقتراح مجموعة من التغييرات في كل مرة وإعادة التدريب إلى غاية التوصل إلى التدريب الجيد.

1- تغيير درجة التأخير :

في هذه المحاولة سوف نقوم بتغيير درجة التأخير أو الإبطاء من 2 إلى 1 مع الاحتفاظ بنفس نسب العينة كالتدريب السابق كما يظهره الشكل التالي:

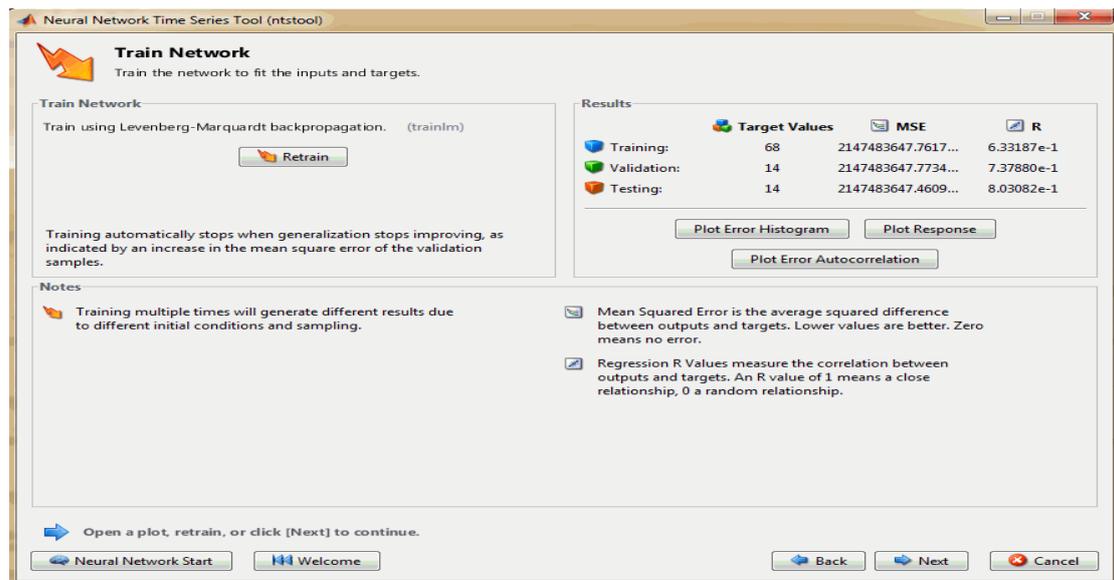
الشكل (2-29): تغيير درجة التأخير



المصدر :مخرجات برنامج MATLAB R2013a

لنقوم بعدها بإعادة التدريب أين تم التحصل على المخرجات التالية:

الشكل (2-30):نتائج إعادة تدريب الشبكة العصبية



المصدر :مخرجات برنامج MATLAB R2013a

يشير بيان إعادة تدريب الشبكة إلى تسجيل المعايير التالية:

معيار التدريب:  $R=0.633$  ;  $MSE=2147483647.7617$

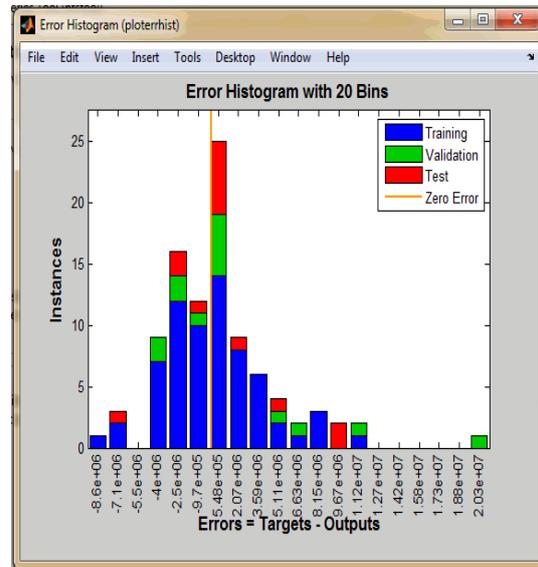
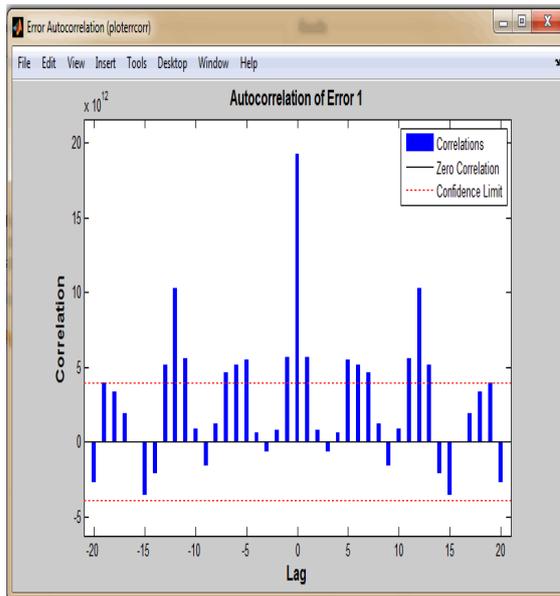
معيار التحقق:  $R=0.737$  ;  $MSE=2147483647.7734$

معيار الاختبار:  $R=0.803$  ;  $MSE=2147483647.4609$

من خلال النتائج أعلاه يمكننا ملاحظة أن قيم مربع الأخطاء لم تختلف عن سابقتها في التدريب الأولي كثيرا، غير أن هناك تحسن في معاملات الارتباط بالنسبة لعينة الاختبار حيث بلغ هذا الأخير  $0.803$  مرتفعا بذلك عن سابقه في التدريب الأولي ( $0.415$ )، أيضا ارتفاع قيمة معمل الارتباط بالنسبة لعينة التحقق ( $0.737$ )، بينما تناقصت قيمته بالنسبة لمرحلة التدريب من  $0.655$  إلى  $0.633$ .

الشكل (2-32): دالة الارتباط الذاتي للبواقي

الشكل (2-31): المدرج التكراري للبواقي



المصدر: مخرجات برنامج *MATLAB R2013a*

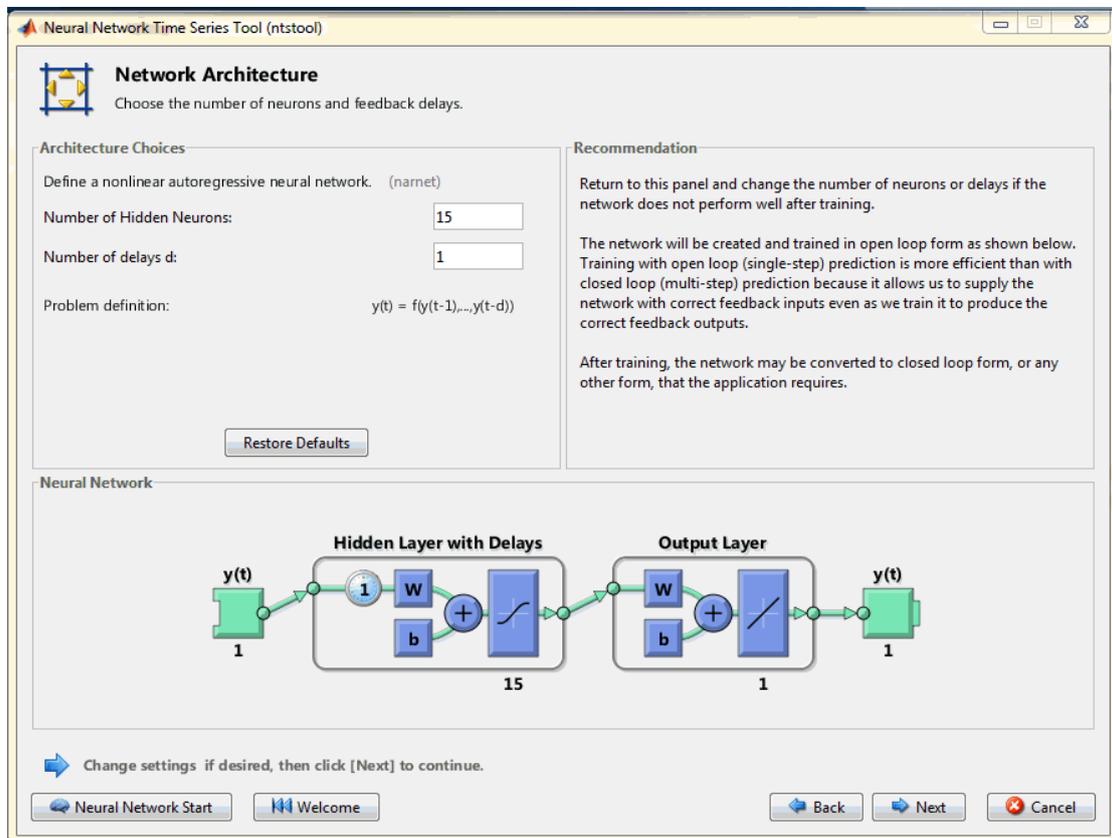
من خلال الشكلان البيانيان للمدرج التكراري للبواقي الذي يظهر أن البواقي لا تتبع التوزيع الطبيعي والرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي التي تظهر أن هناك قيما خارج مجال الثقة يمكننا استنتاج إعادة التدريب بتغيير درجة الإبطاء لم توصلنا إلى الشبكة الملائمة بعد .

و من خلال النتائج السابقة وبالرغم من عدم توصلنا للتدريب الجيد، غير أنه يمكننا استنباط أن درجة التأخير المثلى هي 1 بدليل تحسن كل من معاملات الارتباط ودالة الارتباط الذاتي عن سابقيهما في التدريب الأولي.

### التغيير في عدد الطبقات الخفية:

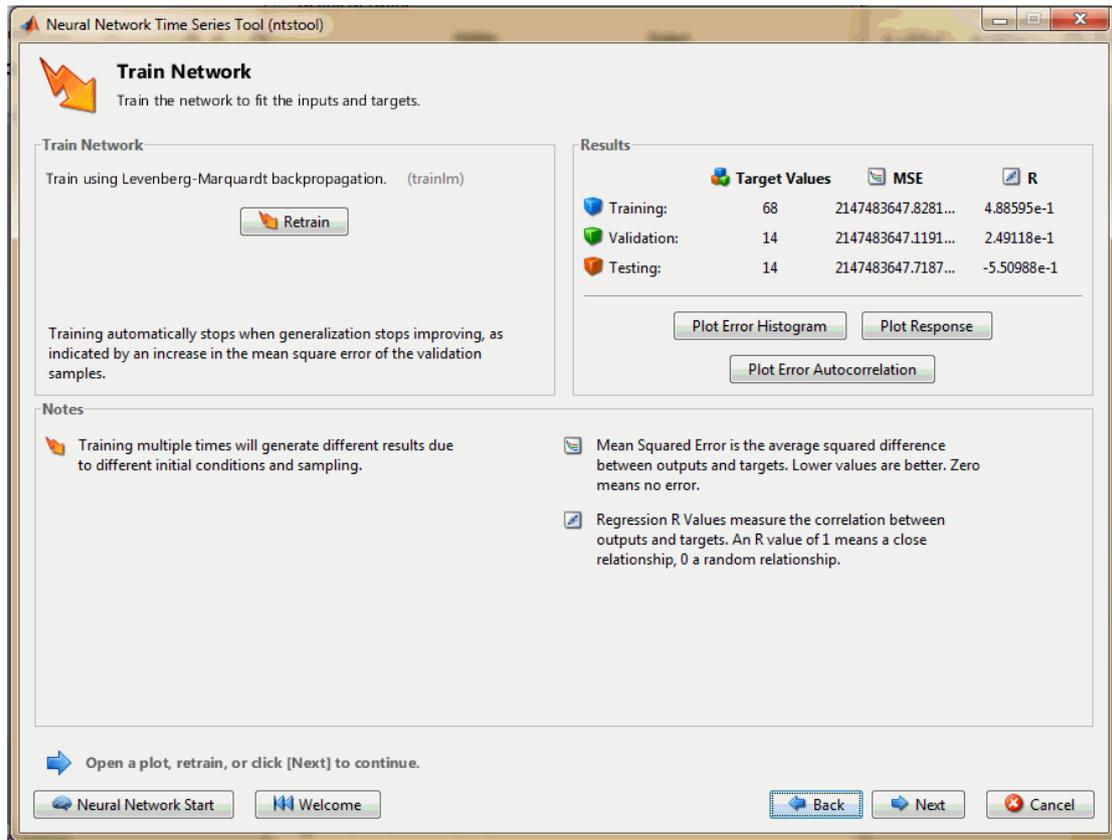
1-زيادة عدد الطبقات الخفية:

الشكل(2-33):بيان إعادة التدريب بزيادة عدد الطبقات الخفية.



المصدر :مخرجات برنامج MATLAB R2013a

الشكل (2-34): نتائج التدريب



المصدر: مخرجات برنامج *MATLAB R2013a*

من خلال مخرجات إعادة التدريب تم التوصل إلى المعايير التالية :

معيار التدريب:  $R=0.488$  ;  $MSE=2147483647.8281$

معيار التحقق:  $R=0.249$  ;  $MSE=2147483647.1191$

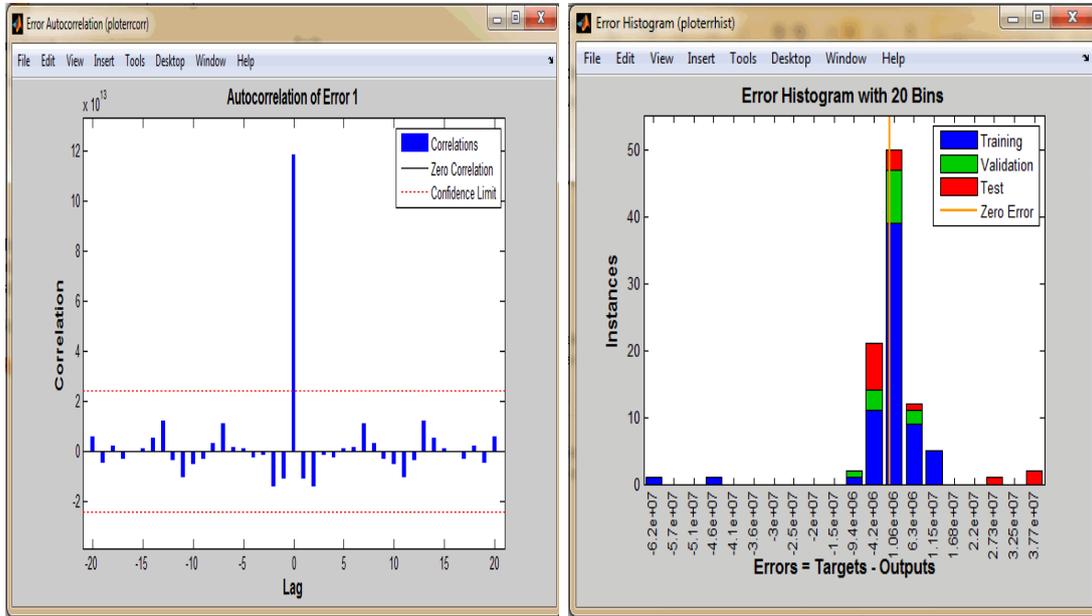
معيار الاختبار:  $R=-0.550$  ;  $MSE=2147483647.7187$

إن إعادة تدريب الشبكة بزيادة عدد الطبقات الخفية لا يؤدي بالضرورة إلى تحسينها ودليل ذلك النتائج التي تم تسجيلها بحيث أن قيمة متوسط مربع الأخطاء ارتفع عن القيم السابقة بالنسبة للعينات الثلاث كما تم تسجيل تراجع في قيم معاملات الارتباط لهذه الأخيرة حيث أصبح معامل الارتباط بين المدخلات والمخرجات لعينة الاختبار سالب.

وللتأكد من فرضية عدم ملائمة الشبكة المدربة سوف نقوم بإدراج بقية النتائج.

الشكل (2-35): المدرج التكراري للبواقي.

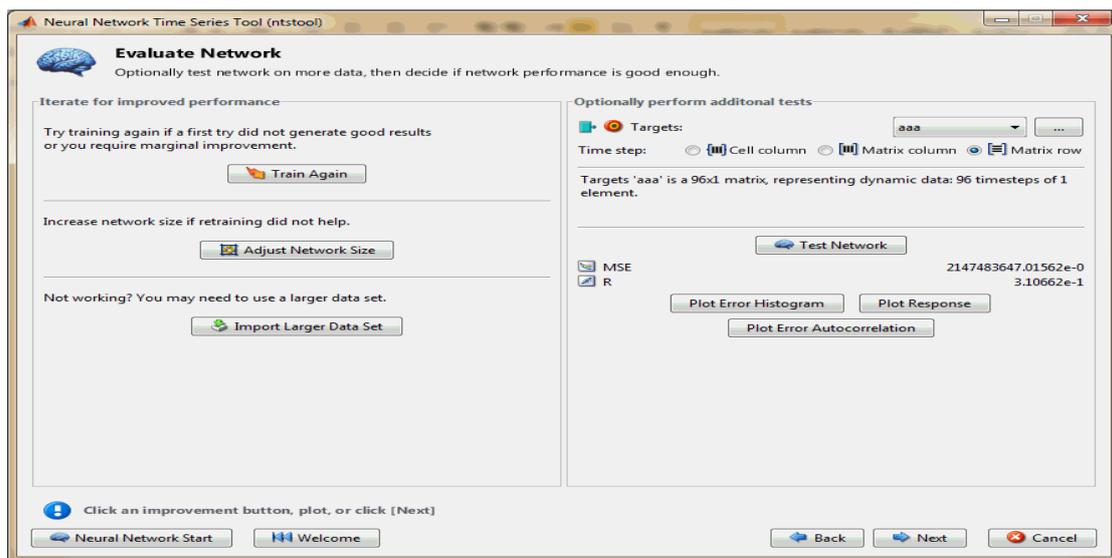
الشكل (2-36): دالة الارتباط الذاتي للبواقي.



المصدر: مخرجات برنامج *MATLAB R2013a*

إعادة التدريب بزيادة عدد الطبقات الخفية أدى إلى استقرار دالة البواقي غير أنها لا تتبع التوزيع الطبيعي لعدم تناظر المدرج التكراري للبواقي.

الشكل (2-37): معامل الارتباط ومتوسط مربع الأخطاء للنموذج المقدر بواسطة الشبكة المدربة.

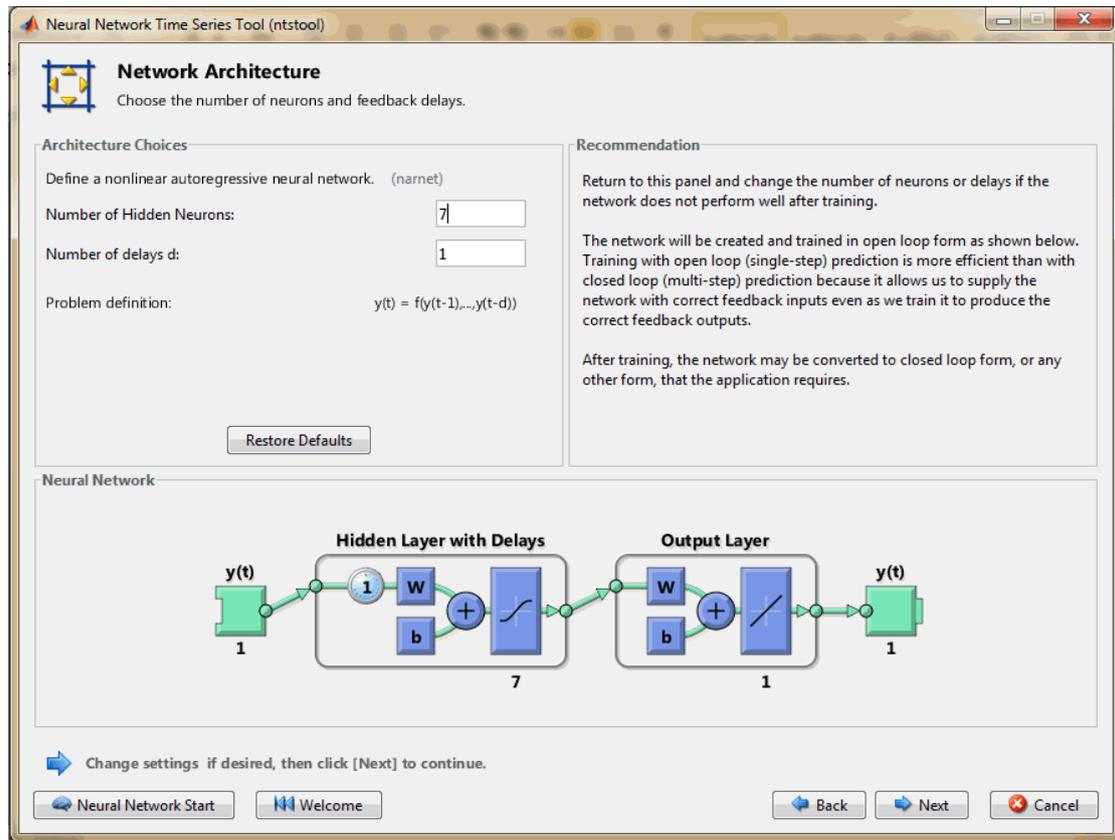


المصدر: مخرجات برنامج *MATLAB R2013a*

بالرغم من استقرار دالة الارتباط الذاتي للبوامي غير أنه لا يمكننا قبول النموذج المقدر بواسطة هذه الشبكة من خلال ما يظهره الجدول السابق بوجود قيمة ضعيفة لمعامل الارتباط بين المدخلات والمخرجات وهذا ما يؤكد فرضيتنا بأن زيادة عدد الطبقات الخفية لا يؤدي بالضرورة إلى تحسين تدريب الشبكة.

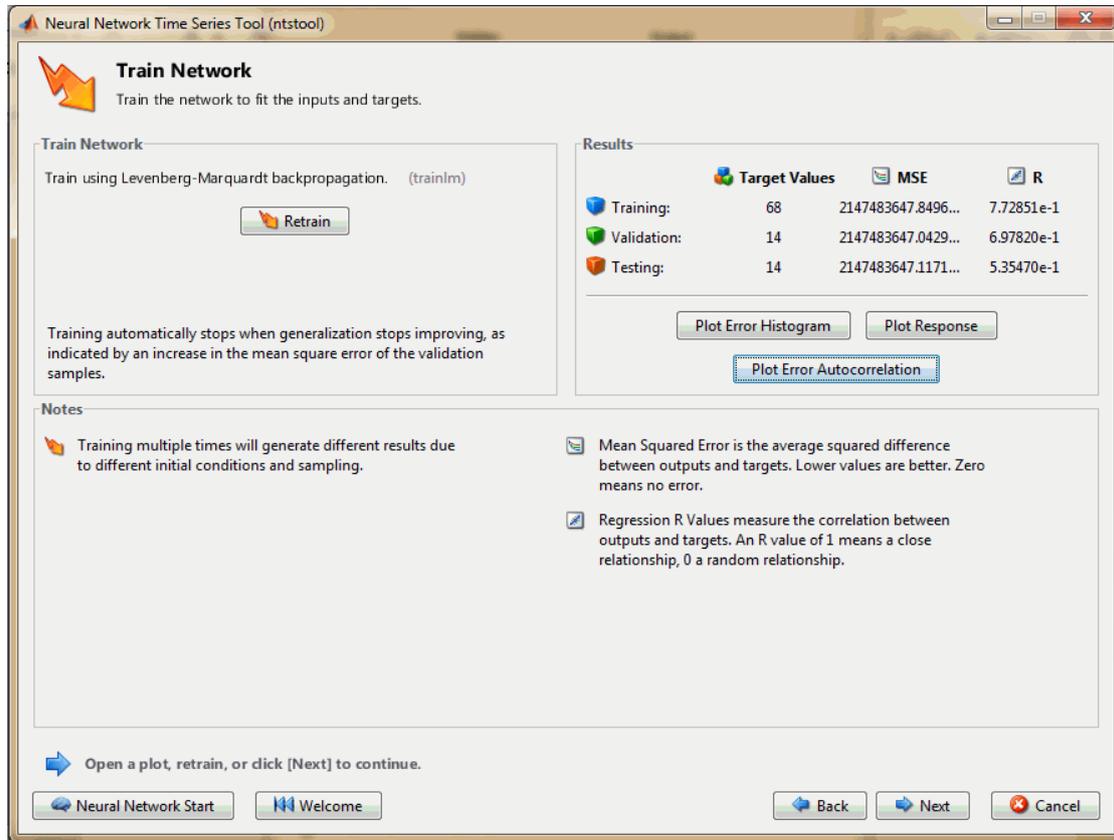
2-تقليص عدد الطبقات المخفية:

الشكل(2-38): بيان إعادة التدريب بتقليص عدد الطبقات الخفية.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

الشكل (2-39): نتائج إعادة التدريب.



المصدر: مخرجات برنامج *MATLAB R2013a*

يبرز الجدول السابق المعايير التالية :

معيار التدريب:  $R=0.772$  ;  $MSE=2147483647.8496$

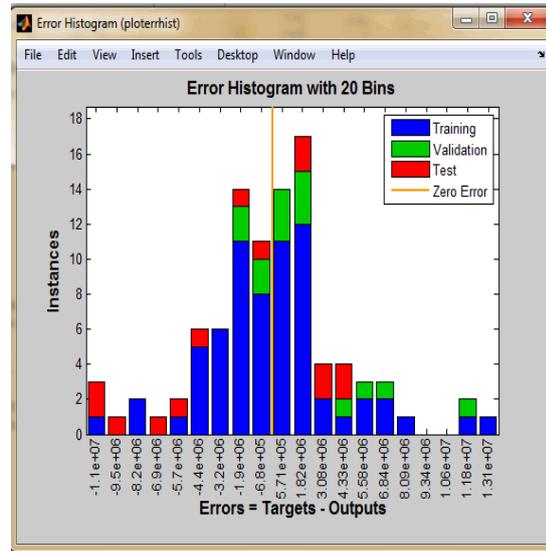
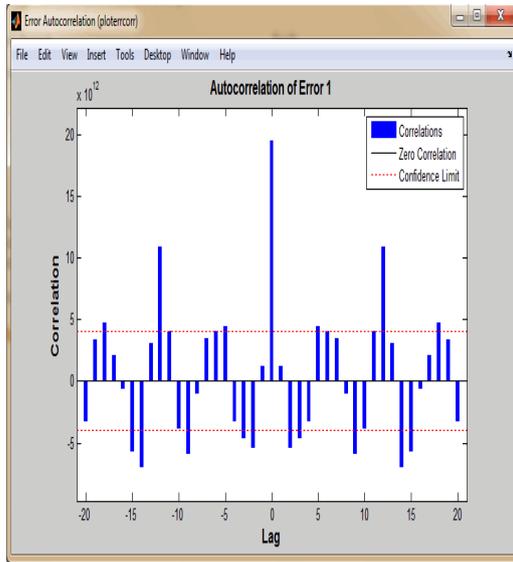
معيار التحقق:  $R=0.697$  ;  $MSE=2147483647.0429$

معيار الاختبار:  $R=0.535$  ;  $MSE=2147483647.1171$

توضح النتائج السابقة تحسن في معاملات الارتباط وقيم متوسط مربع الأخطاء.

الشكل (2-40): المدرج التكراري للبواقي.

الشكل (2-41): دالة الارتباط الذاتي للبواقي.



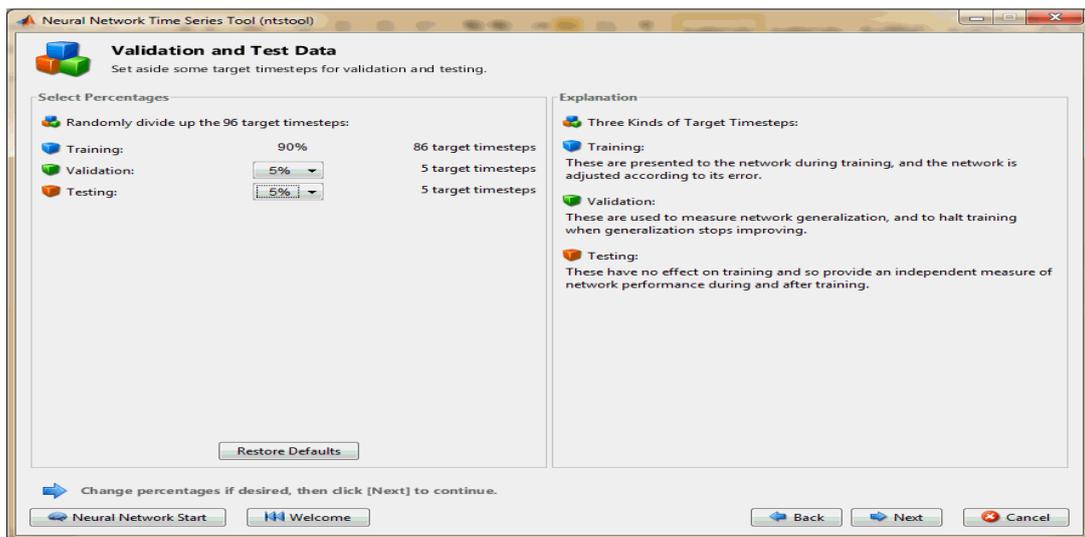
المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

تظهر مخرجات إعادة التدريب بتقليص عدد الطبقات الخفية بالنسبة للمدرج التكراري للبواقي أنها لا تتبع التوزيع الطبيعي بالإضافة إلى أنها غير مستقرة لوجود حدود خارج مجال الثقة لدالة الارتباط الذاتي للبواقي.

**التغيير في نسب العينات:**

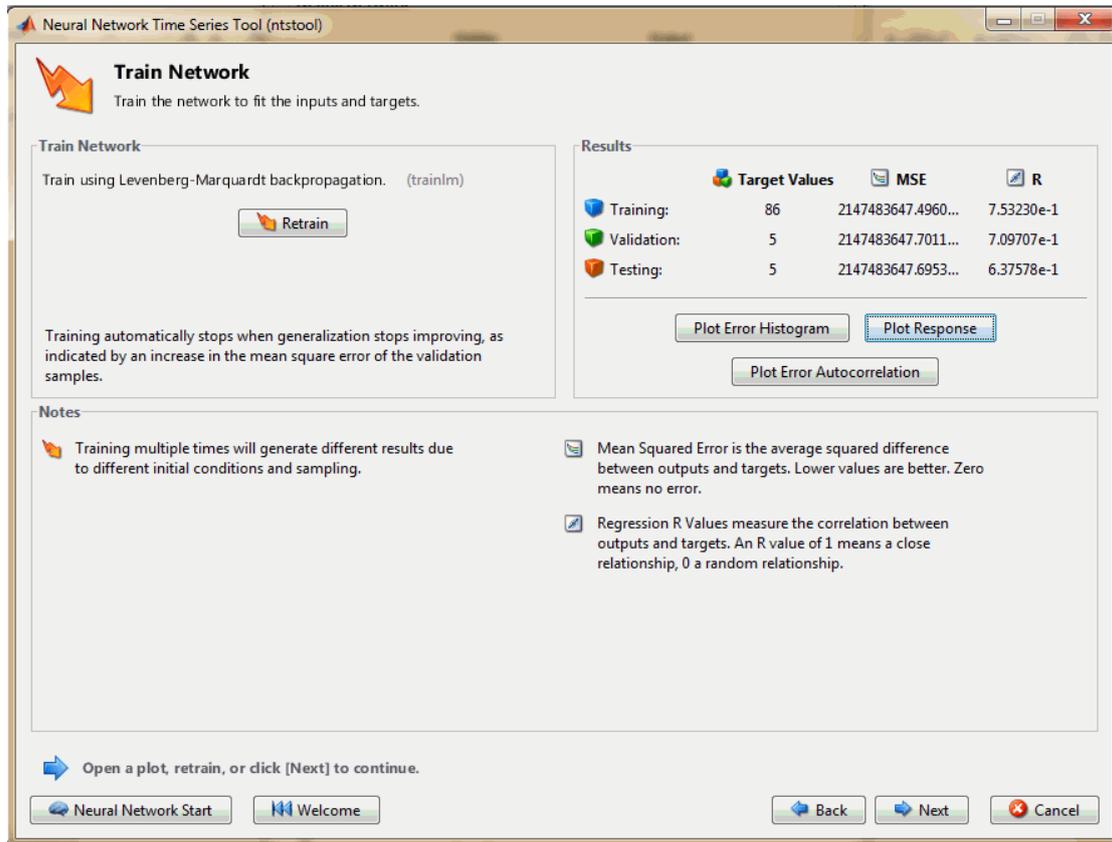
1- الزيادة في عينة التدريب:

الشكل (2-42): بيان إعادة التدريب بتغيير حجم العينات.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

## الشكل (2-43): نتائج إعادة التدريب.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

إعادة التدريب بزيادة حجم عينة التدريب أدى إلى تسجيل المعايير التالية :

معيار التدريب:  $R=0.752$  ;  $MSE=2147483647.4960$

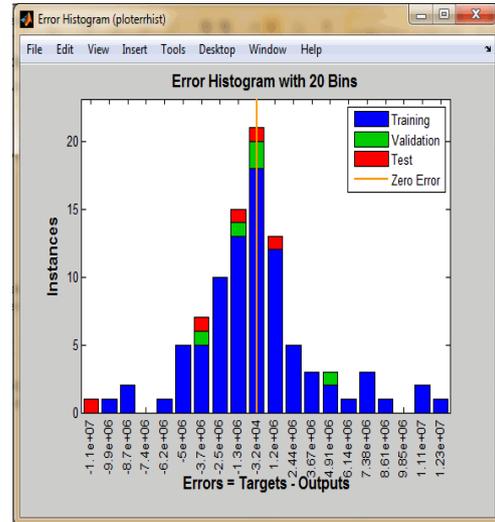
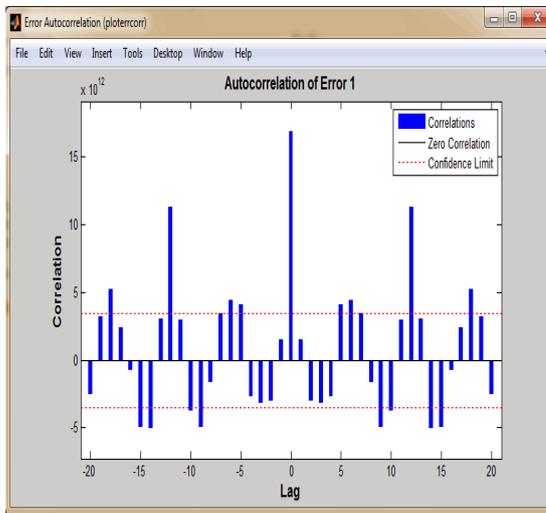
معيار التحقق:  $R=0.709$  ;  $MSE=2147483647.7011$

معيار الاختبار:  $R=0.637$  ;  $MSE=2147483647.6953$

من خلال النتائج الأولية لإعادة تدريب الشبكة يمكن قبولها باعتماد القيم المسجلة لمعاملات الارتباط ومتوسط مربع الاخطاء ولكن لابد من معاينة بقية المخرجات لاعتمادها في التنبؤ من عدمه.

الشكل (2-45): دالة الارتباط الذاتي للبواقي.

الشكل (2-44): المدرج التكراري للبواقي.

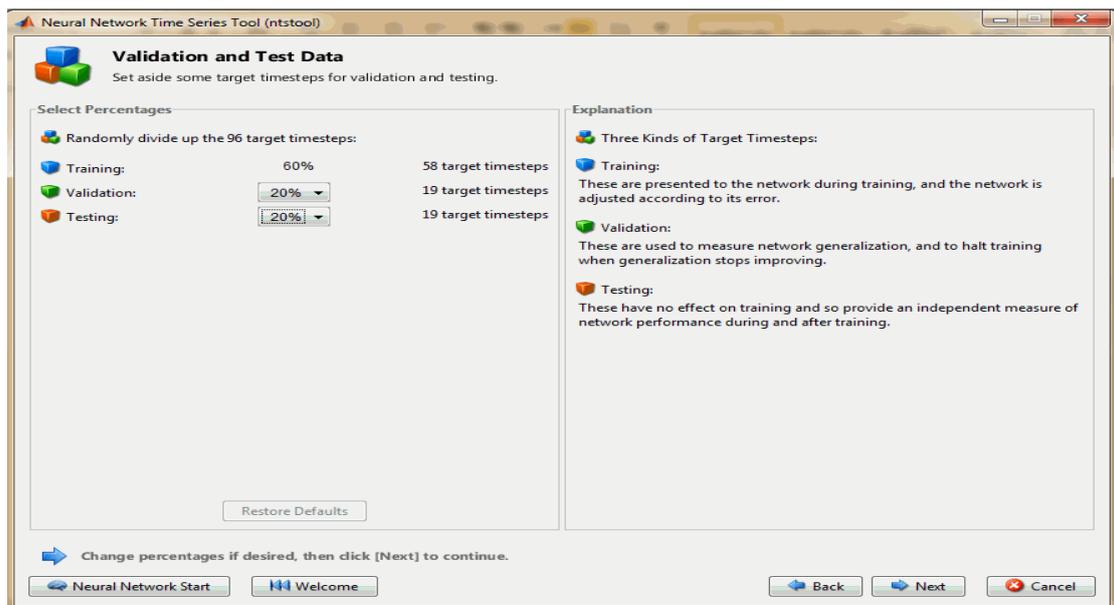


المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

تظهر النتائج أعلاه أن البواقي تتبع التوزيع الطبيعي غير أنها غير مستقرة، وبالتالي فإنه لايمكننا اعتماد الشبكة المدربة.

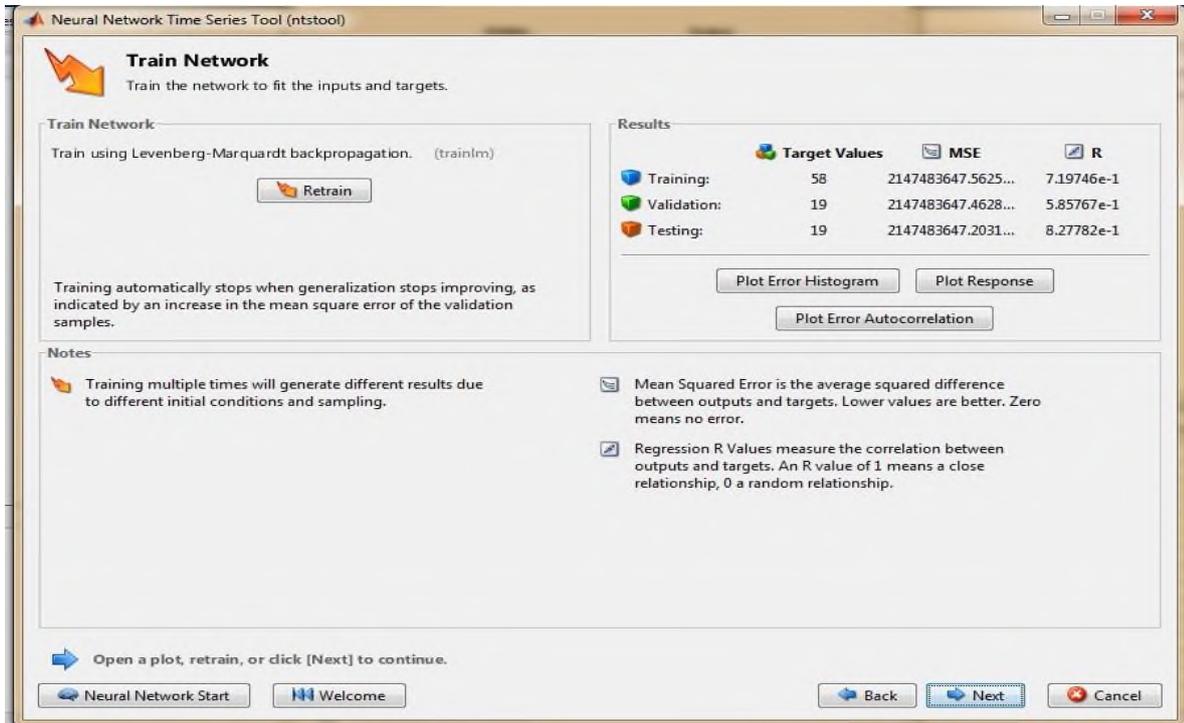
## 2-تقليص حجم عينة التدريب:

الشكل (2-46): بيان إعادة التدريب.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

الشكل (2-47): نتائج إعادة التدريب.

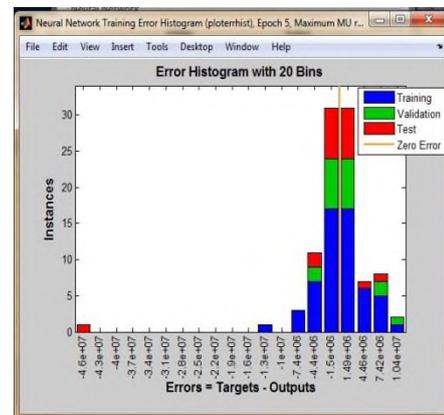
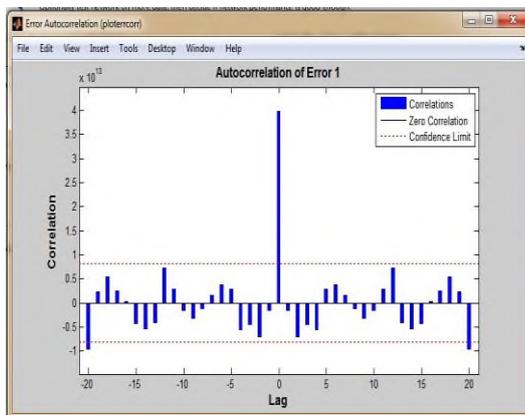


المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

بالمقارنة مع نتائج التدريبات السابقة يمكن قبول نتائج التدريب الحالي نظرا لتسجيل معاملات ارتباط مرتفعة للعينات الثلاث بالإضافة إلى قيم متوسط مربع الأخطاء المقبولة.

الشكل (2-49): دالة الارتباط الذاتي للبواقي.

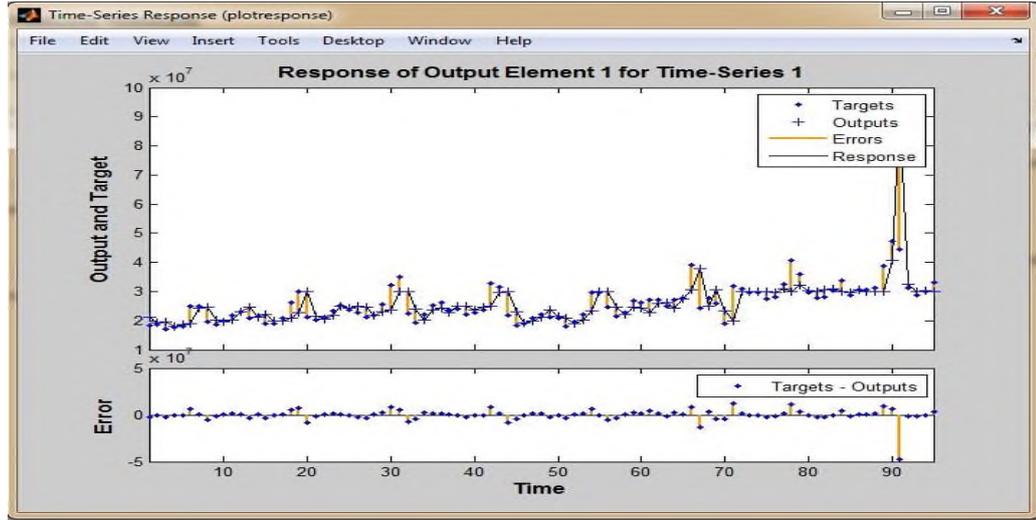
الشكل (2-48): المدرج التكراري للبواقي.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

تظهر الأشكال البيانية السابقة ومن خلال ملاحظة المدرج التكراري للبواقي فإن البواقي تتبع التوزيع الطبيعي، كما أن الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي تظهر أيضا أن البواقي مستقرة، و ما يعزز ذلك الرسم البياني الثاني لدالة الارتباط الذاتي التي كانت كل قيمها ضمن المجال  $[-5.5]$  من خلال الرسم التالي:

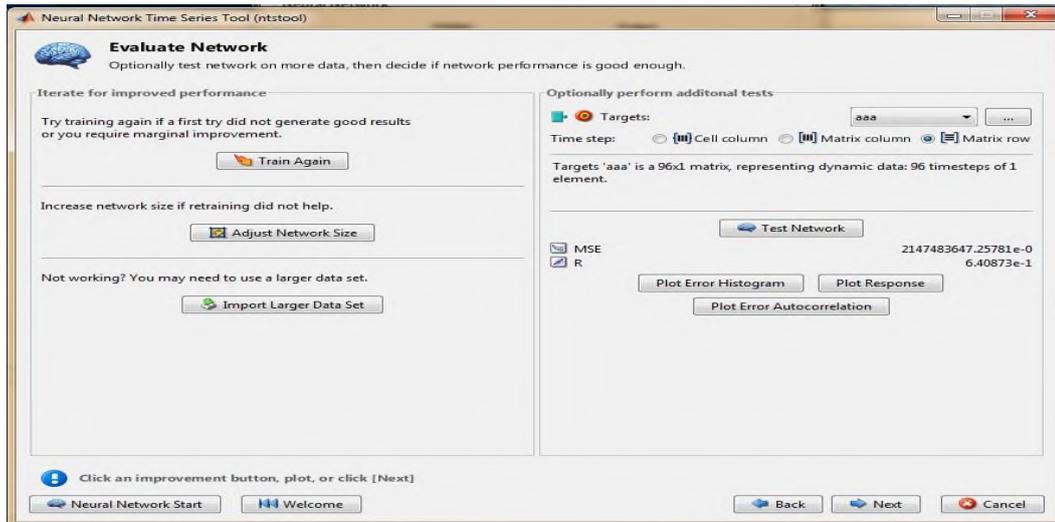
الشكل (2-50): الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي للبواقي.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

وبالتالي يمكن اعتماد هذه الشبكة المدربة وللتأكد من ذلك سوف نقوم بتقدير كل من معامل الارتباط ومتوسط مربع الأخطاء للشبكة ككل .

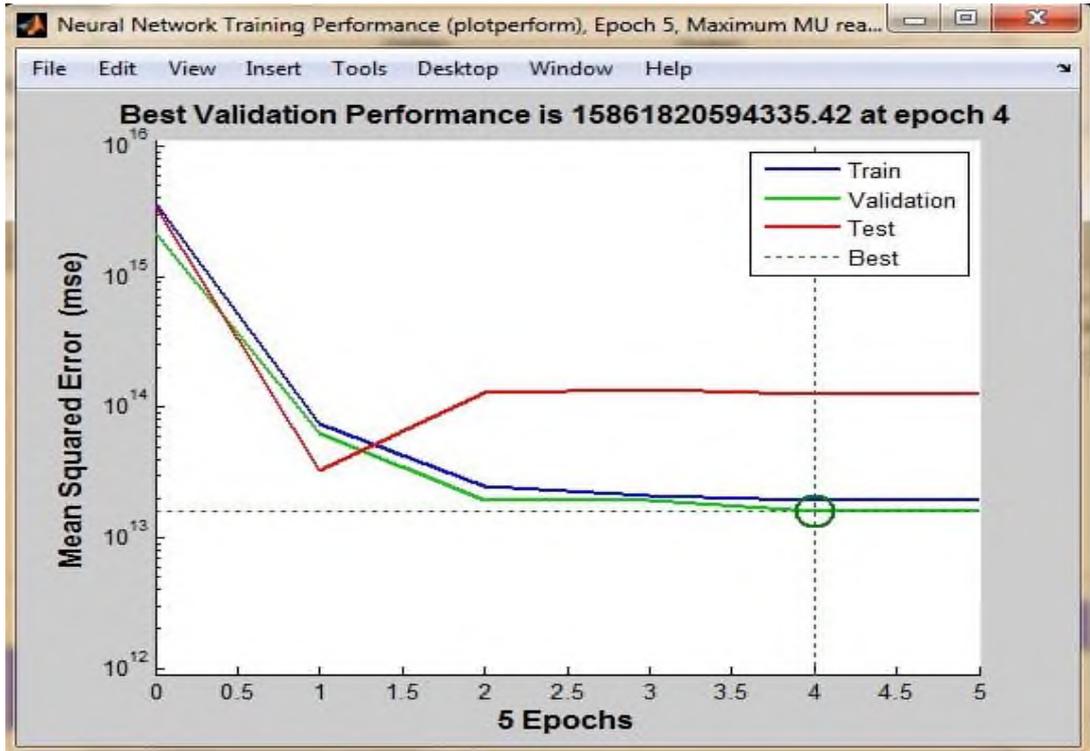
الشكل (2-51): معامل الارتباط ومتوسط مربع الأخطاء للنموذج المقدر بواسطة الشبكة المدربة.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

يقدر معامل الارتباط بين المدخلات والمخرجات المحسوبة بواسطة الشبكة المدربة ب 0.6408 مما يدل على وجود ارتباط قوي بين المدخلات والمخرجات، كما تم تسجيل متوسط أخطاء مقبول ب 2147483647.25.

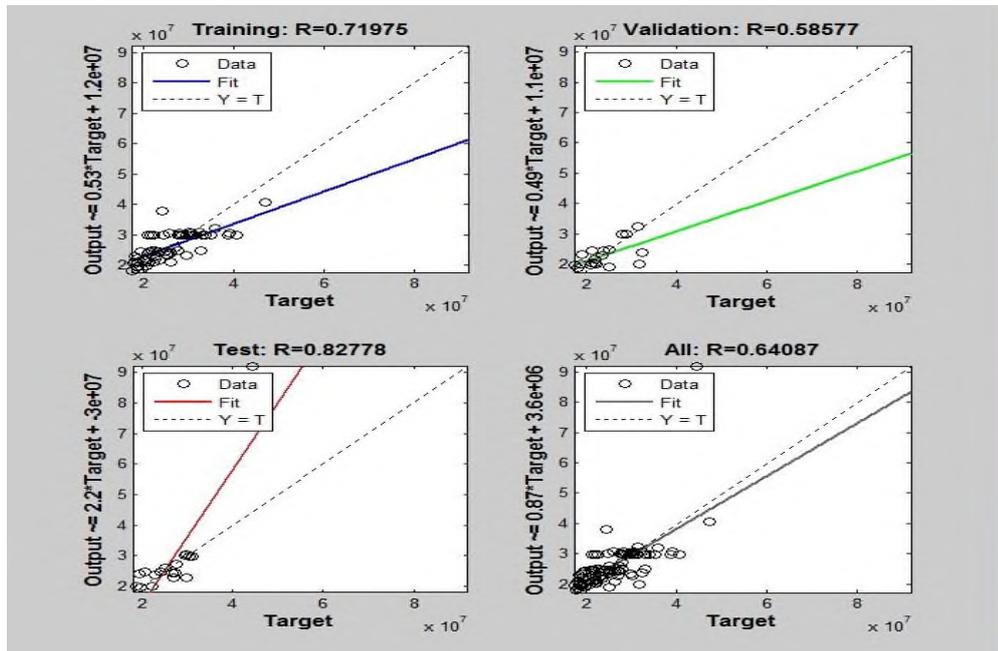
الشكل (2-52): الرسم البياني لأداء الشبكة



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

تحقق أحسن أداء للشبكة المدربة عند المحاولة الرابعة التي أعطت أصغر متوسط مربع خطأ وذلك لعينة التحقق لتليها عينة التدريب ثم الاختبار.

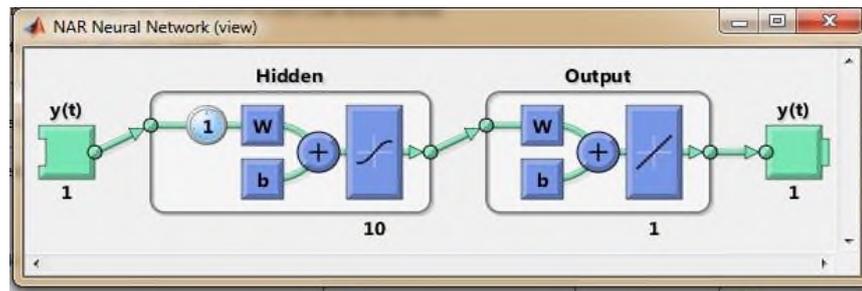
الشكل (2-53): معاملات الارتباط بين المدخلات والمخرجات.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

من خلال الرسم البياني لدالة الانحدار بين المدخلات والمخرجات يمكن استنتاج وجود علاقة ارتباط قوية بين المدخلات والمخرجات.

الشكل (2-54): الرسم البياني للشبكة المعتمدة.



المصدر: مخرجات برنامج MATLAB R2013a

II-3 استخدام تحليل فورييه للتنبؤ بالاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية لولاية

سعيدة:

بعد دراسة استقرارية السلسلة سوف نقوم بحساب الترددات والدور والسعة بالإضافة إلى الدورية و معاملات فورييه وذلك من خلال بناء برنامج يضم خطوات التحليل الطيفي لسلسلة زمنية كما تم توضيحه سابقا في الجانب النظري وذلك بالاعتماد على البرنامج المصمم على برنامج

MATLAB R2013a وهو ما يبرزه الجدول التالي:

1- حساب التردد، الدور، معاملات فورييه، السعة ، الطور والدورية للسلسلة الزمنية

الجدول (2-30): حساب التردد، الدور، معاملات فورييه، السعة ، الطور والدورية

للسلسلة الزمنية

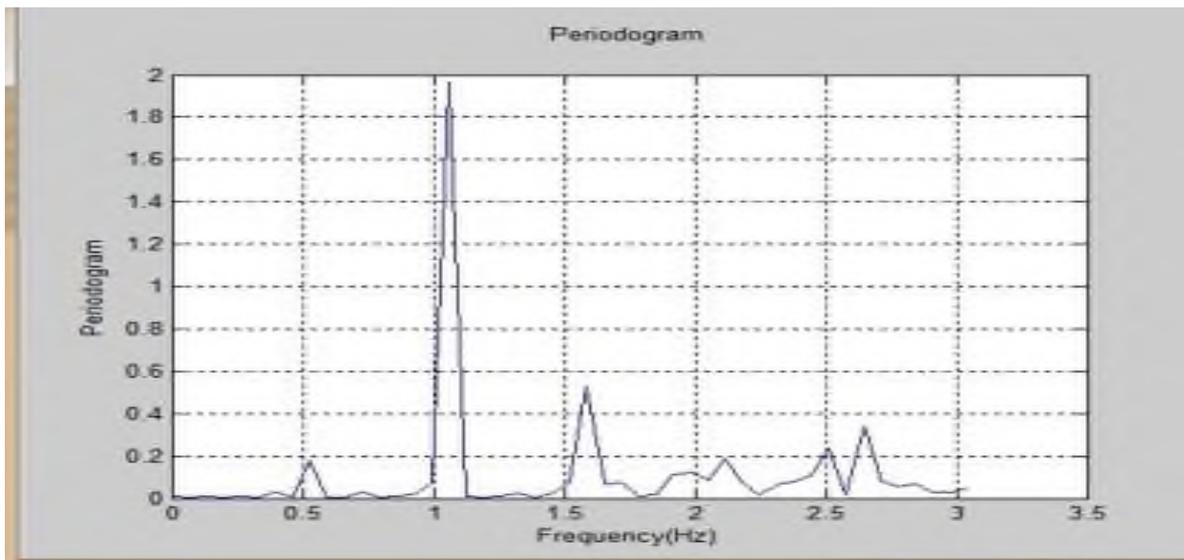
J	التردد	الدور	$\widehat{A}_J$	$\widehat{B}_J$	السعة	الطور	الدورية
1	0	65535	0,00957333	0	0,00957333	0	0,00861497
2	0,06613879	15,1197196	0,00047958	-0,00332001	0,00335447	1,42733637	0,00105773
3	0,13227759	7,5598598	-0,00691401	0,00563857	0,00892172	0,68413802	0,00748212
4	0,19841638	5,03990653	-0,00183326	-0,00608869	0,0063587	-1,2783368	0,00380071
5	0,26455517	3,7799299	-0,00630673	0,00666328	0,00917465	0,81288104	0,00791237
6	0,33069396	3,02394392	0,00082946	-0,00427526	0,00435498	1,37916372	0,00178279
7	0,39683276	2,51995327	-0,01768229	0,00143435	0,01774037	0,08094091	0,02958374
8	0,46297155	2,15995994	-0,00806792	0,00094626	0,00812322	0,11675339	0,00620275
9	0,52911034	1,88996495	-0,02661557	0,03429643	0,04341237	0,91083382	0,17715556
10	0,59524913	1,67996884	-0,00280075	-0,00539641	0,00607992	-1,0920624	0,00347475
11	0,66138793	1,51197196	-0,00280897	0,00581922	0,0064617	1,12108003	0,00392483
12	0,72752672	1,37451996	-0,00059266	0,01655924	0,01656984	1,53502118	0,02580862
13	0,79366551	1,25997663	0,0038082	0,00231588	0,00445709	-0,54637568	0,00186737
14	0,85980431	1,16305535	-0,00781132	-0,00269858	0,00826433	-0,33263365	0,00642012
15	0,9259431	1,07997997	0,0017557	0,01161981	0,0117517	-1,42083565	0,01298164
16	0,99208189	1,00798131	-0,02726577	-0,00210193	0,02734667	-0,07693809	0,07029699
17	1,05822068	0,94498247	0,14141057	-0,0301167	0,14458204	0,20983836	1,96497271
18	1,12435948	0,88939527	0,01025264	0,00438035	0,01114918	-0,40376754	0,0116846
19	1,19049827	0,83998442	0,00580045	-0,00554947	0,00802757	0,76328915	0,00605753
20	1,25663706	0,79577472	0,00414868	-0,00820769	0,00919662	1,10278797	0,00795031
21	1,32277585	0,75598598	0,01264672	0,00950644	0,01582125	-0,64458331	0,02352933
22	1,38891465	0,71998665	0,00753256	0,00041803	0,00754415	-0,05543991	0,00534994
23	1,45505344	0,68725998	0,01132187	-0,00957464	0,01482763	0,70197881	0,0206667
24	1,52119223	0,65737911	-0,00715758	0,02640919	0,02736195	1,30612824	0,07037559
25	1,58733102	0,62998832	-0,04708092	-0,05820707	0,07486438	-0,89068092	0,52683949
26	1,65346982	0,60478878	0,01537117	-0,02088937	0,02593527	0,93642133	0,06322801
27	1,71960861	0,58152768	-0,01717109	-0,02191125	0,02783791	-0,9060951	0,07284524

28	1,7857474	0,55998961	-0,00904024	-0,00624728	0,01098883	-0,60469594	0,01135092
29	1,8518862	0,53998999	0,01166043	0,00463148	0,01254656	-0,37808695	0,01479713
30	1,91802499	0,52136964	0,00117841	-0,03376775	0,03378831	1,5359129	0,10731507
31	1,98416378	0,50399065	-0,03405033	-0,01241299	0,03624234	-0,34957622	0,1234697
32	2,05030257	0,48773289	0,01404992	0,02709905	0,03052472	-1,0924856	0,08758533
33	2,11644137	0,47249124	0,03292434	0,02957355	0,04425615	-0,73183494	0,18410904
34	2,18258016	0,45817332	0,00154972	-0,0274836	0,02752726	1,5144688	0,07122848
35	2,24871895	0,44469764	-0,01384387	0,002848	0,01413379	0,20289217	0,01877781
36	2,31485774	0,43199199	0,00641157	0,02546653	0,02626123	-1,32415764	0,06482732
37	2,38099654	0,41999221	0,02580473	-0,01313689	0,02895621	0,47089176	0,07881542
38	2,44713533	0,40864107	-0,02854194	-0,01923328	0,03441746	-0,59296637	0,11134878
39	2,51327412	0,39788736	-0,04499834	0,02244265	0,05028442	0,46264224	0,23768114
40	2,57941292	0,38768512	0,00774494	0,01165664	0,01399505	-0,98434857	0,01841097
41	2,64555171	0,37799299	0,04123248	-0,04377452	0,0601359	0,81529304	0,33993464
42	2,7116905	0,36877365	-0,02614239	0,0122831	0,02888424	0,43924115	0,07842412
43	2,77782929	0,35999332	0,00934115	0,02114638	0,02311766	-1,1548344	0,05023608
44	2,84396809	0,35162139	0,02663046	-0,00287613	0,02678532	0,10758448	0,06744062
45	2,91010688	0,34362999	-0,00037293	-0,01737561	0,01737961	-1,54933703	0,02839278
46	2,97624567	0,33599377	0,00921211	-0,01373621	0,01653924	0,98004512	0,02571337
47	3,04238446	0,32868956	0,01123309	0,00494111	0,02300313	-0,21648886	0,04973953

المصدر : من إعداد الطالبة بالإعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2013a

وبالإعتماد على بيانات الجدول أعلاه تم رسم الدورية بالإعتماد على التردد وذلك لمعرفة المركبة الدورية التي تؤثر في السلسلة الزمنية لعوائد المؤشر وهو ما يبرزه الشكل (2-55)

### الشكل (2-55): الرسم البياني للدورية



المصدر : مخرجات برنامج MATLAB R2013a

من خلال الرسم البياني للدورية فإن يمكننا استنتاج وجود مركبات دورية (توافقية) مخفية تؤثر على بيانات السلسلة الزمنية محل الدراسة تتأثر بعدد من الدورات وهي التي تتشكل عندما قمم وذلك عند الترددات التالية: 17، 25، 41، ولإثبات ذلك إحصائيا سوف نقوم بالخطوة التالية.

## 2- إثبات وجود مركبات دورية مخفية :

من خلال التحليل السابق تم استنتاج وجود مركبة توافقية مخفية من خلال الشكل (2-55)، ولكن لإثبات ذلك إحصائيا سوف نقوم باختبار الفرضية التالية:

$$\begin{cases} H_0: Y_t = \hat{A}_0 + \mu_t \\ H_1: Y_t = \hat{A}_0 + A_j \cos(\lambda_j t) + B_j \sin(\lambda_j t) + \mu_t \end{cases}$$

ولاختبار الفرضية السابقة سوف نقوم بالمقارنة بين قيمتي  $T$  و  $G$  التي تحسبان كالآتي:

$$T = \frac{I^{(1)}(\omega_{(1)})}{\sum_{k=1}^{\lfloor n/2 \rfloor} I(\omega_k)} ;$$

$$T = 0.4001$$

والتي يتم مقارنتها مع الاحصاء  $b$  والمحسوبة كالتالي:

$$P(T > b_{\alpha}) = \alpha$$

$$P(T > b_{\alpha}) \approx m(1 - b)^{m-1}$$

$$b = 0.1383$$

بما أن قيمة  $T$  أكبر قيمة  $b$  فإنه يمكننا قبول الفرضية البديلة بأن السلسلة الزمنية لاستهلاك الكهرباء لولاية سعيدة غير عشوائية وتحتوي مركبات طيفية (توافقية أو دورية) مخفية .

### 3-إختبار الدورية التجميعية:

هذا الاختبار يصب في نفس سياق الاختبار السابق بحيث عن طريقه يتم معرفة إن كان هنالك مركبات توافقية مخفية في السلسلة محل الدراسة أم لا، بحيث إذا وقع الرسم البياني للدورية التجميعية فوق الخط السفلي والعلوي فغن النموذج يحتوي على مركبات مخفية أما إذا وقع الرسم البياني للدورية التجميعية بين الخطين العلوي والسفلي فإن النموذج لا يحتوي على مركبات دورية مخفية، وبالاستعانة ببرنامج MATLAB R2013a فقد تم حساب الدورية التجميعية عند كل قيمة من قيم التردد للسلسلة الزمنية كما يوضحه الجدول (2-30).

### الجدول (2-31):الدورية التجميعية.

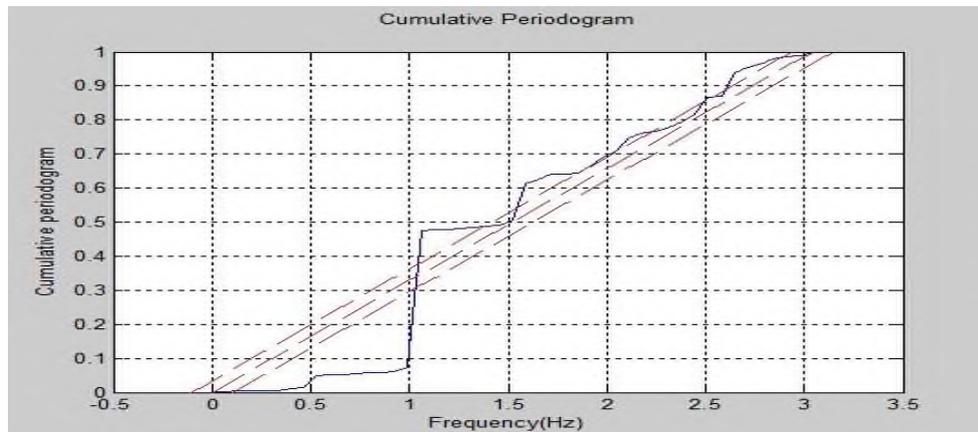
I	التردد	الدورية التجميعية
1	0	0.0018
2	0,06613879	0.0020
3	0,13227759	0.0035
4	0,19841638	0.0043
5	0,26455517	0.0059
6	0,33069396	0.0062
7	0,39683276	0.0123
8	0,46297155	0.0135
9	0,52911034	0.0496
10	0,59524913	0.0503
11	0,66138793	0.0511
12	0,72752672	0.0564
13	0,79366551	0.0567
14	0,85980431	0.0580
15	0,9259431	0.0607
16	0,99208189	0.0750
17	1,05822068	0.4751
18	1,12435948	0.4775
19	1,19049827	0.4787
20	1,25663706	0.4803
21	1,32277585	0.4851
22	1,38891465	0.4862

23	1,45505344	0.4904
24	1,52119223	0.5047
25	1,58733102	0.6120
26	1,65346982	0.6249
27	1,71960861	0.6397
28	1,7857474	0.6420
29	1,8518862	0.6450
30	1,91802499	0.6669
31	1,98416378	0.6920
32	2,05030257	0.7098
33	2,11644137	0.7473
34	2,18258016	0.7618
35	2,24871895	0.7657
36	2,31485774	0.7789
37	2,38099654	0.7949
38	2,44713533	0.8176
39	2,51327412	0.8660
40	2,57941292	0.8697
41	2,64555171	0.9389
42	2,7116905	0.9549
43	2,77782929	0.9651
44	2,84396809	0.9789
45	2,91010688	0.9846
46	2,97624567	0.9899
47	3,04238446	1

المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2013a

وبالاعتماد على البيانات السابقة في الجدول أعلاه تم رسم الدورية التجميعية بدلالة الترددات كالتالي:

الشكل(2-56): الرسم البياني للدورية التجميعية



المصدر : مخرجات برنامج MATLAB R2013a .

من خلال الشكل البياني أعلاه نلاحظ أن منحنى الدورية التجميعية وقع فوق الخطين العلوي والسفلي وهذا ما يؤكد نتيجة الاختبار السابق باحتواء السلسلة الزمنية لاستهلاك الكهرباء على مركبات توافقية مخفية.

#### 4-إختبار معنوية المركبات الدورية المخفية:

لقد سبق استنتاج أن السلسلة الزمنية تتأثر بثلاث مركبات توافقية عند الترددات 17، 25، والتردد 41 غير أن الإشكال المطروح هو هل هذه المركبات معنوية بالفعل وتؤثر في بيانات السلسلة أم لا. ولمعرفة ذلك لابد من اختبار معنوية هذه الأخيرة. ذلك من خلال اختبار فيشر بحيث سوف يتم المقارنة بين قيمتين إحصاءة  $F$  وقيمة فيشر للنموذج كمايلي:

إن قيمة فيشر الجدولية للنموذج يتم إيجادها من خلال حساب  $F^{(2, N-3)}$  من جداول فيشر والتي قدرت ب3.018 والتي سوف يتم مقارنتها مع القيمة المحسوبة عند كل تردد وفقا للصيغة التالية:

$$F_k = \frac{(N - 3) I(\lambda_k)}{2 \sum_{j=1, j \neq k}^m I(\lambda_j)} \quad : \quad k = 1, 2, \dots, m$$

وبالاعتماد على الصيغة السابقة فقد تم حساب إحصاءة  $F_k$  عند الترددات كمايلي:

الجدول (2-32): حساب كل من إحصاءة  $F_k$  وقيمة فيشر الجدولية للمركبات

K	التردد	$F(2,92)$	$F_k$
1	0	3.018	0.0807
2	0,06613879	3.018	0.0099
3	0,13227759	3.018	0.0701
4	0,19841638	3.018	0.0356
5	0,26455517	3.018	0.0741
6	0,33069396	3.018	0.0167
7	0,39683276	3.018	0.2771
8	0,46297155	3.018	0.0581
9	0,52911034	3.018	1.6592
10	0,59524913	3.018	0.0325
11	0,66138793	3.018	0.0368
12	0,72752672	3.018	0.2417
13	0,79366551	3.018	0.0175
14	0,85980431	3.018	0.0601
15	0,9259431	3.018	0.1216
16	0,99208189	3.018	0.6584
17	1,05822068	3.018	18.4036
18	1,12435948	3.018	0.1094
19	1,19049827	3.018	0.0567
20	1,25663706	3.018	0.0745
21	1,32277585	3.018	0.2204
22	1,38891465	3.018	0.0501
23	1,45505344	3.018	0.1936
24	1,52119223	3.018	0.6591
25	1,58733102	3.018	4.9343
26	1,65346982	3.018	0.5922
27	1,71960861	3.018	0.6823
28	1,7857474	3.018	0.1063
29	1,8518862	3.018	0.1386
30	1,91802499	3.018	1.0051
31	1,98416378	3.018	1.1564
32	2,05030257	3.018	0.8203
33	2,11644137	3.018	1.7243
34	2,18258016	3.018	0.6671

35	2,24871895	3.018	0.1759
36	2,31485774	3.018	0.6072
37	2,38099654	3.018	0.7382
38	2,44713533	3.018	1.0429
39	2,51327412	3.018	2.2261
40	2,57941292	3.018	0.1724
41	2,64555171	3.018	3.1838
42	2,7116905	3.018	0.7345
43	2,77782929	3.018	0.4705
44	2,84396809	3.018	0.6316
45	2,91010688	3.018	0.2659
46	2,97624567	3.018	0.2408
47	3,04238446	3.018	0.4659

المصدر: من إعداد الطالبة بالإعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2013

بالمقارنة بين كل من قيمة فيشر الجدولية للنموذج و إحصاءة  $F_k$  الموضحين في الجدول السابق فإن المركبات المعنوية هي التي عندها قيمة الاحصاءة  $F_k$  أكبر من قيمة فيشر الجدولية وبالتالي فإن المركبة 17 هي مركبة معنوية لان قيمة إحصاءة  $F_k$  لها بلغت 18.4036 أكبر من قيمة فيشر الجدولية (3.018)، كما أن المركبة 25 هي أيضا معنوية لأن قيمة إحصاءة  $F_k$  (4.9343) أكبر من قيمة فيشر الجدولية وهو الحال أيضا عند المركبة 41 التي بلغت قيمة عندما إحصاءة  $F_k$  (3.1838).

### 5-تقدير النموذج (سلسلة فورييه للنموذج):

وبالتالي فإن المركبات التي سوف تدخل في النموذج وهي كل من المركبة 17، والمركبة 25، والمركبة 41. ويكتب النموذج كالتالي:

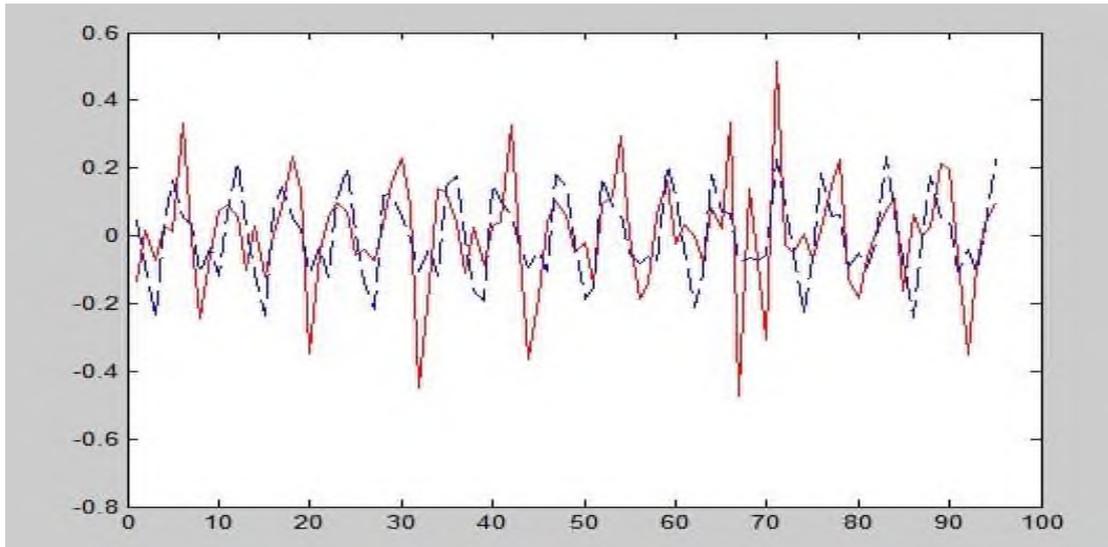
$$\hat{Y}_t = A_0 + \sum_{j=1}^h (a_j \cos(\lambda_j t) + b_j \sin(\lambda_j t)) + \mu t$$

$$\hat{Y}_t = A_0 + \sum_{j=17;25;41} (a_j \cos(\lambda_j t) + b_j \sin(\lambda_j t)) + \mu t$$

بحيث  $A_0$  هي متوسط السلسلة الزمنية

بعد القيام بتقدير النموذج التوافقي للسيانات تم رسم السلسلة الجديدة بهذا النموذج الأخير ليتم رسمها بالمقارنة مع السلسلة الأصلية كما يوضحه الشكل (2-57)

الشكل (2-57): الرسم البياني للسلسلتين الزمنيتين الأصلية والمقدرة



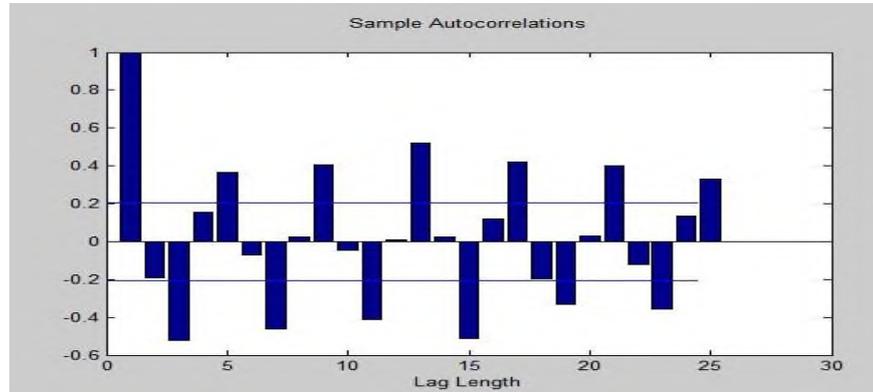
المصدر : مخرجات برنامج MATLAB R2013a

من خلال الرسم البياني السابق يمكننا ملاحظة أن قيم السلسلة المقدرة لاستهلاك الطاقة الكهربائية (باللون الأحمر) تقارب قيم الأصلية لاستهلاك الطاقة الكهربائية (باللون الأزرق)، غير أن الاستهلاك المتوقع به يبدو أقل تذبذباً من الحقيقي لأن الموسمية التي تسبب التقلبات في البيانات قد تم نمذجتها من خلال مركبات توافقية.

## 6- اختبار قدرة النموذج على التنبؤ:

بغية اختبار النموذج المقدر سابقاً ومعرفة مدى قدرته على التنبؤ بقيم الاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية لولاية سعيدة فقد تم تقدير البواقي وتقدير دالة الارتباط لها ورسمها كالتالي:

الشكل (2-58): الارتباط الذاتي للبقايا



المصدر : مخرجات برنامج MATLAB R2013a

من خلال التمثيل البياني السابق نلاحظ أن بعض القيم خارج مجال الثقة غير أن النموذج يبقى مقبول إحصائياً ولتبرير ذلك تم حاب كل من: متوسط الأخطاء، الجذر التربيعي لمتوسط الأخطاء بالإضافة إلى متوسط مربع الأخطاء كالتالي:

$$MSE=0.0048$$

$$MAE= 0.1219$$

$$RMSE=0.1500$$

من خلال ذلك نستنتج أن القيم المقدرة بالنموذج التوافقي (تحليل فورييه) توافق إلى حد كبير القيم الأصلية وبالتالي يمكن اعتماد النموذج المقدر أعلاه للتنبؤ بالاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية لولاية سعيدة.

II-4 المفاضلة بين النماذج الثلاث :

للحكم على قدرة كل نموذج علة التنبؤ سوف نقوم بمقارنة جذر متوسط مربع الأخطاء لكل أسلوب كما يظهره الجدول التالي:

الجدول (2-33): جذر متوسط مربع الأخطاء لكل أسلوب

الأسلوب	بوكس-جنكينز	الشبكات العصبية	تحليل فورييه
جذر متوسط مربع الأخطاء	2478041	46340.95	0.1500

المصدر: من إعداد الطالبة.

من خلال الجدول أعلاه يمكن إثبات فرضية الدراسة بقدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ أفضل من منهجية بوكس جنكينز و تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية بتسجيله لأصغر جذر متوسط مربع الأخطاء.

خاتمة:

من خلال هذا الفصل التطبيقي حاولنا نمذجة الاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية لمقاطعة سعيذة لولاية سعيذة والتنبؤ به بالاعتماد على ثلاث نماذج مقترحة بغية المفاضلة بينها أين تم الاعتماد على نموذج بوكس جنكيز بمراحله المعتمدة لتحليل السلاسل الزمنية بتمثيل السلسلة محل الدراسة ودراسة استقراريتها بما يناسب هذا النوع من الظواهر (الموسمية) ليتم فيما بعد تشخيص النموذج الذي تمثل في نموذج  $ARMA(1,1)$  الذي أثبت قدرته على التنبؤ من خلال الاختبارات المقدمة سالفاً، ثم انتقلنا إلى التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية من خلال تقنية الشبكات العصبية التي اعتمدنا فيها التدريب الأولي الذي لم يفض إلى نموذج كفاء مما اضطرنا إلى إعادة التدريب بإجراء مجموعة من التغييرات في معمارية الشبكة، فتنغير درجة التأخر من 2 إلى 1 كان له الأثر على النموذج غير أن ذلك لم يكن كافياً لاعتماد هذا الأخير في التنبؤ فقمنا بتعديل الطبقات الخفية بالزيادة و النقصان الذي بدوره لم يحقق تحسناً كبيراً للنموذج. بينما التغير في نسب العينات كان له الأثر في تحديد نموذج قادر على التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية أين توافقت فيه وإلى حد كبير المدخلات (القيم الحقيقية) مع المخرجات (القيم المتنبأ بها). بينما الأسلوب الثالث المقترح وهو أسلوب تحليل فورييه حيث تم التطرق إلى مراحل تطبيقه باستخدام برنامج مصمم على برامج MATLAB R2013a ليتم التوصل إلى إثبات أن النموذج بالفعل يحتوي على مركبات دورية أو توافقية التي كانت منها ثلاث معنوية ليتم إضافتها إلى النموذج المقدر الذي هو بدوره أثبت قدرته على التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لمقاطعة سعيذة .

وبغية الفصل في قدرة أي هذه النماذج المقترحة على تقديم تنبؤ دقيق لاستهلاك الطاقة الكهربائية تم التوصل إلى أن أسلوب تحليل فورييه تفوق على كل من نموذج بوكس جنكيز وتقنية الشبكات العصبية من خلال تحقيق هذا الأخير إلى أصغر قيمة لجذر متوسط مربع الأخطاء، وعليه يمكن إثبات فرضية بحثنا بقدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيذة.

الخاتمة العامة

### الخاتمة العامة:

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 البيانات التي يقدمها هذا الأخير .

أين عاجلت دراستنا التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية باستخدام نماذج ثلاث وبغية الحكم على قدرة افلها للتنبؤ باستخدام معايير موثوقة للمفاضلة بينها التي كانت لصالح أسلوب تحليل فورييه بالمقارنة مع نماذج بوكس جنكينز وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية وذلك إثباتا لفرضية البحث، وفيما يلي سوف ندرج مجموع من الاستنتاجات بالإضافة إلى مجموع من التطلعات والأفاق لبحثنا:

### الاستنتاجات:

بهدف الإجابة على إشكالية البحث وتساؤلاته نضع النتائج والاستنتاجات التالية:

- تطبيق أسلوب بوكس جنكينز للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية ذات السلوك الموسمي من خلال مختلف المراحل السالفة الذكر.

- تطبيق تقنية الشبكات العصبية للتنبؤ بالظاهرة المدروسة إلى غاية التوصل إلى النموذج التنبئي الملائم وذلك بعد عدة محاولات، حيث تم التوصل إلى بعض النتائج والمتمثلة في أن التغيير في درجة التأخير يحسن من قدرة النموذج، بالإضافة التغيير في عدد الطبقات الخفية بالزيادة أو النقصان لا يحسن من جودة النموذج حسب عينة دراستنا بينما التغيير في حجم العينات كان له الأثر في تحين جودة النموذج المقترح للتنبؤ وذلك بتقليص عينة التدريب إلى غاية التوصل إلى النموذج الذي يحقق جميع الشروط.

- تطبيق تحليل فورييه للتنبؤ أين تم تصميم برنامج على مستوى برنامج MATLAB R2013a الذي يتضمن مراحل عمل هذا الأسلوب لتحليل السلاسل الزمنية ليتم التوصل إلى نموذج تنبئي لاستهلاك الطاقة الكهربائية.

- إثبات فرضية البحث بقدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ بالمقارنة مع النموذجين السابقين، بالإضافة إلى معالجة الظاهرة المدروسة بما يتناسب مع سلوكها الموسمي أو الدوري.

### الأفاق المستقبلية:

من بين الأفاق المستقبلية لبحثنا ندرج ما يلي:

- توسيع نطاق تطبيق أسلوب تحليل فورييه في المجال الاقتصادي .
- التطرق إلى ظواهر اقتصادية أخرى بخلاف الموسمية منها التي أثبتت بحثنا قدرة أسلوب تحليل فورييه على نمذجتها والتنبؤ بها.
- تصميم برامج خاصة بهذا الأسلوب والتي تتطرق إلى اختبارات أخرى تضاف على المراحل التي اعتمدها في بحثنا.

وما تعتبر دراستنا إلا محاولة جادة لتطبيق أسلوب تحليل فورييه في المجال الاقتصادي في جانبي النمذجة

والتنبؤ منه ، والتي هي بحاجة للإثراء في دراسات مستقبلية.

# قائمة المراجع

### قائمة المراجع:

#### 1- باللغة العربية:

- 1- ابراهيم العبد، ج. (2002). إدارة الانتاج والعمليات -مدخل كمي -. مصر: الدار الجامعية.
- 2- أحمد طه، ق. & .، عبد المجيد حياوي، ه. (2013). دراسة سلسلة الأوراق المالية باستخدام ARIMA,ANN,PMRS. المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد. 10، 23
- 3- البدراني، ظ. ر. & .، عماد صليوا، ر. (2014). تقييم تنبؤ السلسلة الزمنية لمعدلات الحرارة باستخدام الشبكات العصبية. المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد. 7، 26
- 4- بن عبد الله الغنام، ح. (2013). تحليل السلسلة الزمنية لمؤشر أسعار الأسهم في المملكة العربية السعودية باستخدام منهجية بوكس جنكينز (Box-Jenkins) مجلة جامعة الملك عبد العزيز للاقتصاد والإدارة، العدد، 02 المجلد. 07، 17
- 5- بوغازي، ف. (2011). فعالية تطبيق تقنيات التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة دراسة تطبيقية بمؤسسة GNL سكيمة، الجزائر. مجلة الباحث الاقتصادي، العدد. 80-81، 04
- 6- بوغازي، ف. (2015). استخدام تقنيات التنبؤ في اتخاذ القرارات: دراسة ميدانية بمؤسسات مجمع سونطراك ستيكدة، الجزائر. المجلة الأردنية في إدارة الأعمال، العدد 01، المجلد. 11، 97
- 7- جباري، ل. (2015-2016). طرق اتخاذ القرار باستخدام الذكاء الاصطناعي -دراسة مقارنة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان باستعمال الشبكات العصبية الاصطناعية. أطروحة دكتوراه غير منشورة، الجزائر: جامعة تلمسان.
- 8- حسن سمار، أ. (أوت. 2016) دراسة مقارنة بين الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس جنكينز في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية الخرطوم. أطروحة دكتوراه غير منشورة. كلية العلوم، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.
- 9- حسين البياتي، ع. & .، عبدة اسماعيل المخلافي، ف. (2007). استخدام أسلوب بوكس-جنكينز للتنبؤ بإنتاجية العمل في مصنع إسمنت عمران في القطاع الصناعي اليمني. مجلة الإدارة والاقتصاد، العدد. 30، 63
- 10- حسين زين الثعلبي، س. & .، موسى عمران، خ. (2012). تحديد أفضل نموذج للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية. مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، العدد 90، المجلد 66، 455.

## قائمة المراجع

- 11- حياوي، و. ل. (2013). تقدير نموذج للتنبؤ بالمبيعات باستخدام طريقة برجة الأهداف، دراسة تطبيقية في معمل الفرات للمياه النقية. مجلة ذي قار، العدد 04، شباط، المجلد. 81، 03
- 12- دربال، أ. (2014). محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي. أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية غير منشورة، جامعة تلمسان، الجزائر. 100،
- 13- دومينيك، س. (1993). الاحصاء والاقتصاد القياسي. الجزائر: ديوان المطبوعات الجامعية.
- 14- رمضان إسماعيل، ظ. (2016). نمذجة متسلسلة أعداد المصابين بالإلتهاب اللوزتين في محافظة نينوى للفترة 2004-2009. مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، العدد 92، المجلد. 441، 22
- 15- رمضان مطر البدراني، ظ &، عماد صليوا، ر. (2014). العدد. 26/2014 تقييم تنبؤ السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة باستخدام الشبكات العصبية. المجلة العراقية للعلوم الاحصائية. 7،
- 16- رمضان مطر، ظ &، ابراهيم إلياس، ا. (2010). تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لتدفق المياه الداخلة إلى مدينة الموصل -دراسة مقارنة-. المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد. 8-9، 18
- 17- ساهد، ع. ا. (2012-2013). استخدام البرجة بالأهداف في تحليل الإنحدار المبهم للتنبؤ للتنبؤ بأسعار البترول. أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، غير منشورة. جامعة تلمسان، الجزائر، كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير والعلوم التجارية.
- 18- شيخي، م. (2000). طرق الإقتصاد القياسي)محاضرات وتطبيقات. (الأردن: دار حامد للنشر والتوزيع .
- 19- صوار، ي. (2008). محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي والتقنية العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية -دراسة حالة البنك الجزائري للتنمية الفلاحية -BADR. أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية غير منشورة، جامعة تلمسان، الجزائر،
- 176.
- 20- عبد الجادر عبد العزيز، ب &، حسن الوكيل، خ. (2015). التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة العظمى والصغرى في مدينة بغداد باستخدام الشبكات العصبية المتعددة الطبقات. مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم، العدد. 64-65، 36
- 21- عبد الجادر عبد العزيز، ب &، حسين الوكيل، خ. (2015). التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة العظمى والصغرى في مدينة بغداد باستخدام الشبكات العصبية المتعددة الطبقات. مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم، العدد. 64، 36

## قائمة المراجع

- 22- عبد الجادر عبد العزيز, ب & ., حسين الوكيل, (خ). العدد. (36/2015) التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة العظمى والصغرى في مدينة بغداد باستخدام نموذج الشبكات العصبية المتعددة الطبقات. مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم. 64-65 ,
- 23- عبد الحسين الفضل, م. (2006). المنهج الكمي في إدارة الأعمال - نماذج القرار و تطبيقات عملية. - عمان : ط01, الوارق للنشر والتوزيع.
- 24- عبد الكريم صاحب, د & ., حبيب الشاروط, م. (2014). التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة القادسية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية ونماذج الشبكات العصبية. مجلة القادسية لعلوم الحاسوب والرياضيات, المجلد 06, العدد. 14, 01
- 25- عبد الكريم طعمة, س. (2012). استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالاورام الخبيثة في محافظة الأنبار. مجلة جامعة الأنبار للعلوم الاقتصادية والإدارية, العدد, 08, 380.
- 26- عبد الكريم طعمة, س. (2012). استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالاورام الخبيثة في محافظة الأنبار. مجلة جامعة الأنبار للعلوم الاقتصادية, العدد 08, المجلد, 04, 376.
- 27- عتروس, س & ., خنشور, ج. (2015). التنبؤ بالمبيعات لمؤسسة مطاحن الزيبان القنطرة ببسكرة - دراسة مقارنة باستخدام طريقتي التمهيد الأسي الثلاثي ومنهجية B.J في التنبؤ. مجلة رؤى اقتصادية لجامعة الوادي, العدد. 194, 09
- 28- علاء الدين الجراح, ن. (2011). كفاءة طريقتي الشبكات العصبية وطريقة بوطس جنكيز في التنبؤ مع حالات تطبيقية في العراق. مجلة الادارة والاقتصاد, العدد. 178, 89
- 29- علي ناظم, إ & ., عصام الدين, ق. (2013). دراسة وتحليل مستوى التذبذب للتضخم في الأرقام القياسية بالاعتماد على السلاسل الزمنية ARIMA مقرونة مع نماذج الشبكات العصبية. ANN.M. مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم العدد. 8, 31
- 30- علي ناظم, إ & ., عصام حميد, ق. (2013). دراسة وتحليل مستوى التذبذب للتضخم في الأرقام القياسية بالاعتماد على السلاسل الزمنية ARIMA مقرونة مع نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية. ANN.M. مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم, العدد. 80, 31
- 31- كاظم حمود, خ & ., يعقوب فاخوري, ه. (2009). إدارة الانتاج والعمليات. عمان, الاردن : ط1, دار صفاء للنشر والتوزيع.

## قائمة المراجع

- 32- محسن، ع. ا. & .، مجيد النجار، ص. (2006). إدارة الانتاج والعمليات. الأردن: الطبعة 2، مكتبة الذاكرة .
- 33- محمد المشهداني، إ. & .، محمد كاظم، ج. (2016). استعمال نماذج بوكس وجنكينز للتنبؤ بأعداد المرضى المصابين بمرض إلتهاب الكبد الفايروسي في العراق. مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، العدد 89، المجلد 22، 414.
- 34- محمد عيسى، ث. ا. . (2016). دراسة مقارنة التنبؤ بالسلاسل الزمنية المولدة والأصلية باستخدام منهجية بوكس - جنكينز والشبكات العصبية. كلية العلوم، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا: أطروحة دكتوراه غير منشورة.
- 35- موسى محمد، م. ع. (2016). دراسة مقارنة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية المولدة بالخزانات باستخدام تحليل السلاسل الزمنية باتجاهي الزمن والتكرار دراسة حالة الشركة السودانية للتوليد المائي في الفترة من 1965-2016 رسالة دكتوراه غير منشورة. جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.
- 36- موسى محمد، م. ع. (2016). دراسة مقارنة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية المولدة بالخزانات باستخدام تحليل السلاسل الزمنية باتجاهي الزمن والتكرار -دراسة حالة الشرملة السودانية للتوليد المائي في الفترة 1965-2015. أطروحة دكتوراه غير منشورة. جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.
- 37- مولود، ح. (2002). نماذج وتقنيات التقدير قصير المدى. بن عكنون، الجزائر: ديوان المطبوعات الجامعية.
- 38- ناظم راشد، ص.، بدل رشيد، خ. & .، حازم زكي، ع. (2012). مقارنة بين أسلوبي الشبكات العصبية والمربعات الصغرى للنماذج الخطية وغير الخطية مع التطبيق. المجلة العراقية للعلوم الاحصائية العدد. 21، 249-250.
- 39- نقار، ع. & .، العواد، م. (2011). منهجية box and jankins في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ -دراسة تطبيقية على تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سوريا. مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية وللعلوم الاقتصادية والقانونية، العدد 11، المجلد 21، 127.
- 40- هاني، ع. (2014). مبادئ الاقتصاد الرياضي. الأردن: دار اليازوري العالمية للنشر والتوزيع، الطبعة 1.

41-يونس الخياط , ب & .حازم زكي , ع .(2005). استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية في التكهّن بالسلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الموصل .المجلة العراقية للعلوم الاحصائية،العدد.08, 69

### 2-باللغة الأجنبية:

42-Allend, H., Moraga, C., & Salas, R. (2002). Artificial newrel network in time series forecasting:Acomparative analysis. Kybemetika,volume88 n06, 685-689.

43-Bourbonnais, R. (2015). Econométrie. Paris-France: 9eme édition, Dunod.

44-Bourbonnais, R., & Dominique, D. (2005). une introduction à la méthodologie de Box et Jenkins:l'utilisation de modèles ARIMA avec spss. revue Modulad ,n33.

45-Burtschy, B., & Menendian, c. (1980). apropos de la prévision à court terme de la production industriel. revue de statistique appliquée,n06, 06.

46-Cuyabere, T., & Muller, J. (1991). control de gestion. Paris,france: Villeguerin edition.

47-Dobois, D. (2005). une introduction a la methodologie de box et jenkins:l'itulisation de modele ARIMA avec spss. revue modulad,n33, 04.

48-Dor, E. (2009). économétrie. france: Pearson education.

49-G, P. ., (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing 50/www.elsevier.com/locate/neucom, 162.

50-Kadri, F., Chaabane, S., & Tahon, C. (2014). modélisation et prévision des flux quotidiens des pations aux urgence hospitaliers en utilisant l'analyse de seriers chronologique. 7eme conferance de gestion et ingénierie hospitaliers (GISEH), (p. 03). LIEGE,Belgium.

51-Khan, K., Khan, G., Lodhi, A. S., Ahmed Shaikh, S., & Jilani, G. (2015). ARIMA Modelling for Forecasting of Rice Production: A Case Study of Pakistan. Lasbela, U. J.Sci. Techl., vol.IV , 129.

52-Markidakis, S., & Hibon, M. (1997). ARMA models and Box-Jenkins methodology. journal of forcasting,vol16, 147.

53-T.H, M. (2008). Using ARIMA model to forecasting with production , 2. مجلةof electricis in Australia. مجلة جامعة الأنبار للعلوم الاقتصادية والإدارية .

## الملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى استخدام تحليل فورييه للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لولاية سعيدة، ولمعرفة مدى قدرة هذا الأسلوب على التنبؤ تم مقارنته باستخدام أسلوب بوكس جنكيز والشبكات العصبية، أين تم إثبات فرضية الدراسة بقدرة أسلوب تحليل فورييه على التنبؤ بالظواهر الاقتصادية والموسمية منها أفضل من النموذجين المقترحين وذلك بتسجيل أصغر جذر متوسط مربع خطأ لهذا الأخير.

الكلمات المفتاحية: تحليل فورييه، أسلوب بوكس جنكيز، تقنية شبكات العصبية الاصطناعية، تنبؤ، جذر متوسط مربع الأخطاء، استهلاك الطاقة الكهربائية.

## Résumé:

Cette étude vise à utiliser l'analyse de Fourier Pour prédire la consommation d'énergie électrique de la wilaya de Saida .et pour connaître la capacité de cette méthode de prévision il a été comparé par la méthode de Box Jenkins et la technique de réseaux de neurones. Où l'hypothèse de l'étude a été prouvée la capacité de l'analyse de Fourier à prévoir les événements saisonniers mieux que les modèles proposés en enregistrant la plus petite racine moyenne d' erreur quadratique pour cette dernière.

**Mots-clés:** Analyse de Fourier, Méthode de Box Jenkins, Réseaux de neurones artificiels, prévision, La racine des erreurs moyennes quadratiques, Consommation d'électricité .

## Summary:

This study aims at using Fourier analysis to predict the consumption of Electricity in the city of Saida. To know the ability of this method of prediction we to attempt to compare it with two methods: Box Jenkins and Artificial Neural Networks, where the hypothesis of the study proves the ability of Fourier analysis method to predict seasonal phenomena better than the proposed models by registering the smallest Root Mean Square Errors .

**Keywords:** Fourier Analysis, Box Jenkins Method, Artificial Neural Networks, Prediction, Root Mean Square Errors, Electricity consumption