



جامعة ابن خلدون - تيارت



كلية العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير

قسم: العلوم التجارية وعلوم التسيير

أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه الطور الثالث "ل.م.د" في العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير

مشروع: استثمار وتمويل

الموضوع:

**التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية
وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية
دراسة حالة مؤسسة سونلغاز-الشلف-**

إشراف:

أ.د مداني بن شهرة

إعداد الطالبة:

فاطيمة بوادو

لجنة المناقشة:

رئيسا	جامعة تيارت	أستاذ التعليم العالي	أ.د عابد شريط
مشرفا ومقررا	جامعة تيارت	أستاذ التعليم العالي	أ.د مدني بن شهرة
عضوا ممتحنا	جامعة المسيلة	أستاذ التعليم العالي	أ.د الاخضر عزي
عضوا ممتحنا	المركز الجامعي عين تموشنت	أستاذ التعليم العالي	أ.د. نصر الدين عشوي
عضوا ممتحنا	جامعة سيدي بلعباس	أستاذ محاضر	د. محمد بن سعيد
عضوا ممتحنا	جامعة تيارت	أستاذ محاضر	د. عبد الكريم دحو

السنة الجامعية: 2015/2014

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

الإهداء*

﴿ الحمد لله الذي هدانا لهذا وما كنا لنهتدي لولا أن هدانا الله ﴾

➤ إلى روح أبي رحمه الله؛

➤ إلى أمي الحبيبة أطال الله في عمرها؛

➤ إلى روح أخي الكبير رحمه الله؛

➤ إلى من وقفوا معي صامتين وشدوا أزرى صابرين إخوتي وأخواتي؛

➤ إلى كل من سألني إلى أين وصلت ببحثك، إلى جميع الأهل والأصدقاء كل باسمه...

إلى هؤلاء جميعا أهدي ثمرة جهدي وعملي ...

شكر وتقدير

الحمد لله الذي أعانني على إنجاز هذا العمل، ولا يسعني إلا أن أسجد لله شكراً وحمداً على توفيقه، ويذكر لأهل الفضل علينا بعد الله سبحانه كل جميل وحسن صنيع.

" من لم يشكر الناس لم يشكر الله " حديث شريف.

وأخص بالشكر والامتنان والتقدير الأستاذ الدكتور مداني بن شهرة أطال الله في عمره، المشرف على البحث وذلك على صبره معنا في تقديم النصح والإرشاد والذي كان لتوجيهاته وملاحظاته القيمة الأثر الكبير علينا؛

كما أتوجه بخالص الشكر والتقدير والعرفان للأستاذ الدكتور صوار يوسف -جامعة سعيدة، والأستاذ الدكتور عدالة العجال - جامعة مستغانم-، على تحفيزنا ودفننا لإتمام هذا البحث خاصة ما تعلق بجانبه التطبيقي؛

كما أتوجه بالشكر إلى كل من: أ.د. الاخضر عززي وكذا الأستاذ اللغة العربية عيشيش بلقاسم على مساعدتهما لي وقيامهما بالمراجعة النحوية والإملائية للمذكرة؛

كما لا أنسى أن أخصص جزء من هذا الشكر إلى كل من أساتذة: رملي مُجَّد والأستاذة الفاضلة عواد هاجر سمية - جامعة سعيدة- على مساعدتهما وتقديمهما الدعم الكافي لإنجاز هذا البحث؛

الشكر الكبير لكل الأساتذة وعمال المكتبة والطاقم الإداري العاملين بمختلف الجامعات إجمالاً وبجامعة ابن خلدون - تيارت- خاصة على جهودهم الكبيرة؛

كما أتوجه بالشكر إلى الأساتذة الأفاضل أعضاء لجنة المناقشة، الذين شرفونا بحضورهم لمناقشة هذه الأطروحة، حيث ستكون انتقاداتهم ونصائحهم وتوجيهاتهم بمثابة طريق أسلكه لاستكمال مسيرتي العلمية؛

إلى كل أساتذة كلية العلوم الاقتصادية التجارية وعلوم التسيير بجامعة ابن خلدون - تيارت عبر مختلف مراحل الدراسة؛

ولا يفوتني أن أتقدم بعظيم الشكر ووافر الامتنان إلى كل من ساهم بالتشجيع أو السؤال أو المساعدة قبل وأثناء إعداد البحث.

والله الموفق

ملخص:

يعد التنبؤ بالسلاسل الزمنية من الموضوعات الرائجة في الفترة الراهنة -خصوصا في العلوم الإحصائية- لذا ستتناول الدراسة مقارنة بين أساليب التنبؤ؛ لمعرفة مدى كفاءتها ودقة نتائجها المتمثلة في: أسلوب السلاسل الزمنية (منهجية بوكس-جنكينز) بجميع مراحلها وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية (شبكة بيرسبترون)؛ حيث اعتمدنا فيها على خوارزمية الانتشار الخلفي -عدة- مرات للتدريب واختيار أقل قيمة للخطأ للحصول على أفضل نموذج يسمح بوصف البيانات.

تم تطبيق الأساليب -سابقة الذكر- على قاعدة بيانات حقيقية للمبيعات الشهرية للكهرباء المقاسة بوحدة (KWh) للفترة المرجعية: 2006/01/01 إلى 2012/12/31، بعد المفاضلة بين هذه الطرائق؛ تم التوصل إلى أن أسلوب بوكس-جنكينز في التنبؤ أكثر مرونة وكفاءة مقارنة بالشبكات العصبية.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ بالمبيعات، السلاسل الزمنية، منهجية بوكس-جنكينز، تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية.

Abstract:

the prediction of time series is one of the popular themes in the current period, especially in statistical science . this study deals with the comparison of prediction methods to determine their efficiency and the accuracy of their results. It concerns both time series method (**Box- Jenkins methodology**) with all its stages and the artificial neural network (**Perceptron**). This study is based on the back propagation neural network for several times for training and the selecting the lowest value of error to get the best model of describing the data.

These methods have been applied on a real data base of electricity monthly sales measured by (KWh) for the period from **01/01/2006** to **31/12/2012**. After comparing between these methods, we conclude that the prediction method of Box-Jenkhis is more flexible and efficient compared to the neural networks.

Keywords: sales forecasting, time series, Box-Jenkhis methodology, Artificial Neural Network Model.

Résumé:

La prévision des séries temporelles est actuellement une des sujets populaires, en particulier dans les statistiques, Donc. cette étude porte sur la comparaison des méthodes de prévision pour déterminer leurs efficacité et l'exactitudes de leurs résultats. qui sont la méthode des séries temporelles (**la méthodologie de Box-Jenkins**) par toutes ses étapes et le modèle des réseaux de neurone Artificiel (**Perceptron**). cette étude est basé sur le réseau neuronal de propagation de retour plusieurs fois pour entrainer et sélectionner la valeur la plus faible de l'erreur afin d'obtenir le meilleur modèle décrivant les données.

Ces méthodes ont été appliquées sur une base de données réelle de ventes mensuelles d'électricité mesurées par (KWh) dans la période du **01/01/2006** au **31/12/2012**. Après l'arbitrage entre ces méthodes, celle de Box-Jenkins pour prévoir est la plus souple et efficace par rapport aux réseaux de neurones.

Mots-clés: prévision des ventes, séries temporelles, la méthodologie de Box-Jenkins, Modèle de Réseaux de Neurone Artificiel.

فهرس المحتويات

فهرس المحتويات

الإهداء	
شكر وتقدير	
الملخص	
فهرس المحتويات	
فهرس الجداول	
فهرس الأشكال	
فهرس الملاحق	
أ - ن	المقدمة العامة
1. مدخل لعملية التنبؤ	
02	تمهيد.....
03	1-1 مفاهيم عامة حول التنبؤ.....
03	1-1-1. تعريف التنبؤ.....
04	2-1-1. أهمية التنبؤ.....
05	3-1-1. خصائص أسلوب التنبؤ.....
09	4-1-1. أنواع التنبؤ.....
13	5-1-1. الخطوات المتبعة في بناء نموذج التنبؤ.....
15	2-1. التنبؤ بالمبيعات.....
15	1-2-1. تعريف التنبؤ بالمبيعات.....
16	2-2-1. أهداف وأهمية التنبؤ بالمبيعات.....
16	3-2-1. خطوات التنبؤ بالمبيعات.....
20	4-2-1. الاعتبارات اللازمة للقيام بعملية التنبؤ بالمبيعات.....
22	5-2-1. العوامل التي تؤثر على حجم المبيعات.....
24	3-1. أساليب وطرق التنبؤ بالمبيعات.....
24	1-3-1. أساليب التنبؤ.....
40	2-3-1. طرق التنبؤ بالمبيعات.....
41	3-3-1. القواعد الحكمية المتعلقة بالتنبؤ.....
42	4-3-1. الأبعاد الزمنية لعملية التنبؤ:.....

44	5-3-1. المستويات الأساسية للتنبؤ بالمبيعات.....
47	4-1. التنبؤ بالمبيعات في المؤسسات الاقتصادية ومجالات استخدامها.....
47	1-4-1. التخطيط للمبيعات و أنواعه.....
51	2-4-1. العلاقة بين التخطيط للمبيعات والتنبؤ بالمبيعات.....
52	3-4-1. أهمية التنبؤ بالمبيعات ومدى فاعليته في المؤسسات الاقتصادية
55	4-4-1. مجالات استخدام التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة.....
56	5-4-1. الاعتبارات التي تتحكم في اختيار طريقة التنبؤ بالمبيعات.....
57	6-4-1. معوقات تطبيق تقنية التنبؤ في المؤسسات الجزائرية.....
58	خلاصة
2. دراسة وتحليل السلاسل الزمنية	
60	تمهيد
61	1-2 عرض عام للسلاسل الزمنية.....
61	2-1-1. تعريف السلاسل الزمنية.....
62	2-1-2. الهدف من دراسة السلاسل الزمنية.....
63	3-1-2. مجالات استخدام السلاسل الزمنية.....
64	4-1-2. المؤشرات السلاسل الزمنية.....
67	5-1-2. أنواع السلسلة الزمنية.....
70	2-2. الكشف عن مركبات السلسلة الزمنية ودراسة استقراريتها.....
70	1-2-2. مركبات السلسلة الزمنية
78	2-2-2. أسلوب تحديد شكل السلسلة الزمنية.....
81	3-2-2. الكشف عن مركبات السلاسل الزمنية.....
84	4-2-2. دراسة الإستقرارية للسلاسل الزمنية.....
97	3-2. منهجية بوكس - جنكينز في تحليل السلاسل الزمنية.....
97	1-3-2. نماذج السلاسل الزمنية.....
102	2-3-2. منهجية بوكس - جنكينز.....
103	3-3-2. مميزات منهجية بوكس و جنكينز.....
103	4-3-2. أسباب استخدام نماذج بوكس - جنكينز.....
104	5-3-2. خطوات بناء نموذج بوكس - جنكينز.....
114	خلاصة

3. الشبكات العصبية الاصطناعية	
116	تمهيد
117	3-1. مدخل للذكاء الاصطناعي
117	3-1-1. ماهية ونشأة الذكاء الاصطناعي.....
120	3-1-2. العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والذكاء البشري.....
122	3-1-3. الأهداف والخصائص العامة للذكاء الاصطناعي.....
124	3-1-4. مجالات الذكاء الاصطناعي.....
127	3-2. مدخل للشبكات العصبية الاصطناعية
127	3-2-1. مفاهيم حول الشبكات العصبية الاصطناعية.....
134	3-2-2. تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية
135	3-2-3. خصائص الشبكات العصبية الاصطناعية.....
136	3-2-4. عوامل إنجاز الشبكات العصبية الاصطناعية.....
137	3-2-5. مكونات الشبكات العصبية الاصطناعية.....
142	3-3. معمارية الشبكات العصبية الاصطناعية وطرق تعليمها
142	3-3-1. البنية المعمارية للشبكة العصبية.....
144	3-3-2. التعليم في الشبكات العصبية.....
149	3-3-3. أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية.....
152	3-3-4. مزايا وعيوب طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية.....
154	3-3-5. الشبكات العصبية والسلاسل الزمنية
160	خلاصة
4. دراسة تطبيقية	
162	تمهيد
163	4-1. نظرة على المؤسسة الوطنية للكهرباء والغاز سونلغاز
163	4-1-1. لمحة تاريخية عن المؤسسة ومهامها.....
165	4-1-2. الهيكل التنظيمي لمؤسسة سونلغاز.....
169	4-1-3. تقديم استهلاك الكهرباء والغاز
170	4-1-4. نظرة على مديرية التوزيع.....
172	4-2. تحليل السلسلة الزمنية وفق منهجية بوكس - جنكينز

173	1-2-4. التحليل الإحصائي للسلسلة.....
184	2-2-4. دراسة استقرار السلسلة الزمنية (BTSA).....
188	3-2-4. دراسة استقرارية السلسلة (BTSA _t).....
196	4-2-4. تطبيق خطوات منهجية بوكس وجنكينز.....
206	3-4. تحليل نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للسلسلة الزمنية.....
206	1-3-4. تحديد نوع الشبكة المستخدمة.....
206	2-3-4. بناء الشبكة.....
213	4-4. المقارنة بين نماذج بوكس - جنكينز ونماذج الشبكات العصبية
215	خلاصة.....
الخاتمة العامة	
217	النتائج الدراسة.....
218	توصيات الدراسة.....
220	أفاق الدراسة.....
المراجع والملاحق	
233-222	المراجع.....
255-235	الملاحق.....

فہرست الجداول

فهرس الجداول

الصفحة	عنوان الجدول	رقم الجدول
50	الاختلاف بين التخطيط الاستراتيجي و التخطيط التكتيكي	الجدول رقم (1-1)
133	أهم التطورات التاريخية في مجال الشبكات العصبية	الجدول رقم (1-3)
171	تقسيم مناطق التوزيع على مستوى القطر الوطني	الجدول رقم (1-4)
173	السلسلة الخام للكهرباء متوسطة التوتر (B_t)	الجدول رقم (2-4)
176	سلسلة الفروقات من الدرجة الأولى	الجدول رقم (3-4)
178	سلسلة ترتيب الفروقات من الدرجة الأولى	الجدول رقم (4-4)
179	الوسط الحسابي للأشهر X_j	الجدول رقم (5-4)
180	الوسط الحسابي للسنوات X_i	الجدول رقم (6-4)
180	حساب مجموع المربعات والتباينات	الجدول رقم (7-4)
182	المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لكل سنة	الجدول رقم (8-4)
183	المعاملات الشهرية (B_t)	الجدول رقم (9-4)
185	اختبار Akaike و Schwarz و H-Q criter	الجدول رقم (10-4)
186	يبن اختبار معامل مركبة الاتجاه	الجدول رقم (11-4)
187	اختبار الجذور الأحادية (B_t)	الجدول رقم (12-4)
189	يبن اختبار مركبة الاتجاه العام للسلسلة (BTSAT)	الجدول رقم (13-4)
190	يبن اختبار فرضية العدم ($c=0$)	الجدول رقم (14-4)
191	يبن اختبار الجذر الأحادي للسلسلة (BTSAT)	الجدول رقم (15-4)
192	نتائج اختبار ADF للسلسلة BTSAT	الجدول رقم (16-4)
194	نتائج اختبار فيليبس بيرون للسلسلة BTSAT	الجدول رقم (17-4)
195	نتائج اختبار KPSS للسلسلة BTSAT	الجدول رقم (18-4)
197	نتائج اختبار النماذج المقدره	الجدول رقم (19-4)

الصفحة	عنوان الجدول	رقم الجدول
198	معايير المقارنة بين أهم النماذج المقبولة	الجدول رقم (4-20)
199	النموذج المختار $ARMA(6,6)$	الجدول رقم (4-21)
203	القيم التنبؤية لمبيعات الكهرباء لسنة 2013	الجدول رقم (4-22)
205	يبن مقارنة بين القيم التنبؤية والقيم المحققة لسنة 2013	الجدول رقم (4-23)
207	نسبة البيانات لمجموعة التدريب والاختبار	الجدول رقم (4-24)
207	نتائج معالجة البيانات	الجدول رقم (4-25)
208	نتائج مرحلة تحديد معمارية الشبكة	الجدول رقم (4-26)
212	قيم المتنبأ بها باستخدام الشبكة العصبية	الجدول رقم (4-27)
213	مفاضلة بين نماذج بوكس- جنكينز ونماذج الشبكة العصبية الاصطناعية	الجدول رقم (4-28)

فهرس الأشكال

فهرس الأشكال

الصفحة	عنوان الشكل	رقم الشكل
06	النمط الأفقي للبيانات	الشكل رقم (1-1)
07	نمط الدورة الاقتصادية	الشكل رقم (2-1)
07	نمط الاتجاه العام للبيانات	الشكل رقم (3-1)
12	مخطط التنبؤ قبل التحقق	الشكل رقم (4-1)
25	أساليب التنبؤ	الشكل رقم (5-1)
28	مركبات السلسلة الزمنية	الشكل رقم (6-1)
29	النموذج التجميعي والجدائي للسلسلة الزمنية	الشكل رقم (7-1)
39	عملية التنبؤ للإطارات أو المديرين	الشكل رقم (8-1)
40	خطوات التنبؤ وفق طريقة رجال البيع	الشكل رقم (9-1)
46	مستويات التنبؤ بالمبيعات	الشكل رقم (10-1)
47	طلب السوق	الشكل رقم (11-1)
52	العلاقة التبادلية بين التنبؤ بالمبيعات وتخطيط المبيعات	الشكل رقم (12-1)
71	مسار الاتجاه العام في حالة الميل الموجب	الشكل رقم (1-2)
71	مسار الاتجاه العام في حالة الميل السالب	الشكل رقم (2-2)
74	منحنى يبين المركبة الفصلية.	الشكل رقم (3-2)
77	منحنى يبين المركبة الدورية	الشكل رقم (4-2)
78	منحنى يبين المركبة العشوائية.	الشكل رقم (5-2)
79	الحالة التجميعية	الشكل رقم (6-2)
80	الحالة الجدائية	الشكل رقم (7-2)
93	منهجية مبسطة لاختبارات الجذر الأحادي	الشكل رقم (8-2)
105	يمثل مخطط مراحل طريقة بوكس جنكينز	الشكل رقم (9-2)

الصفحة	عنوان الشكل	رقم الشكل
110	Durbin et Watson مناطق القبول والرفض لاختبار	الشكل رقم (2-10)
121	العلاقة بين الذكاء البشري والذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية	الشكل رقم (3-1)
126	المجالات الأساسية للذكاء الاصطناعي	الشكل رقم (3-2)
128	الشبكات العصبية الطبيعية للإنسان	الشكل رقم (3-3)
130	الشبكة العصبية الاصطناعية	الشكل رقم (3-4)
140	تمثيل الدالة اللوجستية	الشكل رقم (3-5)
141	دالة الخطوة	الشكل رقم (3-6)
141	تمثيل الدالة	الشكل رقم (3-7)
142	تمثيل الدالة الإشارة	الشكل رقم (3-8)
143	الشبكة العصبية وحيدة الطبقة	الشكل رقم (3-9)
144	الشبكة العصبية متعددة الطبقات	الشكل رقم (3-10)
149	للشبكة عصبية ذات تغذية الأمامية	الشكل رقم (3-11)
150	للشبكة عصبية ذات تغذية خلفية	الشكل رقم (3-12)
151	شبكة Kohonen	الشكل رقم (3-13)
152	شبكة HOPFIELD	الشكل رقم (3-14)
156	معمارية شبكة بيرسيبترون متعددة الطبقات	الشكل رقم (3-15)
157	الهيكلية العامة لدالة القاعدة الشعاعية	الشكل رقم (3-16)
158	شبكة Pi- Sigma	الشكل رقم (3-17)
159	شبكة ألمان ELMAN	الشكل رقم (3-18)
175	التمثيل البياني للسلسلة الزمنية (BT)	الشكل رقم (4-1)
184	المنحنى البياني الممثل للسلسلة (BTSA)	الشكل رقم (4-2)
188	المنحنى البياني الممثل للسلسلة (BTSATt)	الشكل رقم (4-3)

الصفحة	عنوان الشكل	رقم الشكل
196	تمثيل Correlogramme للسلسلة (BTSATt)	الشكل رقم (4-4)
199	بيان الارتباط الذاتي للبواقي	الشكل رقم (5-4)
200	منحنى يبين مقارنة بين السلسلتين الأصلية و المقدره	الشكل رقم (6-4)
201	منحنى تكراري للبواقي	الشكل رقم (7-4)
204	كمية المبيعات الشهرية للكهرباء المتنبأ بها لسنة 2013.	الشكل رقم (8-4)
205	التمثيل البياني للسلسلة (PREV-BT)	الشكل رقم (9-4)
209	معمارية الشبكة الناتجة	الشكل رقم (10-4)
210	نتائج مرحلة التدريب	الشكل رقم (11-4)
211	نتائج مرحلة الاختبار	الشكل رقم (12-4)
212	سلسلة مبيعات الكهرباء المتنبأ بها باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية	الشكل رقم (13-4)
214	مقارنة القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لسنة 2013 باستخدام الأسلوبين	الشكل رقم (14-4)

فہرِس الملاحق

فهرس الملاحق

الصفحة	عنوان الملحق	رقم الملحق
235	المخطط التنظيمي لمؤسسة سونلغاز	الملحق (01)
236	المعاملات الموسمية (BT)	الملحق (02)
236	السلسلة الكهربائية BTSA	الملحق (03)
237	المنحنى correlogram للسلسلة BTSA	الملحق (04)
237	النموذج ذو التأخر 0	الملحق (05)
238	السلسلة الزمنية BTSAT	الملحق (06)
238	correlogram للسلسلة BTSAT	الملحق (07)
239	table de distribution des: tc et tb	الملحق (08)
239	جدول اختبارات الجذر الوحدوي	الملحق (09)
240	نتائج اختبار فيليبس بيرون	الملحق (10)
241	نتائج اختبار KPSS	الملحق (11)
242	تقدير معالم النماذج المختلفة للسلسلة (BTSATt)	الملحق (12)
252	نتائج اختبار النماذج المقدره	الملحق (13)
253	معايير المقارنة بين أهم النماذج المقبولة	الملحق (14)
254	correlogram لبواقي النموذج ARMA(6,6)	الملحق (15)
255	جدول اختبار كيدو khi-deux	الملحق (16)

مقدمة عامة

مقدمة عامة

شهد العالم خلال السنوات الأخيرة عدة تغيرات وتحولات اقتصادية سيطر فيها النظام الحر على العالم فظهر معه عدة مشاكل وأزمات غيرت من معايير سير العلاقات بين الدول، كما انفتحت فيه أبواب المنافسة على مصراعها ان على المستوى المحلي أو الخارجي.

لا شك أن الهدف الأساسي الذي تسعى إليه السياسات الاقتصادية هو اتخاذ قرارات عقلانية، سواء تعلق الأمر بالسياسات الكلية **Macro** او بالسياسات الجزئية **Micro**، فعلى الصعيد الكلي، تسعى الحكومات لتبني مختلف البرامج والإجراءات الاقتصادية التي من شأنها تحقيق أهداف وطنية كإنشاء مناصب عمل، استقرار الأسعار... الخ. أما على المستوى الجزئي فتعتمد على ما تحققه المؤسسة من خلال نشاطها ومدى فاعلية ونجاعة الجهاز الإداري المسئول عن عملية التسيير سواء كانت هذه المؤسسة إنتاجية أم خدمية.

يعتمد نجاح أية خطة اقتصادية -بدرجة كبيرة- على عدة عوامل، أهمها صحة القرارات، أي على سلامة تحديد وإعداد وتقويم وتنفيذ ومتابعة المشروعات التي تتضمنها الخطة، ولا شك أن للتنبؤ دورا مهما وبارزا في عملية اتخاذ القرارات، باعتباره رؤية مستقبلية لما ستكون عليه الظواهر والمتغيرات في المستقبل وأهم وظيفة في الهرم الوظيفي وهذا ما أكده **فايول** من خلال عبارته: " يمثل التنبؤ في المقدمة كل ما يجب أن تقوم به إدارة المؤسسة بصيغة أخرى هو إسقاط الماضي على المستقبل من خلال الحاضر، رغم أن معرفة الماضي ليست كافية بالضرورة لمعرفة المستقبل؛ إلا انه لا يلغي الأهمية البالغة للتنبؤات في التخطيط الذي يعتبر جزءا مهما من الوظائف الإدارية.

يعتبر التخطيط عملية منهجية ومستمرة لمستقبل المؤسسة ن حيث يعتمد على التنبؤات المختلفة والمتعددة لسلوك المتغيرات الداخلية والخارجية ومن بينها **المبيعات** التي تعد نقطة الانطلاق لوضع خطط تساعد في توجيه العاملين وتوظيف جميع الإمكانيات باتجاه تحقيق أهداف محددة، ويعتمد **تخطيط المبيعات** على النتائج المحصل عليها من عملية التنبؤ تبعا لاستخدام طرق القياس الكمية ووسائل الإقناع الإحصائية وتحليل العلاقات المتشابكة بين الظواهر.

أهمية الدراسة:

تكمن هذه الأهمية في محاولة التنبؤ بمبيعات الكهرباء منخفضة التوتر، خلال السنوات القادمة، التي من شأنها مساعدة المؤسسات الاقتصادية الجزائرية - ذات الصلة بالنشاط - على التنبؤ بمبيعاتها المستقبلية، فضلا عن تحسين مستوى أدائها، وذلك باستخدام كل من: نماذج Box-Jenkins وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية. تظهر أهمية الدراسة في الوقت الذي تواجه فيه بعض البلدان النامية تحديات كبيرة؛ نتيجة المنافسة الداخلية والخارجية، مما يؤثر على تناقص معدلات الشراء وانخفاض حجم المبيعات، فهي تساهم في التعريف بأهم الأساليب الإحصائية للتنبؤ والتي من شأنها تحسين الأداء ووسائل تنشيط المبيعات لمواجهة هذا الانخفاض، إذ يعد التنبؤ بالسلاسل الزمنية من بين أهم المواضيع الهامة في ميدان الإحصاء وذلك لكونه يساعد الإدارات في التخطيط وبالتالي اتخاذ القرارات الدقيقة؛ ذلك ان التنبؤ يساعد على التعرف على سلوك ظاهرة ما عبر الزمن وبالتالي كيفية مواجهتها، فلا يمكن عمل خطة مستقبلية لمواجهة الظاهرة إلا بتحديد أبعادها المستقبلية ومعرفة شكل هذه الأبعاد وأنماطها، لهذا تناولت هذه الدراسة التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام أسلوبين من أساليب التنبؤ: أسلوب تقليدي، يتمثل في: نماذج بوكس جنكنز Box-Jenkins، وأسلوب حديث يتمثل في نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks (ANN) التي تعد من بين أهم تقنيات وأساليب القياس الاقتصادي الإحصائية الحديثة واحدى أهم طرق التنبؤ، فهي تستخدم بكثرة في عدة مجالات لما لها من دقة في النتائج.

جاءت دراستنا هذه كمحاولة لمعرفة كيفية بناء نماذج السلاسل الزمنية بما يمكن من التنبؤ الدقيق بمبيعات الكهرباء للسنوات القادمة في مؤسسة جزائرية منتجة ومولدة للقيمة المضافة - بصفة عامة - ومؤسسة سونلغاز بصفة خاصة، حيث تعتبر هذه المؤسسة من أقدم المؤسسات في قطاع الطاقة Secteur énergétique وهي تؤدي خدمة عمومية حساسة، كما انها تمتلك خبرة طويلة في مجالات حيوية ومتكاملة: إنتاج، توزيع الكهرباء، وتوزيع الغاز.

مشكلة الدراسة:

أدى النمو الديمغرافي المتزايد وكذا تنامي الاحتياجات اليومية، الى زيادة مضطردة كانت سببا في الطلب الفائق على الطاقة الكهربائية، نتيجة لكونها إحدى عوامل التقدم الاقتصادي والاجتماعي، وعلى اساس ما سبق

ذكره، فان الكهرباء بمثابة عصب حساس في الاقتصادي الطاقوي، وعليه يمكن الاقرار ان ذلك بمثابة منتج غير مخزن يتطلب: إنتاجها، نقلها، وتوزيعها استثمارات ضخمة وتسيير محكم، وهذا ما يوجب على الشركة الوطنية للكهرباء والغاز ربط سياساتها بما يساعد على تقدمها وتطورها، فعلى ضوء عرضنا الاولي هذا، يمكن صياغة وتحديد اشكالية بحثنا في السؤال الارتكازي التالي:

ما مدى كفاءة كل من تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس-جنكز في التنبؤ بمبيعات

المؤسسات الجزائرية؟ كيف تظهر هذه الكفاءة في مؤسسة منتجة للطاقة الكهربائية بأبعاد النشاط البيعي؟

تجدر الاشارة - كنقطة انطلاق الى اننا سنعمل على ايضاح هذا النشاط من خلال اسقاطات على شركة طاقوية تعمل ضمن قطاع منتج Secteur productif يضم مجموعة من المؤسسات الاقتصادية الجزائرية، ومنها شركة سونلغاز بولاية الشلف-الجزائر.

هذا السؤال يقودنا إلى جملة أسئلة فرعية يمكن اختصارها في الاي ذكره:

- هل يمكن الاعتماد على نماذج بوكس جنكينز في التنبؤ بالمبيعات،؟
- هل بالإمكان تطبيق أساليب التنبؤ بالمبيعات في ظل المعطيات والبيانات الإحصائية الحالية؟
- إلى أي مدى يمكن لنماذج بوكس-جنكز التعامل مع واقعية بيانات السلاسل الزمنية قيد الدراسة؟
- ما هي افضل شبكة عصبية اصطناعية يمكن من خلالها التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية وخاصة تلك العاملة في قطاعات الطاقة؟

للإجابة عن هذه الاسئلة الاولية، يجدر بنا الرجوع الى جملة الدراسات الشبيهة وذات الصلة بأطروحتنا، ولهذا الغرض، وقع اختيارنا على هذه الابحاث التي يغلب عليها البعد الميداني في المجال الطاقوي.

الدراسات السابقة ذات الصلة:

إن دراستنا لم تنطلق من فراغ بل هناك ما بنينا عليه هذا البحث من خلال دراسة متأنية لبعض الدراسات

السابقة ذات الصلة الوطيدة:

دراسة أحمد خالد عبد الواحد ،مُحمَّد، الموسومة: مقارنة الشبكات العصبية الاصطناعية والطرق التحليلية في التنبؤ بالأداء واحتياجات الطاقة اللازمة لبعض نظم الري (2006).

هدفت الدراسة إلى مقارنة طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية بالطرق التحليلية الرياضية وكذلك بطريقة التحليل اللابعدي للتنبؤ بالأداء وحساب فواقد الأنايب المبوبة ، إضافة الى نظام الري بالرش الثابت وأخيرا الري بالتنقيط السطحي ، وذلك لانتشار استخدامه في جمهورية مصر العربية، وهي بلد نام مثل الجزائر وله تجربة في هذا الميدان.

دراسة عبير حسن عللا ،الجبوري، الموسومة: التنبؤ بأسعار النفط العراقي للعام 2010 باستخدام السلاسل الزمنية (2010).

هدفت الدراسة إلى التنبؤ بأسعار النفط العراقي في السنة محل الدراسة: 2010 ،والتنبؤ هنا كان باستخدام السلاسل الزمنية، لذا استخدم في هذا المضمار طريقتان للتنبؤ ، هما إحدى نماذج Box-Jenkins واحدى نماذج التسريح الآسي المزدوج ، كما تمت المقارنة بينهما على اساس:ايهما أكثر دقة في التنبؤ.

دراسة السيد طلعت ،عبد العظيم، الموسومة: استخدام نموذج تقنيات الشبكات العصبية في التنبؤ باستمرار الوحدة المحاسبية بالتطبيق على شركات قطاع الأعمال العم المصري (2001).

تمت دراسة إمكانية استخدام تقنيات الشبكات العصبية في أحد المجالات المحاسبية الهامة وهو التنبؤ باستمرار الوحدة المحاسبية، وقامت الدراسة باستعراض المفاهيم لتقنيات الشبكات العصبية مثل مفهوم العصب والاشتباك العصبي والطبقات وحجم الطبقات والدالة الخطية والدالة اللوجستية ودالة الظل الزائدية، إضافة للهيكل العام للشبكة العصبية والتمثيل الرياضي لها للتعرف على الأساس العلمي. كما تم استعراض التطور التاريخي لاستخدام الشبكة العصبية إضافة إلى دراسات استخدمها في المجال المحاسبي وبالأخص في مجال التنبؤ باستمرار الوحدة المحاسبية.

يساعد هذا التطبيق الميداني ليس فقط في اختيار مدى صلاحية تقنيات الشبكات العصبية في التنبؤ باستمرار الوحدة المحاسبية بل في صياغة واشتقاق مجالات محاسبية أخرى يمكن تطبيق تقنيات الشبكات العصبية فيها وقد افضى البحث إلى مجموعة من التوصيات اهمها:

- يمكن استخدام التقنيات العصبية في التنبؤ باستمرار الوحدة المحاسبية وإدخال البيانات المحاسبية.

- يمكن استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بالمبيعات وتقديرات التكاليف وهو مجال خصص للبحث المحاسبي المستقبلي.
- العناية والاهتمام بتمكين تقنيات المعلومات الحديثة والعمل على إدماجها مع نظام المعلومات المحاسبية وبالأخص تقنيات الشبكات العصبية.

دراسة أمل علي غافل، الموسومة: استخدام نماذج بوكس - جينكنز ARIMA في التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية (2013).

تضمنت الدراسة قراءة في نماذج بوكس -جينكنز، أي نماذج ARIMA في التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية لمدينة بغداد، وتم اعتماد منهجية Box -Jenkins في بناء نموذج للسلسلة الزمنية ومن ثم اختيار أفضل نموذج للتنبؤ بالقيم المستقبلية لإنتاج الطاقة الكهربائية، كما تم إجراء تطبيق عملي على سلسلة زمنية لإنتاج الطاقة الكهربائية لست سنوات تضمنت (69 شهراً) باستخدام البرنامج الإحصائي **Statgraphics**، من النتائج كان النموذج ARIMA(1,0,2) أفضل نموذج للتنبؤ إذا ما قورن بنموذج ARIMA(1,0,1) ونموذج ARIMA(1,0,0) حسب مقاييس أداء طرائق التنبؤ.

دراسة محمد حبيب الشاروط، دعاء عبد الكري صاحب، الموسومة: التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة القادسية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (2014).

هدفت الدراسة إلى بناء نموذج تنبؤي باستهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة القادسية للفترة (2005-2012) باستخدام نموذج بوكس -جينكنز في السلاسل الزمنية ونموذج الشبكات العصبية الاصطناعية وقد أظهرت النتائج تفوق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية من خلال تطبيق بعض معايير الخطأ.

دراسة باسم شلييه مسلم وسعد عبيد جميلو أحمد سعد فاضل، الموسومة: استخدام نماذج ARIMA في التنبؤ بكميات الطاقة الكهربائية المستهلكة لمحافظة واسط (2012).

تم في هذه الدراسة التطرق لموضوع التنبؤ باستهلاك محافظة واسط للمدة 2012 - 2014 وذلك باستخدام تحليل السلسلة الزمنية للكميات المستهلكة في المحافظة للفترة المرجعية: 2005 - 2009 وهي بيانات حقيقية تم الحصول عليها من دائرة كهرباء محافظة واسط، وبعد إجراء التحليل الإحصائي تم التنبؤ بالكميات اللازمة

لاستهلاك كل أفضية محافظة واسط، علما ان النتائج التي تم التوصل إليها تدل على ثبات الاستهلاك للطاقة الكهربائية للمحافظة ككل وفقاً للبيانات التي تم تحليلها والمشار إليها أعلاه.

دراسة سعدية عبد الكريم طعمة، المعنونة: استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار (2012).

هدف البحث إلى تحليل السلاسل الزمنية باستخدام طريقة (Box & Jenkins) في التحليل (التشخيص، التقدير، اختبار ملاءمة النموذج، التنبؤ). لإيجاد أفضل نموذج للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار وذلك بالاعتماد على البيانات الشهرية للفترة (2006-2010).

أظهرت نتائج تحليل البيانات أن النموذج الملائم لها هو نموذج الانحدار الذاتي المتكامل من الدرجة الثانية $ARIMA(2,1,0)$ وبالاعتماد على هذا النموذج تم التنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة شهرياً ولستين قادمين وقد كانت القيم التنبؤية متناسقة مع قيم السلسلة الأصلية مما يدل على كفاءة النموذج.

دراسة رؤى خلدون فائق، المعنونة: دراسة مقارنة لأسلوب الشبكات العصبية مع طرائق أخرى للتنبؤ بتصاريح المياه لبعض السدود في العراق (2012).

يعد التنبؤ في السلاسل الزمنية من الموضوعات المهمة في العلوم الإحصائية لمساعدة الإدارات في التخطيط واتخاذ القرارات الدقيقة، لذا تناولت هذه الدراسة أساليب التنبؤ الحديثة والمتمثلة في نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks Models (ANN) وبالتحديد الشبكة المتعددة الطبقات، إذ اعتمدت خوارزمية الانتشار الخلفي (Back Propagation (BP) عدة مرات للتدريب واختيار أقل قيمة للخطأ للحصول على أفضل نموذج لوصف البيانات، كما تم التطرق إلى طرق التنبؤ الكلاسيكية كنماذج بوكس-جنكينز وتحليل الانحدار الخطي المتعدد وتوفيق عدة نماذج واختيار أفضلها لكل طريقة كما تم تطبيق هذه الأساليب الثلاثة على بيانات واقعية عن المعدلات الشهرية لتصاريح المياه الواردة والمطلقة والمقاسة بوحدات (م³/ثا) لبعض السدود في العراق.

تمت المقارنة بين النماذج المقدره لهذه الأساليب لإيجاد الأسلوب الأكثر كفاءة للتنبؤ وفق المقاييس الإحصائية؛ إذ وجد إن أسلوب الشبكات العصبية يعطي نتائج أفضل وأكثر كفاءة لأغلب السلاسل الزمنية لوارد ومطلق السدود.

دراسة قصي عصام حميد الزبيدي، المعنونة: استعمال السلاسل الزمنية والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤات المستقبلية لمستوى التضخم في العراق (2012).

من المتعارف عليه ان الاقتصاد العراقي شهد موجات مستمرة ومنتزادة في معدلات التضخم حيث وصلت إلى مستوى التضخم الجامح؛ مما أثرت على نمط الإنتاج والاستثمار والاستهلاك والادخار ونمط تخصيص الموارد وتوزيع الدخل نتيجة للظروف القاسية التي مر بها العراق وقد استُعملت وسائل إحصائية متقدمة لتحليل ومعالجة ظاهرة التضخم في العراق.

هدف البحث إلى معرفة نسبة التغير في تضخم الأسعار والتنبؤ بها، لأخذها بالحسبان عند وضع الخطط المستقبلية، ومن ثم يمكن القول أن الدراسة هدفت لايجاد الأنموذج الإحصائي المناسب للتنبؤ بنسبة تغير تضخم الأسعار الشهرية، ومن هذه الأساليب، ذكر ما يلي:

أولاً: أسلوب السلاسل الزمنية، طريقة بوكس-جنكنز والتي تأخذ بعين الاعتبار التغيرات الزمنية في دراسة الظواهر وتحليلها والتعرف على أهم الخواص في بناء الأنموذج المناسب للظاهرة المدروسة، إذ تم اعتماد المراحل الأساسية في بناء النماذج الخاصة بالسلاسل الزمنية ابتداء من عملية التشخيص وحتى عملية وضع الأنموذج المناسب والتنبؤ بالظاهرة المدروسة.

ثانياً: في بعد الشبكات العصبية الاصطناعية، تضمن هذا الجانب دراسة مبسطة للمفاهيم الأساسية للشبكات العصبية بحيث احتوى على أهم أنواع الشبكات العصبية مثل شبكة الانتشار الخلفي (Back Propagation) وخوارزميات التعلم الخاصة بها.

بناء على تطبيق تلك الوسائل الإحصائية و استعمال البيانات الحقيقية لحساب نسبة التضخم بالاعتماد على الأرقام القياسية للمجاميع السلعية لفترة خمس سنوات حسب الأشهر (2007-2011) وبالاعتماد على نتائج السلاسل الزمنية بوكس-جنكنز والشبكات العصبية، تبين أن طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر مرونة وأعلى كفاءة في التحليل والتنبؤ في هذه الظاهرة.

دراسة ايفان علاء ناظم، قصي عصام حميد، المعنونة: دراسة وتحليل مستوى التذبذب للتضخم في الأرقام القياسية بالاعتماد على السلاسل الزمنية (ARIMA) مقرونة مع نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNM) (2013).

هدفت هذه الدراسة إلى التعرف على نسبة التغير في التضخم للأسعار الشهرية والتنبؤ بها، أخذها بالحسبان عند وضع الخطط المستقبلية، وإيجاد النموذج الإحصائي المناسب للتنبؤ لذلك؛ لذا استعملت السلاسل الزمنية بإتباع منهجية بوكس - جنكينز للتحليل وكذا طريقة الشبكة العصبية الاصطناعية في ذلك واتضح تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية ذات الانتشار العكسي للخطأ، حيث أعطت تمثيلاً أفضل للبيانات مقارنة بطريقة بوكس جنكينز.

دراسة باسل يونس الخياط وعزة حازم زكي، المعنونة: استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التكهّن بالسلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الموصل (2005).

هدفت الدراسة إلى مقارنة الطرق التقليدية (منهجية بوكس - جنكينز) المستخدمة في التكهّن بالسلاسل الزمنية مع أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية لإيجاد الأسلوب الأكثر كفاءة في التكهّن بالسلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الموصل.

توصلت الدراسة إلى تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية على الطرق التقليدية، وتم الحصول على نتائج ذات قيم أقل للمعايير الإحصائية المستخدمة لحساب خطأ التكهّن، وهذا ما يشجع استخدام هذا الأسلوب بالتكهّن بالسلاسل الزمنية. كما أوصت الدراسة بإجراء دراسات باستخدام شبكات عصبية أخرى غير شبكة الانتشار العكسي للخطأ، مثل شبكة المدرك Perceptron أو الشبكة الدورية Recurrent Neural Network ومقارنة النتائج.

دراسة نوال علاء الدين الجراح، المعنونة: كفاءة طريقتي الشبكات العصبية وطريقة بوكس - جنكينز في التنبؤ مع حالات تطبيقية في العراق، (2011).

تم في هذه الدراسة مقارنة كفاءة طريقة بوكس - جنكينز مع طريقة الشبكات العصبية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية. كما تم بناء أربعة نماذج تنبؤ لسلاسل زمنية مختلفة في درجة التعقيد باستخدام خوارزمية التعلم الرجعي back propagation neural network وتم مقارنتها مع نماذج بوكس - جنكينز القياسية standard box

Jenkins كما تم التوصل إلى أن نتائج طريقة الشبكات العصبية أكثر كفاءة ومثانة وتعطي نتائج أدق للتنبؤ وبالإمكان الاعتماد عليها كطريقة بديلة في التنبؤ.

دراسة هيام عبد المجيد حياوي وقصي أحمد طه، المعنونة: دراسة سلسلة الأوراق المالية باستخدام ARIMA و ANN و PMRS (2013).

من المعروف أن من أهم عمليات تطور البلدان هي عملية التخطيط ووضع الخطط المستقبلية، وهذا ما يتطلب اعتماد الأساليب الإحصائية المتقدمة، لذلك تم إجراء مقارنة بين ثلاث طرائق، وهي: نماذج بوكس جينكيز ARIMA وطريقة الأنماط المثيلة PMRS وهي طريقة حديثة لمعرفة العلاقة بين القيم الحالية والقيم الماضية، وكذلك الشبكات العصبية الاصطناعية ANN.

طبقت هذه الطرائق الثلاث على بيانات سوق العراق للأوراق المالية لعام 2006، وقد أظهرت النتائج تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية من خلال معايير الخطأ المستخدمة.

دراسة Walid Qassim Qwaider، المعنونة: Finance stock price prediction by artificial neural networks: A study of Jordanian's stock prices (2012).

تناولت الدراسة استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات بيرسپرتون Perceptron في التنبؤ بأسعار الأسهم وذلك بالاعتماد على قاعدة بيانات أسعار أسهم سوق الأوراق المالية الأردني للفترة الممتدة من فيفري 2002 إلى جانفي 2004، من أهم ما توصل إليه الباحث أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية يعطي أفضل نتائج تنبؤ بالمقارنة مع النماذج المعلمية.

دراسة عبد الحميد محمد العباسي، المعنونة: المقارنة بين استخدام الشبكات العصبية وساريمما للتنبؤ بأعداد الوفيات الشهرية الناتجة عن حوادث المرور بالكويت (2004)

استهدفت الدراسة المقارنة بين استخدام أسلوب الشبكات العصبية Neural Networks، وساريمما SARIMA للتنبؤ بأعداد الوفيات الشهرية الناتجة عن حوادث المرور بالكويت. أثبتت الدراسة أن الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر دقة وكفاءة في التنبؤ من أسلوب ساريمما، حيث وصلت الشبكات لمعدل مرتفع وعال من الدقة مع الاحتفاظ بأفضليتها في التنبؤ.

دراسة ظافر رمضان مطر البدراني، رهاد عماد صليوا، المعنونة: تقييم تنبؤ السلاسل الزمنية لمعدلات درجات الحرارة باستخدام الشبكات العصبية (2014).

قورنت في هذه الدراسة دقة التنبؤ بين الطريقة الإحصائية للسلاسل الزمنية المتمثلة بمنهجية بوكس-جنكيز وبعض الشبكات العصبية الاصطناعية من خلال تطبيق ثلاث شبكات هي: FFNN Feed Forward، Elman Neural Network ENN Neural Nonlinear، الشبكة الثالثة هي شبكة Autoregressive with Exogenous Input NARX، تختلف هذه الشبكات فيما بينها من حيث وجود التغذية العكسية في هيكلتها من عدمه، وتم التطبيق على بيانات المعدلات الشهرية لدرجات الحرارة العظمى لمدينة De Belt الهولندية للأعوام من 1983-2009 لدقتها، إذ بلغ عددها 324 مشاهدة والإبقاء على 12 مشاهدة كعينة بعدية للمقارنة مع قيم التنبؤ التي يتم الحصول عليها من النموذج، وقد بينت نتائج التنبؤ أن أداء الشبكات العصبية ذوات التغذية العكسية أفضل من غيرها ومن أداء بوكس-جنكيز.

تشخيص الدراسات السابقة

يتبين من الدراسات السابقة أنها شملت العديد من القطاعات الاقتصادية التي أجريت في أماكن مختلفة من دول العالم ويلاحظ أن هذه الدراسات قد اختلفت فيما بينها حول النتائج التي تم التوصل إليها كنتيجة لطبيعية اختلاف الأزمنة والمكان الذي تمت فيها، إضافة إلى الأساليب الإحصائية المعتمدة، حيث أنه في معظم الدراسات كان تفوق التقنيات الحديثة على الأسلوب التقليدي وهذا ما لا نراه في هذه الدراسة، فضلا عن ذلك؛ لم نعتز أو نقابل الكثير ممن عالجوا مواضيع مشابهة لهذه الدراسة في الجزائر إلا فئة نادرة؛ لحداثة استعمالها في الجزائر.

تأتي دراستنا متناولة جوانب أخرى تتعلق بتطوير نموذج قياسي يهدف إلى التنبؤ بمبيعات المشاريع الاستثمارية بالجزائر باستخدام أسلوب السلاسل الزمنية كنقطة اختلاف تبرز أهمية البحث ونتائجه التي نعتقد أنها تبقى نتائجاً ظرفية رغم توفر المعلومات العددية على شكلها الخام ودون الفرز احيانا.

فرضيات الدراسة:

بعد هذه الطروحات، يمكن صياغة وبلورة جملة من الفرضيات المتكاملة بداية ونهاية، بحيث يتم دراستها واختبار صحتها حتى لا تقع في مطبات البديهييات المفرطة، كما ان محاولة اختبار صحتها سيقودنا الى استخلاص نتائج ذات صلة، وعليه يمكن اقتراح الفرضيات الاتي ذكرها:

الفرضية الأولى: تعتبر نماذج الشبكات العصبية أكفأ وأكثر دقة من نماذج بوكس- جنكنز في التنبؤ المستقبلي وكذا التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية.

الفرضية الثانية: يؤدي توافر بيانات أكثر إلى تحسين كفاءة كل من نماذج بوكس- جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية في التحليل الاستراتيجي للتنبؤ.

الفرضية الثالثة: إمكانية استخدام حزم برامج إحصائية حديثة لعملية التنبؤ من شأنه تعزيز قدرة الإدارة على توقع مبيعاتها القادمة من الكهرباء بشكل دقيق.

مبررات اختبار الموضوع:

يمكن اجمال هذه المبررات في الآتي ذكره:

- ارتباط القرارات البيعية بتطوير رقم الاعمال(النشاط)؛ مما يتطلب دراسة وتحليلاً للمعلومات المتعلقة بالنشاط البيعي وكذا اثر المبيعات ورقم الاعمال ببعض التذبذبات الظرفية في مجال الفوترة وتحصيل الموارد اضافة الى التنبؤ بالمبيعات مستقبلاً.

- الطابع التنافسي والاحتكاري للقطاع مما يستوجب عليها دراسة المبيعات دراسة موضوعية بعيداً عن كل تمويل معلوماتي يكبح تحقيق رقم الاعمال في المكان والزمان.

- محاولة جادة للتعرف على الوضعية الاختلالية التي تعرفها اغلب المؤسسات الجزائرية في تسيير وتحصيل قيم مبيعاتها؛ لان قرار المبيعات بإمكانه تحسين الاداء والوضعية وتحسين الاستثمارات المنتجة بشكل توسعي ومكثف.

- الرغبة الشخصية والذاتية للبحث في هذا الموضوع وارتباطه بموضوع تخصصنا: استثمار وتمويل، اضافة الى كون هذه الشركة تعاني من مشاكل تحصيل ديونها على الغير مما اوقعها في مشاكل ترتبط بالخزينة والسيولة.

أهداف الدراسة:

هدفت دراستنا إلى تحليل مبيعات الكهرباء(رقم الاعمال) كسلسلة زمنية شهرية خلال الفترة الممتدة من 2006/01/01 إلى غاية 2012/12/12، واعتبار 2013 سنة مقارنة من خلال المرور بخطوات بناء نموذج دقيق باستخدام كل من:

- نماذج **Box-Jenkins** لتحليل السلاسل الزمنية لمبيعات الكهرباء باستخدام برنامج الحزم الجاهزة
؛Eviews
- نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بمبيعات الكهرباء باستخدام برنامج **NeuroIntelligence**
؛Alyuda
- المقارنة بين نماذج **Box-Jenkins** ونماذج الشبكات العصبية للتنبؤ بحجم مبيعات الكهرباء ذات التوتر المتوسط والمنخفض.

كما اننا نسعى من خلال هذه الدراسة إلى تحقيق جملة من الأهداف أهمها:

- تقديم إطار نظري للتنبؤ بالمبيعات وأهم النماذج المستخدمة في ذلك من خلال عرض نظري يساهم في تأصيل أبعاد المشكلة؛
- محاولة التعرف على بعض الأدوات الإحصائية التنبؤية وماهية سماتها؛
- تقييم نتائج اختبارات الأدوات التقليدية ومقارنتها مع نتائج بعض التقنيات الحديثة كالشبكات العصبية الاصطناعية ومدى مساهمتها في مجال التنبؤ بالمبيعات لدى المؤسسات الاقتصادية في إيجاد حلول لزيادة مبيعاتها وتحقيق أكبر العوائد؛
- محاولة إضافة دراسة جديدة لمجموعة الدراسات والأبحاث العلمية المدرجة ضمن هذا النطاق، وكذا حث الدارسين والباحثين على مواصلة التعمق أكثر في النقاط التي لم يتم التعرض لها في هذه الدراسة.

حدود الدراسة:

تعتمد هذه الدراسة على البيانات الشهرية لمبيعات الكهرباء منخفضة التوتر على مستوى مديرية سونلغاز لمنطقة الشلف، حيث تم الاخذ في الحسبان حدود البحث الزمكانية(مزج فعالية المكان وفعالية الزمان)، وهكذا تبيننا:

الحدود الزمانية: اعتمدت الدراسة على الفترة المرجعية: 2006/01/01 إلى 2012/12/31.

الحدود المكانية: البيانات مستقاة من مصدرها الثانوي اي من مصلحة المالية والمحاسبة، بعد تقديرات الهيئات التقنية للشركة، مديرية توزيع الكهرباء والغاز سونلغاز وسط الشلف-الجزائر.

منهج الدراسة:

حتى تتمكن من دراسة الإشكالية الرئيسية وتحليل أبعادها ومحاولة اختبار صحة الفرضيات؛ اعتمدنا المنهج الوصفي بكل مقوماته الكمية والكيفية، والذي من خلاله تم وصف وتحليل بيانات السلسلة الزمنية لمبيعات الكهرباء منخفضة التوتر لمؤسسة سونلغاز بولاية الشلف، إضافة إلى معرفة طبيعة المتغيرات التي تؤثر على السلسلة. وكذا المنهج التجريبي الذي اعتمدنا من خلاله على الدراسة الميدانية والوثائق والاحصائيات بهدف تحديد وقياس العوامل المؤثرة على سلوك الظاهرة ومن تم التنبؤ بمسارها مستقبلا من خلال استخدام بعض الأساليب الإحصائية، الحزم التطبيقية وتفسير النتائج المتحصل عليها وفق كل من تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس-جنكينز، كما أنه ولاجل تحليل موضوعي؛ لدراسة ومعالجة بيانات السلسلة، استخدمنا اسلوبيين:

أولاً: طريقة Box and Jenkins عبر نماذج الانحدار الذاتي (AR)، نماذج المتوسطات المتحركة (MA)، نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (ARMA)، واستخدام برنامج الحزم الجاهزة 7.Eviews.

ثانياً: طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية عبر استخدام برنامج NeuroIntelligence Alyuda وتطبيقها على بيانات السلسلة محل الدراسة ومن أجل التنبؤ المستقبلي.

هيكل الدراسة:

لتوضيح مضمون هذه الدراسة وكذا تحقيق الأهداف الموضوعية، تم تقسيم الدراسة على النحو التالي:

● مقدمة عامة: اشتملت على تمهيد حول موضوع الدراسة، مشكلة وفرضيات الدراسة، أهداف الدراسة وأهميتها، المنهج المتبع، حدود الدراسة، الأدوات والحزم الإحصائية المستخدمة في التحليل وكذا الدراسات السابقة التي تم من خلالها بناء قاعدة معلومات للانطلاق بشكل صحيح.

● الفصل الأول: مدخل لعملية التنبؤ، حيث تناول هذا الجزء المفاهيم العامة والنظرية حول التنبؤ وكذا التطرق لمختلف أساليب وطرق التنبؤ بالمبيعات النظامية وغير النظامية في المؤسسات الاقتصادية ومجالات استخدامها.

• **الفصل الثاني:** تم التعرض فيه إلى دراسة وتحليل السلاسل الزمنية من خلال عرض عام للسلاسل الزمنية ومركباتها لنتقل إلى دراسة استقراريتها ومن ثمة التطرق إلى منهجية بوكس - جنكينز، مميزاتها، أسباب استخدامها وكذا التعرف على الخطوات الأربعة لبناء نموذج بوكس - جنكينز.

• **الفصل الثالث:** تضمن هذا الجزء تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد فروع الذكاء الاصطناعي من خلال التطرق إلى ماهيته، وعلاقته بالذكاء البشري، أهدافه وخصائصه العامة ومختلف مجالاته لنتقل لمفاهيم حول الشبكات العصبية الاصطناعية، تطبيقاتها، خصائصها، عوامل إنجازها ومكوناتها، بينما تضمن الفرع الأخير من هذا الجزء البنية المعمارية للشبكة من خلال تعليمها والتعرض لأنواعها مروراً بمزاياها وعيوبها لنصل إلى الشبكات العصبية واستعمالاتها في التنبؤ بالسلاسل الزمنية.

• **الفصل الرابع:** دراسة الحالة، وهي الجزء التطبيقي الذي تم عرض نظرة شاملة حول المؤسسة محل الدراسة من خلال التعرف على المنهجية المتبعة وأدواتها المتمثلة في كل من طريقة بوكس وجنكينز (نماذج ARIMA) لاختبار استقرارية السلسلة وكذا نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، ل يتم تحليل ومناقشة نتائج الدراسة والوصول إلى اختبار أفضل نموذج من بين النماذج المختارة والأكثر دقة من بينها وذلك بالاستعانة ببعض المعايير الإحصائية والمقارنة بين الأسلوبين، في الأخير تم عرض لأهم الاستنتاجات والتوصيات التي خلصت إليها الدراسة.

صعوبات إنجاز الدراسة:

واجهت الباحثة عراقيل في الحصول على الاحصائيات المتعلقة برقم الأعمال لان تصميم رقم الاعمال يتم في المصالح الفنية والتقنية للشركة وبعد ذلك يمرر الى مديرية المالية والمحاسبة وهي التي تحدد الضرائب والرسوم كالرسم على القيمة المضافة Taxe sur la valeur ajoutée وتعطي التوجيهات لمصلحة الفوترة لإعداد نماذج الفواتير، هناك عائق اخر لا يقل اهمية وهو التعرف على نوعية الزبائن من القطاعين العام والخاص، وهذا بدوره يخلق نوعا من اللبس في فهم دورة تحقيق رقم الاعمال وإمكانية التنبؤ المستقبلي به، مع كل ذلك، كل تشكراتنا لإدارة الشركة وموظفيها الذين قدموا لنا ما تيسر لانجاز الأطروحة فبارك الله في الجميع وبارك الله في بلادنا الشائخة بعنفوان تحمل المسؤولية في الظروف الصعبة، والله من وراء القصد.

التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية
الاصطناعية

مدخل لعملية التنبؤ

تمهيد:

سمحت التغيرات المختلفة التي عرفها الاقتصاد العالمي في جميع المجالات بتشكيل بيئة جديدة تضم مجموعة من المؤسسات الاقتصادية التي تزامنت مع التطور الكبير للتكنولوجيا وكذا الانتقال السريع للمعلومات هذه الأخير أصبح لزاما عليها إتباع أساليب وطرق علمية في مجال عملها تستطيع من خلالها التنبؤ بمستقبل منتجاتها وكذا من أجل نهوضها واستمرارها خصوصا في خضم المنافسة الشرسة التي يشهدها السوق.

من بين هذه الطرق العلمية يعتبر التنبؤ الاقتصادي أحدها إذ يساعد متخذي القرارات في تخفيف الأخطار والمشاكل المحتملة، سواء بالاعتماد على أساليب كيفية سهلة كالحكم الشخصي أو الاستقراء التصوري للمستقبل أو على أساليب كمية تعتمد على النماذج الإحصائية والرياضية في تحليل ودراسة المتغيرات وقياسها.

انطلاقا مما سبق سنقوم في هذا الجزء بالتطرق إلى أبرز هذه الطرق والنماذج الإحصائية للتنبؤ بحجم مبيعات

المؤسسات من خلال العناصر التالية:

- مفاهيم عامة حول التنبؤ؛
- التنبؤ بالمبيعات؛
- أساليب وطرق التنبؤ بالمبيعات؛
- التنبؤ بالمبيعات في المؤسسات الاقتصادية ومجالات استخدامها.

1-1. مفاهيم عامة حول التنبؤ:

نظراً للتغير في حجم المبيعات يعتبر التنبؤ أحد الوسائل المهمة التي تمكن المؤسسات من معرفة ما سيكون عليه مستقبلها سواء على المستوى الداخلي أو الخارجي. فهو إسقاط للماضي على المستقبل من خلال الحاضر وبشكل عام فالـتنبؤ الاقتصادي هو تقدير كمي لتغيرات اقتصادية وغير اقتصادية خلال فترة زمنية معينة، حيث يمثل أحد الوسائل المهمة التي تمكن المؤسسة من معرفة مستقبل الأنشطة التي يتعين عليها القيام بها، ويمكنها من معرفة مدى تأثير التغيرات التي تطرأ على العوامل والظروف المحيطة بها على مختلف الأنشطة التي تمارسها.

1-1-1. تعريف التنبؤ:

توجد العديد من التعاريف التي تشمل التنبؤ وفيما يلي بعضها:

1-1-1-1. التنبؤ لغة: تقدير المجهول¹.

اشتقت كلمة التنبؤ في اللغة العربية من أصل الفعل نبأ، ويرى ابن منظور أن المراد بالنبأ الخبر.

1-1-1-2. التنبؤ عامة: يعرف التنبؤ بصفة عامة بأنه:

يعرف التنبؤ على أنه²: تقدير قيمة متغير اعتماداً على نتائج متغير ثان له علاقة بالمتغير الأول يلجأ الباحث لحساب التنبؤ حين يكون اختباراً يهدف من خلاله لاختيار أو أخذ قرارات حول أفراد في مهنة معينة. فالـتنبؤ يمثل توقع أحداث المستقبل اعتماداً على دراسات إحصائية وكمية للفترات الماضية، وكذلك دراسة الاتجاهات في المستقبل وعلى أساس هذه الدراسات نتوصل إلى وضع افتراضات للفترة المستقبلية³.

¹ - جمال هداش مجّد، فحطان رحيم وهيب، التنبؤ المالي وعلاقته بالتخطيط المصرفي (دراسة تطبيقية لعدد من المصارف الأهلية في العراق)، مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعية، بغداد (العراق)، العدد الخاص بالمؤتمر العلمي الخامس، 2014، ص247.

² - عبد الكريم بوحفص، الإحصاء المطبق في العلوم الاجتماعية والإنسانية، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2005، ص222.

³ - مجّد فرّكوس، الموازنات التقديرية، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 1995، ص11.

والتعريف الأشمل لعملية التنبؤ الاقتصادي باعتبار أنه: عملية تقدير لما سيحدث مستقبلا لظاهرة ما اعتماداً على اتجاه الظاهرة في الماضي باستخدام أحد نماذج التنبؤ المعروفة.

من التعاريف السابقة لعملية التنبؤ يمكن استنتاج العناصر الأساسية لعملية التنبؤ وهي كالاتي¹:

- تحديد الظاهرة المراد التنبؤ بها؛
- دراسة سلوك الظاهرة في الماضي؛
- استخدام إحدى طرائق التنبؤ لإجراء تقدير معالم النموذج؛
- رسم صورة مستقبلية للظاهرة وفقاً لنتائج التقدير.

1-1-2. أهمية التنبؤ:

تهدف كل المؤسسات والحكومات إلى التوسع والنمو وتحقيق معدلات مرضية من الاستقرار والتطور على مستوى الدولة بأجهزتها المختلفة لتحقيق مستوى مقبول من الرفاهية الاقتصادية والاجتماعية للمجتمع والاستقرار المالي والنقدي للدولة.

وتقوم الحكومات أو الأجهزة المسؤولة² في الدولة برسم السياسات والخطط التي تهدف إلى التنبؤ فهي تستخدم نتائج التنبؤ في التخطيط للمساهمة في تحسين جودة القرارات وبصفة أخرى فإن للتنبؤ دورا كبيرا وأساسيا في تعميق فلسفة الإدارة للتمسك بأهمية التوجه المستقبلي في اتخاذ القرارات. ومن ثمة تبرز أهمية ودور التنبؤ والمتمثلة في³:

- يضمن وإلى حد كبير الكفاءة والفاعلية للمؤسسة في المرونة مع البيئة الخارجية.

1- عبد الرحمن الأحمد العبيد، مبادئ التنبؤ الإداري، جامعة الملك سعود، مطابع النشر العلمي، 2004، ص 04.

2- عادل مبروك مجد، التنبؤ بالمبيعات في شركات قطاع الأعمال العام الصناعي في جمهورية مصر العربية (دراسة ميدانية)، مجلة المحاسبة والإدارة والتأمين، القاهرة (مصر)، العدد 48، 1995، ص 316.

3- بوغازي فريدة وآخرون، فعالية استخدام التنبؤ في الجهاز الإداري، الملتقى الوطني السادس حول استخدام التقنيات الكمية في اتخاذ القرارات الإدارية بالمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، جامعة سكيكدة، 28/27 جانفي 2009، ص 02.

- معرفة احتياجات المؤسسة في المدى القصير والمتوسط.
- تساهم في الحد من المخاطر التي قد تواجه المؤسسة.
- تعطي صورة للمؤسسة عن توجهها المستقبلي.
- تساهم بقدر كبير في اتخاذ القرارات وترقب آثارها مستقبلا.

3-1-1. خصائص أسلوب التنبؤ:

يتميز أسلوب التنبؤ بالخصائص التالي¹:

1-3-1-1. البعد الزمني:

يعتمد أي قرار على المدى أو الأفق الزمني لما له من تأثير على اختيار أسلوب التنبؤ المناسب، فعامه هناك ثلاث آفاق زمنية تحدد على أساس مجموعة من الظروف وطبيعة العوامل المؤثرة على تطور وتحرك السوق وهي:

• التنبؤ قصير الأجل:

يغطي هذا النوع أيضا لتغطية مدة لا تزيد عن سنة، وتستخدم الشركات هذا النوع أيضا لتغطية مدة ثلاث أشهر كتنبؤ مشتريات الشركة، جدول الأعمال، القوى العاملة اللازمة، مستويات الإنتاج.

• التنبؤ متوسط الأجل:

تمتد المدة الزمنية من ثلاث أشهر إلى ثلاث سنوات ويستخدم هذا النوع في تخطيط المبيعات، تخطيط الإنتاج، الميزانية، تخطيط الإيرادات، تحليل مختلف خطط العمليات.

• التنبؤ طويل الأجل:

تمتد المدة الزمنية هنا لتغطي ثلاث سنوات فأكثر، ويستخدم هذا النوع في التخطيط لسلع أو خدمات جديدة، اختيار موقع المعمل، أو نشاطات البحث والتطوير.

¹ - سيد كساب، مجّد فهمي على، أساسيات الاقتصاد الإداري، الطبعة الأولى، مركز تطوير الدراسات العليا والبحوث، القاهرة، 2009، ص 47.

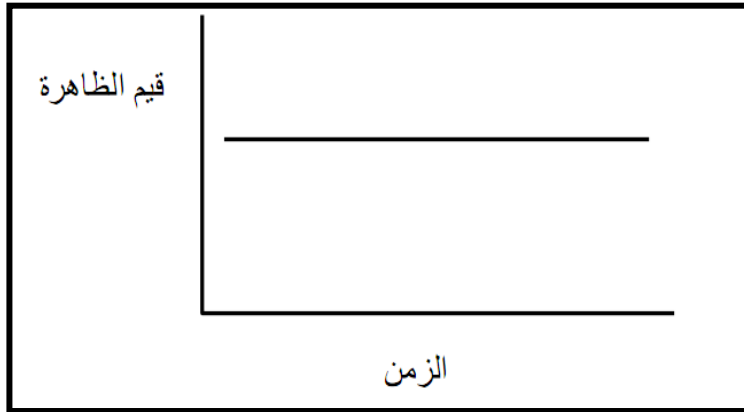
1-1-3-2. نمط البيانات:

تفترض أساليب التنبؤ الكمية نمطا معيناً للبيانات يستخدم في التنبؤ بسلوك الظاهرة في المستقبل، أما الأساليب غير الكمية فإنها تتقبل أي نمط يمكن تحديده، وعادة ما تأخذ البيانات أحد الأنماط التالية:

• النمط الأفقي:

يتواجد النمط الأفقي بينما لا يكون هناك اتجاه مؤثر في البيانات، وفي الحالة تعرف سلسلة البيانات بكونها ثابتة، بمعنى أنها ترتفع أو تنخفض بناء على نمط معين. وبالتالي فهناك احتمال أن تكون إحدى قيم السلسلة أكبر أو أقل من النمط العام متساوية¹ كما يوضحه الشكل الموالي.

الشكل رقم (1-1): النمط الأفقي للبيانات



المصدر: سيد كساب، مُجَّد فهمي على، مرجع سبق ذكره، ص 47.

• النمط الموسمي:

تأخذ البيانات صفة النمط الموسمي عندما تتذبذب قيم الظاهرة مع عامل موسمي معين، ولا يقصد بالضرورة المواسم المناخية وهي تمثل الفصول الأربعة من السنة، ولكن أيضا تمثل الأيام والساعات وهكذا.

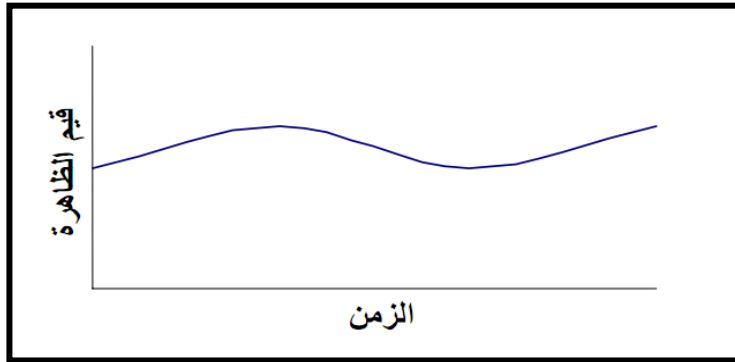
¹ - سيد كساب، مُجَّد فهمي على، مرجع سبق ذكره، ص 47.

• نمط الدورة الاقتصادية:

هناك تشابه كبير بين النمط الموسمي ونمط الدورة الاقتصادية مع اختلاف هام وهو أن أول فترة زمنية للدورة

الاقتصادية تكون أكثر من سنة كما يبينه الشكل أدناه:

الشكل رقم (1-2): نمط الدورة الاقتصادية



المصدر: سيد كساب، مُجَد فهمي على، مرجع سبق ذكره، ص 48.

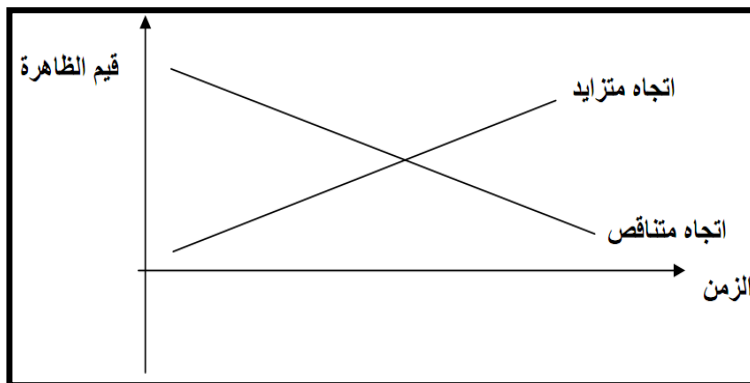
• نمط الاتجاه العام:

تأخذ البيانات نمط الاتجاه عندما تتزايد أو تتناقص قيم الظاهرة خلال فترة زمنية معينة¹، كحجم مبيعات

المؤسسات مثلما يمثل الشكل أدناه، حيث عادة ما يستنبط الاتجاه العام للبيانات مع تواجد بعض القيم التي

تكون أكبر أو أصغر من قيم الاتجاه.

الشكل رقم (1-3): نمط الاتجاه العام للبيانات



المصدر: سيد كساب، مُجَد فهمي على، مرجع سبق ذكره، ص 48.

¹ - سيد كساب، مُجَد فهمي على، مرجع سبق ذكره، ص 48.

1-1-3-3. نوع نموذج التنبؤ:

- لكل وسيلة من وسائل التنبؤ استعمال معين وظروف استعماله وغاية معينة تحقق استخدامها فائدة كبيرة بالنسبة للمؤسسة. يمكن تقسيم نماذج التنبؤ إلى أربعة أنواع أساسية تتمثل في¹:
- النماذج التي تربط سلوك الظاهرة بعامل الزمن، مثل السلاسل الزمنية فاستخدامها يفرض استمرار ظروف الماضي والحاضر إلى المستقبل، فعدم استمرار تلك الظروف يصبح استخدامها غير صحيح.
 - النماذج السببية والتي تربط الظاهرة بمسببات أو عوامل مؤثرة مستقلة، مثل الانحدار الذاتي.
 - النماذج الإحصائية التي تتطلب إجراء اختبارات ثقة ومستوى رفيع من أساليب التحليل باستخدام الاحتمالات.
 - الأساليب غير الإحصائية والتي تستخدم بالضرورة اختبارات الفروض وفترات التنبؤ ودرجات الثقة وغيرها.

1-1-3-4. التكاليف:

تتكون عناصر تكاليف أسلوب التنبؤ من تكاليف تطوير الأسلوب وتكاليف تجهيز البيانات المطلوبة وتخزينها، وتكاليف إجراء التنبؤ من ذاته، بالطبع تختلف تكاليف الأساليب عن بعضها البعض طبقاً لطبيعة وشروط استخدام كل منها.

1-1-3-5. الدقة:

يعتبر عنصر دقة التوقعات الممكن الحصول عليها نتيجة استخدام أسلوب تنبؤ معين، أحد العوامل الهامة في اختبار الأسلوب المناسب، ولا شك أنه كلما زادت دقة التنبؤات كلما ارتفعت تكاليف التنبؤ بوجه عام، ومن أجل هذا يحتاج الأمر أن يحدد صانع القرار مستوى الدقة المناسب للتنبؤات الخاصة بالظاهرة موضع الدراسة وبالتالي اختيار الأسلوب المناسب.

¹ - علي عبد الرضا الجياشي، إدارة المبيعات، دار وائل للنشر، عمان، 2003، ص156.

1-1-3-6. سهولة التطبيق:

يتوقف استخدام الإدارة للأساليب العلمية على فهمها للأسلوب وسهولة استخدامه، فهناك أساليب تنبؤ سهلة التطبيق والاستعمال ولا يحتاج إلى معدات وكوادر متقدمة، ما يدفع بعض المؤسسات التي تعاني من نقص في الإمكانيات المالية والبشرية إلى استخدامها دون غيرها¹.

1-1-4. أنواع التنبؤ:

يعتبر التنبؤ من المواضيع التي تكتسب أهمية كبيرة، تمكن أصحاب القرار من رسم سياسات الاقتصادية والاجتماعية لفترات قادمة، حيث ظهرت أنواع عديدة من التنبؤ من بين أهمها وأبرزها نذكر²:

1-1-4-1. التنبؤ الخارجي:

ويهدف إلى إيجاد قيم مجهولة للسلسلة مقابلته للحظات الزمنية التي تقع خارج المجال الزمني للسلسلة.

1-1-4-2. التنبؤ الداخلي:

هو إعطاء قيمة غير موجودة في السلسلة الزمنية ومقابلة للحظات الزمنية التي تقع داخل المجال الزمني للسلسلة. كما تستخدم المؤسسات عادة عدة أنواع من التنبؤ في إدارة الإنتاج وتخطيط العمليات أهمها³:

1-1-4-3. التنبؤ الاقتصادي:

يتناول المسائل المتعلقة بالاقتصاد على الصعيد محيط العمل كالتنبؤ بحركة السكان أو حركة العمران وغيرها من المؤشرات ذات المساس بالتخطيط على الصعيد الاقتصادي.

¹ - علي عبد الرضا الجياشي، مرجع سبق ذكره، ص158.

² - معتوق أنجد، الإحصاء الرياضي و النماذج الإحصائية، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2007، ص 170.

³ - زينب علاوي إبراهيم، الدقة في تخطيط كمية إنتاج مادة السمنت في معامل الشركة العامة للسمنت العراقية (دراسة اختيارية لطرق التنبؤ باستخدام معايير الخطأ)، مجلة ديالي للعلوم الهندسية، ديالي (العراق)، المجلد 7، العدد 1، 2014، ص41.

1-1-4-4. التنبؤ التكنولوجي:

يتناول التنبؤ للتقدم التكنولوجي والذي من شأنه أن يساعد في التخطيط لسلع أو خدمات جديدة وما يترتب على ذلك من التخطيط لإقامة معامل جديدة أو توسيع المعامل الحالية أو التخطيط للموارد البشرية والمالية.

1-1-4-5. التنبؤ بالطلب:

يختص بتقدير المبيعات التي ستحققها المؤسسة في المستقبل، كما يمكن أن نميز بين العديد من أنواع التنبؤ وفقا لعدة تصنيفات نذكر منها:

1-1-4-6. التنبؤ المالي:

هو عملية التوقع أو التقدير لما سوف يحصل في المستقبل، لذا هو ضروري لغرض التخطيط وجزء مهم من وظيفة المدير المالي الذي يقوم بتزويد المشروع بالإطار الذي تستند عليه عمليات التخطيط والرقابة بالمشروع، كما يمكن تقسيم التنبؤ المالي إلى نوعين هما¹:

• التنبؤ المالي طويل الأجل:

يصمم بعرض تقدير احتياجات المؤسسة العامة من الأموال، حيث أن أموال الملكية والقروض طويلة الأجل يتم توفيرها على فترات متقطعة وبكميات كبيرة، لهذا السبب فإنه من الأهمية أن تقوم المؤسسة بالتنبؤ الدقيق باحتياجاتها الإجمالية للأموال لعدد معين من السنوات في المستقبل.

• التنبؤ المالي قصير الأجل:

يرتكز أساسا على الميزانية التقديرية النقدية، والواقع إن هذه الميزانية الأخيرة هي من (نظام الميزانيات التقديرية)، داخل المؤسسة والذي يساعد على عملية التخطيط المالي والرقابة.

¹ - فحطان رحيم وهيب، جمال هداش محمد، مرجع سبق ذكره، ص248.

1-1-4-7. التنبؤ العلمي:

هو تقدير كمي للقيم المتوقعة للمتغيرات التابعة في المستقبل القريب بناء على ما هو متوفر عليه من معلومات عن الماضي والحاضر¹. كما يمكن تقسيم التنبؤ العلمي وفقا لعدة معايير كما يلي:

• صيغة التنبؤ:

وفقا لهذا المعيار نفرق بين تنبؤ النقطة وتنبؤ الفترة.

- تنبؤ النقطة *prévision ponctuel*:

هو التنبؤ بقيمة وحيدة للمتغير التابع في كل فترة مقبلة، أي إعطاء قيمة واحدة متوقعة للمتغير التابع²، ويعني أن احتمال التأكد من أن القيمة المستقبلية المراد التنبؤ عنها تساوي القيمة المعطاة من دالة التنبؤ وتساوي الصفر، أي اننا غير متأكدين إطلاقا، لهذا يفضل استخدام التنبؤ بمجال.

- التنبؤ بمجال أو بفترة *prévision intervale*:

يتمثل في التنبؤ بمدى معين تقع بداخله قيمة المتغير التابع باحتمال معين، كأن يتحدد حد أقصى وحد أدنى يمكن أن تقع داخله القيمة المقدرة للطلب³.

• مجال التنبؤ:

ينبغي تحديد مجال التنبؤ، لأنه هو التنبؤ هو قيمة احتمالية وما يحدث في الحياة العملية هو أن المستويات الفعلية تنحرف زيادة أو نقصان عن القيمة المتنبأ بها بمقدار معين، وهناك إمكانية لتحديد هذا المجال مسبقا باحتمال معين⁴.

¹ - عبد القادر محمد عبد القادر، طرق قياس العلاقات الاقتصادية- مع تطبيقات الحاسب الالكتروني-، دار الجامعات المصرية، الاسكندرية، 1990، ص 509.

² - جلال عبد الفتاح الملاح، المدخل الاقتصادي لدراسة السوق -أدوات تحليلية لدراسة الطلب والعرض والأسعار، جامعة الملك فيصل - المملكة العربية السعودية، 2003، ص 244.

³ - سعيد عبد العزيز عثمان، دراسات جدوى المشروعات بين النظرية والتطبيق، الدار الجامعية، القاهرة، 2002، ص 60.

⁴ - عاشور بدار، آليات المفاضلة بين النماذج في التنبؤ بحجم المبيعات (الاختيار بين نموذج الانحدار ونموذج السلاسل الزمنية في التنبؤ) دراسة حالة ملبنة الحظنة بالمسيلة، مجلة العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير، سطيف، العدد 13، 2013، ص 207.

- فترة التنبؤ:

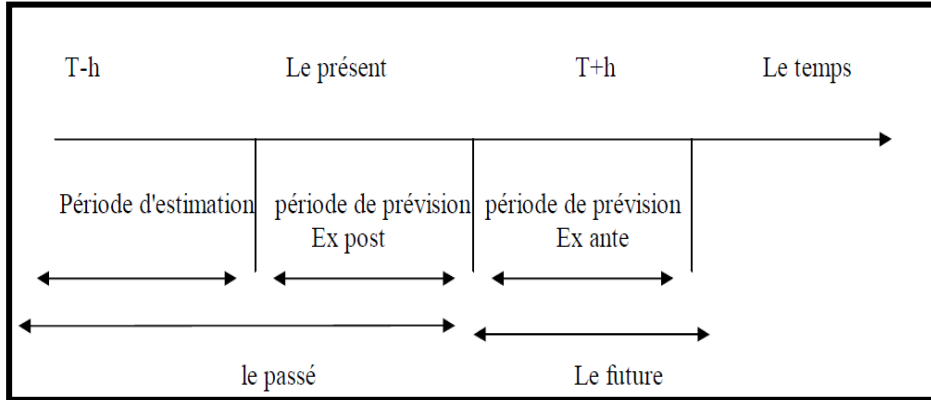
وفق هذا المعيار يمكن التفرقة بين نوعين من التنبؤ تنبؤ بعد التحقق، والتنبؤ قبل التحقق حيث أن كلا النوعين يتنبأ بالقيم المتوقعة للمتغير التابع في فترة موائية للفترة التي تم تقدير النموذج خلالها.

- التنبؤ بعد التحقق *prévision ex-post*:

هو توقع قيمة للمتغير التابع في فترات زمنية تتوفر فيها بيانات فعلية، مما يتيح فرصة التأكد من مدى صحة التوقعات من خلال المقارنة بين القيمتين.

التنبؤ قبل التحقق: فهو يحدد قيم المتغير التابع في فترات زمنية مستقبلية لا تتاح عنها بيانات خاصة بالمتغير التابع.

شكل رقم (1-4): مخطط التنبؤ قبل التحقق



Source : Dominique, C.-René, l'économie appliquée en gestion : théorie, exercices et cas, les presses de l'université Laval, Québec (Canada), 1982, P:120.

وبصفة عامة كلما كانت فترة التنبؤ قصيرة كلما زاد احتمال الحصول على تنبؤات دقيقة، وكلما كانت فترة التنبؤ طويلة كلما تضاعفت إمكانيات حصول مستجدات في الشروط والظروف المحيطة بالظاهرة المدروسة، وبالتالي تكون نتائج التنبؤ أقل دقة¹.

¹ - عاشور بدار، مرجع سبق ذكره، ص207.

• درجة التأكد:

وفقا لهذا المعيار يمكن التفرقة بين التنبؤ المشروط والتنبؤ غير المشروط كما يلي¹:

- التنبؤ غير المشروط:

يتمثل في التنبؤ بقيم المتغير التابع بناء على معلومات مؤكدة متاحة عن المتغيرات التفسيرية، وعليه فإن كل أنواع التنبؤ بعد التحقق تعتبر تنبؤات غير مشروطة.

- التنبؤ المشروط:

في هذه الحالة فإن قيم إحدى المتغيرات التفسيرية التي سيتم على أساسها توقع قيم المتغير التابع لا تكون معروفة على وجه التأكيد وإنما يتعين توقعها هي الأخرى أو تخمينها، ومن ثم فإن دقة التنبؤ بقيمة المتغير التابع تكون مشروطة بمدى دقة القيم المفترضة للمتغير التفسيري.

• درجة الشمول:

يتم التنبؤ باستخدام إما نموذج انحدار مكون من معادلة واحدة أو نموذج مكون من عدد من المعادلات.

1-1-5. الخطوات المتبعة في بناء نموذج التنبؤ

إن إيجاد نموذج مناسب تنطبق عليه السلاسل الزمنية يعتبر من المهام الصعبة والتي تحتاج إلى الكثير من البحث والخبرة، وفيما يلي نستعرض بعض الخطوات الهامة لأجل بناء نموذج رياضي في عملية التنبؤ والمتمثلة في:

1-1-5-1. تحديد النموذج Model Identification:

تتم في هذه الخطوة طرح تساؤلين: ما هو الغرض من التنبؤ؟ متى يتم الحاجة إليه؟ بحيث يتم تقديم مستوى التفصيل المطلوب في التنبؤ وكمية الموارد اللازمة، وكذا مستوى الدقة المطلوبة²، بالتالي يتم رسم السلسلة الزمنية

¹ - عبد القادر محمد عبد القادر، مرجع سبق ذكره، ص 509.

² - نبيل محمد مرسى، إستراتيجية الإنتاج والعمليات -مدخل استراتيجي-، الطبعة الأولى، دار الجامعة الجديدة، الاسكندرية، 2002، ص 78.

حيث تكون إحداثيات المحور الأفقي ممثلة للزمن، أما حجم الظاهرة المشاهدة تكون على إحداثيات المحور العمودي، بعد ذلك يتم اختيار نموذج رياضي بالاعتماد على بعض المقاييس الإحصائية من أجل التمييز بين النماذج، وكذا على الخبرة المستمدة من الدراسات والأبحاث.

1-1-5-2. تطبيق النموذج Model Fitting:

بعد ترشيح نموذج أو أكثر والذي يعتبر مناسب لوصف السلسلة الزمنية نقوم بتقدير معالم هذا النموذج من البيانات باستخدام طرق التقدير الإحصائي الخاصة بالسلاسل الزمنية وهذا النموذج المرشح يؤخذ كنموذج أولي قابل للتعديل لاحقاً.

1-1-5-3. تشخيص النموذج Model Diagnostics:

إجراء اختبارات الفحص لأخطاء التطبيق لمعرفة مدى تطابق المشاهدات مع القيم المحسوبة من النموذج المطبق، وكذا صحة الفرضيات وفي حالة اجتياز النموذج المطبق لهذه الاختبارات يتم الاعتماد عليه على أنه النموذج النهائي ويستخدم لتوليد تنبؤات القيم المستقبلية، أما في حالة العكس يتم الرجوع إلى الخطوة الأولى.

1-1-5-4. توليد النموذج Forecast Generation:

استخدام النموذج النهائي لتوليد التنبؤات عن القيم المستقبلية ومن ثم حساب أخطاء التنبؤ كلما استجدت قيم جديدة ومراقبة هذه الأخطاء بمخططات المراقبة (توضع لقبول نسبة الخطأ)، أما إذا تجاوزته أخطاء التنبؤ فيعاد النظر في النموذج وتعاد الدورة من جديد لتحديد نموذج آخر.

1-1-5-5. استخدام التنبؤات ووضع القرارات Implementation and Decision making:

تقدم التنبؤات قي تقرير لصانعي القرار من أجل إعادة النظر في استخدامها بالشكل المناسب¹.

¹ - عدنان ماجد عبد الرحمن بري، طرق التنبؤ الإحصائي، الجزء الأول، المملكة العربية السعودية، 2002، 2012/10/21، <http://www.abarry.ws/books/statisticalForecast.pdf>

1-2. التنبؤ بالمبيعات:

يتعدى التنبؤ بالمبيعات مجرد تخمين بسيط للقيمة المستقبلية للمبيعات لبساطة ومحدودية حاجات الأفراد والسوق التي تصرف فيها المنتجات وكذا بساطة وسهولة الأساليب الإدارية المعتمدة عليها، فبمرور الوقت وتطور العلم ازدادت حجم الطلبات التي سوف تلي، وعليه ظهرت مؤسسات حديثة بوظائف متطورة تتنافس من أجل تحقيق ذلك ومن بين هذه الوظائف التنبؤ بالمبيعات.

1-2-1. تعريف التنبؤ بالمبيعات:

هناك عدة مفاهيم شملت التنبؤ بحجم مبيعات المؤسسة من بينها:

أنه يعرف التنبؤ بالمبيعات على أنه¹: " تقدير حجم المبيعات بوحدات نقدية أو مادية خلال فترة مستقبلية وتبعاً لخطة تسويقية موضوعة في مجموعة من الظروف الاقتصادية والاجتماعية وغيرها من العوامل الخارجية عن أوضاع المؤسسة وظروفها التي يجري التنبؤ بمبيعاتها".

فالتنبؤ بالمبيعات جزء مهم وضروري للمؤسسة لاتخاذ أي قرار، ويمكن البحث عن التنبؤ إما بالقيمة أو بالوحدات².

فهو محاولة عقلانية لتقدير المتغيرات المستقبلية المحتملة بناء على معرفة المتغيرات السلوكية وغير السلوكية لتلك الظاهرة³.

ويمكن وضع تعريف شامل للتنبؤ بالمبيعات على أنه هو التقدير المستقبلي لحجم مبيعات المؤسسة التي ترغب في إنتاجه سواء بالوحدات أو القيم أو بهما معا وذلك خلال فترة زمنية معينة.

1- عاشور بدار، مرجع سبق ذكره، ص204.

2 - أمال نموشي، مبادئ التسويق، دار هومة للطباعة والنشر والتوزيع، الجزائر، 2011، ص64.

3- أموري هادي كاظم الحسناوي، طرق القياس الاقتصادي، دار وائل للنشر، عمان، 2002، ص368.

1-2-2. أهداف وأهمية التنبؤ بالمبيعات:

حيث أن عملية التنبؤ بصفة عامة يجب أن تكون بصورة متواصلة ومستمرة للوصول إلى عمليات دقيقة من أجل معرفة سرعة نمو السوق ونفقات المستهلكين ودخلهم ومستوى المنافسة ، والتنبؤ بالمبيعات خاصة يعتبر من أهم وظائف المؤسسة، سواء كانت مؤسسة في طور الإنتاج بامتلاكها البيانات والمعلومات عن المنتج والسوق التي تنشط فيه أو حديثة النشأة بعدم امتلاكها بيانات عن المنتج، حجم الطلب ونمطه.

1-2-2-1. أهداف التنبؤ بالمبيعات:

تسعى المؤسسة من خلال عمليات التنبؤ للوصول إلى رقم تقديري للمبيعات، وتعتبر هذه العملية في غاية الأهمية للأسباب التالية¹:

- يعتبر التنبؤ بالمبيعات أساس عمليات التخطيط في كافة الأنشطة التي تمارسها أقسام وإدارات المؤسسة بحيث من خلال هذا التنبؤ يتم صياغة خطط الإنتاج، المشتريات، التسويق والتمويل... الخ.
- من خلال عملية التنبؤ بالمبيعات تستطيع المؤسسة تقدير تكاليف الأنشطة التي ستقوم بتنفيذها وبالتالي تتمكن من تحديد مصادر الحصول على الأموال ويتم إعادة الموازنة المالية.
- تستطيع المؤسسة من خلال عملية التنبؤ تحديد الأرباح المتوقعة من المبيعات في نهاية الفترة الزمنية التي تعطيها عملية التنبؤ.
- يساعد التنبؤ بالمبيعات الإدارة في مراقبة نشاط إدارة المبيعات وتحديد مدى كفاءتهم في تنفيذ المهام المسندة إليهم.
- يساعد التنبؤ بالمبيعات في توجيه جهود الأفراد العاملين وتوظيفها لخدمة تحقيق الأهداف وترشيد قرارات الإدارة المتعلقة بالإنفاق على مختلف الأنشطة.

⁵⁻ محمد عبيدات وآخرون، إدارة المبيعات والبيع الشخصي، الطبعة الخامسة، دار وائل للنشر والتوزيع، عمان، 2008، ص 187.

1-2-2-2. أهمية التنبؤ بالمبيعات:

من أولى الوظائف التي تقوم بها المؤسسة هي التنبؤ بالمبيعات سواء كانت هذه الأخيرة في طور الإنتاج وبالتالي تملك البيانات والمعلومات عن المنتج والسوق الذي تنشط فيه، أو حديثة النشأة وهي التي لا تملك بيانات تاريخية عن المنتج حجم الطلب ونمطه، وعليه تظهر أهمية التنبؤ في مستويات مختلفة.

• أهمية التنبؤ على مستوى الصناعة:

يعتمد التنبؤ على مستوى الصناعة لتقدير حجم المبيعات المتوقعة لمنتجات الصناعة والتنبؤ بمدى تأثير المؤسسات المنافسة وكذلك الجهود المبذولة للحصول على حصص سوقية مناسبة، مثل مدى تأثير المنسوجات المصنعة من الببتروكيماويات على المنسوجات القطنية وفقا لمعايير أو أرقام مثل: إحصاءات التجارة الخارجية للإنتاج المحلي... الخ¹.

• أهمية التنبؤ على مستوى المؤسسة:

يعتبر مهم جدا لكل وظيفة متضمنة في المؤسسة وهذا للارتباط والتناسق الموجود، ويمكن أن نلخص فيما يلي²:

- بالنسبة للإنتاج والعمليات:

يعتبر التنبؤ بالمبيعات حجر الأساس في عملية التخطيط والرقابة على مختلف أنشطة المؤسسة، حيث يعتمد عليه في إعداد خطط ورزنامة الإنتاج، التخزين، الشراء، التسويق، القوى العاملة ويساعد في تحديد حجم المصنع نمط الإنتاج والتنظيم الداخلي وهذا خاصة بالنسبة للمؤسسات الحديثة وكذلك تأمين المخزون على مستوى المدى القصير والتخطيط لقدراته في المدى الطويل.

⁴ - طلعت اسعد عبد الحميد، دليل مدير المبيعات الفعال- كيف تدير العملية البيعة بكفاءة، المتحدة للإعلان، القاهرة، 2000، ص146.

⁵ - نجم عبود نجم، مدخل إلى إدارة المبيعات، الطبعة الأولى، دار المنهاج، عمان، 2007، ص157.

- التسويق:

يعتبر التنبؤ بالمبيعات الأساس في اتخاذ العديد من القرارات التسويقية في مجالات التسعير، الإعلان والترويج... الخ، كذلك إعداد برنامج تسويقي فعال ومتكامل على مستوى منتج أو مجموعة منتجات.

- يساعد التنبؤ بالمبيعات في مراقبة وتسيير الجهود المبذولة من طرف إدارة المبيعات ورجال البيع ومتابعة تطوراتها.
- تظهر أهمية التنبؤ بالمبيعات عند التمكن من إضافة منتجات أو خدمات جديدة للمؤسسة من خلال جهود بحوث السوق لدراسة الطلب المتوقع.

- المالية:

يمكن للمؤسسة من خلال التنبؤ بالمبيعات أن تتوقع بتكاليف مختلف الأنشطة التي سوف تقوم بها وتحديد مصادر التمويل التي سوف يعتمد عليها مستقبلا بالإضافة إلى:

- تحديد الأرباح المتوقعة في نهاية فترة التنبؤ بالمبيعات وذلك من خلال طرح تكاليف المبيعات والإجراءات المتوقعة.
- تحديد أي القطاعات التسويقية مربحة اعتمادا على المبيعات المتنبأ بها مستقبلا واتخاذ قرارات ملائمة في مجالات التخطيط المنتجات، التوزيع والتسعير.

- الموارد البشرية:

يساعد التنبؤ بالمبيعات في تقدير الاحتياجات من اليد العاملة خلال الفترات القادمة حسب التخصص والمجال الوظيفي وكذلك تحديد التكاليف والأجور المقابلة لذلك.

- يتضح لنا أن التنبؤ بالمبيعات نقطة الانطلاق الأولى لمختلف وظائف وخطط المشروع كما يعتبر أداة رقابة فعالة.

1-2-3. خطوات التنبؤ بالمبيعات:

يتم الإعداد لعملية التنبؤ بالمبيعات بخطوات مدروسة وعلى أسس علمية سليمة مع مراعاة الدقة وذلك حتى تعبر عن الواقع مما يسهل اتخاذ قرارات سليمة في ظل متطلبات السوق، حيث يوجد هناك أربعة طرق للتنبؤ بالمبيعات نختصرها فيما يلي¹:

1-3-2-1. تحليل المبيعات السابقة:

يتم تحليلها إلى مبيعات سنوية وربع سنوية وشهرية، وحسب المنتجات ومناطق البيع والبائعين وحجم الطلبات.... الخ حيث يساعد هذا التحليل في تحديد مدى انتظام نشاط المشروع، وما إن كان هذا الأخير موسمياً أو مستمراً على مدار السنة، كما يمكن الحصول على البيانات السابقة من إدارة الحسابات.

1-3-2-2. تحليل السوق لتحديد إمكانياته:

يتم ذلك بتحديد نوع البضائع والكمية التي يمكن للسوق من استيعابها، وبصورة أخرى يمكن التعبير عن تحليل السوق بالإجابة على الأسئلة التالية والتي تتلخص في:

- ما هي السلع المطلوب بيعها؟ ولمن تباع هذه السلع؟ وأين تباع؟

- كيف يمكن إتمام البيع؟ وما هو السعر الذي يمكن أن تباع به؟

إن تحليل السوق يتطلب الكثير من الجهد والمال، فهو محاط بالعديد من الصعاب ولكنه يعتبر عاملاً مهماً لضمان دقة التنبؤ بالمبيعات ولأغراض إعداد الميزانية التقديرية.

1-3-2-3. تقييم الظروف العامة ومدى تأثيرها على المؤسسة:

تقوم المؤسسة بتقييم الظروف العامة ومعرفة مدى تأثيرها على المشروع بإتباع أحد الاتجاهين التاليين:

- تخصص المؤسسة مجموعة من العاملين المتخصصين في الدراسات الاقتصادية والإحصاء لعمل هذه الدراسات.

¹ - محمد الصبري، إدارة المبيعات، دار الفكر الجامعي، الاسكندرية، 2007، ص 121.

- الاعتماد على خبرة رجال الإدارة العليا والاستعانة إلى حد ما على بعض البيانات الإحصائية البسيطة.

إن درجة التأثير بالظروف الاقتصادية العامة تختلف من مؤسسة إلى أخرى وذلك تبعاً لحجم نشاطها وكذا

نطاق عملها ونوع المنتجات التي تتعامل فيها، ونوع العميل المتعامل معه... الخ.

1-2-3-4. دراسة إمكانية المؤسسة:

يقصد بها إمكانيات المؤسسة الإنتاجية، ومدى سهولة حصولها على ما يلزمها من مواد وذلك بدراسة

النقاط التالية¹:

- مدى قدرة الآلات على الإنتاج.

- مدى توافر وكفاية العاملين.

- مدى توافر المواد الأولية والأدوات والمهمات.

- مدى كفاية التمويل.

تعتبر هذه العوامل ذات تأثير مباشر في توجيه التنبؤ بالمبيعات، فإن لم تؤخذ بالحسبان فقد تثير مشاكل

تعيق التنفيذ.

1-2-4. الاعتبارات اللازمة للقيام بعملية التنبؤ بالمبيعات:

إن عدم الدقة في نتائج التنبؤ ترجع لعدة أمور يجب علينا أن نأخذها في الحسبان وتتمثل في²:

● نسبة الخطأ:

من النادر أن تكون التنبؤات كاملة ولا يمكن لأي شخص أن يتنبأ بدقة للكميات المباعة فالنتائج الفعلية

تختلف عن القيم المقدرة، وهذا للعدد الهام من المتغيرات العشوائية التي تؤثر عليه، لهذا السبب يجب أن تحدد

بأكملها مع الأخذ بعين الاعتبار نسبة الخطأ.

¹ - محمد الصبري، مرجع سابق، ص 121.

² - خليفة دهوم، أساليب التنبؤ بالمبيعات - دراسة حالة -، مذكرة ماجستير (منشورة)، جامعة الحاج لخضر، باتنة، 2008/2009، ص 29.

● الحجم:

إن التنبؤ الإجمالي للمنتجات أو لمجموعة من المتغيرات يكون أكثر دقة من التنبؤ بمفردة واحدة أو متغيرة واحدة، ذلك لأن أخطاء التنبؤ للمتغيرات أو المنتجات المتعددة تتسم بأثر الإزالة، أي أن الاتجاهات (الأخطاء) الإيجابية تلغي الاتجاهات السلبية وعليه يكون التنبؤ الإجمالي أكثر دقة.

● الأفق الزمني:

هناك التنبؤ طويل المدى، قصير المدى والمتوسط، فكلما كان الأفق الزمني قصير كلما كان التنبؤ أكثر دقة، وهذا يعود إلى تقليص عدم اليقين (عدم التأكد) كما أن قصر مدة التنبؤ تسمح للمؤسسة باسترجاع أرباحها في مدة أقل من تلك التي تنشط في المدى الطويل وكذلك تسترجع التكاليف المتعلقة بعملية التنبؤ.

- التحديد الجيد للعلاقة بين المتغيرات الاقتصادية، المتغير التابع والمتغيرات المفسرة وهل يوجد علاقة

بينهما.

- ينجز في وقته أي يجب أن ينجز التنبؤ في وقته ويتم العمل به قبل أن تتغير الظروف التي تم فيها.

- يجب أن يعبر عن التنبؤات بوحدة قياس كمية.

- يجب أن يأخذ في الاعتبار نوع المنتج المتنبأ به، فهناك منتجات قائمة من قبل وتتوفر على بيانات تاريخية

وهناك منتجات جديدة في السوق، وتظهر أهمية الفصل في نوع المنتجات لتحديد أسلوب التنبؤ لكل نوع على

حده.

● الفهم والسهولة:

إن أغلب المستخدمين لا يثقون في التقنيات الحديثة المتطورة نظرا لخصائصها المعقدة ولذا يفضل أن يكون

أسلوب التنبؤ المعتمد عليه من الأساليب المتعارف عليها، مفهوم وسهل الاستعمال.

• المتابعة:

يجب على مسؤول التنبؤ أن يراعي مسؤوليته التي لا تنتهي بمجرد إعداد التنبؤ بل تتعدى ذلك في المتابعة المستمرة له ولنتائجه، لذلك على المسؤول أن يكون يقظا ومستعدا لتصحيح التنبؤات كلما دعت الضرورة إلى ذلك.

التفرقة بين مرونة الطلب ومرونة التخطيط، فالمرونة في التنبؤ مشروطة بظروف لا تحتل أكثر من تفسير، أما المرونة في الخطط فهي مقبولة لأنها تضع حدود دنيا وحدود قصوى لا يفضل تعديها.

1-2-5. العوامل التي تؤثر على حجم المبيعات:

كل المؤسسات تسعى لتحقيق مستوى مبيعات كبير وبالتالي تحتاج إلى عدة عوامل غير مستقرة يصعب معرفتها وتحديد تأثيرها بشكل دقيق وواضح، ويمكن حصر هذه العوامل في:

1-2-5-1. العوامل الخارجية:

وتشمل جميع العوامل التي تؤثر في الطلب على السلع وليس للمؤسسة القدرة على السيطرة عليها وتلعب دورا في التأثير على عملية التنبؤ مع مرور الزمن ونختصرها فيما يلي¹:

• العوامل الاقتصادية:

تعتبر التقلبات الاقتصادية التي يشهدها اقتصاد أي دولة كالدخل القومي، دخل الفرد، القدرة الشرائية حجم الاستثمارات وتوزيعها في القطاعات الاقتصادية الضرائب، تقلبات الأسعار، المنافسة يؤثر بشكل جلي في حجم نشاط المؤسسة، وبدوره يؤثر بشكل سلبي أو ايجابي على عملية التنبؤ بالمبيعات، من جهة أخرى فإن خطط وقرارات الدولة الممارسة من طرف منظمات تؤثر في الطلب على السلع ومنه التأثير على التنبؤ بحجم المبيعات.

¹ - محمد عبيدات و آخرون، مرجع سبق ذكره، ص.ص 188 - 189.

• العوامل الديموغرافية:

تتأثر عملية التنبؤ بالمبيعات بكل من النمو السكاني، توزيعهم الجغرافي، وكذا حسب الجنس ودرجة تأثير كل هذه العوامل على الطلب وعلى السلع في المستقبل.

• العوامل الاجتماعية:

وتشمل كل العوامل الاجتماعية التي تؤثر في التنبؤ بالمبيعات كالعادات، التقاليد والديانة... الخ.

• العوامل الثقافية والتقنية والعلمية:

تتضمن جميع العوامل التي لها علاقة بالمستوى الثقافي، العلمي والتقني السائد في المجتمع، حيث يساعد هذا في تحديد نوعية السلع المطلوبة من أفراد المجتمع.

• العوامل الطبيعية:

جميع العوامل التي لها علاقة بالمناخ والتضاريس والتي يكون لها تأثير في الطلب على السلع، حيث يحدد المناخ نوع السلع المطلوبة من الأفراد ومقدار الطلب والأوقات التي يزداد فيها الطلب.

1-2-5-2. العوامل الداخلية:

جميع العوامل التي تتعلق بالإمكانيات المادية والبشرية المتاحة للمؤسسة، والتي تؤثر في تحديد قدرتها على

مواجهة العوامل الخارجية وطرح السلع المطلوبة من الأفراد ويمكن حصر هذه العوامل في ما يلي:

- الإمكانيات المالية للمؤسسة وتكاليف السوق.

- طرق ووسائل التوزيع التي تعتمد عليها المؤسسة في توصيل السلع إلى العملاء والمستهلكين حاليا وفي المستقبل.

- سياسات التسعير والإعلان في المؤسسة.

- قدرة المؤسسة على طرح سلعة جديدة أو تطوير السلع الحالية بهدف مواجهة المنافسة.

- سياسة المؤسسة المتعلقة بالأرباح التي تمنحها للموزعين والوكلاء.

3-1. أساليب وطرق التنبؤ بالمبيعات:

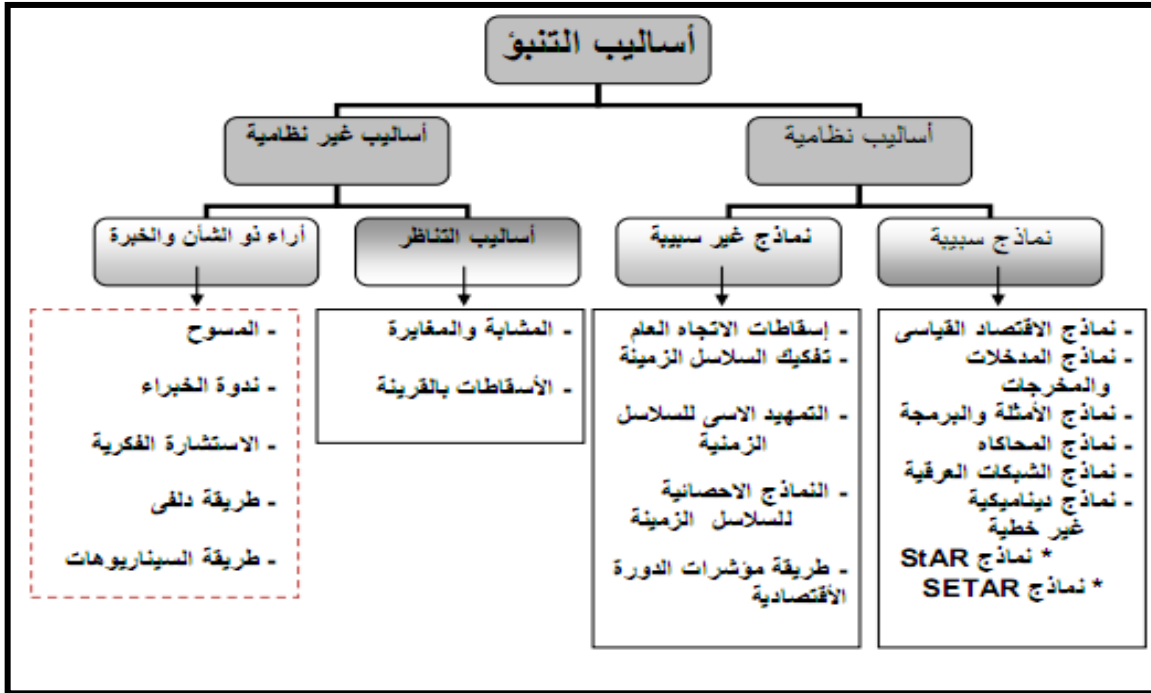
1-3-1. أساليب التنبؤ:

توجد العديد من الأساليب التي يمكن من خلالها التنبؤ بالمبيعات تتفاوت من حيث سهولة تطبيقها ودرجة دقة نتائجها. فهناك أساليب غير نظامية سهلة وبسيطة لا تحتاج إلى مهارات وخبرة عالية، كما أن هناك أساليب نظامية تقوم على استخدام الأساليب الإحصائية والاقتصادية القياسية والطرق الرياضية والتي تفيد في معرفة أو رصد سلوك بعض المتغيرات في الماضي، تم التنبؤ بسلوكها المستقبلي. حيث إن لكل طريقة خصائصها ومزاياها إلا أن المفاضلة بين الأساليب المختلفة للتنبؤ تتوقف على عوامل عديدة منها¹:

- نوع التنبؤ المرغوب فيه.
- مدى سهولة وفهم طريقة التنبؤ والمقدرة على تطبيقها.
- مدى توافر البيانات والمعلومات المطلوبة لإجراء الدراسة وسهولة الحصول عليها.
- درجة الدقة المطلوبة في التنبؤ.
- الوقت المتاح للقيام بعملية التنبؤ.
- الميزانية التقديرية المعتمدة لإجراء الدراسة.
- مدى توافر البرامج الإحصائية المطلوبة للقيام بعملية التنبؤ.

¹ - الإدارة العامة لتصميم وتطوير المناهج، مرجع سبق ذكره، ص 94.

الشكل رقم (1-5): أساليب التنبؤ



المصدر: جمال حامد، أساليب التنبؤ، مرجع سبق ذكره، ص03.

1-1-3-1. الأساليب النظامية في التنبؤ:

تعتمد على قاعدة صريحة بشأن جميع المتغيرات التفسيرية التي تفسر سلوك الظاهرة، واستنادا إلى النظرية الاقتصادية بتحديد جميع المتغيرات التي تدخل في تفسير الظاهرة على شكل نموذج رياضي قابل للتقدير، وتنقسم إلى مجموعتين¹: نماذج سببية، نماذج غير سببية.

• النماذج السببية:

يعتمد المتغير موضوع البحث على متغيرات تفسيرية تفسر سلوكه، وباعتماد على نظرية معينة في تفسير الظاهرة موضوع البحث يتم صياغة العلاقة على شكل نموذج رياضي قابل للتقدير، من أهم النماذج السببية:

¹ - إيهاب صبري، السلاسل الزمنية وأساليب التنبؤ (ضمن المقرر إحصاء اقتصادي 529)، جامعة عين شمس، القاهرة، 2011، ص04.

■ نماذج الاقتصاد القياسي

تعتمد هذه النماذج في قياس وتفسير العلاقة بين المتغيرات استناداً إلى النظرية الاقتصادية بشأن المتغيرات

التي تدخل في تفسير سلوك المتغير التابع، وتتطلب هذه النماذج:

- تحديد النظرية الاقتصادية الخاصة بموضوع البحث؛

- صياغة النموذج رياضياً؛

- جمع البيانات الخاصة بمتغيرات النموذج؛

- تقدير النموذج؛

- اختبار النموذج؛

- استخدام النموذج في التنبؤ.

■ نماذج المدخلات - والمخرجات:

يتم تصوير العلاقة التبادلية بين مختلف القطاعات الاقتصادية خلال العملية الإنتاجية في جداول مدخلات

ومخرجات في مدة زمنية معينة (سنة)، عبر توضيح مدخلات كل قطاع واحتياجاته من مستلزمات الإنتاج لكل

القطاعات الأخرى، وتستخدم نماذج المدخلات والمخرجات في عملية التخطيط والتنبؤ.

■ نماذج الأمثلية والبرمجة الخطية:

تعتبر البرمجة الخطية من أهم نماذج الأمثلية¹ وتتم بطريقة استخدام الموارد المتاحة في وصف العلاقة بين

متغيرين أو أكثر عبر تعظيم أو تصغير دالة الهدف، والتي تحتوي على متغيرات هيكلية يتم تحديد مستوياتها بشكل

يحقق أكبر (أصغر) قيمة لدالة الهدف.

¹ - معاني أحمد الحكيم، دراسة تحليلية للتنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية في محطة كهرباء الهارثة البخارية في محافظة البصرة للأعوام من 2011-2012، مجلة دراسات البصرة، البصرة (العراق)، العدد 13، 2012، ص 227.

■ نماذج المحاكاة

لتفادي أية مشكلة قد تواجه الباحث عند إجراء التجارب على أي نظام حقيقي، يستخدم لذلك نماذج المحاكاة وهي نماذج رياضية تمثل وتعكس جميع خصائص وسلوك النظام الحقيقي على الآثار المحتملة لقرارات وسياسات اقتصادية معينة قد تؤثر على المسار المستقبلي لبعض المتغيرات، وكما تستخدم في المفاضلة بين عدد من السياسات الاقتصادية التي تُحقق الهدف المرجو¹.

■ نماذج ديناميكية غير الخطية:

تم التركيز في السنوات الأخيرة على أنواع جديدة من النماذج الحتمية غير الخطية، حيث اتضح أنها قادرة على توصيف سلوك عدد من السلاسل الزمنية التي لا تقدر النماذج التقليدية على توصيفها. من بين هذه النماذج نماذج الفوضى ونماذج الكارثة وعدد من النماذج الأخرى، تستمد نظرية الفوضى والكارثة جذورها من الرياضيات والفيزياء، ولا تزال تطبيقاتها في الاقتصاد قليلة ومتشعبة. من أهم إسهامات نظرية الفوضى أنها أوضحت بأن المسارات الزمنية معقدة غالباً ما يمكن تمثيلها بنماذج ديناميكية حتمية مبسطة، بالإضافة لذلك فهناك نوع معين من السلوك يمكن الاعتقاد بأنه عشوائي وفوق قدرة النمذجة لكنه يمكن أن يمثل بنماذج الفوضى.

كما يوجد نماذج أخرى مثل:

- نماذج SETAR: يمثل النظام في صيغة انحدار ذاتي يتحول بين نظامين حسب قيمة المتغير موضوع الدراسة.

- نماذج STAR: تشبه نماذج SETAR ما عدا صيغة التحريك حيث تأخذ الدالة اللوجيستية.

● نماذج غير سببية:

تعتمد تلك النماذج على القيم التاريخية للمتغير المراد التكهّن بقيمته المستقبلية ولا تحتاج إلى تحديد المتغيرات

التي تفسر سلوكه.

¹ - جمال حامد، أساليب التنبؤ، مجلة جسر التنمية، السنة الثامنة، العدد الرابع عشر، فبراير 2003، 2012/10/21
[http://www.arab-api.org/ar/training_programlists.aspx?training_cat_id=1#prettyPhoto\[iframe\]/65/](http://www.arab-api.org/ar/training_programlists.aspx?training_cat_id=1#prettyPhoto[iframe]/65/)

■ إسقاطات الاتجاه العام:

تعتبر إسقاطات الاتجاه العام من بين أكثر الطرق شيوعاً في التنبؤات طويلة المدى للمتغيرات الاقتصادية ويعرف الاتجاه العام للسلسلة على أنه النمط العام للمتغير في قيم المتغير محل الدراسة مع تجاهل المتغيرات الأخرى سواء الموسمية أو العشوائية، كما أن تذبذبات السلسلة الزمنية ناتجة عن مكوناتها الأربعة التالية¹:

- **الاتجاه العام:** يقصد به السلوك العام للمتغير أو الظاهرة محل الدراسة خلال فترة من الزمن، فهو يتجه إلى الزيادة بصفة مستمرة وأحياناً يتجه نحو النقصان.

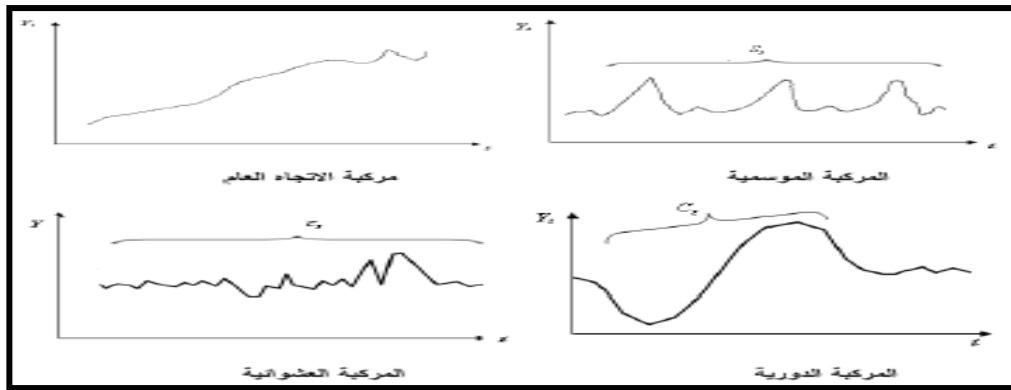
- **التقلبات الموسمية:** وهي تحدث للظاهرة بصفة دورية ومتكررة وتتأثر بمواسم مختلفة.

- **التقلبات الدورية:** تشبه التغيرات الموسمية حيث أنها دورية ولكنها تحدث خلال فترات طويلة نسبياً.

- **التقلبات العشوائية:** تحدث بصورة فجائية وغير متوقعة.

والشكل التالي يوضح مركبات السلسلة الزمنية:

الشكل رقم (1-6): مركبات السلسلة الزمنية



المصدر: شيخي محمد، طرق الاقتصاد القياسي (محاضرات وتطبيقات)، الطبعة الأولى، دار حامد للنشر والتوزيع، عمان،

2012، ص.ص 196-198.

¹ - الإدارة العامة لتصميم وتطوير المناهج، مقدمة في الإحصاء، الوحدة الرابعة، المملكة العربية السعودية، الطبعة 1429، الرياض، ص 47.

■ تفكيك السلاسل الزمنية:

إلى مكوناتها الأساسية، X_t تتركز هذه الطريقة على مبدأ تفكيك السلسلة الزمنية وهذا حسب الشكل

التجميعي $(X_t = Z_t + S_t + \varepsilon_t)$ أو الشكل الجدائي $(X_t = Z_t \times S_t \times \varepsilon_t)$ ، حيث:

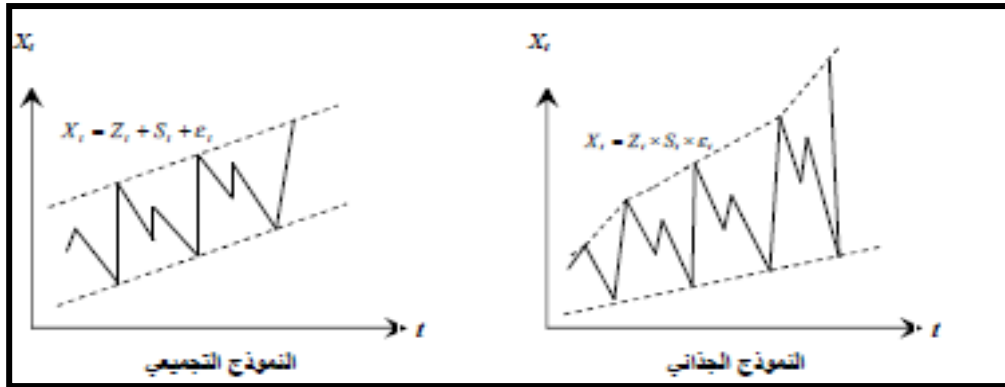
Z_t : تمثل مكونة الاتجاه العام.

S_t : تمثل التغيرات الموسمية.

ε_t : تمثل المكونة العشوائية.

والشكل البياني الآتي يوضح العلاقة بين مكونات السلسلة الزمنية:

الشكل رقم (1-7): النموذج التجميعي والجدائي للسلسلة الزمنية



Source: ALAZARD C, SEPARI S, Contrôle de gestion , manuel et application, 5^{ème} Edition, Dunod, Paris, 2001, P: 385.

- تفكيك الشكل التجميعي **Modèle additif**:

إن تفكيك الشكل التجميعي يمر بعدة مراحل¹:

المرحلة الأولى: نقوم بحساب معادلة خط الاتجاه العام $(Z_t = a + b_t)$ باستعمال طريقة المربعات الصغرى.

المرحلة الثانية: نقوم بحساب المكونة الموسمية S_t بطرح قيمة الاتجاه العام Z_t من المشاهدات الفعلية X_t .

$$\text{أي: } S_t = X_t - Z_t$$

¹ - J-C. Usunier et R. Bourbonnais, Pratique de la prévision à court terme, conception de système de prévision, Edition Dunod, Paris, 1982, p.p: 30-33.

نقوم بحساب المعاملات المؤقتة $S'_1, S'_2, S'_3, \dots, S'_p$ التي هي عبارة عن المتوسط الحسابي

للمكونات الموسمية S_t الخاصة بكل شهر $p=12$ أو الخاصة بكل ثلاثي $(p=4)$.

في الأخير نقوم بحساب المعاملات الموسمية النهائية S_t بحيث:

$$S_t = S'_t - \frac{\sum_{i=1}^p S'_i}{P}$$

المرحلة الثالثة: نقوم بتعديل السلسلة الزمنية من التغيرات الموسمية ونحصل على سلسلة زمنية جديدة معدلة بحيث

$$X_t^* = X_t - S_t$$

بعدها نقوم بتقدير معادلة الاتجاه العام $f(t)$ انطلاقا من السلسلة الزمنية المعدلة X_t^* باستعمال

الانحدار الخطي، ويمكن أن تأخذ معادلة الاتجاه العام $f(t)$ عدة أشكال منها: $f(t) = a + b_t$

$$f(t) = at^b$$

$$f(t) = a + b_t + ct^2$$

$$f(t) = a + b_t + ct^2 + dt^3$$

وفي الأخير فإن علاقة التقدير تعطى بالشكل الآتي:

$$\hat{X}_t = \hat{f}(t) + S_t$$

$\hat{f}(t)$: معادلة الاتجاه العام المقدرة، S_t : المعاملات الفصلية النهائية - تفكيك الشكل الجدائي (Modèle):

multiplicatif)

نتبع نفس المراحل التي تطرقنا إليها في الشكل التجميعي، ولكن هذه المرة نأخذ:

$$S_t = \frac{X_t}{Z_t}, \quad S_i = \frac{PS'_i}{\sum_{i=1}^p S'_i}, \quad X_t^* = \frac{X_t}{S_t}$$

$$\hat{X}_t = \hat{f}(t) \times S_t$$

وعلاقة التقدير تصبح:

إن هذه الطريقة كثيرة الاستعمال لأنها سهلة التطبيق من جهة، ومن جهة أخرى يستطيع المسيرون معرفة أسباب التغيرات التي قد تحدث من فصل إلى آخر أو من سنة لأخرى، وهذا بعد استخراج المكونات الجوهرية للسلسلة الزمنية، لكن من سلبيات هذه الطريقة أنها ليست لها أسس إحصائية، فهي تخلو من اختبارات المعنوية ومجالات الثقة.

▪ طريقة التمهيد الآسي

تعد طريقة التمهيد الآسي من أكثر الطرق استخداماً في التنبؤ بالمبيعات، يعود ابتكارها للباحث Holt في سنة 1957 وكذا الباحث Brown سنة 1962¹، حيث تعتبر هذه الطريقة من الأساليب الشائعة في الحياة العملية، وتعتمد على فكرة أن المعلومات القديمة أقل أهمية من المعلومات الحديثة ولهذا يجب أن تعطي وزناً أقل، بحيث يؤخذ التنبؤ الخاص بالفترة السابقة ويجري عليه التعديل للحصول على التنبؤ الخاص بالفترة اللاحقة. يعتمد هذا التعديل على خطأ التنبؤ في الفترة السابقة ويتم حسابه بضرب خطأ التنبؤ في الفترة السابقة في معامل ثابت α ، وهو عبارة عن معلمة تتراوح قيمتها بين (0,1)، ويعتبر مقياساً للأهمية النسبية المعطاة لقيمة المبيعات في فترة معينة. تتضمن هذه الطريقة أسلوبين: التمهيد الآسي البسيط والمرجح²:

▪ التمهيد الآسي البسيط:

هذا الأسلوب يصلح للاستخدام في حالة السلاسل الزمنية التي لا يتضح اتجاهها أو نمطها الموسمي.

¹ - واثق حياوي لايد الخفاجي، تقدير نموذج للتنبؤ بالمبيعات باستخدام طريقة برمجة الأهداف (دراسة تطبيقية في معمل الفرات للمياه النقية)، مجلة علوم ذي قار، ذي قار(العراق)، المجلد 3، العدد 4، 2013، ص81.

² - خليدة دهوم، مرجع سبق ذكره، ص 89.

■ التمهيد الأسى المزدوج:

تعتبر من انطب طرق التنبؤ باستخدام السلاسل الزمنية خاصة التي تتميز باتجاه متزايد أو متناقص، وميزة هذه الطريقة أنها تعطي أوزان كبيرة للقيم القريبة في السلسلة الزمنية، وأوزان أقل للقيم البعيدة حيث يتم ترجيح المشاهدات البعيدة بالمعامل (α) بينما ترجح القيم القريبة بالمعامل $(1-\alpha)$.

- النماذج الإحصائية:

تستند النماذج الإحصائية على طرق التحليل الإحصائي لغرض التعرف على القواعد المحتواة في المتغيرات المتنبأ بها، وكذا لأجل تحديد درجة دقة التنبؤات المقامة. وعليه كل متغير يتضمن قاعدة أو أكثر تتكرر عبر الزمن فهذه النماذج تتركز على الجانب العشوائي في السلسلة الزمنية، وتنقسم إلى:

- نماذج الانحدار الذاتي AR.

- نماذج المتوسطات المتحركة MA.

- نماذج بوكس وجنكينز: في سنة 1970 توصل كل من Box و Jenkins بالولايات المتحدة الأمريكية¹، إلى نشر عملهما المتعلق بمعالجة السلاسل الزمنية وكيفية استعمالها في مجال التنبؤ وذلك بالاعتماد على دالة الارتباط الذاتي واستخدام مبدأ المتوسطات المتحركة ومبدأ الانحدار الذاتي. هذا التحليل يخضع السلسلة الزمنية إلى العشوائية (نموذج عشوائي).

● التمييز وتحديد درجة AR و MA، التقدير، اختبار سوء التوصيف، التأكد من دقة النماذج، التنبؤ، نماذج متجه الانحدار الذاتي VAR.

¹ - واثق حياوي لايد الحفاجي، مرجع سبق ذكره، ص 81.

1-3-1-2. أساليب غير نظامية:

سميت بهذا الاسم لأنها تعتمد على أحكام وآراء الخبراء، رجال البيع، تبدأ بآراء فردية ثم يتم جمعها ومراجعتها من طرف الهيئات العليا، للفصل في نتائجها النهائية وتكون مناسبة في التنبؤ بالمنتجات الجديدة أو التكنولوجيا الجديدة، فهي لا تشترط توافر بيانات تاريخية عن سلوك الظاهرة في الماضي، وليست دائماً بديل للنماذج الكمية بل في الكثير من الأحيان تكون مكملة ومدعمة للنماذج الكمية.

● أساليب التناظر:

■ طريقة التناظر:

يعتمد على هذه الطريقة عند التنبؤ بتطور الظواهر التي لا نملك عليها بيانات اعتماداً على ظواهر أو منتجات مماثلة فقد يكون منتج مماثل في السوق أو في سوق آخر أو في مكان آخر¹.

ويمكن أن تعرف على أنها التنبؤ بمسار متغير باستخدام المسار المحتمل لنفس المتغيرات في حالات مشابهة مثلاً نريد التنبؤ بمعدل تكرار الزيارات لديزني الأوربية (Eurodisney) اعتماداً على (Disney) اليابانية أو الأمريكية.

■ الإسقاطات بالقرينة:

يتم التنبؤ بالمبيعات المستقبلية وفقاً لهذه الطريقة، لمنتج أو خدمة ما من خلال بيانات مبيعات منتج (خدمة) مشابهة له خلال مراحل مختلفة من دورة حياته مثلاً حالة المنتجات الموسمية يتم التنبؤ بمبيعات نظارات الغوص من خلال مبيعات بدلات الغوص.

يمكن أن يعتمد على هذه الطريقة في حالة المنتجات الجديدة إلا أن نتائج تنبؤاتها غير دقيقة حتى ولو كانت المنتجات قريبة جداً.

¹ - نبيل محمد مرسي، التحليل الكمي في مجال الأعمال، الدار الجامعية الجديدة، الاسكندرية، 2004، ص288.

■ آراء ذو لشأن والخبرة:

يضم الخبراء كل من الموزعين، الوكلاء، الموردين، الاستشاريين في التسويق وكذا الجمعيات وغرفة التجارة عليه تقوم إحدى المؤسسات باستقصاء آراء وكلائها وموزعيها، ومن بين أهم الطرق المستخدمة نذكر مايلي:

■ المسوح:

تهدف هذه الطريقة إلى التعرف على رأي ذوي الشأن والخبرة وتوقعاتهم في بعض الأنشطة الاقتصادية لغرض التنبؤ ببعض المؤشرات الاقتصادية، كالتنبؤات باتجاهات السوق ومعدلات التضخم. تتم من خلال استطلاع عينة من المعنيين بذلك باستخدام استبيان خصص لذلك، يوزع ويجمع إما عن طريق المراسلة أو بتكليف فريق عما يقوم بجمع معلومات خاصة بالاستطلاع. يتم ذلك عن طريق القيام بالخطوات الآتية¹:

- تصميم استبانة لجمع البيانات اللازمة (الدخل، العمر، الجنس...) الخ عن المستهلكين.

- اختيار الكيفية التي يتم الاتصال بهذه الاستبانة (الهاتف، البريد E-mail، مقابلة ..)

- تحليل نتائج الاستبانة .

تفيد هذه الطريقة في الحصول على تنبؤات في المدى القصير والمتوسط والطويل وتظهر دقتها خاصة في المدى القصير. من بين عيوبها²: الصعوبة وارتفاع التكلفة، حيث يحتاج لباحثين متخصصين في مجال التسويق والطرق الكمية لتصميم الاستبانة، وبالتالي طول الوقت بين تسليم واستلام الاستبانة وتحليل البيانات التي يتم جمعها.

¹ - عبد المنعم المحروق، عبد السلام فرج عبد الرحمن، التنبؤ بالطلب، جامعة الجبل الغربي، غريان (ليبيا)، 2010.

² - أحمد شاكر العسكري، إدارة المبيعات -مدخل استراتيجي كمي وسلوكي و إداري-، الطبعة الأولى، دار زهران للنشر والتوزيع، عمان، 2000، ص 134.

طريقة دلفي:

جاءت تسمية أسلوب دلفي أو الاجتماع عن بعد من معبد دلفي اليوناني الذي يؤمه الناس استجلابا للمعلومات في المستقبل، ويرجع استخدام أسلوب دلفي إلى عام 1980، إذ استخدمت شركة راند الأمريكية وطورت منه Rand Technique، لحل بعض المشكلات التي تواجهها، ويعد أول استخدام لهذا الأسلوب عام 1953 عن طريق هيملر ودالكي اللذين وضعوا الخطوط العريضة لأسلوب دلفي في التنبؤ في مجال العلوم الاجتماعية، ثم نما استخدامه في المجالات التكنولوجية ثم المجالات الاقتصادية والاجتماعية، وبعد ذلك استخدم هذا الأسلوب في العلوم التربوية. والأساس فيها هو الاعتماد على هيئة من الخبراء تقوم بتقييم المبيعات المستقبلية والحصول على اجتماع أو اتفاق للآراء حول نقطة معينة من خلال مبدأ التغذية العكسية، والاستجابات المدونة من الاستبيان الأول تكون بمثابة بداية معلومات للمجموعة المحجوبة عنها هذه البيانات وذلك لإعادة صياغة تقديراتهم من جديد.

فهي طريقة صممت لتجميع الأفكار الشخصية لمجموعة من الخبراء، تعتمد على التكرار من خلال طلب من الخبراء لتقديم تقديراتهم للطلب على سلعة معينة وبشكل فردي، جمعها ومقارنتها، ثم إعادتها لهم لمراجعتها وتكرار الطريقة لغاية الوصول إلى إجماع¹.

كثيرا ما يستخدم أسلوب دلفي عندما يراد معرفة التنبؤ المتوقع حدوثه في البيئة التكنولوجية وكذلك للتنبؤ بالزمن الأكثر احتمالا أي تغيرات في التكنولوجيا والعوامل الأكثر اهتماما في تعيين هذا الزمن المتوقع². كما يمكن تطبيق أو استخدام طريقة دلفي في التنبؤات طويلة الأمد ويكون مفيداً في حالات:

- تنبؤات للمنتجات الجديدة.

- تقديرات للأحداث المستقبلية والتي تقتصر على محدودية البيانات التاريخية.

¹ - إصدارات الجامعة الهولندية، إدارة العمليات الإنتاجية، قسم المناهج والمقررات، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية، بدون سنة نشر، ص134.

² - جمال حامد، مرجع سبق ذكره، ص05.

في الحالات التي لا يصلح فيها التحليل الكمي مثل الحالة التي يقدم فيها المنتج الجديد للسوق ولم يتم التعرف بعد على قدرة استيعاب السوق لهذا المنتج. يعاب على طريقة دلفي النقاط ذاتها التي تعاب فيها الطرق السابقة.

يمكن تلخيص طريقة دلفي بالخطوات التالية¹:

- تتكون مجموعة من الخبراء من داخل وخارج المؤسسة مختصة في الموضوع محل البحث، أما فيما يخص المشاكل الكبيرة والمعقدة فيتم تكوين مجموعة الخبراء لمختلف التخصصات الفرعية التي تشملها؛
 - ترسل المشكلة إلى الخبراء بهدف الحصول على إجاباتهم، بحيث يقوم كل خبير بإرسال إجابته في خطاب على حد (كل خبير يرسل خطابه على حدى لتجنب التحيز المحتمل في سلوك المجموعات الصغيرة؛
 - يقوم الخبراء بعمل التنبؤ بأي أسلوب وبفروض مناسبة، ومن الممكن تحديد عدد من الأساليب عند عرض المشكلة كإطار يعمل بمقتضاه الخبراء؛
 - يرسل الخبراء تنبؤاتهم إلى الخبير الذي يتولى عملية التنسيق، الذي يقوم بدوره بترتيب الإجابات والفروض؛
 - يقوم المنسق بإرسال استقصاء آخر، يطلب من الخبراء مراجعة آرائهم على ضوء النتائج المحصل عليها وإيضاح أسباب اختلاف إجاباتهم النهائية عن المتوسط؛
 - تكرر هذه المراحل حتى يتوقف الخبراء عن تغيير آرائهم.
- كما يتميز أسلوب دلفي ب²:
- الوصول إلى اتفاق بين آراء مجموعة من الخبراء في أقصر وقت ممكن.
 - قلة تكاليف هذه الطريقة مقارنة مع الطرق الأخرى.

¹ - على عبد السلام المعزوي، بحوث العمليات في مجالات -الاستثمار، التخزين، النقل، التخزين-، الطبعة الأولى، دار الشروق، عمان، 1991، ص 37.

² - جمال حامد، مرجع سبق ذكره، ص 05.

- البعد عن المجاملات في إبداء الرأي وسهولة تصنيف آراء الخبراء وترتيبها مما يساعد على الوصول إلى قرارات سريعة ودقيقة.

- يعد أسلوب دلفي أسلوباً إحصائياً يقوم على منهج الاستقصاء في تحليل النتائج مما يعطيه أكبر قدرة على الموضوعية.

■ طريقة السيناريوهات

تعرف على أنها وصف كتابي للأحداث والأوضاع المتوقعة في المستقبل اعتماداً على خبرات الشركة والفرضيات الأكثر ترجيحاً لما سيحدث في المستقبل، مثل النموذج المعقد الذي أعدته جنرال إلكتريك الأميركية يزداد استخدامها في التنبؤ المتوسط وطويل الأمد المتعلق باستقراء الاتجاهات ازداد عام 1977 من 22% إلى 57%، و المراحل الأساسية لإعداد هذا النموذج هي¹:

- إعداد الخلفية: يتضمن تقييم العوامل الأساسية في القطاع الذي تنشط فيه المؤسسة؛

- اختيار المؤشرات المهمة: تحديد المؤشرات المهمة والأحداث المستقبلية باختيار فريق من الخبراء لتقييمها في ضوء نتائج الدراسة السابقة؛

- تحديد سلوك الماضي لكل مؤشر: ويكون ذلك بتحديد السلوك التاريخي لكل مؤشر وكذا استخدام الحاسبة وتحديد سلوك الماضي لكل اتجاه؛

- تثبيت احتمال الأحداث المستقبلية: يقوم فريق الخبراء بمناقشة قيم الاتجاهات السابقة وقيم مدى حدوثها؛

- التنبؤ بكل مؤشر: تشغيل برامج تحليل تأثير الاتجاه وكذا استخدام مصفوفة التحليل التبادلي للأحداث المستقبلية مما يساعد على استخلاص النتائج؛

- كتابة السيناريو: استخلاص النتائج وإعداد الوصف الكتابي لها.

¹ - نجم عبود نجم، مدخل إلى إدارة العمليات، الطبعة الأولى، دار المنهاج للنشر والتوزيع، عمان، 2007، ص 166.

كما يوجد طرق أخرى نوعية تتمثل في¹:

▪ طريقة شجرة القرارات:

تستند هذه الطريقة على أسلوب الرسم البياني لتوضيح العلاقة بين مجموعة من الخيارات، وفق بدأ نعم أو لا وعندما تتوسع الخيارات يصبح النموذج أكثر تعقيداً مما يحتم اللجوء إلى الحاسوب، حيث طورت أنظمة لخدمة هذا الغرض. هذه النظرية تقوم على مفهوم أن القيمة المتوقعة لمتغير منفصل يمكن حسابها بأخذ القيمة المتوسطة لذلك، حيث تحظى هذه القيمة كثيراً بقبول لدى متخذي القرارات لكونها القيمة الأكثر احتمالاً.

▪ طريقة عوامل النجاح الحرجة:

تقوم هذه الطريقة على تحديد عوامل قليلة ومحددة من المجالات التي تتفوق بها المؤسسة وتعتبر أساساً لنجاحها وبقائها وبها يمكن التنبؤ بصورة المؤسسة وموقعها في المستقبل.

▪ حكم المدير " التنفيذي ":

تعتبر أكثر الأساليب شهرة لسهولة تطبيقها ومنهجها، وتعتمد هذه الطريقة على احتساب وجمع تقديرات المديرين لتوقعاتهم للمبيعات المستقبلية، ففي هذه الطريقة يتم جمع عدة إدارات في الشركة لإعطاء تقديراتهم اعتماداً على خبراتهم وتجاربهم وآراءهم في علمية التنبؤ².

ومن بين عيوب هذه الطريقة أنها لا تأخذ بالحسبان علاقات السبب والأثر، إضافة إلى أن المديرين الجدد ليس بمقدورهم المشاركة بشكل فاعل في علمية التنبؤ.

¹ - رياض ضيهود الزبيدي وآخرون، التنبؤ بأعداد الطلاب المقبولين في كلية الطب للفترة (2012-2016)، مجلة جامعة كربلاء العلمية، كربلاء (العراق)، المجلد 10، العدد 4، 2012، ص 29.

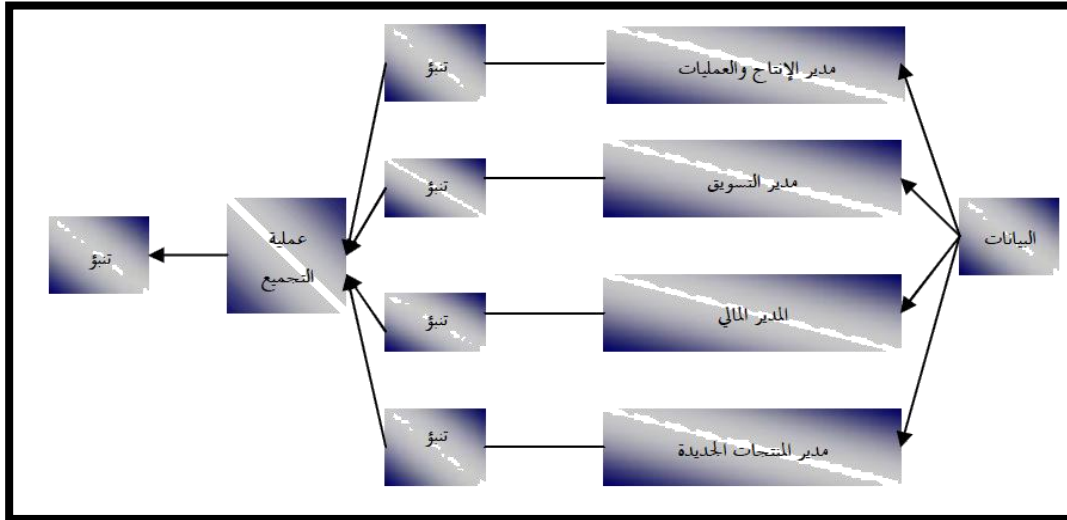
² - سمير عزيز العبادي، نظام موسى سويدان، تسويق الأعمال -مدخل إلى التسويق الصناعي-، بدون سنة نشر، ص 58.

■ الإطار أو المديرين:

تتمثل هذه الطريقة في تشكيل فريق يضم مديري الإدارات الفرعية، وعادة يتمثلون في مدير التسويق الإنتاج، المالية، المستخدمين.. الخ بهدف إنجاز التنبؤات خلال فترة الخطة.

يقوم كل عضو بتقديم تنبؤاته في ضوء المعرفة والخبرة التي يملكها عن الموضوع، بعدها يتم جمعها والتوفيق بينها للوصول إلى تنبؤ نهائي مستخدمين في ذلك بعض الأساليب الإحصائية مثل المتوسطات، ثم ترسل إلى المدير العام للفصل النهائي في التنبؤات التي سيعتمد عليها¹.

الشكل رقم (1-8): عملية التنبؤ للإطارات أو المديرين



المصدر: البكري سونيا محمد، إدارة الإنتاج والعمليات-مدخل النظم، الدار الجامعية، مصر، 2000، ص80.

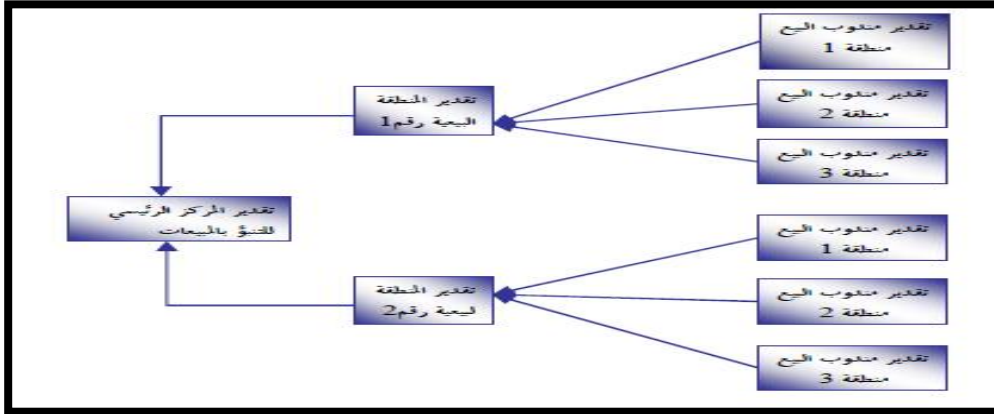
● تقديرات رجال البيع:

حيث أن مشاركة مندوبي المبيعات في عملية التنبؤ يعطيهم فهماً أوضح عن الكيفية التي تتم بها العملية، وحافزاً لهم على محاولة تحقيق مستويات المبيعات جيدة، كما تمكن هذه الطريقة رجال البيع بمعرفة معلومات عن الأسواق والعلاقة القوية التي تربطهم مع زبائنهم، فهم مصدر هام للمعلومات.

¹ - محمد فريد الصحن، دراسات جدوى المشروعات، الدار الجامعية، الاسكندرية، 2005، ص118.

ويعاب على هذه الطريقة أنها تعتمد على الآراء الشخصية، فقد يبالغ بعض رجال البيع في تقديراتهم لمكاسب شخصية.

شكل رقم (1-9): خطوات التنبؤ وفق طريقة رجال البيع



المصدر: البكري سونيا محمد، مرجع سبق ذكره، ص 79.

1-3-2. طرق التنبؤ بالمبيعات:

توجد طرق عدة للتنبؤ في هذا البحث تم اختبار الطرق التالية¹:

1-2-3-1. طريقة المتوسط المتحرك:

في هذه الطريقة التنبؤ بالإنتاج لفترة لاحقة يساوي مجموع كمية الإنتاج لعدد معين من الفترات الماضية مقسما على طول الفترة، فمثلا التنبؤ باستخدام أربع فترات ماضيه يتحتم علينا إيجاد مجموع كمية الإنتاج لتلك الفترات وقسمه المجموع على أربعة، ثم تحرك القيم بحذف القيمة القديمة وإضافة قيمة جديدة.

1-2-3-2. طريقة وزن المتوسط المتحرك (WMA):

في هذه الطريقة يتم إعطاء أوزان مختلفة لكل قيمه سابقة، يعتمد الوزن المعطى على أهمية الفترة الزمنية السابقة للتنبؤ وحسب خبرة القائم بالتنبؤ على أن لا يتجاوز مجموع الأوزان.

¹ - زينب علاوي إبراهيم، الدقة في تخطيط كمية إنتاج مادة السمنت في معامل الشركة العامة للسمنت العراقية (دراسة اختباريه لطرق التنبؤ باستخدام معايير الخطأ)، مجلة ديالى للعلوم الهندسية، ديالى (العراق)، المجلد 7، العدد 1، 2014، ص 41.

1-3-2-3. طريقه التسريح الآسي البسيط: Single Exponential Smoothing

هو نوع من المتوسطات المتحركة ويتميز ببساطة استخدامه وقلة البيانات التي يتطلبها هذا الأسلوب.

1-3-3-3. القواعد الحكمية المتعلقة بالتنبؤ: تتمثل في¹:

1-3-3-1. الحصول على المعلومات: من بين القواعد التي تحكم هذه المرحلة نذكر:

- سهولة الحصول على المعلومات: ينبغي على القائمين بالتنبؤ الابتعاد عم ما هو سهل والحصول على معلومات بوسيلة أخرى لمعلومات أكثر فائدة وإعطاءها وزن أكبر المتولدة.
- الإدراك المختار: يفضل القائمين بالتنبؤ الاتجاه نحو المنتج الجديد والمحتمل أن يقدم برهان على نجاحهم.
- المعلومات الحقيقية: أحيانا ما يعتمد التنبؤ بشكل محدود على معلومات نظرية وموجزة فضلا عن الاعتماد على معلومات مفصلة بصورة غير منطقية.
- الارتباط الوهمي غير الحقيقي: قد يبدو وجود ارتباط بين متغيرين وان كان هذا غير حقيقي، ويرجع ذلك إلى بساطة المعلومات أو عدم التعمق في التحليل، وإذا ما حدث فان التنبؤ يبعد عن الحقيقة ويكون خاطئا.
- عرض البيانات: قد تعرض البيانات في صورة أشكال بيانية أو جداول بطريقة خاطئة، ولهذا على القائم بالتنبؤ ضرورة التأكد من الحصول على معلومات دقيقة وموضوعية أو حقائق للقيام بعملية التنبؤ.

1-3-3-2. تشغيل المعلومات: تحكم هذه المرحلة عدة قواعد نذكر منها:

- التناقض أو عدم الاتساق: يحتاج القائم بالتنبؤ إلى أنواع جديدة من المعلومات لضمان حد أدنى من الدقة.
- التعود: قد يؤدي التعود أو المحافظة على القديم إلى عدم اللجوء إلى الاعتماد على معلومات كافية.
- التكيف والتعديل: يعتمد القائم على وجهة نظره بصفة خاصة مع تعديل الأرقام في ضوء تجاربه الخاصة فقط.
- قانون الأعداد الصغيرة: قد يعتقد البعض أن الاعتماد على عينات صغيرة كاف للتعميم عند التنبؤ بالطلب.

¹ - عادل مبروك نجاد، مرجع سبق ذكره، ص383.

- القدرة التبريرية: ينبغي دراسة وتحليل جميع المتغيرات المؤثرة على المبيعات المتوقعة، وذلك حتى يفى التنبؤ بجميع أغراضه.

1-3-3-3. المخرجات: تضم هذه المرحلة مجموعة قواعد منها:

- التحيز: يتجه الأفراد دائما إلى المخرجات أو النتائج التي يفضلون تحقيقها بغض النظر عن المتغيرات الأخرى.
- الرقابة غير الموضوعية: يحتوي أي نشاط على نتائج أو مخرجات غير مؤكدة والتي قد تؤدي بالأشخاص إلى الشعور بعدم السيطرة الكاملة على المخرجات.

1-3-3-4. التغذية المرتدة: من بين القواعد التي تحكم هذه المرحلة مايلي¹:

- النتائج غير المنطقية: إذا ما كان التنبؤ لفترات مستقرة فان درجة الدقة فيه تعتبر مرتفعة، وربما يعطي ذلك صورة غير كاملة للموقف، وقد يؤدي إلى سوء الفهم وغموض أكثر في القدرة على التنبؤ.
- الإدراك الخاطئ لمصادر المتغيرات: عندما يعتمد في التنبؤ بمبيعات على النجاحات غير العادية لبعض المنتجات، فان ذلك يؤدي إلى نتائج سلبية جدا.
- الاعتماد على المهارات الشخصية: قد يعتمد القائم بالتنبؤ على مهاراته الشخصية فقط مع إهمال المتغيرات الأخرى الواجب دراستها.
- عوامل غير ملموسة: نادرا ما يندهش الأفراد بالأحداث العادية التي تقع، وغالبا ما ندرك المواقف بعد فوات الأوان.

1-3-4. الأبعاد الزمنية لعملية التنبؤ:

- يعتبر هذا المعيار ذو أهمية بالغة نتيجة للاختلافات الكبيرة الموجودة بين المؤسسات في تحديد مدى التنبؤ إضافة إلى الاختلاف في مفهوم المدى في ذاته من مؤسسة إلى أخرى، فالمدى القصير التجاري يكون أقل من ثلاثة

¹ - عادل مبروك نجاد، مرجع سابق، ص. 385.

أشهر بينما بالنسبة للبنوك فهو يحوي كل أشكال القروض في مدى أقل من سنتين، ولمعرفة الطرق المناسبة لكل مدى مقدم بعض المفاهيم للتوضيح.

1-3-4-1. التنبؤ بالمدى القصير جد:

يستعمل هذا التنبؤ لأجل تعديلات بسيطة أو طفيفة، قصد تحسين أداء المؤسسة بدلا من محاولة معرفة اضطراب الأحداث المستقبلية، ويتميز التنبؤ هنا بالبساطة مقارنة بالتنبؤ على المدى المتوسط والطويل، ونظرا لاعتماده على الطرق غير مكلفة كحساب المعدلات وطرق التفكيك والمراقبة وكذا طرق التمهيد التي تعتبر من الطرق الكمية للتنبؤ.

1-3-4-2. التنبؤ قصير المدى:

يغطي هذا النوع من التنبؤات فترة زمنية تتراوح بين ثلاثة أشهر حتى السنة، كما له نتائج عالية الدقة وبعيدة عن الاحتمال كون أن التغير في الظروف المؤثرة في الأجل القصير يكون أقل منه في الأجل الطويل، كما أن الأحداث المتوقع أن تحدث في القريب العاجل يمكن توقعها بسهولة نسبية عن تلك التي سوف تحدث في المستقبل البعيد¹. لهذا نجده واسع الانتشار في أغلب المؤسسات، ويستعمل التنبؤ قصير الأجل لعدة أغراض كتخطيط عمليات الشراء، مستويات الإنتاج وحجم الأعمال... الخ.

1-3-4-3. التنبؤ متوسط المدى:

تتراوح فترة التنبؤ في هذا النوع من التنبؤات من سنة إلى ثلاثة سنوات ويفيد هذا النوع بشكل كبير فيحل مشاكل معينة إمكانية فمثلا يستخدم لأغراض تخطيط المبيعات، تخطيط الإنتاج وكذا في أعداد الموازنات النقدية².

1- محمد صالح الخناوي، محمد توفيق ماضي، بحوث العمليات في تخطيط و مراقبة الإنتاج، الدار الجامعية، الاسكندرية، 2001، ص22.

2- عبد الكريم محسن، صباح مجيد النجار، إدارة الإنتاج والعمليات، الذكرة للنشر والتوزيع، عمان، 2004، ص73.

1-3-4-4. التنبؤ طويل المدى:

تمتد فترة التنبؤ في هذا النوع من ثلاث سنوات فأكثر، ويستخدم في التخطيط للمنتجات الجديدة، وكذا اختيار الموقع وميدان البحث والتطوير، تكمن صعوبة هذا النوع من التنبؤ في¹ عدم إمكانية الحصول على معلومات أو أرقام دقيقة وذلك لطول فترة وتأثير عوامل كثيرة على ذلك وبالتالي لا يعتبر واسع الاستعمال عكس الأنواع الأخرى.

1-3-5. المستويات الأساسية للتنبؤ بالمبيعات:

تم عملية التنبؤ بالمبيعات على عدة مستويات أساسية تتمثل فيما يلي:

1-3-5-1. من حيث الفترة التي يغطيها التنبؤ: ونجد في هذا النوع:

• التنبؤ قصير المدى:

يغطي هذا النوع من التنبؤات فترة زمنية تتراوح بين ثلاثة أشهر حتى السنة، كما له نتائج عالية الدقة وبعيدة عن الاحتمال كون أن التغير في الظروف المؤثرة في الأجل القصير يكون أقل منه في الأجل الطويل² كما أن الأحداث المتوقع أن تحدث في القريب العاجل يمكن توقعها بسهولة نسبية عن تلك التي سوف تحدث في المستقبل البعيد.

لهذا نجده واسع الانتشار في أغلب المؤسسات، ويستعمل التنبؤ قصير الأجل لعدة أغراض كتخطيط عمليات الشراء، مستويات الإنتاج وحجم الأعمال... الخ.

¹ - محمد عبيدات وآخرون، مرجع سبق ذكره، ص. 193.

³ - محمد صالح الحناوي، محمد توفيق ماضي، بحوث العمليات في تخطيط و مراقبة الإنتاج، الدار الجامعية، الاسكندرية، 2001، ص. 22.

• التنبؤ متوسط المدى:

يغطي هذا النوع من التنبؤات فترة زمنية تتراوح من ثلاثة أشهر إلى ثلاثة سنوات، وهذا النوع ذو فائدة كبيرة بالنسبة لمشاكل معينة مثل إمكانية التوسع في صناعة معينة، يستخدم لأغراض تخطيط المبيعات، تخطيط الإنتاج الموازنات النقدية وتحليل مختلف الخطط التشغيلية.

• التنبؤ طويل المدى:

عادة ما يكون لفترة أكثر من خمس سنوات، ويستخدم في التخطيط للمنتجات الجديدة وتقدير المصاريف الرأسمالية، وكذا اختيار الموقع وكذلك ميدان البحث والتطوير، تكمن صعوبة هذا النوع من التنبؤ في عدم إمكانية الحصول على معلومات أو أرقام دقيقة وذلك لطول فترة وتأثير عوامل كثيرة على ذلك وبالتالي لا يعتبر واسع الاستعمال عكس الأنواع الأخرى.

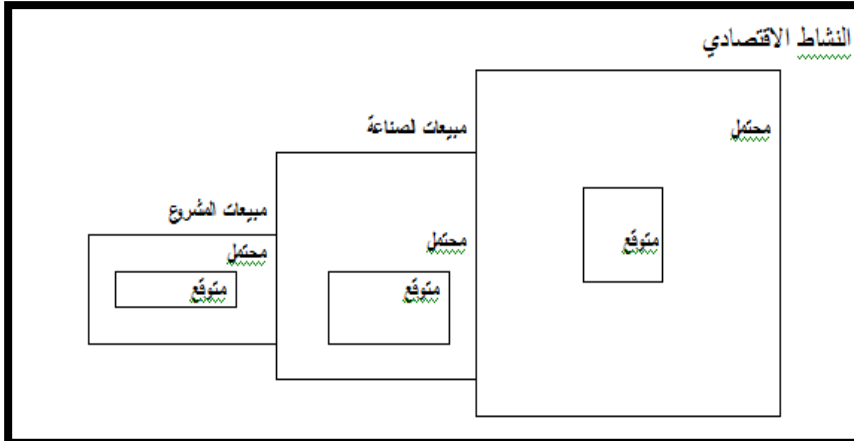
1-3-5-2. من حيث مجال التطبيق:

يمكن عرض العناصر التي يحتاج التنبؤ عموماً لتقديرها كما يلي¹:

- التنبؤ بالمستوى الاقتصادي العام
- التنبؤ بالسوق الكلي (مبيعات الصناعة)
- التنبؤ بنصيب المشروع من السوق (مبيعات المشروع).

¹ - علي رابعة، فتحي ذباب، إدارة المبيعات، الطبعة الأولى، دار صفاء للنشر والتوزيع، عمان، 1997، ص 36.

الشكل رقم (10-1): مستويات التنبؤ بالمبيعات



المصدر: إبراهيم عبيدات، إدارة المبيعات - مدخل سلوكي، الطبعة الثالثة، دار المستقبل للنشر والتوزيع،

عمان، 1995، ص 199.

● التنبؤ بالمستوى الاقتصادي العام:

تتمثل في التنبؤ بالمناخ الاقتصادي العام وما يرتبط من تحليل للسياسات المالية والنقدية، وكذا النفاق الاستهلاكي والاستثمارات وغيرها، المستخدمة في تحديد اتجاه النشاط الاقتصادي للدولة، ومن الأهمية بمكان في هذا الصدد أن يختار من يقوم بالتنبؤ بالمؤشرات ذات التأثير على طبيعة نشاطه.

● التنبؤ بمبيعات الصناعة:

حيث تتعرف المؤسسة على فرصها في السوق وكذا حجم الطلب الموجود في سوق الصناعة (طلب السوق)

فتقوم بعملية التنبؤ بالمبيعات وفق مستويين:¹

- السوق المحتمل: يعتبر أعلى مستوى للمبيعات والذي يمكن للمؤسسة بلوغه في سوق الصناعة، وعنده يصبح

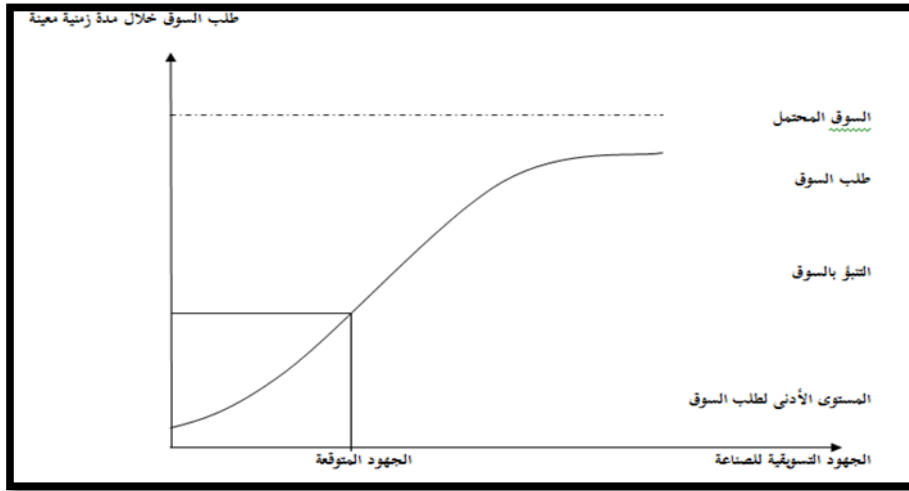
تأثير الجهود التسويقية في دفع الطلب إلى الأعلى قليلاً.

- التنبؤ بالسوق: وهو المستوى الذي يرجح الوصول إليه في سوق الصناعة عند مستوى معين من الجهود

التسويقية لتلك المؤسسة، وفي نفس البيئة كما هو موضح في الشكل التالي:

¹ - علي عبد الرضا الجياشي، إدارة المبيعات، دار وائل للنشر، عمان، 2003، ص 150.

الشكل رقم (11-1): طلب السوق



المصدر: علي عبد الرضا الجياشي، مرجع سبق ذكره، ص 151.

التعليق على المنحنى:

يلاحظ أن منحنى طلب السوق أدنى من مستوى السوق المحتمل يرجع ذلك للجهود التسويقية التي تقوم بها المؤسسة لدفع مستوى طلب السوق إلى أعلى مستوى ممكن "إشباع السوق"، وهنا لا يمكن لمنحنى الطلب أن يتجاوز مستوى السوق المحتمل مهما بذلت المؤسسة من جهود تسويقية مضاعفة.

• التنبؤ بنصيب المشروع من السوق (مبيعات المشروع):

ويقصد به تحديد حجم المبيعات المتوقع تحقيقه من سلعة معينة في إطار خطة¹ تسويقية معينة.

4-1- التنبؤ بالمبيعات في المؤسسات الاقتصادية ومجالات استخدامها:

1-4-1 التخطيط للمبيعات وأنواعه:

قبل التطرق لعملية تخطيط المبيعات وكذا مختلف أنواعه لا بد من التعرف بعض المفاهيم فيما يلي:

¹ - علي رابعة، فتحي ذباب، مرجع سبق ذكره، ص 36.

1-4-1-1. مفاهيم عامة:

- **التخطيط:** التخطيط بمفهومه العام، إنما هو عبارة عن تحديد الأهداف المتناسقة التي يراد تحقيقها وفق أوليات معينة، وخلال فترة زمنية محددة، مع اختيار لمجموعة الإجراءات والوسائل اللازمة لتحويل هذه الأهداف إلى وقائع. فبواسطة التخطيط يحاول أعضاء الإدارة العليا بالمؤسسة النظر إلى الأمام وتوقع الأحداث، والإعداد للطوارئ، ورسم الأنشطة ومتابعة مستمرة ومنظمة لتحقيق الهدف، فهو كالجسر الذي يعبر بنا من حيث نوجد إلى المكان الذي نريد الوصول إليه. كما يعتبر الحجر الأساس¹ أو القاعدة التي تبنى أو تقوم عليها الأعمال الأخرى للإدارة العليا في المؤسسة.

- **المبيعات:** يقصد بالمبيعات المؤسسة الإيرادات التي تحصل عليها هذه الأخيرة سواء نقدا أو بأجل نتيجة لبيع منتجاتها في الأسواق خلال مدة زمنية معينة، كما يقصد بها مبيعات منتج أو مبيعات منطقة بيعية معينة وغيرها من المبيعات².

- **علاقة التنبؤ بالتخطيط:** قد يفهم البعض التخطيط على أنه التنبؤ، ذلك لأنه في الكثير من الأحيان هناك جمع بين المفردين ليعبران عن معنى واحد وعليه فإن التخطيط ليس تنبؤ وإنما هو عبارة عن التنبؤ زائد الرغبة والاستعداد للاستفادة من أحسن الإمكانيات التي يشملها المستقبل³، إذا التخطيط يرمي إلى إحداث تغيرات معينة في مسار الدائرة المدروسة.

1-4-1-2. تعريف التخطيط للمبيعات:

يمكن تعريف التخطيط للمبيعات أو كما يسمى أيضا التخطيط البيعي بأنه النشاط الذي ينطوي على تحديد أهداف بيعية وكيفية الوصول إليها باستخدام مواد محدد، فبدون تخطيط جيد ومتكامل لا يوجد تنظيم ولا

¹ - عشوي نصر الدين، التخطيط طويل الأمد للقوى العاملة على مستوى المؤسسة - كنظام -، أطروحة دكتوراه دولة في العلوم الاقتصادية، جامعة الجزائر، 2006/2005، ص15.

² - الإدارة العامة لتصميم وتطوير المناهج، مبادئ التسويق، طبعة 1429، الرياض، ص80.

³ - عشوي نصر الدين، مرجع سبق ذكره، ص26.

توجيه ولا رقابة كذلك هو الحال بالنسبة للعملية البيعية فبدون تخطيط بيعي محدد الأهداف فانه يصعب الوصول إلى أهداف المؤسسة، من أجل ذلك لابد من توفر مكونات أساسية للخطة البيعية تتمثل في¹:

• أهداف خاصة بالمبيعات

- التنبؤ؛
- تحدي المناطق البيعية؛
- تحديد الحصص البيعية؛
- تحديد طرق تقييم أداء رجال المبيعات للتأكد من دقة أعمالهم من أجل تحقيق أهداف المؤسسة المرجوة.

1-4-1-3. أنواع التخطيط للمبيعات:

تميز بين نوعين من التخطيط للمبيعات: التخطيط الاستراتيجي - التخطيط التكتيكي:

• التخطيط الاستراتيجي:

إنّ التخطيط الاستراتيجي لأنشطة المبيعات يمكن أن يعبر عنه بأنه عملية تشخيص مشاكل المؤسسة المتعلقة بديمومة عمل إدارة المبيعات وإيجاد حلول لها، فهو يساعد المؤسسة على توفير نقاط تركيز نحو تحقيق أهدافها المرجوة². كما ينطوي على قدر من المخاطر، فهو أكثر صعوبة وتعقيدا، ويتطلب مجهودا ذهنيا كبيرا وأقل تفصيلا من التخطيط التكتيكي.

وبإيجاز فإنّ التخطيط الاستراتيجي هو عملية وضع أهداف التنظيم وإقرار البرامج الشاملة لإجراءات العمل

التي تكفل تحقيق هذه الأهداف، ويشمل في المؤسسة الكبيرة على الجوانب الآتية³:

- إعداد أهداف ومجالات المؤسسة وأنشطتها.

¹ - الإدارة العامة لتصميم وتطوير المناهج، تخطيط المبيعات، الرياض، ص07.

² - محمود جاسم الصميدعي، ردينة عثمان يوسف، إدارة المبيعات، دار الميسرة للنشر والتوزيع، عمان، 2010، ص47.

³ : عشوي نصر الدين، مرجع سبق ذكره، ص29.

- تحديد مزيج الأنشطة الذي بوسعه تحقيق الهدف المراد الوصول إليه.
- تحديد الهيكل التنظيمي والعمليات والأنشطة والعلاقات فيما بينها.
- تنمية الإستراتيجية الفرعية التي تكفل تحقيق الأهداف الفرعية لكل وحدة وتحقيق الترابط والتكامل بين هذه الأنشطة الجزئية والأنشطة الكلية.
- استنتاج وإعداد البرامج التي تكفل تحويل الاستراتيجيات إلى عمل.

• التخطيط التكتيكي:

التكتيك عبارة عن علم وقنا دارة الموارد الخاصة بالمؤسسة، يتم وفقاً لإطار زمني محدد لفترة محددة قد تكون متوقعة أو غير متوقعة ولكن ضمن إطار عام للإستراتيجية.

حيث يمكن تعريف التخطيط التكتيكي على أنه¹ عبارة عن مجموعة من خطط والبرامج والسياسات تكون في مرحلة معينة، لمواجهة ظرف أو تحقيق أهداف تكتيكية وفق إطار زمني محدد. فالتخطيط التكتيكي يهدف إلى تحقيق أهداف جزئية مرحلية تتطلبها ظروف عمل إدارة مبيعات المؤسسة.

الجدول رقم (1-1): الاختلاف بين التخطيط الاستراتيجي والتخطيط التكتيكي

التخطيط الاستراتيجي	التخطيط التكتيكي
تخطيط طويل المدى	تخطيط قصير المدى
يحتوي متسع المجال	أضيق منه مجالاً
يهتم بانتقاء الوسائل التي يمكن أن تقتضي بواسطتها أهداف معينة.	يهتم بكل من صياغة الأهداف واختيار الوسائل التي يتسنى بلوغ هذه الأهداف بواسطتها.

المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على (عشوي نصر الدين، مرجع سبق ذكره، ص30).

إنّ التخطيط الاستراتيجي هو تخطيط مشترك في الأمد الطويل بمعنى أنه مرتبط أكثر فأكثر بالتخطيط

التكتيكي، ولا نستطيع فصل بعضهما عن الآخر فهم ضروريان على السواء لتحقيق أقصى درجة من التقدم.

¹ - محمود جاسم الصميدعي، ردينة عثمان يوسف، مرجع سبق ذكره، ص48.

ويعتبر الاختلاف الجوهرى هو التغير الناتج عن التخطيط وبالتالى مدى هذا التغير وأبعاده على تخطيط القوى العاملة.

1-4-2- العلاقة بين تخطيط المبيعات والتنبؤ بالمبيعات:

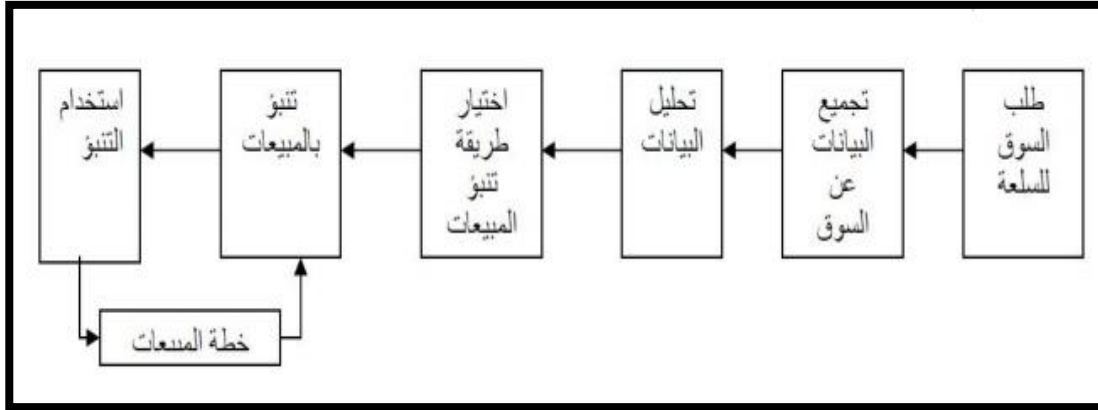
يعد التنبؤ بالمبيعات عملية أساسية لها أولوية على جميع التنبؤات الأخرى يتم التطرق له فيما سبق، حيث يساعد التنبؤ طويل الأجل بالمبيعات على تخطيط النفقات الاستثمارية للمؤسسة، كذا على تخطيط المبيعات قصيرة الأجل، في حين أن التنبؤ بالمبيعات قصير الأجل يساعد على تحديد الكميات المطلوب إنتاجها خلال فترة محددة ومن ثمة تحديد المستلزمات الأولية المطلوب توافرها.

وبالتالى يمكن القول أنه هناك علاقة تربط بين التنبؤ بالمبيعات وتخطيط المبيعات، فهما يعتمدان على بعضهما البعض في تحديد الخطط (مصادر المعلومات المؤسسة) للقيام بعملية التنبؤ بحيث يتم دراستها وتحليلها وكذا اعتمادها كمؤشر هام في التنبؤ المستقبلي.

وفي الشكل أدناه يتم توضيح العلاقة بين التنبؤ بالمبيعات وتخطيط المبيعات حيث تبدأ كل عملية تخطيط بدراسة السوق التي تنشط فيه المؤسسة من خلال مبيعاتها.

يتم تجميع البيانات اللازمة عن السوق وعوامل المؤثرة في الطلب على المبيعات، ليم تحليلها للحصول على معلومات تساعد في عملية التنبؤ واختيار إحدى طرق وأساليب التنبؤ لإعداد خطط المبيعات على ضوء النتائج المستخلصة.

الشكل رقم (1-12): العلاقة التبادلية بين التنبؤ بالمبيعات وتخطيط المبيعات



المصدر: غانم فنجان موسى، محمد صالح عبد العباس، إدارة المبيعات والإعلان، دار الحكمة للطباعة والنشر، بغداد، 1990، ص305.

1-4-3. أهمية التنبؤ بالمبيعات ومدى فاعليته في المؤسسات الاقتصادية:

القيام بعملية التنبؤ بشكل صحيح يوصلنا إلى الهدف المطلوب إذا قمنا فعلا بإتباع الطرق السليمة والصحيحة، واعتمدنا على الأسس العلمية والطرق الرياضية والإحصائية لعملية التوقع.

فعالية النشاطات المختلفة التي تقوم بها المؤسسات في تحسين الأداء الاقتصادي تبقى محدودة إذا لم يتم الاعتماد على تنبؤات دقيقة، ومن هنا برز التنبؤ كضرورة حتمية للتسيير الفعال للمؤسسة، ومن بين أهم العوامل التي أدت إلى الاهتمام المتزايد بهذه الأداة مايلي¹:

- زيادة وتحسين نوعية البيانات الإحصائية فكلما كانت البيانات صحيحة كانت النتائج دقيقة.
- مشاركة بعض الباحثين في تحليل السلاسل الزمنية التي تعكس تطور الظواهر الاقتصادية والاجتماعية عبر الزمن.
- ظهور نتائج البحوث في ميدان القياس الاقتصادي، التي استهدفت البحث في أنواع العلاقات المعبرة عن سلوك بعض المتغيرات واتجاهها تبعا للسلوك الحالي.

¹ - صلاح الدين كروش، التوقع بالمبيعات باستخدام نماذج إحصائية - دراسة تطبيقية بشركة الاسمنت حامة بوزيان، مذكرة ماجستير في علوم التسيير (غير منشورة)، جامعة منتوري، قسنطينة، 2006/2007، ص10.

كما تجدر الإشارة إلى أن عملية التوقع في معظم المؤسسات تشترك في العناصر التالية:

- لا يمكن القيام بعملية التوقع إلا في ظل فترة زمنية محددة.
- تقتض عملية التوقع جهلنا بالأوضاع التي ستواجه المؤسسة في المستقبل، لأنه إذا كان الأمر عكس ذلك، فإن عملية التوقع تصبح غير مجدية.

● تتركز وظيفة التوقع أساسا على جمع معطيات تاريخية تعتبر كقاعدة فعالة في اتخاذ القرار.

- إذ لا يمكن القول بأن التنبؤ يمثل هدفا تسعى إليه المؤسسة، وإنما يمثل وسيلة تساعد إدارة المؤسسة في اتخاذ القرارات الصحيحة من أجل تحقيق أهداف المؤسسة بأدنى التكاليف، وعدم التوفيق والتكامل بين التنبؤ واتخاذ القرارات يؤدي إلى الفشل في تحقيق الأهداف بالمستوى المطلوب.

ومن أجل تحقيق عملية التنبؤ غايتها وهما الدقة والعلمية يجب أن تتوفر مجموعة من المبادئ تضمن ذلك

هي¹:

- تكامل جهاز اتخاذ القرارات مع الجهاز التنفيذي وجهاز التنبؤ وتحديد الواجبات.
- التعريف بتقنية التنبؤ مع تحديد المتغيرات اللازمة والتي تخدم اتخاذ القرار على ضوء مايلي:
 - المتغيرات التي يراد التنبؤ بها.
 - الفترة اللازمة المطلوبة للتنبؤ.
 - درجة الثقة أو الدقة في كل مرحلة من المراحل عمليات التنبؤ
 - مجال التطبيق.
 - الإمكانيات المتاحة لدى الجهاز الإداري للقيام بالعمليات الرياضية وتخزين البيانات.
- تحديد العوامل النوعية المؤثرة على النموذج، تنظيمها وترتيبها من أجل توفير جو مناسب لتطبيق النموذج.

¹ - بوغاري فريدة وآخرون، فعالية استخدام التنبؤ في الجهاز الإداري، الملتقى الوطني السادس حول استخدام التقنيات الكمية في اتخاذ القرارات الإدارية بالمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، جامعة سكيكدة، 28/27 جانفي 2009، ص 11.

مدخل لعملية التنبؤ

- تحديد وتحديث البيانات المتوفرة لاستحداث النموذج.
- تحديد البيانات العشوائية.
- توضيح أسلوب استحداث النموذج الرياضي للتنبؤ والتي تعتمد درجة دقته على عدة عوامل أهمها:
 - الدقة التي يطلبها جهاز اتخاذ القرارات.
 - توفير البيانات ودرجة الاعتماد عليها.
 - إمكانية توفر المعلومات التامة عن المتغيرات الداخلية والخارجية كم طراً عليها تغيير ليتم تعديل النموذج حسب الوضع الجديد.
 - التكلفة الخاصة باستحداث النموذج.
 - الكفاءات والإمكانيات المتوفرة عند قيام النموذج.
- اختيار النموذج للتأكد من ملاءمته ودقته في كل مرحلة ويضمن ذلك التأكد من عشوائية الانحرافات.
- تحديد العوامل التقديرية (النوعية) التي قد تحدث فتؤثر على النموذج مثل احتمال ظهور إنتاج منافس في السوق.
- الإقدام على تطبيق نظام التنبؤ ويتطلب ذلك:
 - إقناع الأجهزة الإدارية بأهمية وجدوى التنبؤ واعتمادهم عليها.
 - إعطاء جهاز اتخاذ القرارات بالتنبؤ أولاً بأول مع تقدير درجة الدقة.
 - جمع البيانات بدقة وتحليلها بواسطة الحاسب الآلي، وتعديل النموذج حسب مقتضيات العوامل التقديرية والعوامل النوعية.
 - تحديد المسؤوليات التي تقع على مختلف الأنشطة لتنفيذ الخطة.

4-4-1. مجالات استخدام التنبؤ بالمبيعات في المؤسسة:

يعتبر التنبؤ بالمبيعات أداة جيدة لتحسين الأداء، كما يتضمن درجة عالية نسبيا من الدقة يمكن الاستفادة منه في عددا من أنشطة المؤسسة، ومن أهم هذه الاستخدامات نذكر¹:

1-4-4-1. في ميدان الإنتاج:

تساعد عملية التنبؤ بالمبيعات في جدولة الإنتاج، فالإنتاج يختلف وفقا للكميات المطلوبة، كما يترتب عليه التزامات بالنسبة لشراء المعدات والمواد والمهمات.

2-4-4-1. في مجال المشتريات:

يتطلب الأمر بالنسبة لمعظم المؤسسات ترتيب التزاماتها المستقبلية، إذ بدون التنبؤ بالمبيعات يضطر متخذي القرار بالمؤسسة إلى الاعتماد على الخبرات السابقة.

3-4-4-1. في مجال التمويل:

تلجئ العديد من المؤسسات عند حاجتها للتمويل إلى الاقتراض من مصادر أخرى لتمويل أنشطتها، والتي تمثل تقريبا أعلى من المستوى المعتاد، فالتنبؤ بالمبيعات يساعد المؤسسة على تحديد حجم الأموال المطلوبة وأفضل مصادر الحصول عليها.

4-4-4-1. في مجال البيع:

تستخدم إدارة التسويق رقم المبيعات المتنبئ به في أكثر من مجال، بالتنبؤ السنوي يصبح أداة لوضع استراتيجيات المبيعات في حين التنبؤ ربع السنوي يعطي توجيهات أكبر لعمل أي تغيرات مع الأخذ بالحسبان الواقع الفعلي والتنبؤ، أما بالنسبة للتنبؤ الشهري يتكيف م الواقع بسرعة.

¹ - صلاح الدين كروش، مرجع سبق ذكره، ص 11.

1-4-5. الاعتبارات التي تتحكم في اختيار طريقة التنبؤ بالمبيعات:

هناك العديد من الاعتبارات التي تتحكم في اختيار طريقة التنبؤ بالمبيعات نذكر منها¹:

1-4-5-1. ظروف المؤسسة:

تختلف المؤسسات عن بعضها البعض، فنجد أن نشاطها يقتصر على السوق المحلية أو قد يمتد بحيث يشمل السوق القومية بصفة عامة، أو يتعدى حدود الدولة إلى أخرى، ولا شك أن حجم النشاط ونوع المنتجات وطريقة التصنيع وطريقة التوزيع تعتبر من أهم العوامل المحددة لهذا النشاط، وبالتالي لطريقة التنبؤ بالمبيعات.

1-4-5-2. تكاليف التنبؤ:

تختلف تكاليف التنبؤ بالمبيعات من طريقة إلى أخرى، ولذلك فانه يراعي عند اختيار الطريقة المناسبة ضرورة الموازنة بين المزايا التي تحصل عليها المؤسسة من إتباع طريقة معينة وبين التكاليف التي تتحملها في هذا السبيل.

1-4-5-3. توافر العاملين للتنبؤ:

إن توافر العاملين اللازمين للقيام بعملية التنبؤ بالمبيعات يعتبر من العوامل المحددة لاختيار الطريقة المتبعة في بعض الحالات الخاصة. ومع ذلك يمكن القول بأنه، فيما عدا بعض النواحي الفنية التي تتطلب أفرادا ذوي خبرة معينة، يقوم رجال البيع بإعداد تنبؤات المبيعات كجزء من واجباتهم المعتادة.

1-4-5-4. مدى خبرة العاملين بإعداد الميزانية:

يجب أن تتناسب الطريقة المتبعة في إعداد التنبؤات مع خبرة العاملين في هذا السبيل، وقد أثبتت التجارب أن عدم تفهم العاملين للطريقة المتبعة، أو عدم إيمانهم بما تقدمه من نتائج يجعل هذا التنبؤ غير ذات قيمة

¹ - محمد الصبري، مرجع سبق ذكره، ص 120.

أو يضعف من أهميته، لذلك فانه يفضل عند البدء في استخدام نظام الميزانيات. أن يتبع في التنبؤ بالمبيعات طريقة مبسطة، ثم تتدرج المؤسسة بعد ذلك في استخدام الطرق الأكثر تعقيدا.

1-4-6. معوقات تطبيق تقنية التنبؤ في المؤسسات الجزائرية:

من بين أهم المعوقات التي تعيق تطبيق عملية التنبؤ في المؤسسات الاقتصادية نذكر¹:

- إن تطبيق النموذج العلمي-التنبؤ- في اتخاذ القرارات الإدارية تصادفه عقبات تؤثر في موضوعية القرار منها:
 - نقص المختصين في مجالات التقنيات الكمية بصفة عامة والتنبؤ بصفة خاصة في الإدارة، كما نجد نقص الخاصة خبرة والكفاءة والمهارة للمنفذين والمديرين.
 - نقص وعدم دقة البيانات نتيجة نقص المحللين المتخصصين وعدم مرونتها مع الأوضاع العامة التي تعيشها المؤسسة.
- عدم وجود أنضمة خاصة بالمعلومات تحمل على عاتقها جميع البيانات ومعالجتها لتصل إلى معلومات دقيقة تستغلها في وقتها.
- غياب التكامل بين الجامعات ومعاهد البحث العلمي وإدارة المؤسسات الاقتصادية.

¹ - بوغاري فريدة وآخرون، مرجع سبق ذكره، ص12.

خلاصة

من خلال ما سبق نلاحظ أن التنبؤ بصفة عامة والتنبؤ بالمبيعات بصفة خاصة من العمليات الهامة والأساسية في المؤسسة، حيث تبدأ كل عملية تنبؤ بالمبيعات بدراسة طبيعة السوق لمعرفة مستوى الطلب على السلع والخدمات ويتطلب هذا تجميع البيانات والمتغيرات المؤثرة في الطلب عن المبيعات، وبعد هذا يتم تحليل تلك البيانات بهدف الحصول على مؤشرات تستخدم في عملية التنبؤ وعند الانتهاء من عملية التنبؤ تقوم المؤسسة برسم إستراتيجية تحقيق أهدافها. إذ يعتبر التنبؤ بالمبيعات تقدير لكمية أو قيمة المبيعات المتوقعة والتي يمكن تحقيقها من سلع معينة في سوق معين خلال فترة، حيث يوجد هناك العديد من الطرق والأساليب المستخدمة في عملية التنبؤ بالمبيعات. وعرفنا أن تخطيط المبيعات يقدم أساسا على عملية التنبؤ المستقبلي والتي على أساسها يتم التنبؤ بمبيعات المؤسسة ومن هنا جاء الاهتمام بالتنبؤ نظرا لأهميته البالغة ودوره في حل الكثير من المشاكل التي تواجه المؤسسة الاقتصادية من أجل عمل خطة مستقبلية من شأنها تحسين مبيعاتها.

التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية
الاصطناعية

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

تمهيد

يعتبر التنبؤ من بين الطرق العلمية التي تعالج السلاسل الزمنية، بهدف الحصول على قيم مستقبلية، حيث بدأت هذه التقنية تأخذ قسطا وافرا من الدراسة والاهتمام سواء من طرف المؤسسات أو الدول نظرا للدور الذي تلعبه في تقييم تطور ونمو بعض المتغيرات الاقتصادية عبر الزمن.

وباعتبار السلاسل الزمنية من بين أهم الوسائل الإحصائية المستخدمة في علمية التنبؤ، كونها بسيطة التركيب وسهلة التفسير. ولها أهمية كبيرة في عمليات التخطيط لما تقدمه من معلومات حول العناصر الأساسية التي تتميز بها ظاهرة ما عبر الزمن، من خلال العرض الحالي لمعلومات مستقبلية باستعمال معلومات مشاهدة تاريخية بعد دراسة سلوكها في الماضي، وبالتالي فهدفنا من التنبؤ لأغراض بيداغوجية هو معرفة قيم مستقبلية لمتغير داخلي.

وفي هذا الجزء سنتطرق إلى واحدة من أبرز النماذج والطرق التنبؤية على المدى القصير المتمثلة في طريقة أو منهجية بوكس وجنكينز عن طريق التعرض إلى النقاط التالية:

– عرض عام للسلاسل الزمنية؛

– الكشف عن مركبات السلسلة الزمنية ودراسة استقراريتها؛

– منهجية بوكس- جنكينز في تحليل السلاسل الزمنية.

2-1. عرض عام للسلاسل الزمنية

عند دراسة ظاهرة معينة نقوم بجمع مجموعة من البيانات الإحصائية عنها من أجل ملاحظة التغيرات الكمية وكذا الكيفية عليها عبر فترات زمنية مختلفة، وبالتالي تتكون سلسلة تسمى بالسلسلة زمنية تساعدنا على التنبؤ المستقبلي لهذه الظواهر تحتوي على متغير مستقل (الزمن) ومتغير تابع (قيمة الظاهرة).

2-1-1. تعريف السلاسل الزمنية

تمثل السلاسل الزمنية مجموعة من المشاهدات أو البيانات المسجلة رقمياً لظاهرة ما ولفترات زمنية متعاقبة، أو بمعنى آخر عندما ترتب البيانات الكمية من حيث حدوثها فإن السلسلة الإحصائية المتكونة يطلق عليها السلسلة الزمنية وعادة تكون وحدة الفترة الزمنية لها متساوية (ثابتة).

ومن حيث وجهة نظر النظرية الإحصائية فإن تحليل السلاسل الزمنية يعتبر صعباً، حيث أن تطبيق الطرق الإحصائية التقليدية لبيانات السلاسل الزمنية تمثل صعوبة بسبب عدم استقلال البيانات أو المشاهدات المتتالية. إذ أن البيانات المرتبة حسب الزمن لا يمكن اعتبارها عينات عشوائية سحبت من مجتمع معين حيث أن السلاسل الزمنية تمثل تصنيفاً ذو متغير واحد هو الزمن¹.

إن السلسلة الزمنية هي عبارة عن مجموعة من البيانات المسجلة لظاهرة معينة خلال فترة زمنية سابقة كان تكون اقتصادية أو اجتماعية أو إحصائية ومرتبطة بشكل متسلسل حسب الزمن وعادة تكون الفترات الزمنية بين مشاهدة وأخرى متساوية. أما رياضياً فهي متتابعة من المتغيرات العشوائية معرفة ضمن فضاء الاحتمالية متعددة المتغيرات ومؤشرة بالدليل t والذي يعود إلى مجموعة دليلية T ².

¹ - منعم عزيز مجذ، مدخل إلى تحليل السلاسل الزمنية، الطبعة الأولى، الجامعة المستنصرية، بغداد، 1987، ص 9.

² - عبد الغفور جاسم سالم، إسرائ سالم محمود، دراسة استقرارية احد نماذج الانحدار الذاتي غير الخطي بمحدود دوال مثلثية مع تطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 11، العدد 20، 2011، ص 409.

أما رياضياً: فهي مجموعة القيم $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ التي يأخذها المتغير X (درجات الحرارة أسعار،

ولادات، وفيات، ...) عند الزمن $(t_1), (t_2), \dots$ وهذا يعني أن المتغير X هو دالة في الزمن t أي $X=f(t)$:

وبالتالي يمكن تعريف السلسلة الزمنية لظاهرة ما على أنها مجموعة من المعطيات أو المشاهدات مأخوذة على

فترات زمنية متتابة، حيث يختلف الزمن حسب نوع الظاهرة المشاهدة، وبعبارة أخرى فالسلسلة الزمنية لظاهرة

معناه بيان قيم هذه الظاهرة ما خلال مدة معينة من الزمن وتسمى المقادير أو القيم المشاهدة للسلسلة بالقيم

الفعلية أو التاريخية، وبذلك يمكن تمييز متغيرين أحدهما مستقل وهو الزمن ويرمز له بالرمز t والآخر هو

القيمة الظاهرة وهو المتغير التابع يرمز له بالرمز X .

ومن استعمالات السلسلة الزمنية نذكر ما يلي²:

- التنبؤ بالمستقبل باستعمال البيانات الإحصائية التي أخذت في الماضي.

- اكتشافات الدورات التي تتكرر فيها البيانات.

- اكتشافات الفقرات الاقتصادية التي تحصل في زمن ما.

2-1-2. الهدف من دراسة السلاسل الزمنية

من أهم الأهداف الأساسية التي يتم من خلالها دراسة السلاسل الزمنية لظاهرة معينة نذكر³:

2-1-2-1. الوصف:

من خلال تحليل السلسلة الزمنية وفصل مكوناتها المنتظمة وغير المنتظمة من أجل معرفة مدى تأثير كلا

منها على قيم الظاهرة المدروسة. أي الحصول على وصف دقيق للملامح الخاصة للعملية التي تتولد منها السلسلة

الزمنية.

¹ - أزهار سلمان زمل، نجس هادي أرفيف، التنبؤ بإنتاج الطابوق في العراق، الجزء الأول، مجلة المنصورة، بغداد، العدد 14 خاص، 2010، ص 81.

² - كامل فليفل، فتحي حمدان، مبادئ الإحصاء - للمهنة التجارية -، الطبعة الثالثة، دار المناهج، عمان، 1999، ص 207.

³ - موساوي عبد النور، بركان يوسف، الإحصاء 1، Statistique 1، دار العلوم للنشر والتوزيع، عناية، 2009، ص 126.

2-1-2-2. إنشاء نموذج:

لتفسير وشرح سلوك السلسلة بدلالة متغيرات أخرى يربط القيم المشاهدة ببعض قواعد سلوك السلسلة، واستخدام النتائج التي تم الحصول عليها للتنبؤ بالاعتماد على معلومات الماضي¹.

2-1-2-3. اتخاذ القرارات:

تهدف بعض الدراسات الإحصائية للسلاسل الزمنية إلى اتخاذ القرارات من خلال التنبؤ بالقيم المستقبلية للظاهرة المدروسة بالاعتماد على سلوكها في الماضي والحاضر مع افتراض ظروفها المشابهة للوضع الحالي في المستقبل.

2-1-2-4. الرقابة:

يتم القيام بمراقبة تطور مختلف المؤشرات سواء على المستوى الكلي أو الجزئي بعرض متابعة الظاهرة العملية التي تتولد منها السلسلة الزمنية واتخاذ القرارات الصحيحة.

2-1-2-5. النمذجة:

يسمح تحليل السلاسل الزمنية بتحديد مختلف العلاقات بين الظاهرة المدروسة والظواهر الأخرى وبناء نماذج تسمح بتحسين جودة التنبؤات.

2-1-3. مجالات استخدام السلاسل الزمنية:

تستخدم السلاسل الزمنية في العديد من المجالات ومن أبرز الأمثلة على هذه المجالات نذكر².

¹ - سلطان بن محمد بن علي السلطان، تأليف: والتر قاندل، ترجمة: عبد المضي حامد عزام، السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية و نماذج بوكس - جنكينز، دار المريخ للنشر، الرياض، 1992، ص26.

² - لوي عبد الرزاق حسين النعيمي، خوارزمية تطابق التغذية المرتدة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، كلية تكنولوجيا المعلومات وعلوم الحاسوب، عمان، بدون سنة نشر، ص1.

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

2-1-3-1. الطبيعة والهندسة:

يوجد العديد من الأمثلة على السلاسل الزمنية التي تحدث في جميع فروع العلوم الطبيعية مثل علوم البحار والأرصاد الجوية، ومن أمثلة السلاسل الزمنية في هذه المجالات: إحصاءات المطر وسرعة الرياح ونشاط الشمس وفي مجال الهندسة يمكن استخدام السلاسل الزمنية للتعبير عن التفاعلات الكيميائية والعمليات الهندسية المختلفة.

2-1-3-2. علم الاجتماع:

إحصاءات الجريمة، ومعدلات الانتحار، ومعدلات المواليد ومعدلات الطلاق، إلى غير ذلك من الأمثلة في علم الاجتماع والتي تعتبر السلاسل الزمنية محور صياغاتها الرياضية.

2-1-3-3. الطب والصحة العامة:

هناك الكثير من الأمثلة على استخدام السلاسل الزمنية في المجالات الطبية منها إحصاءات الأمراض الوبائية، وإحصاءات التطعيم، ورسم نبض القلب للمريض، وغيرها من الأمثلة الكثير.

2-1-3-4. الاقتصاد:

يحلل الاقتصاد الديناميكي التغيرات الحاصلة في مختلف الأنشطة الاقتصادية والتي لا تكون في حالة توازن إلا نظرياً، ومن هنا ينصب الاهتمام على الدراسة الإحصائية للسلاسل الزمنية والتي تستخدم في تحليل التغيرات مع الزمن في الأنشطة الاقتصادية لتقدير الاتجاه العام.

2-1-4. المؤشرات السلاسل الزمنية:

للسلاسل الزمنية عدة مؤشرات وفيما يلي سنتطرق لكل مؤشر على حدى¹:

2-1-4-1. التغير المطلق: مقدار زيادة أو نقصان حدود السلسلة الزمنية خلال فترة زمنية معينة، فالتغير

المطلق هو عبارة عن الفرق بين مستوى الظاهرة في فترة t_1 ، ومستوى الظاهرة في فترة t_2 ، و يعطى بالعلاقة التالية:

1- معتوق أجد، مرجع سبق ذكره، ص 160.

$$\Delta(Y_{it}) = Y_i - Y_{i-t}$$

حيث:

Y_i : حد السلسلة الزمنية التي تقابل الفترة i .

Y_{i-t} : حد السلسلة الزمنية التي تقابل الفترة $i-t$ ،

فإذا كان:

- $\Delta(Y_{it}) < 0$ فإن $\Delta(Y_{it})$ يتميز بالتناقص المطلق

- $\Delta(Y_{it}) > 0$ فإن $\Delta(Y_{it})$ يتميز بالتزايد المطلق.

2-4-1-2. معدل النمو T_{it} : يعبر عن النسبة المئوية للمقدار الذي يزيد أو يقل به مستوى الظاهرة في فترة

$$T_{it} = \frac{Y_i}{Y_{i-t}}$$

i مقارنة بمستواها في فترة $i-t$ ، ويعطى بالعلاقة التالية:

إذا كانت:

$T_{it} < 100$ فإن الحدود تكون متناقصة.

$T_{it} > 100$ فإن الحدود تكون متزايدة.

$T_{it} = 100$ فإن الحدود تكون ثابتة.

2-4-1-3. معدل الزيادة النسبية T_c : يعبر عن مقدار تزايد النسبة المئوية للحد Y_i مقارنة بالنسبة للأساس

Y_{i-t} ، وهو ما يمثل معدل الزيادة هو عبارة عن معدل النمو ناقصا 100. يعطى بالعلاقة:

$$T_c = \frac{\Delta}{Y_{i-t}} = \frac{Y_i - Y_{i-t}}{Y_{i-t}} = \frac{Y_i}{Y_{i-t}} - 1 = T_{it} - 100$$

2-4-1-4. المتوسط الحسابي للسلسلة الزمنية \bar{Y} : وهو عبارة عن مجموع مشاهدات السلسلة الزمنية مقسمة

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t}{n}$$

على عددها أي:

حيث: Y_t هي مستويات السلسلة الزمنية ($t = 1, 2, 3, \dots, n$) ، عدد هذه المستويات.

2-1-4-5. المتوسط التوافقي لحدود السلسلة الزمنية: يمثل الوسط الحسابي لنصف القيمة الأولى والأخيرة

مضافا إليها بقية القيم، يعطى بالعلاقة التالية¹:

$$\bar{Y} = \frac{\frac{1}{2}Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{n-1} + \frac{1}{2}Y_n}{n-1}$$

2-1-4-6. متوسط الزيادة المطلقة $\bar{\Delta}$: ويُحسب عن طريق قسمة الزيادة الكلية الحاصلة في كل الفترة على

عدد هذه الزيادات، حيث: n هو عدد مشاهدات السلسلة الزمنية، يعطى بالعلاقة التالية:

$$\bar{\Delta} = \frac{\sum_{t=1}^{n-1} \Delta_t}{n-1} \quad \text{أو} \quad \bar{\Delta} = \frac{Y_n - Y_1}{n-1}$$

2-1-4-7. متوسط معدل النمو \bar{T} : عبارة عن مؤشر يبين المقدار النسبي المتوسط الذي زاد به مستوى

الظاهرة أو نقص مقارنة بالمستوى السابق في المتوسط خلال وحدة زمنية معينة، يُحسب هذا المؤشر أحيانا بطريقة

الوسط الحسابي، أي بجمع معدلات النمو المسجلة خلال فترات السلسلة الزمنية، (حيث عدد معدلات النمو هو

$(n-1)$ وقسمة مجموعها على عددها أي:

$$\bar{T} = \frac{\sum_{t=1}^{n-1} T_t}{n-1}$$

$$\bar{T} = \sqrt[n-1]{T_1 \times T_2 \times T_3 \times \dots \times T_{n-1}}$$

يمكن فك هذه الصيغة بالتعويض عن قيم T_t ($t = 1, 2, 3, \dots, n-1$) لنحصل على:

$$\bar{T} = \sqrt[n-1]{\frac{Y_2}{Y_1} \times \frac{Y_3}{Y_2} \times \frac{Y_4}{Y_3} \times \dots \times \frac{Y_{n-1}}{Y_{n-2}} \times \frac{Y_n}{Y_{n-1}}}$$

$$\text{Log } \bar{T} = \frac{\text{Log } Y_n - \text{Log } Y_1}{n-1} \quad \text{إذا:} \quad \bar{T} = \sqrt[n-1]{\frac{Y_n}{Y_1}} \quad \text{وبالتالي:}$$

¹ - مرجع سابق ، ص 161.

2 شرابي عبد العزيز، طرق إحصائية للتوقع الاقتصادي، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2000، ص 29.

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

2-1-4-8. متوسط معدل الزيادة \bar{T}_c : يُعبر عن المقدار النسبي المتوسط للزيادة أو النقصان مقارنة بالمستوى

السابق في المتوسط خلال وحدة زمنية معينة معبرا عنه بنسبة معينة، ويحسب هذا المؤشر بطرح 100 من معدل

$$\bar{T}_c = \bar{T} - 100$$

النمو الوسطي أي:

2-1-5. أنواع السلسلة الزمنية:

يوجد هناك العديد من أنواع السلاسل الزمنية يمكن تصنيفها كما يلي في:

2-1-5-1. حسب نوعية قيم السلسلة:

تصنف من كونها قيم متصلة أو غير متصلة كما يلي¹:

• السلاسل الزمنية المتصلة: هي سلاسل تقيس قيمة ظاهرة متغيرة خلال فترة من الزمن، مثل كمية استهلاك الطاقة الكهربائية شهريا.

• السلاسل الزمنية غير المتصلة: هي سلاسل زمنية تقيس قيم ظاهرة متغيرة عند لحظة من الزمن، مثل عدد سكان مدينة ما في اليوم الأول من كل سنة.

2-1-5-2. حسب درجة سكون السلسلة الزمنية: يمكن تصنيف السلاسل الزمنية حسب درجة السكون

إلى²:

• السلاسل الزمنية الساكنة: هي التي تتصف باستقرار المتوسط الحسابي، وثبات التباين عبر الزمن، فإذا رافقهما استقرار في التغيرات فعندها توصف السلسلة بأنها صارمة الاستقرار.

¹ - Lahcen Abdallah Bachioua, **Fundamentals of Statistics Concepts and Applications**, Phillips Publishing , First Edition, 2011, p:173.

² - عبد الرحيم عبد الحميد الساعاتي وآخرون، تطبيقات في التحليل الإحصائي للعلوم الإدارية والإنسانية، الطبعة الثانية، مركز النشر العلمي، المملكة العربية السعودية، 2009، ص44.

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

● السلاسل الزمنية غير الساكنة: ومن جهة أخرى تتصف بأنها غير الساكنة إذا افتقدت شرط استقرار المتوسط الحسابي أو شرط ثبات التباين، ويرجع ذلك إلى عدة أسباب منها: وجود نزعة اتجاه، أو آثار موسمية، أو دورية، أو تباين كبير في المركبة العشوائية.

2-1-5-3. حسب طبيعة الزمن:

تمثل الزمن الذي تحدث فيه قيم السلسلة الزمنية سواء كان محدد مسبقا أو غير محدد، وتنقسم من حيث هذا الصنف إلى:

● السلاسل الزمنية الحتمية: السلاسل الزمنية الحتمية هي التي يمكن التنبؤ باتجاه مشاهدتها المستقبلية بشكل سهل في أزمنة محددة مسبقا، مثل أرباح الشركات في منتصف العام، النمو السكاني.

● السلاسل الزمنية غير الحتمية: أما السلسلة غير الحتمية هي التي تكون مشاهدتها متذبذبة وغير متوقعة تقاس في أزمنة غير محددة مسبقا، كأسعار العملات والنفط والأسهم وغير ذلك من الظواهر التي تحتمل الزيادة أو النقص عبر الزمن.

2-1-5-4. حسب القياس:

يمكن تصنيف السلاسل الزمنية حسب درجة القياس إلى¹:

● السلاسل الزمنية الثنائية: هي سلاسل زمنية تأخذ إحدى القيمتين (0 أو 1) مثل الفشل أو النجاح، تستخدم غالبا في الهندسة الكهربائية.

● السلاسل الزمنية غير ثنائية: هي سلاسل زمنية تأخذ أكثر من قيمتين، مثل عدد السكان أو عدد الطلاب. .

¹ - Lahcen Abdallah Bachioua, op.cit , p:173.

2-1-5-5. حسب مدى استجابتها للتقلبات الدورية:

وجد أن السلاسل الزمنية تنقسم من حيث مدى استجابتها للتقلبات الدورية على مستوى الاقتصاد إلى ثلاثة أنواع¹:

- سلسلة زمنية متسارعة (Leading Series): يحدث فيها التحول نحو قمة الرواج أو قاع الكساد إلى ما قبل حدوثه في الاقتصاد ككل.
- سلسلة زمنية مبطأة (Lagging Series): يتأخر فيها توقيت التحول نحو قمة الرواج أو قاع الكساد إلى ما بعد حدوثه في الاقتصاد ككل.
- سلسلة زمنية تطابقية (Coinciding Series): يتطابق فيها توقيت التحول نحو قمة الرواج أو قاع الكساد مع الاقتصاد ككل.

2-1-5-6. حسب التغيرات الحاصلة في السلسلة مع الزمن:

يمكن تصنيفها كما يلي²:

- السلاسل الزمنية ذات الاتجاه المتزايد: وفي سلاسل يمكن أن يتوسط نقاطها خط مستقيم متزايد (ميله موجب)، مثل سلاسل حوادث السيارات.
- السلاسل الزمنية ذات الاتجاه المتناقص: في سلاسل يمكن أن يتوسط نقاطها خط مستقيم متناقص (ميله سالب)، مثل سلاسل المساحات الزراعية التي هي في تناقص مستمر بسبب الأبنية.
- السلاسل الزمنية ذات الاتجاه الثابت: في سلاسل يمكن أن يتوسط نقاطها خط يشبه منحنى الجيب (أو جيب تمام) بعد تعرضه لدوران بزوايا معينة. مثل سلسلة مبيعات الملابس الصوفية.

¹ - محمد مختار الهانسي، محمد علي أحمد، مقدمة في الإحصاء الوصفي، مؤسسة رؤية للطباعة والنشر والتوزيع، الاسكندرية، 2009، ص273.

² - Lahcen Abdallah Bachioua, p:174.

- السلاسل الزمنية ذات التغيرات المتكررة في فترات متباعدة: في سلاسل يمكن أن يتوسط نقاطها خط مستقيم ثابت (ميله صفر)، مثل سلسلة الطاقة الكهربائية المستهلكة في إضاءة الإشارات الضوئية.

2-1-5-7. السلاسل الزمنية الأولية و المتقدمة:

هي التي تشمل النماذج الأولية لتحليل الاتجاه بأنواعه، والمتوسط المتحرك بأنواعه، والتمهيد الآسي بأنواعه، ونموذج تحليل المركبات أما النماذج المتقدمة هي التي تشرح وتفسر العلاقات السببية وغير السببية بين المتغيرات مثل النموذج (بوكس وجينكنز من النماذج المتقدمة)، فهو يتيح استخدام التحليل السببي وغير السببي، كما يتيح تحليل سلسلة واحدة أو أكثر في آن واحد¹، هذا فضلا عن أنه يتميز بتقنيات متقدمة مثل دالة التحويل و نموذج التدخل.

2-2. الكشف عن مركبات السلسلة الزمنية ودراسة إستقراريتها:

2-2-1. مركبات السلسلة الزمنية:

لأجل فهم سلوك سلسلة زمنية لظاهرة ما لا بد من تحليل عناصرها الأساسية ودراسة كل عنصر على حده ومعرفة تأثيره على السلسلة لمعرفة تطور هذه الظاهرة مع الزمن والتنبؤ بقيمتها في المستقبل، حيث تتكون السلسلة الزمنية من أربعة عناصر هي:

- الاتجاه العام (Secular Trend)
- التغيرات الدورية (Cyclical Variations)
- التغيرات الموسمية (Seasonal Variations)
- التغيرات العرضية أو الغير منتظمة (Irregular Variations)

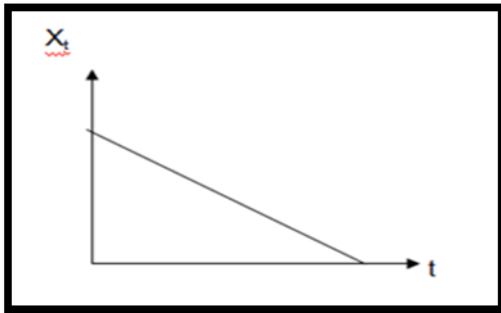
¹ - عبد الرحيم عبد الحميد الساعاتي وآخرون، مرجع سبق ذكره، ص44.

2-2-1-1. الاتجاه العام (T): (Secular Trend)

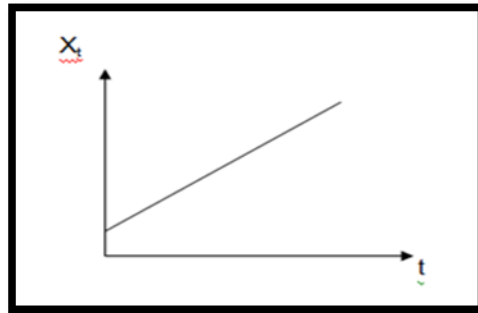
هي عبارة عن التغيرات التي تعكس لنا الاتجاه العام لمسار تطور الظاهرة المدروسة عبر الزمن فهي تغيرات طويلة الأجل تعكس تزايد السلسلة¹، أو نقصانها، أو ثباتها مع الزمن أيضاً. يمثل الاتجاه العام بخط مستقيم أو منحنى ممدد يمثل طبيعة الظاهرة ويتوسط النقط البيانية التي تمثل السلسلة. يحل الزمن (t) محل المتغيرات التفسيرية (X) في نماذج الانحدار الخطي.

يحدد شكل العلاقة من خلال رسم انتشار مختلف قيم المتغير موضع الدراسة من خلال شكل من الأشكال التالية: خطية، كثير حدود، أسية... يرمز للاتجاه العام بالرمز (T).
الشكلين التاليين يوضحان مسار الاتجاه العام.

الشكل رقم (2-2): يمثل حالة الميل السالب



الشكل رقم (1-2): يمثل حالة الميل الموجب



المصدر: نبيل مُجد مرسي، مرجع سبق ذكره، ص 88.

• طرق الاتجاه العام:

الاتجاه العام أكثر العوامل تأثيراً على قيم الظاهرة في الفترة الزمنية الطويلة كزيادة عدد سكان خلال في مصر مثلاً خلال الفترة من سنة 1920 حتى سنة 2005 يمثل الاتجاه العام لهذه الفترة سلسلة زمنية متأثرة بعناصر السلسلة الزمنية قيمها زادت بصورة عامة، ولحساب هذا الاتجاه العام توجد عدة طرق سنتعرض لها بالتفصيل كالتالي:.

¹ - موساوي عبد النور، بركان يوسف، مرجع سبق ذكره، ص 128.

▪ طريقة التمهيد باليد Scatter Diagram Method

تستخدم هذه الطريقة للحصول على خط مستقيم أو منحنى مناسب لحركة السلسلة الزمنية خلال فترة زمنية طويلة نسبياً والخط هذا يمثل الاتجاه العام، باختلاف طريقة التمهيد باليد من شخص لآخر فهي تعتبر غير دقيقة، وقد يكون الخط ذو ميل موجب أو ميل سالب¹.

▪ طريقة متوسطي نصفي السلسلة Semi . Averages Method

تعد من أبسط الطرق المستخدمة في تقدير معادلة الاتجاه العام، حيث تستند طريقة متوسطي نصفي السلسلة إلى فكرة تقسيم بيانات السلسلة الزمنية إلى مجموعتين متساويتين في حالة عدد المشاهدات يكون زوجي، أما في حالة إذا كان عدد المشاهدات فردي يتم إهمال القيمة الوسطى في السلسلة الزمنية، بعد ذلك يتم حساب المتوسط الحسابي لكل نصف من السلسلة من خلال العلاقة التالية²:

$$\bar{x}_1 = \frac{\sum y_1}{n_1}$$

$$\bar{x}_2 = \frac{\sum y_2}{n_2}$$

يتم بعد ذلك تثبيت قيم افتراضية لسنوات السلسلة ويحدد موقع أصل المعادلة $x=0$ في منتصف الفترة الزمنية للنصف الأول والثاني من السلسلة.

من بين عيوب هذه الطريقة تتمثل فيما يلي:

- تطبق في حالة السلاسل الزمنية ذات مشاهدات الزوجية، أما إذا كانت فردية فيصعب تقسيم مشاهدات السلسلة إلى نصفين متساويين حيث يتم حذف مشاهدة لتعديل السلسلة لتصبح زوجية.
- تستخدم في حالة الاتجاه العام بصورة خط مستقيم فقط، في حين لا تطبق في حالة الاتجاه العام في صورة منحنى.

¹ عبد الرحمن بن محمد سليمان أبو عمه، محمود محمد إبراهيم هندي، الإحصاء التطبيقي، الطبعة الأولى، العبيكات للأبحاث والتطوير، الرياض، 2007، ص199.

² - محمد موسى الشمراي، مقارنة بعض الأساليب الإحصائية التقليدية ونماذج بوكس وجنكينز في تحليل بيانات السلاسل الزمنية، مجلة جامعة أم القرى للعلوم التربوية والنفسية، مكة المكرمة، المجلد 5، العدد 1، 2013، ص20.

- نظراً لأن خط الاتجاه العام يعتمد على الوسط الحسابي في كلا جزئي السلسلة، فإنه يتأثر بالقيم الشاذة في جزئي السلسلة، وبالتالي فإن خط الاتجاه العام لا يكون في موضعه الصحيح مما يشكك في دقة. رغم هذه العيوب إلا أن طريقة متوسطي نصف السلسلة تعتبر من الطرق السهلة والبسيطة التي لا تحتاج إلى مجهود حسابي كبير.

▪ طريقة المتوسطات المتحركة **Moving Averages Method**:

تعتبر من أكثر الطرق دقة، وتستخدم الطريقة المتوسطات المتحركة عندما نريد تمهيد بيانات السلسلة، أي من أجل تخليص السلسلة من التقلبات (التذبذبات) الشديدة قصيرة الأمد التي تعاني منها السلسلة الزمنية، حيث الأمر لا يحتاج معادلات رياضية.

المتوسط المتحرك عبارة عن المتوسط الحسابي لعدد من المشاهدات المتعاقبة في السلسلة بطول معين، يشمل هذا الطول للظاهرة عادة ثلاث سنوات مع إسقاط للسنة الأولى وإضافة السنة التالية في كل مرة، وبعد ذلك يتم وضع المتوسطات المتحركة على الرسم البياني فتعكس الاتجاه العام طويل المدى للمتغير.

ومن عيوب طريقة المتوسطات المتحركة نلخصها فيما يلي¹:

- لا تغطي البيانات كل الفترة الزمنية حيث يمكن تسقط فترة أو أكثر في البداية وكذا فترة أو أكثر في النهاية.
- لا تمثل أي دالة رياضية وفي لذلك لا تستخدم التنبؤ.

¹ - علي عبد السلام المغزاوي، مرجع سبق ذكره، ص 646.

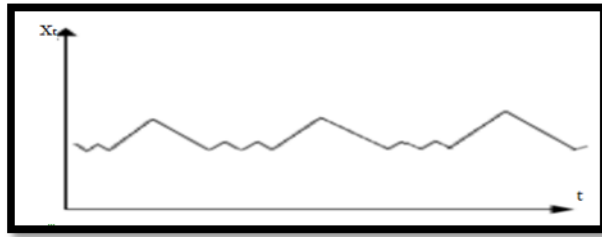
▪ طريقة المربعات الصغرى **Least Squares Method**¹:

طريقة تستعمل في تحديد خط الاتجاه العام، فهي تقوم على مبدأ افتراض وجود علاقة خطية بين ظاهرتين (قيمة المبيعات والفترة الزمنية)، حيث يتم بواسطتها تقليل مجموع مربعات الفروق بين القيم الحقيقية على محور السينات والذي يمثل الفترة الزمنية، والقيم الاتجاهية لتمثيل قيم المتغير (قيمة المبيعات).

2-2-1-1. التغيرات الموسمية (S) (Seasonal Variations):

وهي التغيرات أو الطبيعة الزمنية التي لا يزيد طولها عن السنة فقد تكون أسبوعية أو شهرية أو فصلية، أي أنها التغيرات المتشابهة التي تظهر في الأسابيع أو الأشهر أو الفصول المتناظرة خلال الفترات الزمنية مختلفة التي تعود إليها مشاهدات السلسلة². ناتجة عن تأثير عوامل خارجية على متغير ما، بطريقة منتظمة وذلك خلال السنة في حالة المعطيات الشهرية، الفصلية أو الأسبوعية. يرمز للتغيرات الموسمية بالرمز (S)، وهذا ما يوضحه الشكل أدناه.

الشكل (2-3): منحنى يبين المركبة الفصلية.



المصدر: عبد الحميد البلداوي، مرجع سبق ذكره، ص242.

● طرق الموسمية: من بين أهم طرق الموسمية نذكر³:

▪ طريقة المتوسطات البسيطة **Simple Averages Method**: تستخدم هذه الطريقة معادلة خاصة بها

$$S_t = (100m v_t) / \sum V_t$$

وتكتب:

¹ - علي الرضا الجياشي، مرجع سبق ذكره، ص166.

² - عبد الحميد عبد الحميد البلداوي، الأساليب الإحصائية التطبيقية **Applied Statistical Methods**، الإصدار الأول، الطبعة العربية الأولى، دار الشروق للنشر والتوزيع، عمان، 2004، ص242.

³ - Lahcen Abdallah Bachioua, **op it**, P:192.

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

حيث: S_t : المركبة الموسمية، m : عدد المواسم (الفصول)، V_t : متوسط قيمة الشهر.

ولحساب المركبة الموسمية نتبع الخطوات التالية:

- حساب معدل قيم كل شهر عبر السنوات المعطاة في السلسلة الزمنية.
- حساب مركبة الأشهر باستعمال العلاقة أعلاه.

● طريقة النسبة إلى المتحرك المتوسط Ratio to Moving Average Method

من بين أكثر الطرق انتشارا في عزل وتقدير المركبات الموسمية في حالة السلاسل الزمنية ذات النموذج الضري، فهي تزيل أثر مركبة الاتجاه والدورية من التغيرات الموسمية، فهي تطبيق على السلاسل ربع السنوية، الشهرية أو الأسبوعية، ويتم حسابها من خلال إتباع الخطوات التالية:

- بافتراض نموذج السلسلة الزمنية ضري، X هي قيم السلسلة الزمنية و m هو المواسم (الفصول).
- حساب متوسط المتحرك المركزي (Z).
- حساب قيمة $(X/Z) \times 100$ ، ومن ثمة حساب متوسطات النسب لكل فصل عبر السنوات المختلفة.
- تعديل متوسطات النسب المحصل عليها في الخطوة السابقة ليصبح المجموع $100m$ ، وتكون القيمة المعدلة الناتجة في مركبات فصلية محسوبة بطريقة النسبة إلى المتوسطات المتحركة.

■ طريقة النسبة إلى الاتجاه العام Ratio to Secular Trend Method

- تعتمد طريقة النسبة إلى الاتجاه العام نفس أسلوب النسبة إلى المتوسطات المتحركة مع فارق واحد فقط وهو حساب قيمة الاتجاه العام عوضا عن المتوسطات المتحركة، من خلال إتباع الخطوات التالية:
- إيجاد معادلة خط الاتجاه باستخدام طريقة المربعات الصغرى، من أجل استعمالها في تقدير مركبة الاتجاه لكل موسم.

- قسمة كل قيمة في السلسلة الزمنية على مركبة الاتجاه المناظرة وضرب الناتج في 100.

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

- إيجاد متوسطات القيم المتحصل عليهم من الخطوة السابقة لكل موسم غير الزمن.
- تعديل القيم المتحصل عليها ليصبح مجموع القيم $m \times 100$ حيث m تمثل عدد الفصول.
- تقوم طريقة النسبة إلى الاتجاه العام على نفس طريقة النسبة إلى المتوسطات المتحركة عندما يكون النموذج ضربياً.
- إذا كانت مركبة الاتجاه على درجة من الأهمية فإن استعمال طريقة النسبة إلى الاتجاه العام أفضل من طريقة النسبة إلى المتوسطات المتحركة لأنها أكثر نجاعة في تقدير T .
- أما إذا كانت C أكثر أهمية من T فإن طريقة النسبة إلى المتوسطات المتحركة أفضل من طريقة النسبة إلى الاتجاه العام، لأن المتوسطات المتحركة تعزل أثر C بشكل واضح.
- أما إذا كانت جميع المركبات على نفس الدرجة من الأهمية فإن أسلوب النسبة إلى الاتجاه العام أكثر نجاعة من أسلوب النسبة إلى المتوسطات المتحركة أنه في الأسلوب الأخير يتم فقدان بعض البيانات عند أطراف السلسلة الزمنية المستهدفة¹.

■ استبعاد اثر التغيرات الموسمية من القيم:

- تستخدم كذلك إذا كانت السلاسل الزمنية تتبع نموذج ضربياً، فهي تستخدم نفس أسلوب التي استبعد فيه اثر الاتجاه العام، ففي هذه الحالة يتم حساب الموسمية S_t ومن ثمة قسمة قيم السلسلة الزمنية X_t على S_t ونضرب الناتج في 100.

تسمى القيمة (X/S_t) القيمة اللاموسمية للسلسلة الزمنية، ويستفاد من هذه القيم في أمرين:

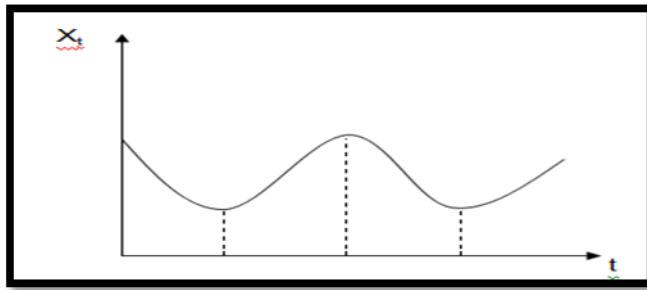
- تستعمل سلسلة القيم اللاموسمية في تقدير مركبة الدورة.
- تستعمل سلسلة القيم اللاموسمية في لتحديد ما إذا احتوت السلسلة على نقطة تغير في الاتجاه الخاص بالسلسلة.

¹ -IBID, P: 193.

2-1-2-2. التغيرات الدورية (C) (Cyclical Variations):

هي تغيرات منتظمة في السلسلة الزمنية على فترات متباعدة مدتها أكثر من سنة تقيس فترة أو دورة التغير للبيانات، تتكون من دوال تشبه الجيب أو جيب تمام، ولكنها بأطول وسعات قد تكون مختلفة¹. بصفة عامة المركبة الدورية تمثل ذبذبات طويلة المدى حول خط النزعة وقد تكون أو لا تكون على فترات، بمعنى أنها قد تتبع أو لا تتبع نفس الخط بعد كل فترة زمنية متساوية²، يرمز للتغيرات الدورية بالرمز (C). الشكل أدناه يوضح ذلك.

الشكل (2-4): منحنى يبين المركبة الدورية



المصدر: مُجَّد صبحي أبو صالح، عدنان مُجَّد عوض، مرجع سبق ذكره، ص275.

حيث: x : تمثل تغيرات السلسلة الزمنية، t : الزمن.

2-1-2-3. التغيرات العرضية غير المنتظمة (I) (Irregular Variations):

وهي تغيرات تظهر بشكل غير منتظم في فترات زمنية قصيرة عموماً، وهي ناجمة عن تأثير قوى عرضية وذات طابع استثنائي³ كالأضطرابات، الحروب انتخابات، الزلازل... إلخ، وبشكل عام فهي طفرات في البيانات

● تسببها الصدفة والمواقف غير العادية، والتي لا يمكن تصنيفها ضمن المكونات الثلاثة للسلسلة الزمنية، بالتالي يمكن تقسيم هذه التغيرات إلى قسمين .

¹ - مُجَّد صبحي أبو صالح، عدنان مُجَّد عوض، مرجع سبق ذكره، ص275.

² - يونس نجيب سعيد، تحليل السلسلة الزمنية لأحجام المياه الواردة إلى خزان سد الموصل من نهر دجلة واستخدامها للتنبؤ، مجلة الرافدين الهندسية، (العراق)، المجلد 22، العدد 1، فيفري 2014، ص28.

³ - موساوي عبد النور، بركان يوسف، مرجع سبق ذكره، ص130.

تغيرات تعتمد على الصدقة البحتة وهي تحدث بصورة عشوائية أحيانا تكون في اتجاه وأحيانا أخرى في اتجاه آخر كالانخفاض الكبير لسلعة معينة بدون أسباب وعودة الطلب لمستوياته الطبيعية عليها¹.

- تغيرات تعتمد على عوامل فجائية طارئة ولكنها قوية. يرمز للتغيرات العرضية بالرمز (I) والشكل أدناه يوضح ذلك.

الشكل (2-5): منحني يبين المركبة العشوائية.



المصدر: عبد الحميد البلداوي، مرجع سبق ذكره، ص 244.

2-2-2. أسلوب تحديد شكل السلسلة الزمنية

يمكن لتجزئة السلسلة الزمنية إلى مكوناتها الرئيسية فإننا نحتاج لمعرفة مفهوم نموذج السلسلة الزمنية والذي يعرف بأنه تحديد لعلاقة السلسلة بمكوناتها الرئيسية ويمكن تحديد ثلاث أشكال نظرية للسلسلة الزمنية وهي كل من نموذج حاصل الجمع والضرب والنموذج المختلط الحقيقية بين عناصر ومكونات السلسلة التي تظهرها البيانات ويعتبر نموذج حاصل الضرب، من النماذج الواسعة الانتشار بافتراضنا أن:

Y: القيمة الأصلية للسلسلة.

T: قيمة الاتجاه العام.

C: قيمة التغيرات الدورية.

S: قيمة التغيرات الموسمية.

¹ - محمد حسين محمد، الإحصاء الوصفي والتطبيقي والحيوي، دار صفاء، عمان، 2003، ص 279.

I: قيمة التغيرات العرضية

2-2-2-1. النموذج التجميعي (Additive Model):

هذا الشكل يمثل علاقة تجميعية أي مجموع مركبات السلسلة الزمنية Y_t في أية فترة زمنية يساوي قيمة

المشاهدة عند ذلك الزمن، ويعرف رياضيا بالعلاقة التالية¹:

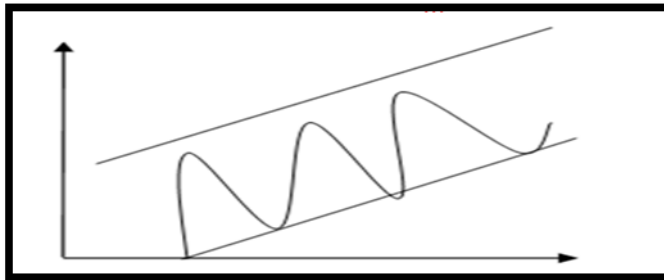
$$Y_t = T_t + S_t + C_t + I_t$$

يستعمل هذا الشكل عندما تكون وحدة قياس جميع المركبات متطابقة فيما بينها ومطابقة مع وحدة قياس

المشاهدات Y ، بشرط أن تكون المركبات مستقلة عن بعضها البعض (حدوث إحداها لا يؤثر في حدوث أو عدم

حدوث المركبات الأخرى). ويعبر عن قيمة الاتجاه العام بقيمة عددية وليس على شكل نسب مئوية.

الشكل رقم (2-6): يمثل الحالة التجميعية



المصدر: مولود حشمان ، نماذج وتقنيات التنبؤ قصير المدى، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2010، ص53.

2-2-2-2. النموذج الجدائي (Multiplicative Model):

هذا الشكل يمثل العلاقة الجدائية بين مركبات السلسلة الزمنية Y_t ، أي قيمة الظاهرة تساوي حاصل ضرب

مكوناتها الأربع ويعني هذا الافتراض أن مكونات السلسلة الزمنية تعتمد على بعضها البعض² (وجود ارتباط بين

هذه المركبات)، ويعرف رياضيا بالعلاقة التالية:

$$Y_t = T_t * S_t * C_t * I_t$$

ويمكن تمييز نوعين من الأشكال الجدائية:

¹ - موساوي عبد النور، بركان يوسف، مرجع سبق ذكره، ص137.

² - محمد مختار الهانسي، محمد علي أحمد، مرجع سبق ذكره، ص226.

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

الشكل الجدائي المختلط، ويكتب على الشكل: $Y_t = T_t * S_t * C_t + I_t$

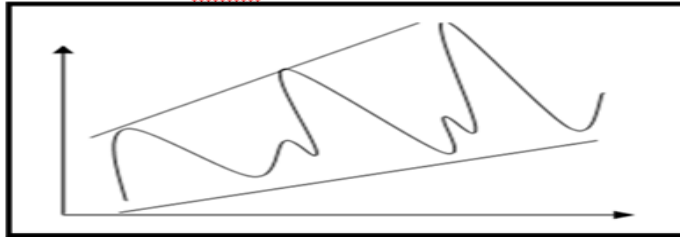
• الشكل الجدائي التام، ويكتب على الشكل: $Y_t = T_t * S_t * C_t * I_t$

ملاحظة: يمكننا انطلاقا من الشكل الجدائي الحصول على الشكل التجميعي وذلك بإدخال اللوغاريتم،

كما يلي: $Y_t = T_t * S_t * C_t * I_t$

$$\log Y_t = \log T_t + \log S_t + \log C_t + \log I_t$$

الشكل رقم (7-2): يمثل الحالة الجدائية



المصدر: مولود حشمان مرجع سبق ذكره، ص 53.

هذا الشكل يمثل علاقة تجميعية وجدائية في آن واحد بين مركبات السلسلة الزمنية Y_t ويعرف رياضيا

بالعلاقة التالية: $Y_t = T_t * C_t + S_t + C_t * I_t$

وهذا الأخير الأكثر استعمالا في الاقتصاد.

الغرض من دراسة شكل النموذج هو معرفة مقدار كل مكون، اتجاهه وكذا أثرها على الظاهرة المراد تحليلها

وينعكس في إمكانية¹:

• الوصول إلى نماذج يوضح تحركات الظاهرة موضع القياس.

¹ - إبراهيم علي إبراهيم عبد ربه، مبادئ علم الإحصاء، الجزء 1، مؤسسة رؤية للطباعة والنشر والتوزيع، الاسكندرية، 2010، ص 366.

- استخدام النموذج من أجل التنبؤ بأثر كل من الاتجاه العام والتغيرات الموسمية، وكذا التغيرات الدورية إن وجدت كل على حده.

2-2-3. الكشف عن مركبات السلاسل الزمنية: هناك اختباران للكشف المركبة الاتجاه العام¹:

2-2-3-1. الاختبار تحليل المعطيات بيانياً: يتمثل هذا الاختبار بتمثيل المعلومات الرقمية في الشكل البياني ويعكس مكونات السلسلة الزمنية بشكل أوضح، فيتمثل الاتجاه العام في تلك المركبة التي تدفع المنحنى نحو الزيادة، إذا كان ميلها موجب أو إلى النقصان إذا كان الميل سالباً.

2-2-3-2. الاختبارات الإحصائية: للكشف عن مركبات السلسلة الزمنية قد لا يكون الاختبار البياني أمثل طرق الحل ومن أجل ذلك لابد من جود أدوات إحصائية.

• الكشف عن الاتجاه العام: هناك العديد من اختبارات المستعملة للكشف عن الاتجاه العام ومنها اختبار الإشارة²:

▪ اختبار الإشارة (sing test): يدخل هذا الاختبار ضمن الاختبارات الحرة Non- Parametric Tests صيغة الاختبار:

H_0 : السلسلة عشوائية / لا يوجد اتجاه عام.

H_1 : السلسلة تحتوي على اتجاه عام.

تكوين الاختبار

▪ حساب الفروقات من الدرجة الأولى.

▪ تحديد عدد الفروق الموجبة وعدد الفروق غير الصفريّة.

¹ - مولود حشمان، مرجع سبق ذكره، ص30.

² - مولود حشمان، مرجع سبق ذكره، ص

يستعمل هذا الاختبار في حالة عدد المشاهدات أكبر من أو يساوي 20 ($n \geq 20, \alpha$).

■ حساب Z بالعلاقة التالية:

$$|Z| = \frac{V - \mu_V}{\sigma_V}$$

حيث: V : عدد الفروقات الموجبة، n : عدد الفروقات غير الصفرية.

بينما:

$$\sigma_V = \sqrt{\frac{n}{4}}$$

$$\mu_V = \frac{n}{2}$$

القرار: رفض الفرضية H_0 إذا كان:

$$|Z| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$$

يتم الحصول على $Z_{\frac{\alpha}{2}}$ من جدول مساحات التوزيع الطبيعي المعياري حيث يساوي 1.96 عند

$\alpha = 5\%$.

■ الكشف عن الفصلية:

- يمكن الكشف عن المركبة الفصلية في الكثير من الحالات وبكل بساطة وذلك عند معرفة موضوع السلسلة الزمنية، من خلال الرسم البياني في حالة تسجيل قمم وانخفاضات في فترات منتظمة وغير منتظمة¹ (تذبذبات)، إلا أنه قد يتعذر كشفها في بعض السلاسل الزمنية شديدة التذبذب، وخاصة عند توفر مجموعة هائلة من المعطيات، كما يمكن أن نحتاج إلى دليل لأكثر قوة وبرهان وبالتالي نلجأ إلى استعمال بعض الاختبارات الإحصائية لكشف عنها.

¹ - عدالة العجال، التنبؤ الاقتصادي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ودوره في اتخاذ قرارات التسيير داخل المؤسسة الاقتصادية الجزائرية، الملتقى الدولي الأول حول: الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير، جامعة سعيدة، 20/16 نوفمبر 2013، ص3.

اختبار كريسكال واليس (Kruskal-Wallis): يعتبر هذا الاختبار من بين الطرق التي تساهم في

الكشف عن المركبة الفصلية، فهو أقوى بكثير من الاختبار البياني حيث يدخل ضمن الاختبارات الحرة Non-Parametric Tests، ويشترط لتطبيقها مايلي¹:

- حتى يعطي هذا الاختبار نتائج دقيقة لا بد من خلو السلسلة من الاتجاه العام، سواء كانت هذه السلسلة أصلية أو سلسلة جديدة المتحصل عليها بعد إزالة الاتجاه العام.

- المعرفة المسبقة للعلاقة التي تربط بين مركبات السلسلة الزمنية (جدائية، تجميعية أو مختلطة).

يعتمد اختبار كريسكال واليس على فرضيتين:

فرضية العدم H_0 : لا توجد فصلية (موسمية) في السلسلة الزمنية.

الفرضية البديلة H_1 : توجد فصلية (موسمية) في السلسلة الزمنية.

تكوين الاختبار:

- ترتيب السلسلة الزمنية ترتيباً تصاعدياً مع تحديد الرتب.

- تحديد رتب جديدة في حالة وجود رتب مكررة باستخدام الوسط الحسابي لها بعد تخصيص قيمة واحدة للمشاهدة.

- حساب معامل الارتباط بعد جمع الرتب المقابلة لكل فصل.

- حساب الإحصائية KW بالعلاقة التالية²:

$$kw = \frac{12}{T(T+1)} \sum_{i=1}^p \frac{R_i^2}{n_i} - 3(T+1)$$

¹ - مولود حشمان، مرجع سبق ذكره، ص48.

² - زمران كريم، نحو تقدير أمثل لمعدلات الخسارة في شركات التأمين، أبحاث اقتصادية وإدارية، بسكرة، العدد 16، ديسمبر 2014، ص193.

حيث:

R_i : تمثل مجموع رتب المشاهدات المقابلة لـ i .

n_i : تمثل عدد المشاهدات المقابلة لـ i .

P : تمثل الدور (période) وهي تساوي 4 في المشاهدات الفصلية، و12 في المشاهدات الشهرية.

هكذا إذا كان n_i أكبر من 5 وفرضية العدم صحيحة فإنه يمكن أن يتبع KW توزيع كاي تربيع « χ^2_{P-1} » بدرجة حرية $(p-1)$.

القرار: رفض H_0 إذا كان:

$$KW > \chi^2_{(p-1)}$$

إلا أن هذا الاختبار تكون نتائجه صحيحة بعد إزالة مركبة الاتجاه العام من السلسلة قبل محاولة الكشف عن المركبة الفصلية.

4-2-2. دراسة الإستقرارية للسلاسل الزمنية

1-4-2-2. الاستقرارية (Stationarity):

يعتبر استقرارية وعدم استقرارية البيانات مهمة في تحليل السلاسل الزمنية، فالاستقرارية تعني بشكل عام عدم تغير الصفات الإحصائية للسلسلة الزمنية عبر الزمن بدرجة أو بأخرى¹. ففي الواقع التطبيقي غالباً ما تكون السلاسل الزمنية غير مستقرة، وقد نفشل في إثبات ذلك بالرسم البياني أو الاختبارات الإحصائية، لذلك لابد من

¹ - أوات سردار وادي، سامية خالد حسن، التنبؤ بأسعار الذهب وذلك باستخدام سلاسل ماركوف وطريقة الأماكن الأعظم (MLE)، مجلة دنانير، الجامعة العراقية، العدد 4، 2013، ص 11.

دراسة وتحليل السلاسل الزمنية

تحويلها إلى سلاسل زمنية مستقرة يسهل نمذجتها. بالتالي من أجل التحليل الإحصائي لأي سلسلة زمنية لا بد من خلاله إتباع الخطوات التالية¹:

- تفكيك السلسلة الزمنية إلى مكوناتها الأساسية المؤثرة على سلوك البيانات من خلال تصنيف تحركاتها إلى أربع متغيرات أساسية: تغيرات الاتجاه العام، التغيرات الموسمية، التغيرات العشوائية والتغيرات الدورية.
 - دراسة مختلف أساليب قياس التغيرات التي تتضمنها السلسلة وطرق إزالة تأثير كل مكن عن باقي المكونات من أجل التعرف على التغيرات التي تتبع كل مكون سواء من حيث طبيعته، مقداره وكذا اتجاهه.
 - استخدام بعض طرق التنبؤ باستخدام السلاسل الزمنية للتنبؤ بقيمة كل مكون مستقبلاً.
 - تحديد نموذج السلسلة الزمنية بتحديد علاقة السلسلة بمكوناتها الرئيسية.
- حيث نميز نوعين من الاستقرار في السلاسل الزمنية تتمثل في:

يقال أن السلسلة ذات استقرار تامة إذا كان التوزيع الاحتمالي المشترك للمتغيرات هو نفس التوزيع الاحتمالي المشترك للمتغيرات $X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{tn}$ ولجميع النقاط الزمنية المختارة t_1, t_2, \dots, t_n ولأي ثابت فتكون السلسلة الزمنية ذات استقرار تامة².

▪ السلاسل الزمنية ضعيفة الاستقرار Weakly Stationary Time Series

تكون السلاسل الزمنية ذات استقرار ضعيفة أو ذات استقرار من الدرجة الثانية إذا كان الوسط والتباين ثابتين. كذلك يتطلب أن يكون التباين $Cov(y_t, y_{t-k})$ دالة تعتمد فقط على الإزاحة للفترة k فقط ولا يعتمد على الزمن t ³.

¹ - إبراهيم علي إبراهيم عبد ربه، مرجع سبق ذكره، ص 364.

² - فاضل عباس الطائي، التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحويلات مع التطبيق، المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات، الإحصاء والمعلوماتية، جامعة الموصل، يومي 07/06 ديسمبر، 2009، ص 507.

³ - زيان إحسان كريم حمدي، استخدام نماذج **Box-Jenkins** للتنبؤ بالمبيعات (دراسة تطبيقية في معمل سممت كركوك)، مجلة جامعة كركوك للعلوم الإدارية والاقتصادية، كركوك (العراق)، المجلد 3، العدد 2، 2013، ص 193.

2-4-2-2. الخصائص الإحصائية لاستقرار السلسلة الزمنية

تكون السلسلة الزمنية مستقرة إذا كانت في حالة موازنة إحصائية، أي أن خصائصها الإحصائية لا تتأثر

بالزمن، أي إذا تمتعت بالخصائص التالية¹:

- أن يكون الوسط الحسابي للسلسلة كمية ثابتة لا تعتمد على الزمن كما هو موضح بالعلاقة أدناه:

$$\text{Mean: } E(Y_t) = \mu$$

- أن يكون التباين عبر الزمن كمية منتهية لا تعتمد على الزمن كما هو موضح بالعلاقة أدناه:

$$\text{Variance: } \text{var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$$

- أن يكون التباين المشترك للسلسلة كمية ثابتة لا تعتمد على الزمن، بل يعتمد على الفرق بين الزمنين كما هو موضح بالعلاقة:

$$\text{Covariance: } \text{cov}_k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)]$$

2-4-2-3. اختبارات تحديد طبيعة السلسلة الزمنية

تعد اختبارات استقرارية السلاسل الزمنية من المواضيع المهمة في التحليلات الاقتصادية الحديثة، حيث

يمكن الاستدلال حول إستقرارية السلسلة الزمنية من خلال العديد من الاختبارات سنكتفي بالاختبارات التالية:

▪ طريقة الرسم **correllegram**:

يمكن اكتشاف استقرارية السلاسل الزمنية من خلال رسم السلسلة بدلالة الزمن فإذا وجد فيها نمو أو

هبوط في البيانات (الزيادة مع الزمن أو الانخفاض مع الزمن)، فإنها سلسلة غير مستقرة أي أنها تكون مستقرة إذا

¹ - رفر مجّد صالح طاهر، التنبؤ بسرعة الرياح في ناحية بحركة - اربيل - باستخدام نماذج بوكس - جنكينز، مركز الدراسات المستقبلية، كلية الحدياء، الموصل (العراق)، المجلد 3، العدد 40، 2012، ص 228.

تذبذبت حول وسط حسابي ثابت مع تباين ليس له علاقة بالزمن، أما إذا كانت السلسلة عبر الزمن تتوزع حول متوسطها بحيث يمكن حصرها- بين قيمتين حد أعلى وحد أدنى فتكون السلسلة مستقرة¹.

▪ الارتباط الذاتي (Autocorrelation (AC)

توضح هذه الدالة الارتباط الموجود بين المشاهدات لفترات مختلفة وهي ذات أهمية بالغة في إبراز بعض الخصائص الهامة للسلسلة الزمنية، ومن الناحية العملية نقوم بتقدير دالة الارتباط الذاتي للمجتمع بواسطة دالة الارتباط الذاتي للعينة، إذا فشلنا في تحديد استقرار السلسلة الميدانية من الرسم البياني، يمكن أن ننظر إلى دالة الارتباط الذاتي للعينة أو ما يسمى ببيان الارتباط، حيث تعتبر من أبسط اختبارات الإستقرارية²:

إن دالة الارتباط الذاتي من الدرجة k نعبر عنها بـ ρ_k وهي معرفة كما يلي:

$$\rho_k = \frac{Cov(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{Var(y_t).Var(y_{t-k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{4}$$

y_t : قيم مشاهدات السلسلة الزمنية

في حالة السلاسل الزمنية الموسمية يلاحظ أن معاملات الارتباط الذاتي تكون قيمتها قريبة أو مساوية

للصفر، وأنه فقط عند الإزاحات توجد قيم معنوية معاملات الارتباط الذاتي

▪ الطرق الإحصائية Statistical Methods:

▪ اختبار **Ljung-Box**: توصل الباحثان Box و Ljung³ (1978) إلى اختبار أكثر كفاءة وتطوراً، وهو

اختبار إحصائي يستخدم لاختبار أي مجموعة من الارتباطات الذاتية في السلسلة الزمنية كونها تختلف معنويًا عن

الصففر أم لا، كما يمكن استخدام هذا الاختبار أيضا للتحقق من عشوائية البيانات (إجمالاً) باستخدام مجموعة

¹ - خلود موسى عمران، ريسان عبد الإمام زعلان، استخدام بعض الأساليب الإحصائية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في المملكة العربية السعودية، مجلة العلوم الاقتصادية، المجلد الثامن، العدد 29، كانون الثاني 2012، ص 280

² - ناظم عبد الله عبد الحمدي، سعدية عبد الكريم طعمه، استخدام نماذج السلاسل الزمنية الموسمية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الفلوجة، مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والإدارية، الانبار (العراق)، المجلد 4، العدد 7، 2011، ص 23.

³ - عبد المجيد حمزة الناصر، أحلام أحمد جمعة، بعض الاختبارات المعدلة ملائمة النماذج للسلسلة الزمنية المناخية في العراق، المؤتمر الإحصائي العربي الثاني، سرت (ليبيا)، 2009، ص 128.

من الإزاحات، حيث توافق احصائية LB آخر قيمة في العمود Q-Stat في دالة الارتباط الذاتي الزمنية والبسيطة. وتحسب بالعلاقة الرياضية التالية¹:

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^n \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \right) \sim \chi_n^2$$

حيث أن: n: عدد المشاهدات، ρ_k : الارتباط الذاتي للاخطاء (ε_t) .

وعلى هذا الأساس نقوم بمقارنة إحصائية LB المحسوبة مع قيمة X^2 المجدولة عند مستوى مخاطرة معين، ونكون أمام حالتين:

$H_0: (\varepsilon_t)$ تمثل صدمات عشوائية

$H_1: (\varepsilon_t)$ لا تمثل صدمات عشوائية

فإذا كانت: $\varphi(X_{k-p-q}^2)$ نرفض H_0 وبالتالي (ε_t) لا تمثل صدمات عشوائية

نقبل H_1 وبالتالي (ε_t) تمثل صدمات عشوائية.

▪ اختبار Q-statistic:

يستخدم هذا المعيار لقياس مقدار عشوائية الأخطاء للأ نموذج المقدر ودرجات حرية $(k-p-q)$ وعند

مستوى معنوية (5%) فإذا كانت القيمة المحسوبة ل (Q) اقل من القيمة المجدولة فأن ذلك يشير إلى عشوائية

الأخطاء. وتحسب Q من المعادلة التالية²:

$$Q = (N-d) \sum_{j=1}^d P_j \varepsilon_t \approx X_{d}^2 (k-p-q-d)$$

¹ -عبد الطيف حسن شومان، هيثم حسون ماجد، استخدام أساليب السلاسل الزمنية لمعالجة الاختلافات الموسمية في الرقم القياسي لسعر المستهلك، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، بغداد (العراق)، المجلد 19، العدد 74، 2013، ص364.

² -عبد الله سالم المالكي، خديجة عبد الزهرة الناصر، تنبؤ محوسب لكميات الأمطار المتساقطة في إيران للفترة (2004-2033)، مجلة دراسات إيرانية، البصرة، العدد 11، ص40.

حيث أن:

Pe_t : معاملات الارتباط الذاتي لبواقى النموذج المقدر

p : رتبة الانحدار الذاتي

q : رتبة الأوساط المتحركة

N : عدد المشاهدات للسلسلة الزمنية قيد الدراسة

d : درجة الفروق

K : أكبر إزاحة وتساوي $K = 1, 2, 3, \dots, n/4$

فإذا كانت: $\langle X_{K-p-q-d}^2 \rangle \varphi$ نرفض H_0 : وبالتالي (ε_i) لا تمثل صدمات عشوائية.

وإذا كانت: $\langle X_{k-p-q-d}^2 \rangle \varphi$ نقبل H_1 : وبالتالي (ε_i) تمثل صدمات عشوائية

▪ اختبارات التوزيع الطبيعي (Les tests de normalité):

يهدف هذا الإختبار إلى الكشف عن إمكانية توزيع معاملات دالتي الارتباط لذاتي البسيطة والجزئية

للبواقى، وفق التوزيع الطبيعي، بوسط معدوم وتباين يساوي $1/n$ ، حيث n : عدد مشاهدات السلسلة. يتم ذلك

بيانياً أو حسابياً:

- بيانياً: عن طريق ملاحظة معالم دالتي الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية للبواقى التي يجب أن تقع داخل

مجال معنوية معبر عنه بخطين متوازيين.

- حسابياً: هناك العديد من الاختبارات أهمها:

▪ اختبارات التفرطح والالتواء:

- اختبار إحصاءه **Skewness** للتناظر:

حيث أن: معامل **Skewness** يعطي بالعلاقة:

$$\beta_1^{1/2} = \frac{u_3}{u_2^{3/2}}$$

$$V_1 = \left| \frac{\beta_1^{1/2} - 0}{\sqrt{6/n}} \right| \xrightarrow{loi} N(0,1)$$

فرضية العدم $H_0: V_1 = 0$

- اختبار إحصاءه **Kurtosis**: يعطى معامل Kurtosis بالعلاقة:

$$\beta_2 = \frac{u_4}{u_2^2}$$

مع العلم أن قيمة u_k : العزم المركزي من الدرجة "k" يساوي $u_k = 1/n \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^k$

$$\begin{aligned} \beta_1^{1/2} &\longrightarrow N(0, \sqrt{6/n}) \\ \beta_2 &\longrightarrow N(3\sqrt{24/n}) \end{aligned} \quad \text{فإذا كانت } (n)30:$$

$$V_1 = \frac{\beta_1^{1/2} - 0}{\sqrt{6/n}} \quad V_2 = \frac{\beta_2 - 3}{\sqrt{24/n}} \quad \text{إذن:}$$

ثم نقوم بمقارنة V_1 و V_2 مع القيمة 1.96 عند مستوى المعنوية ($\alpha = 5\%$) حيث إذا كان:

$$\begin{cases} |V_1| < 1.96 \\ |V_2| < 1.96 \end{cases} \quad \bullet \text{ تقبل فرضية التوزيع الطبيعي للبواقي } (\varepsilon_t)$$

- اختبار إحصاءه جاك بيرا **Jarque- Bera**

ويتكون من الاختبارين السابقين ويتم وفق:

$$\chi_{(1-\alpha)}^2(2) < J - B$$

• إذا كان:

نقبل الفرضية H_0 وهذا يعني أن التوزيع غير طبيعي.

$$\chi_{(1-\alpha)}^2(2) > J - B$$

• إذا كان:

• نقبل الفرضية H_1 وهذا يعني أن التوزيع طبيعي.

حيث أن:

$$S = n/6\beta_1^{1/2} + n/24(\beta_2 - 3)^2$$

■ أهم اختبارات الجذر الوجودي للإستقرار: **The Unit Root of Stationarity**

يساعد الجذر الوجودي على تحديد الطريقة المناسبة لجعل السلسلة الزمنية مستقرة، لأن عدم الاستقرار الذي يمكن أن نواجهه في السلاسل الزمنية التي تمثل مشاهدات واقعية يأتي من أن هذه السلاسل إما أن تكون من نمط TS، أو من نمط DS ومن أجل ذلك لا بد من التفريق بين النمطين¹:

- النموذج TS (Trend Stationary):

هي سلاسل غير مستقرة لها معادلة اتجاه عام محددة فضلاً عن سياق عشوائي مستقر توقعه الرياضي يساوي الصفر وتباينه ثابت.

- النموذج DS (Differency Stationary):

هي سلاسل غير مستقرة ذات اتجاه عام عشوائي وتتميز بوجود جذر الوحدة مرة واحدة على الأقل، ومن أجل جعلها مستقرة نقوم بتطبيق مرشح الفروق الأولى.

● اختبار ديكى - فولر (Dickey - Fuller (DF)

يهدف اختبار جذر الوحدة إلى فحص خواص السلاسل الزمنية وتحديد ماذا كانت المتغيرات ساكنة المستوى أو بعد اخذ الفرق الأول أو الثاني لجعلها مستقرة، ورغم تعدد اختبارات جذر الوحدة، إلا أننا سنستخدم اختبار البسيط Dickey - Fuller والذي تم توسيعه والتي يطلق عليها ADF، حيث يعتمد هذا الاختبار على ثلاثة عناصر تتمثل في²: - صيغة النموذج، - حجم العينة، - مستوى العينة.

¹ - عثمان نقاز، منذر العواد، منهجية Box-Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في السورية، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، دمشق، المجلد 27، العدد 3، 2011، ص 129.

² - احمد سلطان مجد، اختبار استقرارية السلاسل الزمنية للبيانات المقطعية الخاصة بالمنشآت الصناعية الكبيرة في العراق، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارة، بغداد، المجلد 19، العدد 70، ص 385.

ويستخدم في هذا الاختبار وفق ثلاث صيغ تتمثل فيما يلي:

صيغة السير العشوائي مع حد ثابت **random walk with drift**: في حالة وجود قيمة الثابت

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{j=2}^p \phi_j Y_{t-j} + C + \varepsilon_t$$

صيغة السير العشوائي مع حد ثابت واتجاه زمني: في حالة وجود مركبة الاتجاه العام وقيمة الثابت.

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{j=2}^p \phi_j Y_{t-j} + C + bt + \varepsilon_t$$

صيغة السير العشوائي البسيطة **Simple random walk**: في حالة عدم وجود قيمة ثابتة ومركبة الاتجاه العام.

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{j=2}^p \phi_j Y_{t-j} + \varepsilon_t$$

العام.

من خلال اختبار الفرضيتين التاليتين¹:

- $H_0: \rho - 1 = 0$: أي يوجد جذر وحدة وبالتالي السلسلة الزمنية غير مستقرة ولا يصلح استخدامها للتقدير.
- $H_1: |\rho - 1| < 0$: السلسلة الزمنية مستقرة.

• اختبار ديكي-فولر الموسع: **The Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test ADF**

لمعالجة نقطة الضعف فاختبار DF اقترح ديكي - فولر عام (1981)² استخدام متغير ذو إبطاء ضمن

المتغيرات المفسرة، ويسمى هذا تعديل اختبار ديكي - فولر الموسع وهو أكثر كفاءة من الاختبار DF البسيط.

حيث عدل اختبار DF البسيط وأصبحت نماذجه (6.5.4) كما يلي:

$$\Delta Y_t = \lambda Y_{t-1} - \sum_{j=1}^p \phi_{j+1} \Delta Y_{t-j} + \varepsilon_t \quad \text{النموذج الرابع: صيغته هي:}$$

¹ - رملي محمد وآخرون، المفاضلة بين أسلوب **Box-Jenkins** وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الاقتصادية، الملتقى الدولي الأول حول الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير، جامعة سعيدة، 19/20 نوفمبر 2013، ص 05.

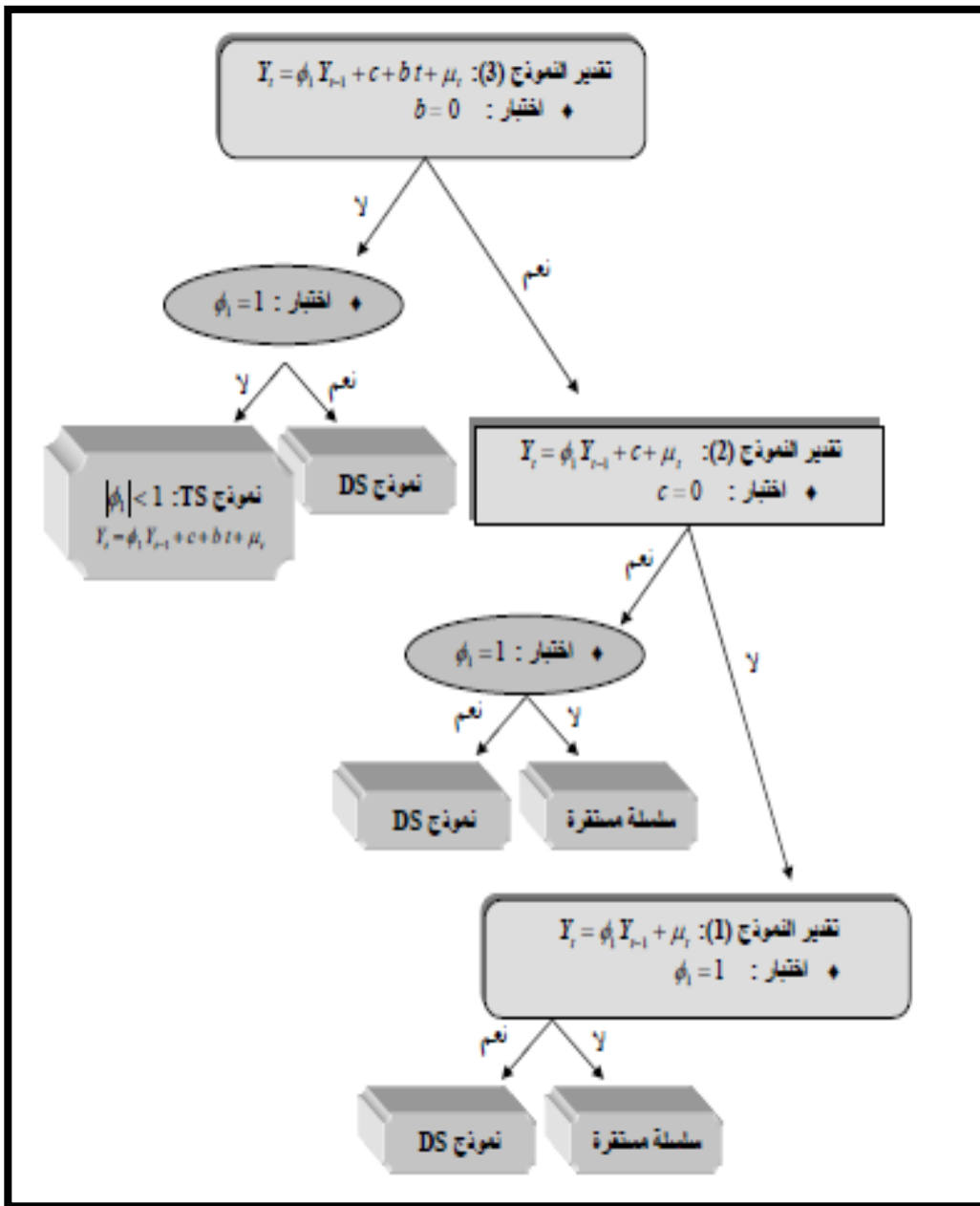
² - احمد سلطان محمد، مرجع سبق ذكره، ص 386.

النموذج الخامس: صيغته هي: $\Delta Y_t = \lambda Y_{t-1} - \sum_{j=1}^p \phi_{j+1} \Delta Y_{t-j} + C + \varepsilon_t$

النموذج السادس: صيغته هي: $\Delta Y_t = \lambda Y_{t-1} - \sum_{j=1}^p \phi_{j+1} \Delta Y_{t-j} + b_t + C + \varepsilon_t$

و فيما يلي صورة مبسطة لمنهجية اختبارات الجذر الأحادي لديكي فولار:

الشكل رقم (2-8): منهجية مبسطة لاختبارات الجذر الأحادي



Source: Régis Bourbonnais, **Econométrie**, 5 édition, Dunod, paris, 2003, p:250.

▪ اختبار فيليبس بيرون: The Philips-Perron

يعتمد تقدير هذا الاختبار على معادلة ديكي فولر، إلا أنه يختلف عن اختبار (DF) في طريقة معالجة وجود الارتباط التسلسلي من الدرجة الأعلى، يؤخذ بعين الاعتبار الأخطاء ذات البيانات غير المتجانسة، عن طريق عملية تصحيح¹ غير معملية (nonparametric) لإحصائية (t) للمعلمة.

قام كل من فيليبس وبيرون عام 1988 بتقدير التباين طويل الأجل المستخرج من بيانات المشتركة لبواقي النماذج القاعدية لديكي فولر، ويجري هذا الاختبار في أربعة مراحل²:

- التقدير بواسطة طريقة المربعات الصغرى النماذج الثلاثة القاعدية لاختبار ديكي فولر وحساب الإحصائيات المرافقة.

- تقدير التباين المسمى بالقصير الأجل $\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2$ حيث يمثل e_t الباقي المقدر.

- تقدير المعامل المصحح s_t^2 المسمى بالتباين الطويل الأجل، والمستخرج من هيكله التباينات المشتركة لبواقي

$$s_t^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 + 2 \sum_{i=1}^l \left(1 - \frac{i}{l+1}\right) \frac{1}{n} \sum_{t=i+1}^n e_t e_{t-i}$$

النماذج السابقة، حيث:

من أجل تقدير هذا التباين الطويل الأجل، من الضروري تعريف عدد التأخرات l المقدره بدلالة عدد

المشاهدات الكلية n .

- حساب إحصائية فيليبس و بيرون (pp):

$$t_{\hat{\alpha}} = \sqrt{k} \times \frac{(\hat{\alpha} - 1)}{\hat{\sigma}_{\hat{\alpha}}} + \frac{n(k-1)\hat{\sigma}_{\hat{\alpha}}}{\sqrt{k}}$$

¹ - وحيد عبد اللطيف شاهين، نحو مستقبل تمويلي أفضل في النقل البحري مع دراسة حالة شركتي ايفرجرين ويومينج، المؤتمر الدولي السادس والعشرون للموانئ والنقل البحري، الاسكندرية، 9/7 فيفري 2010، ص 19.

² - شكوري سيدي نُجْد، وفرة الموارد الطبيعية و النمو الاقتصادي دراسة حالة الاقتصاد الجزائري، أطروحة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، 2012/2011، ص 123.

$$k = \frac{\sigma^2}{s_t^2}$$

مع: الذي يساوي الواحد- في الحالة التقاربية - إذا كان et يمثل تشويشا أيضا. ثم يتم مقارنة

هذه الإحصائية مع القيم الحرجة لجدول MacKinnon.

• اختبار **KPSS**:

اختبار (KPSS) Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992) هو اختبار مضروب

لاجرانج لفرضية ان السلسلة لها مسار عشوائي بتباين صفر، بالتالي هو اختبار مكمل لاختبار ديكي فولر.

تهدف من خلال اختبار KPSS إلى اختبار فرضية العدم التي تقرر إستقرارية السلسلة، انطلاقا من

إحصائية مضاعف لاگرانج (LM) Multiplicateur de Lagrange، حيث يختبر هذا النموذج

استقرارية السلاسل الزمنية عبر الخطوتين التاليتين¹:

- بعد تقدير النموذج LM في اختبار DF نقوم بحساب المجموع الجزئي للبواقي S_t حيث:

$$S_t = \sum_{i=1}^t e_i$$

- حساب التباين الطويل الأجل S_1^2 المقدر بنفس طريقة اختبار فيليبس بيرون.

- حساب إحصائية LM حيث:

$$LM = \frac{1}{s_1^2} \frac{\sum_{i=1}^n S_i^2}{n^2}$$

¹ - عائشة بخالد، اختبار كفاءة سوق نيويورك المالي عند المستوى الضعيف - دراسة حالة مؤشر داو جونز الصناعي خلال الفترة من 1928 إلى 2014 -، أطروحة دكتوراه، جامعة قاصدي مرباح، ورقلة، 2015/2014، ص 99.

يختلف القرار في هذا الاختبار عن القرار في الاختبارات السابقة كما يلي:

- نرفض فرضية العدم¹ (فرضية الاستقرار): إذا كانت الإحصائية المحسوبة LM أكبر من القيمة الحرجة.

- نقبل فرضية الاستقرار: إذا كانت الإحصائية LM أصغر من القيمة الحرجة.

• الاحصائيات U (مقياس ثيل) (U statistic)

يسمى أيضا بمعامل عدم التساوي لثايل ((Theile))، ويحسب بالعلاقة التالية²:

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} (FPE_{t+1} - APE_{t+1})^2}{\sum_{t=1}^{n-1} (APE_{t+1})^2}}$$

حيث أن:

U: معامل عدم التساوي

FPE: التغير في القيم الحقيقية وتحسب من المعادلة التالية:

$$FPE_{t+1} = \frac{\hat{y}_{t+1} - y_t}{y_t}$$

APE: التغير في القيم المقدرة وتحسب بنفس العلاقة السابقة:

$$APE_{t+1} = \frac{y_{t+1} - y_t}{y_t}$$

تقع قيمة معامل ثايل بين [0,1] وكلما اقتربت القيمة من 0 كلما كانت القدرة التنبؤية للنموذج أفضل.

¹ - Bourbonnais R, **Econométrie**, 6ème Edition, Dunod , Paris, 2005, P:233.

² - فاضل حميد هادي، دراسة تأثير القيم الشاذة على طريقي بوكس-جنكينز وقورير، مجلة القادسية للعلوم الإدارية والاقتصادية، القادسية (العراق)، المجلد 12، العدد 3، 2010، ص 126.

3-2. منهجية بوكس- جنكينز في تحليل السلاسل الزمنية: Box-Jenkins Methodology

in Time Series Analysis

1-3-2. النماذج الخطية للسلاسل الزمنية:

1-1-3-2. نماذج السلاسل الزمنية غير الموسمية: Non Seasonal Time Series Models

تستخدم لتمثيل نوعين من السلاسل: السلاسل المستقرة وغير المستقرة، ومن بين هذه النماذج مايلي:

• نموذج الانحدار الذاتي: Autoregressive Model (AR)

من الأوائل الذين قاموا بدراسة نماذج السلاسل الزمنية المستقرة هو العالم¹ Yule في عام 1926، حيث قام بدراسة نموذج الانحدار الذاتي AR(P) وكمل طريقه إلى النموذج العام لنماذج الانحدار الذاتي Wiker عام 1931، فنماذج الانحدار الذاتي عبارة عن ارتباط المشاهدات الحالية للسلسلة الزمنية مع مشاهدات سابقة لنفس السلسلة²، والذي يرمز له بالرمز AR(p) ذو الرتبة p، وفق الصيغة العامة التالية:

$$X_t = a_1x_{t-1} + a_2x_{t-2} + \dots + a_px_{t-p} + e_t$$

حيث أن:

$a_1, a_2, a_3, \dots, a_p$: معلمات الانحدار الذاتي.

e_t : الخطأ العشوائي عند الزمن t وهو عملية عشوائية مجردة (تشويش أبيض).

¹ - فاضل عباس الطائي، التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحويلات مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 10، العدد 17، 2010، ص 300.

² - أمل علي غافل، استخدام نماذج بوكس-جنكينز ARIMA في التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية، مجلة جامعة كربلاء العلمية، كربلاء (العراق)، المجلد 11، العدد 2، 2013، ص 196.

• نموذج الأوساط المتحركة: (MA) Moving Average Model

قام الباحث Stutzky¹ بدراسة نماذج الأوساط المتحركة التي تعبر عن ارتباط المشاهدات الحالية للسلسلة الزمنية مع خطأ السلسلة نفسها لمدة سابقة، فيقال للعملية التصادية $X_t : t=0, \pm 1, \pm 2, \dots$ بأنها عملية أوساط متحركة برتبة q والذي يرمز له بالرمز $MA(q)$ إذا تحققت المعادلة التالية :

$$X_t = e_t + b_1 e_{t-1} + b_2 e_{t-2} + \dots + b_q e_{t-q}$$

حيث أن:

$b_1, b_2, b_3, \dots, b_q$ معاملات المتوسطات المتحركة.

e_t الخطأ العشوائي عند الزمن t .

• نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (المختلطة): Autoregressive Moving Average

Model ARMA(p,q)

قام الباحث Slutzky بإيجاد نموذج بشكل مختلط وأكمل طريقه الباحث Wold عام 1938 حيث قام بتطوير هذين النموذجين بسلسلة من العمليات إلى ثلاثة اتجاهات في إجراء التقدير وسماها بعمليات نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة، والتي تعتبر من النماذج التي تستخدم بشكل كبير في التنبؤ بالسلاسل الزمنية وهي عبارة عن ارتباط قيم السلسلة الزمنية الحالية مع القيم السابقة للسلسلة نفسها وارتباط قيم السلسلة الزمنية مع خطأ السلسلة نفسها لمدة سابقة، فهي تدمج للحصول على تشكيلة من النماذج تسمى نماذج انحدار ذاتي ذي أوساط متحركة برتبة $ARMA(p,q)$ وتكون بالشكل الآتي:

$$X_t = a_1 x_{t-1} + \dots + a_p x_{t-p} + e_t + b_1 e_{t-1} + \dots + b_q e_{t-q}$$

¹ - فاضل عباس الطائي، مرجع سبق ذكره، ص 300.

• نموذج المختلط المتكامل: Autoregressive Integrated Moving Average Methods (ARIMA)

قام كل من Box & Jenkins عام 1976 بوصف النماذج وبشكل شامل ووضعوا سوية أسلوب أو نهج المعلومات المرتبطة في فهم ومعالجة الاستقرار في البيانات وتوصلوا إلى النموذج المسمى بنموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة ففي حالة السلاسل الزمنية غير مستقرة، نأخذ عدد من التحويلات أو الفروق لتصبح مستقرة ومن ثمة يمكن تحديد النموذج الذي يعبر عن هذه العملية وهو يختلف عن النموذج الأصلي إذ يجب إن يتضمن هذه الفروق التي أجريت على السلسلة، إن النماذج التي تمثل السلسلة الزمنية المستقرة تدعى بالنماذج المتكاملة (ARIMA) والنموذج من الرتبة (p,d,q) يكتب بالشكل ARIMA (p,d,q)¹.

2-1-3-2. نماذج السلاسل الزمنية الموسمية: Seasonal Time Series Models

النماذج الموسمية للسلاسل الزمنية هي² "النماذج اللاموسمية نفسها مضافاً إليها S للدلالة على أن السلسلة موسمية ويقال للسلسلة الزمنية موسمية إذا كانت تعيد نفسها بفترة زمنية ثابتة ويمكن تمييز السلاسل الموسمية المستقرة من خلال معاملات الارتباط الذاتي التي تكون معنوية لكل فترة زمنية ثابتة، ولكن في حالة السلاسل غير المستقرة فالتمييز يكون صعباً لأنه يختلط مع الاتجاه العام للبيانات لذلك يجب تحويلها إلى سلاسل مستقرة أولاً ثم البحث عن الشكل الموسمي فيها". أما النماذج الملائمة لتمثيل السلاسل الزمنية المستقرة وغير المستقرة الموسمية فهي:

• نموذج الانحدار الذاتي الموسمي: Seasonal Autoregressive Model

الصيغة الرياضية لنموذج الانحدار الذاتي الموسمي من الدرجة (p) تأخذ الشكل الآتي:

$$X_t = a_s X_{t-s} + a_{2s} X_{t-2s} + \dots + a_{ps} X_{t-ps} + e_{ts}$$

¹ - دعاء عبد الكريم صاحب، مُجد حبيب الشاروط، التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة القادسية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، مجلة القادسية لعلوم الحاسوب والرياضيات، المجلد 6، العدد 1، 2014، ص 11.

² - فاضل عباس الطائي، جيهاني فخري صالح الكوراني، التنبؤ بنماذج ARIMA الموسمية باستخدام طرائق التمهيد الآسي مع التطبيق، مجلة العراقية للعلوم الإحصائية، بغداد، المجلد 8، العدد 14، 2008، ص 176.

حيث أن:

X_{t-is} : قيم مشاهدات السلسلة الزمنية الموسمية، $i=0,1,2,\dots,p$

S : طول الفترة الموسمية

a_{is} : معالم الانحدار الذاتي الموسمي، $i=0,1,2,\dots,p$

p : درجة النموذج الموسمي.

e_{ts} : الخطأ العشوائي

• نموذج المتوسطات المتحركة الموسمي: **Seasonal Moving Average**

الصيغة العامة لنموذج الأوساط المتحركة الموسمي من الدرجة (q) ستأخذ الشكل الآتي:

$$X_t = b_s X_{t-s} + b_{2s} X_{t-2s} + \dots + b_{qs} X_{t-qs} + e_{ts}$$

حيث أن:

b_{is} : معالم نموذج الأوساط المتحركة الموسمي، $i=0,1,2,\dots,p$ وأن: $-1 < b < 1$

q : درجة النموذج الموسمي.

إن دالة الارتباط الذاتي للنموذج الأوساط المتحركة الموسمي تنقطع بعد الفترة q_s (تؤول إلى الصفر بعد الدرجة q).

في حين أن دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تتناقص أسياً.

• نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة الموسمية (المختلطة): **Seasonal Mixed**

Autoregressive Moving Average Model

فان الصيغة العامة للنموذج المختلط الموسمي من الدرجة (p, q) ستأخذ الشكل الآتي¹:

$$X_t = a_s X_{t-s} + a_{2s} X_{t-2s} + \dots + a_{ps} X_{t-ps} + e_{ts} + b_s X_{t-s} + b_{2s} X_{t-2s} + \dots + b_{qs} X_{t-qs}$$

¹ - ناظم عبد الله عبد الحمدي، سعدية عبد الكريم طعمه، مرجع سبق ذكره، ص 25.

والذي يرمز له بالرمز: $ARMA(p, q)$ s

أن النماذج الموسمية أعلاه تنطبق على السلاسل الزمنية المستقرة، أما إذا كانت السلسلة (X_t) غير مستقرة فإنه يمكن إيجاد النموذج بعد إيجاد الفروق الموسمية المطلوبة لإنتاج سلسلة مستقرة. حيث أن عامل الفرق الموسمي من الدرجة (D) هو:

$$\nabla_s^D = (1 - B^s)^D$$

وهكذا يتكون لدينا النموذج المختلط الموسمي غير المستقر والذي يكتب بالشكل الآتي:

$$\alpha_p(B^s) \nabla_s^D X_t = b_q(B^s) e_t$$

حيث أن: (p, D, q) تحدد درجة النموذج والذي يكتب اختصاراً $ARMA(p, D, q)$ s

- نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة الموسمي التكاملية:

Model Seasonal Integrated Autoregressive Moving Average

ويرمز لهذا النموذج بالرمز **ARIMA** من الرتبة (p, d, q) إذ أن السلاسل الزمنية الموسمية غير المستقرة يمكن

تحويلها إلى سلاسل مستقرة عن طريق اخذ الفرق الموسمي الأول حسب المعادلة $Z_t = X_t - X_{t-s}$ ويكتب النموذج بالشكل الآتي¹:

$$\Phi_p(B) \alpha_p(B^s) \nabla^d \nabla_s^D X_t = \theta_q(B) b_q(B^s) e_t$$

1- فاضل عباس الطائي، جيهاني فخري صالح الكوراني، مرجع سبق ذكره، ص 177.

حيث أن:

d : درجة الفرق غير الموسم، ϕ_p : معامل الانحدار الذاتي غير الموسمي، ∇^d : معامل الفروق غير الموسمي عند الزمن

حيث أن $\nabla = 1 - a$ ويستخدم لتحويل السلسلة الزمنية من حالة عدم الاستقرار إلى حالة الاستقرار.

θ_q : معامل الأوساط المتحركة غير الموسمي، D : درجة الفرق الموسمي، ∇_s^D : معامل الفروق الموسمي عند

الزمن D حيث أن $\nabla_s = 1 - B^s$ ويستخدم لتحويل السلسلة الزمنية الموسمية من حالة عدم الاستقرار إلى حالة

الاستقرارية.

2-3-2. منهجية بوكس - جنكينز

يعد أسلوب التحليل الحديث للسلاسل الزمنية الذي قدمه العالمان بوكس وجنكينز عام (1970) أحد

أهم الأدوات الإحصائية التي يمكن الاعتماد عليها في تحليل السلاسل الزمنية، وتعتبر منهجية بوكس - جنكينز عن

مجموعة من المرشحات التي تمر من خلالها السلسلة الزمنية حتى تنتج سلسلة الأخطاء وهي مرشح السكون ثم

الارتباط الذاتي، مرشح المتوسطات المتحركة وذلك عن طريق عدة خطوات¹:

- التأكد من استقرار السلسلة والقيام بإجراءات الفروقات إذا كانت السلسلة غير ساكنة؛

- تمييز النموذج وهو تحديد رتب لنماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة وذلك باستخدام دالة

الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الجزئي والمعايير الإحصائية مثل: AIC، BIC وغيرها من المعايير.

¹ - حالة أبو العطا محمد، تطبيق الطرق التقليدية والحديثة لتحليل السلاسل الزمنية في التنبؤ بقيم مستقبلية-دراسة تطبيقية-، مجلة البحوث المالية والتجارية، بورسعيد (مصر)، الجزء 1، العدد 1، 2011، ص 221.

3-3-2. المميزات الأساسية لمنهجية بوكس وجنكينز:

- تختلف منهجية بوكس وجنكينز عن العديد من أساليب التنبؤ الأخرى، حيث تتميز بمايلي¹:
- نظام نمذجة وتنبؤ منظم وشامل موثوق به.
 - تميز النماذج العشوائية أو ما يعرف بنماذج ARMA التي تتعامل معها منهجية بوكس وجنكينز بقوتها على عكس الكثير من السلاسل الزمنية التي نصادفها في الميدان العملي.
 - لا يفرض الاستقلال بين مشاهدات السلسلة الزمنية، إنما تستغل نمط الارتباط بين البيانات في عملية النمذجة والتنبؤ حتى يتم الحصول على تنبؤات أكثر دقة ومصداقية من المحصل عليها بالطرق التقليدية خصوصا في حالة ما توافرت البيانات الكافية لتغطيتها.
 - تعطي فترات ثقة ملائمة للشاهدات المستقبلية لكل من البيانات الموسمية وغير الموسمية مقارنة بالطرق الأخرى.
 - كما يعاب على هذه الطريقة أنه من أجل الحصول على نتائج جيدة يتم تطبيقها عندما تتوافر 50 مشاهدة على الأقل، أي يتم تطبيقه على المدى القصير، أما إذا كانت البيانات على فترات طويلة فقد لا تتوافر بيانات تاريخية لبناء نموذج جيد.

4-3-2. أسباب استخدام نماذج بوكس-جنكينز:

هناك عدة أسباب لاستخدام نماذج بوكس-جنكينز منها²:

- تستعمل في حالات السلسلة الزمنية المستقرة وكذلك السلسلة غير المستقرة بعد تحويلها إلى السلسلة المستقرة.
- لا تعالج هذه الطريقة النماذج ذات المتغير الواحد فحسب بل يمكنها معالجة النماذج ذات المتغيرات المتعددة.

¹ - البيومي عوض طاقية، الشيماء إبراهيم السيد الوصيفي، التنبؤ باستخدام الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس وجنكينز (دراسة تطبيقية)، المجلة المصرية للدراسات التجارية، المنصورة (مصر)، 2012، ص 05.

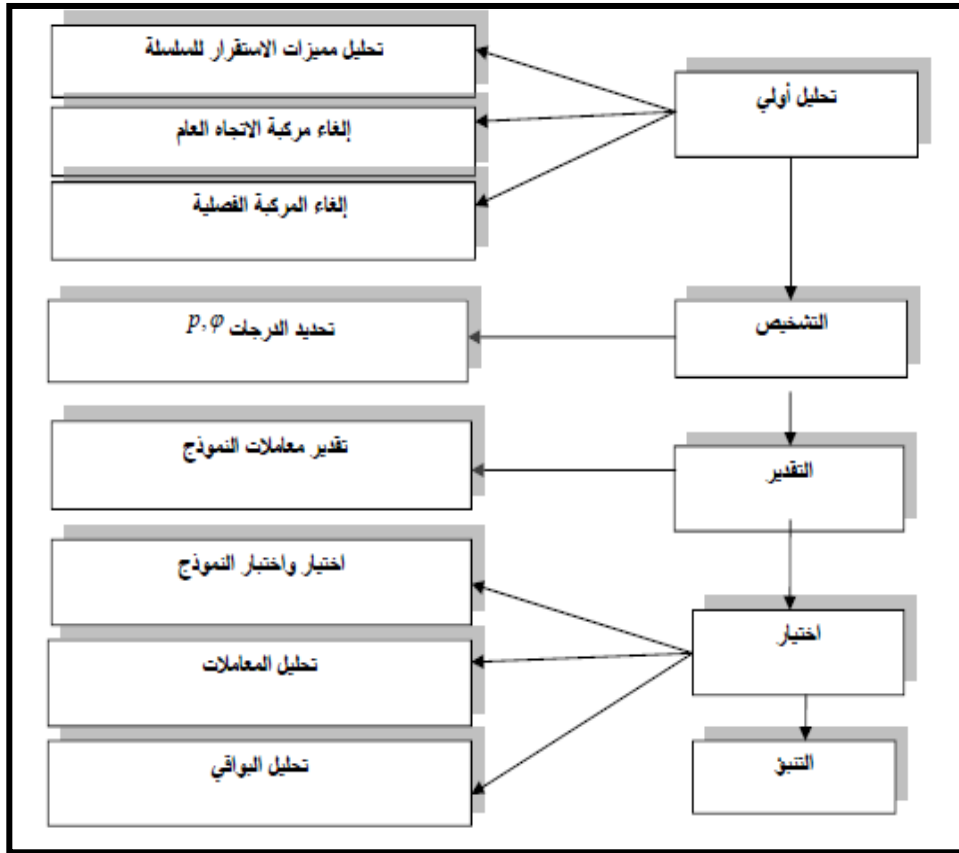
² - ايغان علاء ناظم، قصي عصام حميد، دراسة وتحليل مستوى التذبذب للتضخم في الأرقام القياسية بالاعتماد على السلاسل الزمنية (ARIMA) مقرونة مع الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNM)، مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم، بغداد، العدد 31، 2013، ص 78.

- تناسب هذه الطريقة السلاسل الزمنية المعقدة وحالات التنبؤ ذات مشاهدات غير متوقعة، مما يؤدي إلى اكتشاف نماذج ملائمة للبيانات مع تقليل الأخطاء إلى أدنى حد ممكن.
- الدقة الكبيرة التي تحتويها هذه الطريقة لكونها تمر بمراحل مهمة بغية استخلاص نموذج التنبؤ المناسب.
- بعد الأفق الزمني المطلوب للتنبؤ بسبب قلة خطأ التنبؤ.
- تتعامل هذه الطريقة مع حالات متعددة ومتنوعة للسلاسل الزمنية أدى إلى زيادة درجة تعقيدها قياساً بطرائق التنبؤ الأخرى.
- تتطلب طريقة بوكس- جنكينز استعمال الحاسبة الالكترونية مما يجعلها أكثر دقة من طرائق التنبؤ الأخرى.

2-3-5. خطوات بناء نموذج بوكس- جنكينز

تهدف نماذج بوكس-جنكينز إلى نمذجة سلسلة زمنية بدلالة القيم الماضية والحاضرة والماضية للخطأ، ومن أجل ذلك اقترح Box & Jenkins منهجية تتلخص في أربع مراحل يتم من خلالها اختيار النموذج الأنسب هي متمثلة في الشكل أدناه.

الشكل رقم(2-9): يمثل مخطط مراحل طريقة بوكس جنكينز



1. Source : M.David et Michaud J.C, la prevision: approche empirique d'un méthode statistique , Masson, paris, 1989, p:81.

2-3-5-1. مرحلة التعرف على النموذج (التمييز): Model Identification

تعتبر من أهم المراحل التي يتم من خلالها تحديد الرتب p, d, q لنموذج ARIMA حتى يمكن تقديره.

ولكن الأهم في هذه المرحلة هو التأكد من سكون السلسلة الزمنية بمعنى أن يراعي ثبات الوسط الحسابي والتباين

واستقلال معاملات الارتباط الذاتي وإذا لم تتوافر شروط السكون فإنه يمكن تحويل السلسلة الزمنية إلى سلسلة

مستقرة بعد نزع الموسمية بالاعتماد على اختبارات الجذور الوحيدة، كما يمكن التعرف على المعلمات (p, q)

لنموذج ARMA بالاعتماد على دالتين أساسيتين هما¹ دالة الارتباط الذاتي correlogramm ودالة الارتباط

الذاتي الجزئي auto-corrélation partielle وتحليل منحنياتها البيانية والتي تسمح بتحديد النماذج الملائمة².

- إذا كان في بيان الارتباط الذاتي البسيط فقط q الأوائل 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 تختلف جوهريا عن الصفر، وكان بيان الارتباط

الذاتي البسيط يتناقص ببطء، هذا يعني أن السلسلة من نوع AR(p).

- إذا كان بيان الارتباط الذاتي البسيط والجزئي يتناقضان ببطء ويبقيان مستمرين في التناقص، فإن السلسلة

الزمنية تكون من نوع ARMA، ومن أجل تحديد الدرجات p, q يتم تقدير كل النماذج التي تكون عندها

p, q تختلف جوهريا عن الصفر، ويتم اختيار النموذج ARMA(p, q) الذي يقوم بتدنية معيار المعلومات

. Akaike (1979)

2-3-5-2. مرحلة تقدير النموذج Model Estimation :

بعد تحديد درجة النموذج ARMA(p, q) ينبغي تقدير معاملات النموذج، وتختلف طريقة التقدير وهذا

تبعاً للنموذج المشخص.

في حالة نموذج الانحدار الذاتي AR(p) يمكن تقدير المعلمات بتطبيق طريقة المربعات الصغرى أو

باستخدام معادلات يول-ولكر (équations Yule-Walker) والتي تعطى بالشكل التالي:

$$AR(p): \begin{cases} r_1 = \theta_1 + \theta_2 r_1 + \dots + \theta_p r_{p-1} \\ r_2 = \theta_2 r_1 + \theta_2 + \dots + \theta_p r_{p-2} \\ \dots \\ r_p = \theta_1 r_{p-1} + \theta_2 r_{p-2} + \dots + \theta_p \end{cases}$$

¹ - أحمد عبد اللطيف، رضا يوسف، نموذج مقترح للتنبؤ بالسيولة في البنوك التجارية، المجلة الاقتصادية والتجارة، القاهرة، العدد 1، 2006، ص 212.

² - شكوري سيدي محمد، مرجع سبق ذكره، ص 126.

حيث تمثل (r_1, r_2, \dots) معاملات الارتباط الذاتي، ويمكن تقدير المعلمات (q_1, q_2, \dots) بحل جملة المعادلات المحصل عليها، وتستخدم هذه المعادلات لتقدير معلمات أي نموذج انحدار ذاتي من أي درجة. أما بالنسبة لتقدير معلمات النموذج $MA(q)$ فقد اقترح بوكس وجنكينز استخدام طريقة تقدير تكرارية.

3-5-3-2. مرحلة الفحص والتشخيص: **Diagnostic Checking**:

بعد تقدير معلمات النموذج، يتم فحص نتائج التقدير من خلال اختبار معنوية المعلمات المقدرة التي ينبغي أن تختلف جوهريا عن الصفر، ولهذا يتم استخدام اختبار ستودنت الكلاسيكي وتحليل بواقي عملية التقدير، بحيث ينبغي التأكد من أن بواقي عملية التقدير تحاكي تشويشا أيضا، وتسمح إحصائية **Ljung-Box** و **Box-Pierce** من اختبار هذه الفرضية، وإذا لم تكن بواقي عملية التقدير تحاكي تشويشا أبيض فهذا يعني أنه لم تتم نمذجة جميع المركبات الجوهرية للسلسلة الزمنية¹.

-اختبار دالة الارتباط الذاتي للسلسلة

يتم في هذه الخطوة مقارنة دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الأصلية مع تلك الناتجة عن النموذج، فإذا وجد هناك اختلاف بينهما فذا يؤكد فشل عملية التحديد، وبالتالي لا بد من إعادة بناء النموذج وتقديره من جديد، أما إذا تطابقت الدالتان كما هو في الحال عند مقارنة دالتي الارتباط الذاتي، فإننا نتقل إلى دراسة وتحليل بواقي النموذج، وهذه العملية تتطلب حساب ورسم دالة الارتباط الذاتي لهذه البواقي.

• اختبار **Ljung-Box-Pierce Statistic**

يعرف هذا الإختبار بـ **Modified Box-Pierce** ويحسب من طرف معظم البرامج الإحصائية، إذ إنه يمكن إستعمال Q^* بدلا من Q حيث أن هذا الأخير يعاني من نفس عيوب معاما التحديد أي لا يتأثر

¹ - شكوري سيدي محمد، مرجع سبق ذكره، ص 127.

بزيادة المتغيرات المفسة. عند إختبار الإحصائية Q^* أو Q يمكن رفع مستوى المعنوية من 5% إلى 10%

وهذا الإجراء وارد نظرا لضعف المعنوية في الميدان التطبيقي

• معايير المفاضلة بين النماذج المختارة

– معيار معلومات أكاي: Akaike Information Criterion (AIC)

عرف هذا المعيار من قبل العالم Akaike سنة¹ (1973-1974) ويرمز له بالرمز (AIC)، حيث أعطى مفهوم معايير المعلومات كأداة لاختيار النموذج الأمثل، حيث يعد النموذج الأفضل هو الذي يملك أقل (AIC) طالما أنه يقلل الفرق من النموذج المعطى إلى النموذج الصحيح. وصيغته من الشكل²:

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

لسوء الحظ فإن المعيار (AIC) قد يعطي أكثر من حد أدنى واحد ويعتمد على افتراض أن البيانات موزعة طبيعيا وعلاوة على ذلك فإن دراسات المحاكاة لنماذج AR أظهرت بأن هذا المعيار يتجه إلى تشخيص العديد من الملاحظات الإضافية، لذلك قام أكاي سنة 1978 بتطوير معيار (AIC) والذي يدعى بيز (BIC).

– معيار معلومات بيز: Schwarz Information Criterion (SIC)

معيار معلومات بيز Bayesian Information Criterion (BIC) هو أداة كثيرة الاستعمال في اختبار النموذج بسبب بساطته الحسابية وأدائه الفعال في العديد من النماذج الشائعة وخاصة نماذج بوكس-جنكينز. إن اشتقاق SIC يعتمد على المعيار التقريبي المتقارب للاحتتمالات الأولية للتحويل البيزي لترشيح النموذج

¹ - محاسن صالح الطالب، استخدام أسلوب الحدار الحرف في التنبؤ لتقدير نماذج الصندوق الأسود مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 12، العدد 22، 2012، ص 128.

² - ظافر رمضان مطر، نجلاء خالد، دراسة مقارنة كفاءة عدد من معايير المعلومات في اختيار نماذج السلاسل الزمنية من الرتب الدنيا، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل(العراق)، المجلد 11، العدد 19، 2011، ص 75.

الملائم، والحافز من وراء استخدام معيار **SIC** يكمن من خلال التطوير البيزي للنموذج المختار¹. حيث تم تطويره عن المعيار السابق على نحو مستقل من قبل **Akaike** ليكون أكثر دقة ومرونة وفي نفس السنة من قبل شوارز الذي قدم سنة 1978 طريقة بييزية لتقدير بعد النموذج، وصيغته العامة:

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

وبالتالي فإن أفضل رتبة مقترحة سيتم تحديدها من خلال أصغر قيمة لهذا المعيار.

- معامل التحديد (R^2): Coefficient of determination – Testing

يستخدم هذا الاختبار لفرز المتغيرات التوضيحية المهمة عن تلك التي تكون أهميتها محدودة كالمغيرات الطارئة في التأثير على المتغير التابع، وتتراوح قيمة معامل التحديد (R^2) بين ($0 \leq R^2 \leq 1$) فإذا كانت قيمته 1 عدد صحيح فذلك يعني أن المتغيرات المستقلة تفسر وتوضح التغيرات كافة الحاصلة في المتغير التابع وهذه الحالة نادرة، أما إذا كانت قيمتها تساوى الصفر فيعني ذلك أن المتغيرات المستقلة لا تفسر مطلقاً أي تغيرات في المتغير التابع وهذه الحالة شاذة أيضاً، وبصورة عامة كلما كانت قيمة كبيرة أي قريبة من 1 يعني ذلك أن القوة التفسيرية للدالة المقدره كبيرة والعكس صحيح، إذ يطلق على الانحرافات بين القيمة الحقيقية لمشاهدة ووسطها الحسابي بالانحراف الكلي².

يعد من المعايير الإحصائية المهمة التي يعتمد عليها في اختبار النموذج التنبؤي المقدر، من خلاله يتم معرفة

مدى تطابق النموذج المختار مع البيانات الأصلية. ويحسب من المعادلة التالية:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{Y}_i^2}{\sum_{i=1}^n Y_i^2}$$

¹ - فاطمة عبد الرزاق عبود، دراسة تجريبية لمعيار شوارز (SIC) لنماذج الانحدار الذاتي من الدرجة الأولى (AR(1)، مجلة القادسية للعلوم الإدارية والاقتصادية، القادسية (العراق)، المجلد 14، العدد 1، 2012، ص 157.

² - محمد محمود فقي حسين، عزت صابر إسماعيل، مرجع سبق ذكره، ص 124.

حيث :

n : عدد المشاهدات للسلسلة الزمنية، t : الزمن.

\hat{Y} : القيم التنبؤية، Y : القيم الفعلية.

- معيار حنان- كوين : Hannan-Quinn

اقترح الباحثان Hannan و Quinn عام (1979) معياراً جديداً لتحديد رتبة النموذج المدروس ويدعى

بمعيار حنان- كوين Hannan –Quinn Criterion ويرمز ب H-Q (p) وصيغته الرياضية¹:

$$H - Q(p) = Ln\hat{\sigma}_e^2 + 2pC Ln(Lnn) / n$$

حيث: c>2

إن الحد الثاني للصيغة أعلاه ينخفض بأسرع مقدار ممكن عند ثبات الرتبة بسبب اللوغاريتم المتكرر. يكون

النموذج الملائم الذي يقابل اقل قيمة للمعيار H-Q (p) أي:

$$\hat{p} = k \rightarrow MH - Q(\hat{p})$$

- اختبار دراين واتسون : (1950 et 1951) Durbin et Watson

- يعتبر اختبار Durbin et Watson من أهم الاختبارات الشائعة المستخدمة

الشكل رقم (2-10): مناطق القبول والرفض لاختبار Durbin et Watson

0	$\rho > 0$	d_L	؟	d_U	$\rho = 0$	2	$\rho = 0$	$4 - d_U$	؟	$4 - d_L$	$\rho < 0$	4
	ارتباط ذاتي موجب		غير محدد		عدم وجود ارتباط		عدم وجود ارتباط		غير محدد		ارتباط ذاتي سالب	

Source : Régis. Bourbonnais, op cit , p223.

¹ - عبد المجيد حمزة الناصر، أحمد جمعة، المقارنة بين طرائق تحديد رتبة النموذج الانحدار الذاتي الطبيعي (باستخدام بيانات مولدة وبيانات لبعض العناصر المناخية في العراق)، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، بغداد، المجلد 13، العدد48، 2007، ص257.

بالاعتماد على الشكل رقم (2-9) يمكن أن تُستخرج نتيجة اختبار DW كالتالي:

• إذا كانت $DW < d_L$ أو $DW > 4 - d_L$ يرفض H_0 .

• إذا كانت $4 - d_U > DW > d_U$ يقبل H_0 .

• إذا كانت $d_L \leq DW \leq d_U$ أو $4 - d_U \leq DW \leq 4 - d_L$ تكون نتيجة الاختبار غير محددة، ومن ثم

يجب إضافة بيانات أكثر.

2-3-5-4. مرحلة التنبؤ: Prediction

تعد آخر وأهم مرحلة باعتبار أن التنبؤ هو عملية عرض حالي لمعلومات مستقبلية باستخدام معلومات مشاهدة تاريخية وذلك باستعمال نماذج السلاسل الزمنية كون هدفها الأساسي هو تحقيق التنبؤ. حيث يتم من خلالها تحديد النموذج الملائم بالاعتماد على المراحل السابقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للفترة القادمة¹ وذلك بأخذ التوقع الشرطي عند الزمن (t) لنحصل على التنبؤات بمتوسط مربعات خطأ التنبؤ أقل ما يمكن.

• معايير ضبط دقة التنبؤ: Prediction Accuracy Criteria

- على الرغم من عدم وجود أسلوب كمي يمكن استخدامه للتنبؤ بدقة متناهية إلا أن معرفة خطأ التنبؤ يساعد على تقييم أسلوب التنبؤ المستخدم بغية اتخاذ إجراءات تصحيحية، حيث هناك عدة معايير يمكن من خلالها المقارنة بين الطرائق المستخدمة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، ومن أهم هذه المعايير:

¹ - ناظم عبد الله عبد الحمدي، سعدية عبد الكريم طعمه، مرجع سبق ذكره، ص 28.

• المؤشرات التامة (المطلقة):

– متوسط القيم المطلقة للخطأ: (MAD) Mean Absolute deviation

لحساب متوسط القيم المطلقة للخطأ يجب أولاً تحويل القيم السالبة إلى موجبة (حساب القيم المطلقة)، وبالتالي متوسط القيم المطلقة للخطأ عبارة عن مجموع القيم المطلقة للخطأ مقسوماً على عدد المشاهدات للسلسلة الزمنية. والصيغة الخاصة بحساب هذا المعيار هي:

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |z_t - \hat{z}_t|}{n}$$

ويعاب على متوسط القيم المطلقة للخطأ أنه لا يمكن استخدامه في مقارنة نموذجين في سلسلتين زمنيتين مختلفتين، بمعنى أنه يتأثر بقيم السلسلة ولا يمكن استخدامه كمقياس عام¹.

– متوسط مربعات الخطأ: (MSE) Mean Square Error

يستخدم هذا المعيار للمقارنة بين النماذج عند محاولة الحصول على تنبؤات جديدة، حيث يعد من أكثر وأدق المقاييس الإحصائية استخداماً والتي تعمل على تلافي مشكلة إلغاء القيم السالبة للقيم الموجبة للأخطاء، فكلما كانت قيمة (MSE) صغيرة كلما كان النموذج المستخدم أمثل في تمثيل البيانات. يحسب معيار متوسط مربعات الخطأ بقسمة مجموع مربعات الخطأ على عدد مشاهدات السلسلة الزمنية، وفق الصيغة التالية²:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2$$

Z_t : المتغيرة الفعلية للمتغير التابع خلال الفترة خارج العينة.

\hat{Z}_t : المتغيرة المتوقعة للمتغير التابع خلال الفترة خارج العينة.

¹ – T. M. Zaidan, The Relation Between Input–Output & Economic Models for Iraq, University of Bradford, England, 1990, P:323 .

² – عباس لفته كنيهر، بناء أنموذج سلاسل زمنية للتنبؤ بأعداد المرضى المراجعين لمستشفى السهراء في محافظة واسط، مجلة الكوت للعلوم الاقتصادية والإدارية، واسط (العراق)، العدد6، 2012، ص07.

n: عدد المشاهدات في الفترة خارج العينة.

■ المؤشرات النسبية:

- متوسط النسبة المطلقة للخطأ: **(MAPE) Mean Absolute Percentage Error**

وهو عبارة عن مجموع متوسط نسبة كل قيمة مطلقة مقدرة إلى القيمة الفعلية (أي حاصل قسمة القيمة

المطلقة للخطأ مقسوما على القيمة الحقيقية) مقسوما على عدد المشاهدات للسلسلة الزمنية مضروبا بالنسبة

المئوية. والصيغة الخاصة بحساب هذا المعيار هي¹:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{z_t - \hat{z}_t}{z_t} \right|}{n} \times 100, z \neq 0$$

علما أنه كلما كانت هذه المقاييس ذات قيمة قليلة دل هذا على اقتراب القيم المتنبأ بها من القيم

الحقيقية.

¹ - عاشور بدار، آليات المفاضلة بين النماذج في التنبؤ بحجم المبيعات (الاختيار بين نموذج الانحدار ونموذج السلاسل الزمنية في التنبؤ) دراسة حالة ملبنة الحفنة، مجلة العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير، سطيف، العدد 13، 2013، ص210.

خلاصة

تعد تحليل السلاسل الزمنية من الموضوعات التي كانت جديرة بالاهتمام خصوصا مع تطورها، وتعدد استخداماتها لأغراض التنبؤ المستقبلي، ففي هذا الجزء تطلب الأمر دراسة تحليلية وافية تناولت جميع الجوانب الخاصة بالسلاسل الزمنية التي يشترط فيها أن تكون صفة السلسلة مستقرة يتم الكشف عنها بواسطة عدة اختبارات إحصائية متخصصة بتحديد نوع الاتجاه لديها (DS أو TS)، من ثمة انتقلنا إلى التمييز بين مختلف نماذج السلاسل الزمنية من خلال دراستها وفق منهجية بوكس جنكيز لما لها من مميزات تجمعها من الطرق الأكثر شيوعا ودقة في التنبؤ مروراً بمراجعتها الأربعة وصولاً إلى أفضل وانسب نموذج للتنبؤ بحجم المبيعات.

التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية

الشبكات العصبية الاصطناعية

تمهيد

فكّر العلماء في طريقة يستطيعون من خلالها محاكاة العقل البشري وتوصلوا إلى علم الشبكات العصبية الاصطناعية، الذي يندرج تحت علوم الذكاء الصناعي، بحيث يجعلون من أجهزة الحاسوب أجهزة ذكية، بإمكانها أن تكتسب المعرفة بنفس الطريقة التي يكتسب بها الإنسان المعرفة، وهي طريقة ضبط الأوزان أثناء التعلم. وفي هذا الفصل سوف نتطرق إلى علم الذكاء الاصطناعي وأهم مجالاته بالإضافة إلى أهم التقنيات المستخدمة في الدراسة والمتمثلة في تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية. و بهذا الصدد سنحاول التطرق إلى النقاط التالية:

- مدخل للذكاء الاصطناعي؛
- مدخل للشبكات العصبية الاصطناعية؛
- معمارية الشبكات العصبية الاصطناعية وطرق تعليمها.

3-1. مدخل للذكاء الاصطناعي:

يعد الذكاء الاصطناعي من أكثر المجالات نجاحاً في الوقت الحاضر، حيث خرج من طور البحث إلى الاستعمال التجاري، واثبت الذكاء الاصطناعي كفاءته في مجالات متعددة وأمكن تطبيقها في كثير من التطبيقات التجارية في الشركات والمؤسسات الصناعية وغير الصناعية.

3-1-1. ماهية ونشأة الذكاء الاصطناعي:

تعود جذور الذكاء الاصطناعي بعد سنتين فقط من تشييد شركة جنرال إلكتريك، أول حاسب استخدمه في مجالات الأعمال، وكان هذا في عام 1956¹ وارتبط مصطلح الذكاء الاصطناعي بجون مكارثي كموضوع عقد في كلية دار تموث، وفي نفس السنة أعلن عن أول برنامج ذكاء صناعي للحاسب والمسما المنظر المنطقي الذي شجع على التفكير (إثبات نظريات حساب التفاضل والتكامل) الباحثين على تطوير برنامج آخر اسمه حلل المشاكل العام الذي يميل إلى الاستخدام في حل المشاكل من كل الأنواع.

استمرت أبحاث الذكاء الاصطناعي على مدار الوقت في دفع حدود استخدام الحاسب في مهام تحتاج إلى الذكاء البشري بصورة تطبيقية. فقد تعددت التعريفات حوله وفيما يلي سنتطرق إلى بعض مفاهيم الذكاء الاصطناعي:

يمكن تعريف الذكاء الاصطناعي من خلال جزئيه إلى²:

● الذكاء:

عملية معقدة قادرة على تمكين الكائن الحي من التكيف المتجدد الذي يناظر فيه الفكر والعمل على الوسائل والغايات.

1- رايوند مكليود، ترجمة: سرور علي ابراهيم سرور، نظم المعلومات الإدارية، دار المريخ للنشر، الرياض، 2000، ص 630.

2- فروم مجد الصالح وآخرون، دور أنظمة المعلومات المعتمدة على الذكاء الاصطناعي في عملية صنع القرارات الإدارية، الملتقى الوطني السادس حول دور التقنيات الكمية في اتخاذ القرارات الإدارية، جامعة سكيكدة، 27/ 29 جانفي 2009، ص 04.

● اصطناعي:

كلمة ترتبط بالفعل يصطنع، فهي تطلق على كل الأشياء التي تنشأ نتيجة النشاط أو الفعل الذي يتم من خلال اصطناع وتشكيل الأشياء تمييزاً عن الأشياء الموجودة بالفعل والموجودة بصورة طبيعية دون تدخل الإنسان. وبذلك فالذكاء الاصطناعي " هو أحد حقول العلم والتكنولوجيا التي تطورت خلال الثلاثين عاماً الأخيرة، اعتمدت على العديد من مجالات المعرفة خاصة ما تعلق بالإدراك والتشغيل الذهني للمعلومات إضافة إلى المعارف المرتبطة بمجالات التطبيق"¹.

وهناك من عرف الذكاء الاصطناعي على أنه " محاكاة للقدرات البشرية باستخدام تطبيقات الحاسب الآلي المتطورة، الذي يمثل أحد الجهود المبتكرة لاستحواذ المعرفة التجميعية للمنظمات (المعرفة التنظيمية وتخزينها)"². كما أن بعض الدراسات الحالية اعتبرت الذكاء الاصطناعي "أحد التطورات الرئيسية لتقنية المعلومات يختص بدراسة كيفية جعل الحاسبات أكثر ذكاءً وبالتالي فإن هدفه الأساسي يتمثل في بناء برمجيات لمحاكاة قدرات العقل البشري"³.

ولقد حظيت مفاهيم الذكاء الاصطناعي باهتمام الكثير من الباحثين والعلماء لما له من تأثير كبير في عدة مجالات، ويوجد العديد من التعاريف للذكاء الاصطناعي منها:

بأنه دراسة تصميمية تستخدم لغرض فهم الذكاء البشري من خلال قدرة برامج الحاسوب على تقليد السلوك البشري. فالفكرة الأساسية من الذكاء الاصطناعي هو تطوير وظائف الحاسوب وجعلها قادرة على القيام بالأعمال التي ترتبط بالذكاء البشري كتعلم ومعالجة المشابك.

¹ - حمد هاني بحيري حماده، أساليب الذكاء الاصطناعي في الحاسبة- استخدام نظم الخبير في قرارات الاختبارات المحاسبية-، مجلة المصرية للدراسات التجارية، المنصورة (مصر)، 1989، ص243.

² - صلاح الدين عبد العزيز محمد، نظم دعم اتخاذ القرارات و تطبيقاتها على الحاسب، المعهد العالي للسياحة والفندقة والحاسب الآلي، القاهرة، بدون سنة نشر، ص148.

³ - السيد أحمد السقا، استخدام نظم الذكاء الاصطناعي من غير كفاءة أداء أعمال المراجعة، مجلة التجارة والتمويل، طنطا (مصر)، العدد2، السنة الثالثة عشر، 1992، ص12.

"بينما يقدم (بروس بوشانان وادوارد شورتليف) تعريفهم عن الذكاء الاصطناعي بقولهم انه ذلك الفرع من علوم الحاسب الذي يبحث في حل المشكلات باستخدام معالجة الرموز غير الخوارزمية. إذ من المعروف أن أجهزة الحاسبات تقوم بمعالجة الأرقام وتحويل كل البيانات إلى أرقام دون القدرة على التعامل مع الرموز والصور، كما أن عمارة هذه الآلات اعتمدت على الخوارزميات والتي هي التسلسل المنطقي خطوة بخطوة من بداية محددة إلى نهاية محددة، تمثل حل المشكلة. بينما العمليات الذهنية لدى الإنسان تعتمد على اكتساب الخبرات وتكوين رصيد الخبرة من التجربة أو على المنهج التجريبي. ووفقا لهذا التعريف فإن المعارف يكون تمثيلها في صورة رمزية وتتم معالجتها بطريقة تجريبية¹".

وبالتالي يمكننا استخلاص بعض خصائص الذكاء الاصطناعي فيما يلي²:

- هو محاولة لاكتساب الحاسبات الآلية بعض القدرات البشرية وبالتالي فإن كلمة الذكاء هي تلك القدرات التي يتمتع بها العنصر البشري؛
- يعمل كآلية لحل مشاكل المؤسسات بالاعتماد على الحكم الموضوعي والتقدير الدقيق؛
- يمثل محاولة العنصر البشري لدراسة قدراته العقلية والاستفادة منها؛
- يقدم العديد من الحلول التي يعجز الذكاء البشري عن حلها وذلك خلال فترة قصيرة؛
- يهتم بالمفاهيم والأساليب الذكاء البشري لتطوير وظائف الحاسبات الآلية بحيث تحاكي القدرات البشرية؛
- يتميز الذكاء الاصطناعي بالثبات النسبي فهو لا يتعرض لما يتعرض له العنصر البشري من العوامل مؤثرة على قدراته كالنسيان.
- اعتماد الذكاء الاصطناعي على ما يتم تقديمه كمدخلات يرمج عليها عكس الذكاء البشري الذي يتميز بالتعلم من خلال الخبرات والابتكار.

¹ - صوار يوسف، محاولة تقدير خطر القرض التنقيطي باستعمال طريقة القرض التنقيطي و التقنية العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية -دراسة حالة البنك الجزائري للتنمية الريفية **BADR**، أطروحة لنيل شهادة دكتوراه، جامعة بلقايد تلمسان، 2008/2007، ص122.

² - طارق طه، نظم المعلومات و الحاسبات الآلية - من منظور إداري معاصر-، منشأة المعارف، الاسكندرية، 2003، ص628.

3-1-2. العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والذكاء البشري:

رغم أننا لا نستطيع أن نعرف الذكاء الإنساني بشكل عام غير أنه يمكن أن نلقي الضوء على عدد من المعايير التي يمكن الحكم عليه من خلالها. ومن تلك المعايير القدرة على التعميم والتجريد، التعرف على أوجه الشبه بين المواقف المختلفة والتكيف مع المواقف المستجدة¹، واكتشاف الأخطاء وتصحيحها لتحسين الأداء في المستقبل.... الخ

أما في نطاق دراسة علم الذكاء الاصطناعي للحاسبات الآلية فيمكن تعريفه في نطاق قدره الإنسان على تطوير الأشياء وتحليل خواصها والخروج باستنتاجات. فهو بذلك يمثل قدره الإنسان على تطوير نموذج ذهني لمجال من مجالات الحياة وتحديد عناصره واستخلاص العلاقات الموجودة بينها ومن ثم استحدث ردود الفعل التي تتناسب مع أحداث ومواقف هذا المجال.

من أهم فوائد هذا النموذج الذهني الذي يستحدثه الإنسان لاشعوريا انه يساعد على حصر الحقائق ذات العلاقة بالموضوع في مجال البحث وتبسيط الخطوات المعقدة التي تتميز بها الصورة الحقيقية.

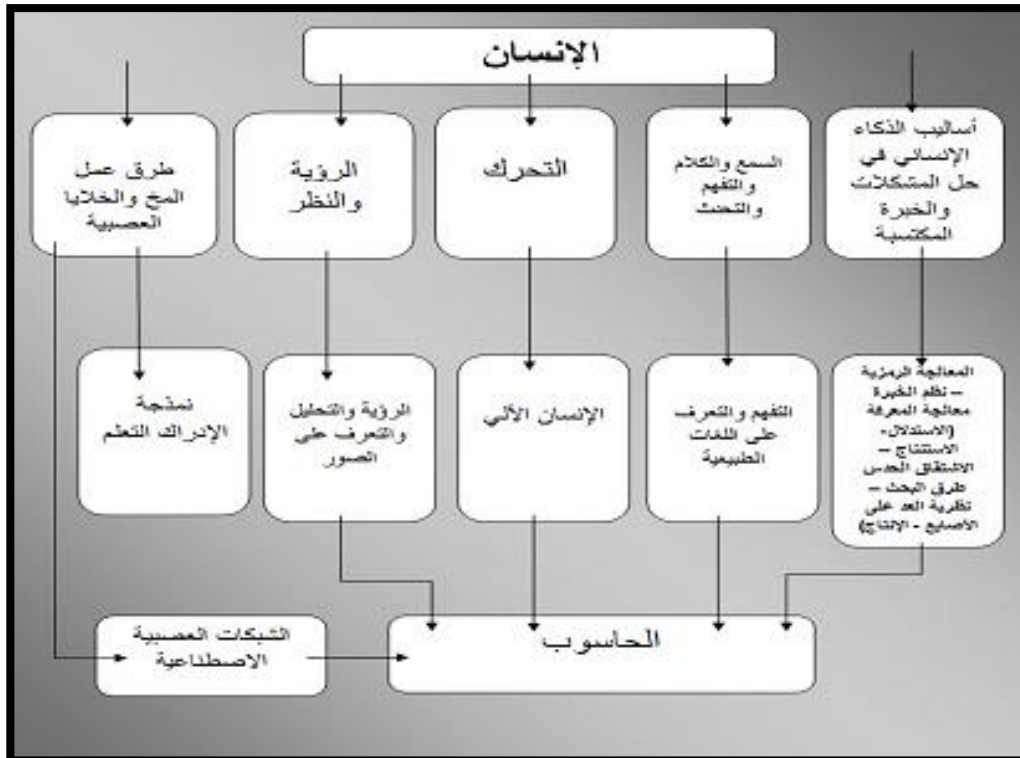
يمكن توضيح العلاقة بين الذكاء البشري والذكاء الاصطناعي للحاسوب، كما مبين في الشكل بالأسفل حيث تم محاكاة ونقل أساليب الذكاء البشري في شكل برامج ونظم تجعل الحاسب قادرا على اقتحام مجالات تتسم بالذكاء عند محاولة الحصول على حلول لها، وبذلك تم تعريف هذه البرامج والنظم على أنها برامج ونظم الذكاء المنقولة إلى الحاسب أو نظم الذكاء الاصطناعي وتوضح العلاقة بين الإنسان والحاسب².

¹ - آلان بونيه، ترجمة: علي صبري فرغلي، الذكاء الاصطناعي واقعه و مستقبله، عالم المعرفة، الكويت، أبريل 1993، ص 11.

² - أحمد كاظم، الذكاء الاصطناعي، موقع الفريق العراقي للحاسبات، جامعة الإمام الصادق، ص 11، 2012. 2013/02/26:

WWW.IRAQCST.COM file:///C:/Users/dell/Downloads/www.kutub.info_11098.pdf للحاسبات:

الشكل رقم (3-1): العلاقة بين الذكاء البشري والذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية.



المصدر: أحمد كاظم، مرجع سبق ذكره، ص 12.

محاكاة بعض أساليب الذكاء الإنساني في موضوعات:

- استخدام الرموز في التعامل والمعالجة والتعرف على الأشياء.

- وضع الحلول للمشكلات واستخدام الخبرات المكتسبة للإنسان الخبير في مجال ما ونقلها إلى الحاسب في

شكل برامج ونظم.

• تتشابه الشبكة العصبية الاصطناعية مع الدماغ البشري في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب وتخزن هذه المعرفة

باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان التشابكية¹، ولذلك تتكون الشبكات العصبية

الاصطناعية من مجموعة من وحدات المعالجة ويسمى أحدها عصبونا.

¹ - أحمد حامي جمعة، استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في اكتشاف الأخطاء الجوهرية في البيانات المالية- دراسة تطبيقية، المؤتمر العالمي السنوي الحادي عشر-ذكاء الأعمال و اقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة، عمان، 26/23 أبريل 2012، ص203.

3-1-3. الأهداف والخصائص العامة للذكاء الاصطناعي:

3-1-3-1. أهداف الذكاء الاصطناعي:

يهدف الذكاء الاصطناعي إلى قيام الحاسوب بمحاكاة عمليات الذكاء التي تتم داخل العقل البشري، بحيث تصبح لدى الحاسوب المقدرة على حل المشكلات، واتخاذ القرارات بأسلوب منطقي ومرتب وبنفس طريقته تفكير العقل البشري. وتمثيل البرامج المحاسبة لمجال من مجالات الحياة وتحسين العلاقة الأساسية بين عناصره. ومن بين أهداف الذكاء الاصطناعي مايلي¹:

- تكرار الذكاء الإنساني: لا يزال هدفاً بعيداً.
- حل مشكلة المهام المكثفة للمعرفة.
- عمل اتصال ذكي بين الإدراك والفعل .
- تحسين التفاعل، الاتصال الإنساني الإنساني، والإنساني الحاسوبي، والحاسوبي الحاسوبي.
- فضلاً عن أهمية الذكاء الاصطناعي التي تبرز بشكل أساس من خلال الاهتمام الكبير بالأعمال وذلك للأسباب الآتية²:

- حفظ الخبرة التي ربما تفقد من خلال التقاعد، الاستقالة، أو موت الخبرة المعترف بها.
- تخزين المعلومات، لخلق قاعدة المعرفة منظمة للعديد من المستفيدين "تشبه كثيراً كتاب بصغير يدوي أو الكتروني" وكذلك يمكن أن تكون قواعد التعلم

تحسين أساس معرفة المنظمة من خلال اقتراح الحلول للمشاكل المحددة والمعقدة، من خلال تحليلها من قبل

الإنسان لمدة قصيرة

¹ - ترجمة فهد آل قاسم، مدخل إلى علم الذكاء الاصطناعي، ص 06، 2013/01/15، www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html

² - زينب شلال، مرجع سبق ذكره، ص 114.

3-1-3-2. الخصائص العامة للذكاء الاصطناعي:

وقد كانت إحدى المشاكل الكبرى التي تواجه بناء هذه البرامج إلى وقت قريب، إضافة إلى درجة التعقيد العالية التي تميز هذه البرامج، هو حاجتها إلى سعة تخزين عالية. كما أن هذه البرامج كانت تتولى معالجة مشاكل معقدة ومبهمه ما زالت قيد البحث و التطوير. و لذلك فقد تميزت برامج الذكاء الاصطناعي بالميزات والخصائص التالية¹:

• التمثيل الرمزي:

كانت هذه البرامج تتعامل مع رموز بالتعبير عن المعلومات المتوفرة مثل: الجو اليوم حار، وهو تمثيل يقترب من شكل تمثيل الإنسان لمعلوماته في حياته اليومية.

• البحث التجريبي:

تتوجه برامج الذكاء الاصطناعي نحو مشاكل لا تتوافر لها حلول يمكن إيجادها تبعا لخطوات منطقية محددة . إذ يتبع فيها أسلوب البحث التجريبي كما هو حال الطبيب الذي يقوم بتشخيص المرض للمريض، فأمام هذا الطبيب عدد من الاحتمالات قبل التوصل إلى التشخيص الدقيق، ولن يتمكن بمجرد رؤيته للمريض وسماع آهاته من الوصول إلى الحل وينطبق الحال على لاعب الشطرنج، فان حساب الخطوة التالية يتم بعد بث احتمالات وافتراضات متعددة، وهذا الأسلوب من البحث التجريبي يحتاج إلى ضرورة توافر سعة تخزين كبيرة في الحاسب، كما تعتبر سرعة الحاسب من العوامل الهامة لفرض الاحتمالات الكثيرة ودراستها .

• احتضان المعرفة و تمثيلها:

من الخصائص الهامة في برامج الذكاء الاصطناعي استخدام أسلوب التمثيل الرمزي في التعبير عن المعلومات، وإتباع طرق البحث التجريبي في إيجاد الحلول فان برامج الذكاء الاصطناعي يجب أن تمتلك في بنائها قاعدة كبيرة من المعرفة تحتوي على الربط بين الحالات والنتائج مثل ذلك:

¹ - عبد الحميد بسويوني المهندس، مقدمة الذكاء الاصطناعي للكمبيوتر و مقدمة برولوج، الطبعة الأولى، دار النشر للجامعات المصرية، القاهرة، 1994، ص 33.

إذا كان مشغل الأقراص في جهاز الكمبيوتر لا يقرأ البيانات المسجلة على القرص.

- القرص جيد، حاكم تشغيل القرص سليم، الكابل بين مشغل القرص والحاكم سليم، فإن العطل يكون في مشغل الأقراص نفسه. ومثال ذلك: إذا كان الجو غير صحو، درجة الحرارة منخفضة، فيجب ارتداء المعطف. وفي هذه الأمثلة يتضح التمثيل الرمزي (الجو غير صحو)، واحتضان المعرفة بمعرفة عطل مشغل الأقراص وبمعرفة وجوب ارتداء العطف.

• البيانات غير المؤكدة أو غير المكتملة:

يجب على البرامج التي تصمم في مجال الذكاء الاصطناعي أن تتمكن من إعطاء حلول إذا كانت البيانات غير مؤكدة أو مكتملة، وليس معنى ذلك أن تقوم بإعطاء حلول مهما كانت الحلول خاطئة أم صحيحة، وإنما يجب لكي تقوم بأدائها الجيد أن تكون قادرة على إعطاء الحلول المقبولة وإلا تصبح قاصرة، ففي البرامج الطبية إذا ما عرضت حالة من الحالات دون الحصول على نتائج التحليلات الطبية فيجب أن يحتوي البرنامج على القدرة على إعطاء الحلول.

• القدرة على التعلم:

تعتبر القدرة على التعلم إحدى مميزات السلوك الذكي وسواء أكان التعلم في البشر يتم عن طريق الملاحظة أو الاستفادة من أخطاء الماضي، فإن برامج الذكاء الاصطناعي يجب أن تعتمد على استراتيجيات لتعلم الآلة.

3-1-4. مجالات الذكاء الاصطناعي

اتجهت أبحاث الذكاء الاصطناعي إلى بناء برامج في مجالات محددة ومن هذه المجالات المجالات التطبيقية

الأساسية التي يمكن العمل فيها وباستطاعتها أن تخدمها الذكاء الاصطناعي ومن أهمها¹:

¹ - جلال ابراهيم العبد، الحاسبات الالكترونية و أسس معالجة البيانات، الدار الجامعية، الاسكندرية، 2002، ص246.

3-1-4-1. اللغات الطبيعية:

تهدف هذه التقنية إلى جعل العلاقة بين الإنسان والحاسوب تتم بشكل طبيعي من خلال استخدام لغة الإنسان نفسها، فضلاً عن تمكن الحاسوب عن فهم الأوامر الموجهة باللغة الطبيعية وتوليد النماذج اللغوية، ومن أبرز تطبيقاته تلك التي تتعلق بالترجمة الآلية وتحليل النصوص.

3-1-4-2. ألعاب الحاسبة:

تستخدم العديد من البحوث تقنية ألعاب الحاسوب، مثال ذلك لعبة الشطرنج والزهر، وهذه الألعاب يمكن أن تولد مساحة بحث كبيرة لأبعد حد. وتكون مسافة البحث كبيرة ومعقدة بشكل كافٍ لتتطلب تقنيات قوية وذلك لتحديد استكشاف البدائل لمجال المشكلة.

3-1-4-3. الإنسان الآلي والأذرع الآلية:

وهي أجهزة تشبه شكل الإنسان أو أجزاء منه، وبالذات الأذرع تعمل بواسطة أجهزة الحاسوب لتنفيذ مهام محدودة تحتاج إلى ذكاء الإنسان، إضافة إلى قدرات جسدية وعضلية وتستخدم بشكل كبير في المصانع كبديل عن القوة البشرية العاملة، حيث قامت العديد من الشركات بتسريح الآلاف من العمال لتحل (Robots) بدلها والتي ساعدت في زيادة الإنتاجية مع تحقيق أرباح عالية بسبب عدم حاجتها للأجور والأجارات.

3-1-4-4. تميز الأشكال والصور باستخدام الرؤيا:

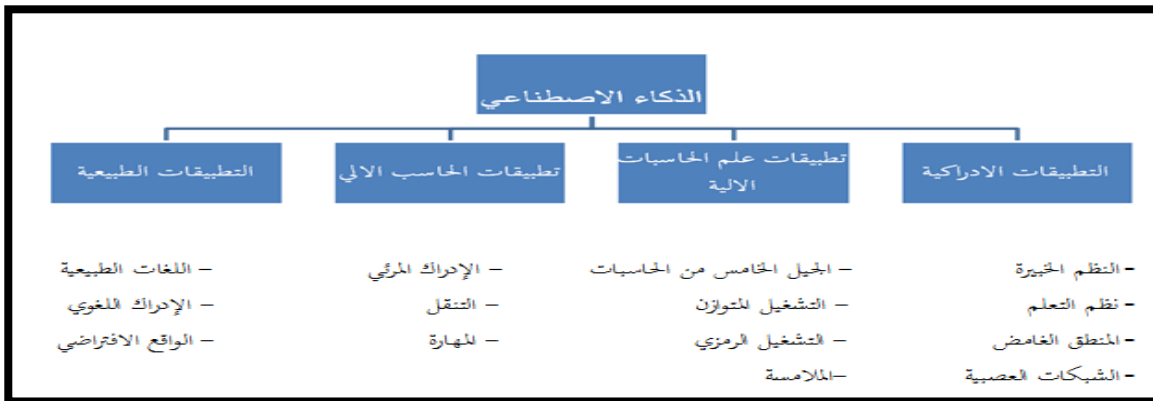
إن حواسيب الغد ستكون لها القدرة على التمييز من خلال الرؤيا، وسوف يكون بإمكانها أن تتحسس محيطها من خلال كاميرات تلفزيونية وباستخدام متحسسات خاصة، بحيث يمكن التمييز المحدد للشكل أو ما يعرف بتمييز الأنماط (Pattern Recognition)، وتستخدم في تمييز الأشكال البصرية وفي السيطرة النوعية.

3-1-4-5. الأنظمة الخبيرة:

من المحتمل إن يكون هذا المجال الأوسع والأهم في تطبيقات الذكاء الاصطناعي، حيث تعد برامج كمبيوتر تستخدم المنطق الإنساني لحل المشاكل الإنسان¹، كما يعد نظام المعلومات معتمد على المعرفة في مكان استخدام معين ومعقد للتعرف كاستشاري خبير لصالح المستخدم النهائي ويمكن التعبير عن تقنيات الذكاء الاصطناعي (AI) من خلال المخطط الآتي:

حيث لوحظ أنه يوجد كم معين من التداخل بين هذه المجالات²، ويوضح التداخل الطريقة التي يمكن ان ينتفع بها أحد المجالات بالمجالات الأخرى، والشكل أدناه يوضح أهم مجالات الذكاء الاصطناعي.

الشكل رقم (3-2): المجالات الأساسية للذكاء الاصطناعي



المصدر: طارق طه، إدارة البنوك و نظم المعلومات المصرفية، الحرمين للكمبيوتر، مصر، 2000، ص588.

¹ - زينب شلال، مرجع سبق ذكره، ص116.

² - رايوند مكليود، ترجمة: سرور علي ابراهيم سرور، مرجع سبق ذكره، ص 631.

3-2. مدخل للشبكات العصبية الاصطناعية:

3-2-1. مفاهيم حول الشبكات العصبية الاصطناعية:

3-2-1-1. الشبكات العصبية الطبيعية:

تحتوي الشبكة العصبية على عدد كبير من العصبونات، تصف كيف يتم عمل الخلية العصبية الطبيعية للإنسان، حيث يتم تبادل الإشارات العصبية من خلية إلى أخرى في الجهاز العصبي الطبيعي، ويمكن تعريفها وفق قسمين هما¹:

• العصب:

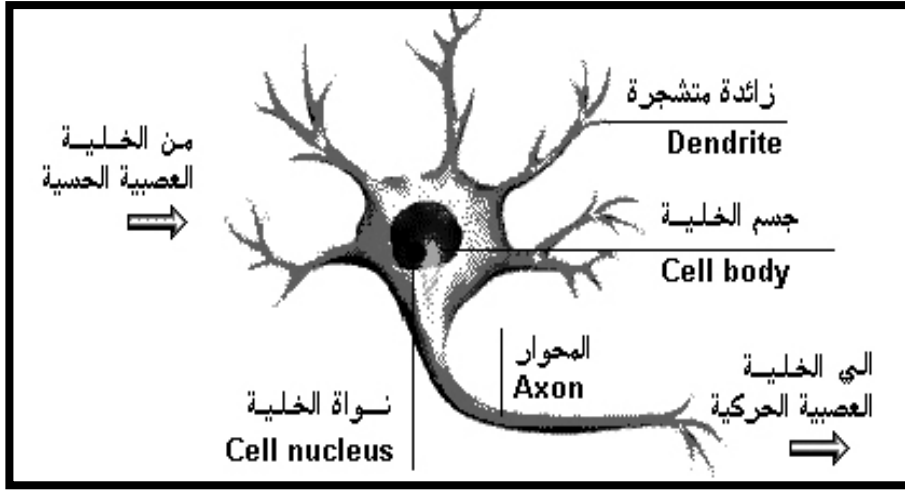
هو الجزء الرئيسي مخ الإنسان ويكون بمثابة وحدة تشغيل بسيطة تقوم باستقبال ومزج الإشارات التي ترسلها الأعصاب الأخرى، وذلك من خلال هيكل استقبال داخلي يطلق عليه اسم الزائدة الشجرية .Dendrites

• الاشتباك العصبي:

هو محور الاتصال بين محور الليفة العصبية والزائدة الشجرية للعصب، وهو عبارة عن وحدة ذات طبيعة كيميائية، ولكنها تمتلك جانبا كهربائيا يمكننا قياسه، ويقوم المخ الإنساني بتعديل وتغيير قوة الاشتباك عندما يتعلم أكثر. ويحتوي مخ الإنسان على عشرات المليارات من هذه الأعصاب المتصلة ببعضها البعض بكثافة تفوق التصور الآدمي. الشكل أدناه نصف أن الخلية العصبية للإنسان.

¹ - طلعت عبد العظيم متولي، استخدام نموذج تقنيات الشبكات العصبية في التنبؤ باستمرار الوحدة الخاسية بالتطبيق على شركات قطاع الأعمال العام المصري، المجلة العلمية التجارة والتمويل، طنطا (مصر)، العدد 2، 2001، ص 05.

شكل (3-3): الشبكات العصبية الطبيعية للإنسان



المصدر: بركات إبراهيم احمد وآخرون، تمييز الكلام العربي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، السودان، 2006،

ص30.

هو الحال في كل الخلايا الأخرى، تحدث العديد من العمليات الكيميائية وكذا الخاصة داخل العصبونات فقط. ويحاول العلماء التوصل إلى فهم أعمق لهذه العمليات وعلاقتها بنقل الدفعات العصبية، فالخلية العصبية يتكون من غشاء هيولي، هيولي، نواة، ومكونات أخرى خاصة بها فقط، تصدر المعلومات وتنقلها من مكان في الجسم إلى مكان آخر وذلك بواسطة السيالة العصبية وتتميز بالخصائص التالية¹:

- استقبال الإشارات القادمة من الخلايا المجاورة.
- إدماج هذه الإشارات فيما بينها.
- إنشاء وانتقال سيالة عصبية للخلايا المجاورة.

وفيما يلي أجزاء الخلية العصبية الطبيعية للإنسان²:

¹ - صوار يوسف، مرجع سبق ذكره، ص137.

² - محمد كصاب شامخ، مرجع سبق ذكره، ص45.

• الجزء الأول Dendrites:

وهي عبارة عن متحسسات تقوم بالتقاط الإشارات العصبية من خلايا عصبية أخرى، ويمكن هنا أن نتخيل أن الخلية العصبية الطبيعية التقطت حرارة مرتفعة أو برد فتقوم بمجموعه من خلايا الجلد للإنسان بتحويل العملية الكيميائية إلى إشارات عصبية يتم التقاطها من خلال ال **Dendrites**.

• الجزء الثاني Axon أو cell body:

وهي تمثل جسم الخلية وهي تقوم على تجميع الإشارات المستقبلية من خلال ال **Dendrites** التي تستخدم في المقارنة في جزء ال Axon من الخلية.

• الجزء الثالث المحور Axon:

وهو بمثابة خط نقل للجهد بين الخلايا العصبية والخلايا العصبية الأخرى عبر خطوط النهايات والألياف¹، أي الجزء الذي يقرر أن يتم إرسال إشارة إلى الخلايا التي تلي الخلية الحالية، وهنا يحدث العمل (لو تخيلنا أن عدد شحنات المجموعة من خلال ال Soma) أصبح كافي بدرجة معينة تكافئ درجة الشحنات في ال Axon فيتم إرسال إشارات ل Dendrites للخلايا التي تلي الخلية.

3-2-1-2. مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية

إن الخلية العصبية الاصطناعية صممت لتحاكي الخصائص الأساسية للخلية العصبية البيولوجية، وقد تعددت التعاريف حول مفهومها، من بينها:

الشبكة العصبية الاصطناعية هي نموذج يحاكي الشبكة العصبية الطبيعية²، ويستخدم عددا من الطرق الأساسية المستخدمة في النظم الطبيعية بمساعدة برمجيات المحاكاة وأسلوب المعالجة المتوازية، وتشمل طرق المعالجة المتوازية عناصر معالجة تسمى خلايا عصبية اصطناعية متصلة في شبكة معمارية، وهذه الخلايا الاصطناعية تناظر حيث

¹ - بركات ابراهيم أحمد و اخرون، مرجع سبق ذكره، ص 44.

² -رشا عبد المجيد سلمان أبو شمالة، مرجع سبق ذكره، ص 62.

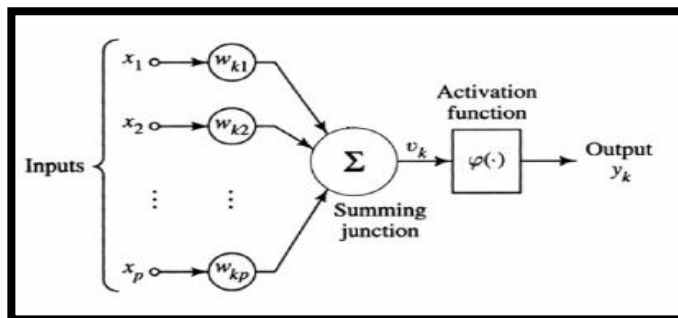
الشبكات العصبية الاصطناعية

تستقبل المدخلات التي تناظر النبضات الكهروكيميائية التي تستقبلها النهايات العصبية في الخلية الطبيعية من خلايا أخرى. والمخرجات من الخلية الاصطناعية تناظر الإشارات الخارجة من الخلية الطبيعية عن طريق الموصل الطرفي، وهذه المخرجات تكون عبارة عن إشارة صناعية يمكن تغييرها بطريقة تشابه تلك التي تحدث في نقطة المرور.

هي إحدى منتجات الذكاء الاصطناعي والتي تضم مجموعة من الخلايا العصبية الاصطناعية، لمحاكاة طريقة عمل الشبكات العصبية البيولوجية للدماغ البشري للتعلم والتذكر المبنية على تجارب وخبرات سابقة مكتسبة، وكذا التمكن من استخدام الحاسبات لتطبيق النماذج والأساليب اللامعلمية في تحليل البيانات المرتبطة بعلاقات لاقطية غير محددة بشكل دقيق¹.

تعد الشبكات العصبية من التقنيات الذكية الحديثة التي تشبه في عملها عمل الدماغ البشري، والتي تستخدم كطريقة حسابية تشبه إلى حد ما عمل الدماغ في انجاز المهام²، مكونة من وحدات معالجة بسيطة تسمى العصبون أو عقد التي تقوم بتخزين المعرفة عن طريق ضبط الأوزان.

الشكل رقم (3-4): الشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر: زكريا يحيى الجمال، عمر صابر، مقارنة التنبؤ باستخدام شبكة الانحدار العصبية المعممة بأسلوب الشبكات العصبية وتحليل الانحدار، المجلة العراقية الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 12، العدد 21، 2012، ص 236.

¹ - مصطفى كمال إسماعيل مظهر، أفضل مزيج لسياسات إعادة التأمين في السوق المصري باستخدام المحاكاة بالشبكات العصبية الاصطناعية، مجلة الدراسات والبحوث التجارية، السنة الرابعة والعشرون، العدد الأول، 2003، مصر، ص 211

² - عائدة يونس مجد المراد، مقارنة بين الانحدار الكلاسيكي و الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بمستويات نتائج بحوث طلبة كلية التربية الرياضية، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 12، العدد 21، 2012، ص 289.

3-1-2-3. تاريخ تطور الشبكة العصبية الاصطناعية

ترجع جذور الأبحاث والدراسات الخاصة بالشبكات العصبية الاصطناعية إلى علم بيولوجية الأعصاب¹ من جهة وأداة المحاكاة الجديدة و المتمثلة في الحاسوب من جهة أخرى.

• تعود أصول تقنية الشبكة العصبية إلى أواخر القرن التاسع عشر، حيث وضع الأخصائي النفسي William James سنة 1890 نظرية حول طريقة عمل الدماغ على مستوى العصب وكيفية انتشار الإثارة للخلايا المجاورة.

• سنة 1943 نفذ أول نموذج على يد الأخصائي في فيزيولوجية الأعصاب Mc.culloch والرياضي Walter Pitts بإنشائهما شبكة حقيقية أساسها دائرة كهربائية مكونة من مجموعة وحدات ثنائية تمثل الخلايا العصبية الاصطناعية، حيث تتصل الخلايا فيما بينها عبر مشبك عصبي يولد إثارة.

• في سنة 1949 نشر Donald Hebb كتابه حول تنظيم السلوك، حيث يبرز أهمية التزاوج المشبكي في عملية التمرن إضافة إلى قانونه قاعدة Hebb، كما سجلت هذه السنوات ظهور عصر المحاكاة حيث قامت شركة أي بي أم بأول محاولة لمحاكاة الخلية العصبية ونجح ذلك بعد عدة محاولات فاشلة، لأن علم الكمبيوتر في ذلك الوقت كان ناحية الحساب المتسلسل مما أدى إلى إهمال موضوع الخلايا العصبية ووضعه في الأدراج.

• وفي سنة 1958 قام F.Roseblatt بالاعتماد على أفكار كل من Culloch Hebb وPitts بوصف نموذج عملي Perceptron.

حيث هذا النموذج مستوحى من النظام البصري، وهو عبارة عن شبكة اصطناعية ذات إجابة ثنائية متصلة بطبقة متكونة من خلايا اصطناعية، وهو يقوم بالتمييز بين أنواع المؤثرات وتصنيفها حسب درجة تقاربها

¹ - صوار يوسف، مرجع سبق ذكره، ص.ص 123-125 بتصرف.

داخل فئات ولقد ضم هذا العمل في إطار المقاربة الارتباطية والتنظيم الذاتي. في سنة 1959 ظهر أول تطبيق للتقنية وهو مرشح الأصوات الطفيلية لخطوط الهاتف بجامعة Stand ford، من طرف برنارد فيدرو وماركيان هووف كما ساهم Grossberg من جامعة Boston في تطوير التطبيقات الخاصة بالتعرف على أشكال، وهذا من خلال مقالاته ومشروعه Avalanche سنة 1967.

● سنة 1969 ظهر كتاب Perceptrons للرياضيين Minsky و Papert الذي برهن فيه عن الحدود النظرية لنموذج Perceptions، وهذا ما أدى إلى تحلي الباحثين و المستثمرين عن الأبحاث الارتباطية والاتجاه لميدان آخر من الذكاء الاصطناعي وهو المقاربة الرمزية والأنظمة الخبيرة.

● بقيت هذه التقنية في الظلام إلى غاية سنة 1982 لما قدم Hopfield مقالا حول الشبكة العصبية لأكاديمية العلوم في الو. م. أ يقترح فيه طريقة معاكسة للطريقة السابقة، حيث صمم نظاما يقوم بإعادة تركيب صورة كاملة انطلاقا من بعض الأجزاء فقط وفي نفس الفترة طور kosko أفكار Hopfield Grossberg ولصياغة نموذج Bidirectional Associative.

● سنة 1985 نشر Werbas Memory نظرية الانتشار بالتراجع، وفي سنة 1987 قامت فرقة Madaline II بمراجعة قانون دلتا Règle Delta وتطويره لقانون Madaline II والمستعمل في الشبكات المتعددة الطبقات.

● سنة 1988 أدخل Andes تغييرا على القانون II فأصبح مطابقا رياضيا لنظرية الانتشار بالتراجع.

● وابتداء من سنة 1989 تحالفت المؤسسات المتنافستان:

● International neural network society(I. N. N. S)

● Institute of electrical and electronics engineers(I.E.E.E)

الشبكات العصبية الاصطناعية

- على عقد ملتقيات نصف شهرية أطلقت عليها اسم:

- International joint conference neural net works(I.G.C.N.N)-

الجدول رقم(3-1): أهم التطورات التاريخية في مجال الشبكات العصبية

السنوات	التطور الرئيسي
1890	- محاولات للتعرف على المخ الادمي من خلال نظريات عملية حديثة
1926	- استخدام المخ الادمي كإطار لتصميم الأجهزة الحاسوبية الالكترونية
1943	- كتابة مقالة عن كيفية عمل المخ الادمي
1949	- ظهور كتاب يحاول تفسير العلاقة بين علم الاجتماع و علم الفسيولوجيا، بالتركيز على اعصاب المخ الادمي
1950	- ظهور أساليب المحاكاه كقوة في مجالات البحوث من خلال التطور في الاجهزة الالكترونية والبرامج (مختبرات IBM)
1956	- ظهور حقل جديد تحت مسمى "الذكاء الاصطناعية والحساب بالشبكات العصبية"
السيينات	- التوسع في بحوث الشبكات العصبية
1969	- توقف التطور في مجال الشبكات العصبية بشكل مفاجئ Perceptrons بواسطة Minsky & Papert من خلال نقدهم للطريقة.
1982	- تقديم Hopfield لورقة عن الشبكات العصبية في لقاء Academy of Sciences National و يعتبر بداية جدية للشبكات العصبية.
أواخر الثمانينات إلى الآن	- الاهتمام بالشبكات العصبية وصل ذروته خلال عقد مؤتمرات و ظهور المجالات المتخصصة واستثمار الحكومة الأمريكية في مشاريع مهمة بالشبكات العصبية.

المصدر: طلعت عبد العظيم متولى، مرجع سبق ذكره ، ص04.

3-2-2. تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية:

أعطت الشبكات العصبية حلولاً ذات كفاءة عالية للكثير من التطبيقات في العديد من المجالات نذكر

منها¹:

- استخدام الشبكات العصبية من قبل المصارف المالية والبحث عن فرص الأسواق المالية وتحديد الأسواق غير الكفوءة.
- التحليل المالي وقرارات قبول او رفض القروض المالية المختلفة.
- منع التلاعب ببطاقات الائتمان وأنواع البطاقات الأخرى بمختلف استخداماتها.
- مساعدة شركات التأمين في منع حالات التلاعب، وعمليات الشراء والرقابة ومتابعة طلبات الزبائن.
- تطبيقات تحليل الصور والأنماط: حيث تستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في تمييز الأنماط هي العملية التي تتم على البيانات للحصول على معلومات مرتبة لتصنيف هذه البيانات. كما يستخدم لعدة تطبيقات مثل: تمييز الأرقام وتمييز الحروف المكتوبة يدوياً والمطبوعة وتمييز الأصوات ومجالات لا مجال لحصرها.
- الشبكات العصبية بنوعها التي تعمل بإشراف والتي تعمل بدون إشراف طبقة واحدة أو من عدة طبقات استطاعت وبنجاح تطبيق مختلف التصنيف ومساائل التمييز².
- تتميز الشبكات العصبية بسرعتها الكبيرة في اتخاذ القرارات، لذلك فهي تستخدم في عدد كبير من التطبيقات العسكرية، يأتي في مقدمتها أنظمة التوجيه الآلي للصواريخ والقذائف وتفجيرها.
- هذه التطبيقات تستخدم في التنبؤ بالأحوال الجوية وتستخدم في سوق العمل للتنبؤ بالأحوال الاقتصادية.
- من أهم التطبيقات في هذا المجال حيث سمح هذا التطبيق بإزالة الضوضاء عن الخطوط الهاتفية.

¹ - المدرس أحمد عبد الحسين الإمارة، مرجع سبق ذكره، ص138.

² - الأستاذ خليل إبراهيم السيف، وميسون خضر النعيمي، اعتماد الشبكات العصبية لتمييز الجنس المتكلم، مجلة الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد7، العدد 3، 2010، ص50.

3-2-3. خصائص الشبكات العصبية الاصطناعية:

تتوفر تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية على خصائص هامة، تجعلها تفوق التقنيات الكلاسيكية الخاصة بالإعلام الآلي، وتتلخص فيما يلي¹:

3-2-3-1. الموازة في المعالجة:

إن هندسة الشبكية مبينة 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.

3-2-3-2. القدرة على التكيف:

إن قدرة التمرن الفعالة للشبكة تؤهلها لاستيعاب محددات جديدة للمشاكل من خلال المعطيات الجديدة للمحيط الخارجي.

3-2-3-3. الذاكرة الموزعة:

يتم تمثيل لحدث في تقنية الشبكات العصبية الصورية، حسب خريطة تنشيط للخلايا مما يسمح بالتصدي للصخب (Bruit)، زيادة على أن ضياع عنصر من الشبكة لا يؤثر على أداءها.

3-2-3-4. القدرة على التعميم:

من خلال عملية التمرن تتمكن الشبكة من التعرف على الأمثلة المشابهة.

3-2-3-5. سهولة بناء نموذج الشبكة الاصطناعية:

ويتم ذلك بكتابة برنامج والقيام بالاختبار للمعطيات وهذا لا يحتاج لوسائل كبيرة.

¹ - صوار يوسف وآخرون، تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد أساليب ذكاء الأعمال لتسيير مخاطر القروض (دراسة حالة البنك الجزائر الخارجي)، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر، الأردن، 26/23 افريل 2012، ص94.

3-2-4. عوامل إنجاز الشبكات العصبية الاصطناعية:

إن جودة التنبؤات المستقبلية لظاهرة معينة التي يمكن الحصول عليها من الشبكة العصبية تعتمد على مدى كفاءة تدريب الشبكة العصبية على بيانات تاريخية لتلك الظاهرة ومن تلك العوامل¹:

3-2-4-1. عامل التعلم:

يعتبر معدل التعلم من العوامل المؤثرة على عملية تحديث الأوزان في الشبكة العصبية، حيث معدل التعلم يحدد حجم الخطوة في عملية تعلم الشبكة العصبية ومقدار تغير الوزن.

3-2-4-2. عامل الزخم:

هو من العوامل المهمة الذي يجعل عملية التعلم متزنة، ويجعل مقدار التغير في الوزن متزن ومستقر نسبياً (يؤثر على أداء الشبكة).

3-2-4-3. عامل عدد المتجهات في الشبكة العصبية:

إن عدد المتجهات بشكل مباشر، وذلك لأنه يمثل المتغيرات المستقلة، فإذا كان عدد المتجهات مناسباً فإن الشبكة العصبية بإمكانها استخلاص نموذج يمثل البيانات، أما إذا كانت مدخلات الشبكة على درجة من التعقيد فيجب زيادة عدد المتجهات لكي تتعلم الشبكة على سلوك البيانات.

3-2-4-4. عامل عدد العقد المخفية:

إن عدد العقد المخفية للشبكة العصبية يُحدد من قبل المستخدم وللبدء بتدريب الشبكة العصبية لا بد من إعطاء تقدير أولي لعدد العقد المخفية، وإن أفضل طريقة في تحديد عدد العقد المخفية في الشبكة العصبية هو اختيار عدد قليل من العقد المخفية عند البدء بتدريب الشبكة العصبية، ثم ملاحظة النتائج وبعدها نبدأ بزيادة

¹ - إيثان علاء ناظم ، استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ والمقارنة، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، بغداد، المجلد 15، العدد 56، 2009.

الشبكات العصبية الاصطناعية

العقد المخفية إلى أن نصل إلى أقل خطأ ممكن وأفضل نتائج في معايير المقارنة، وهذا يعتبر العدد الأمثل للعقد المخفية.

3-2-4-5. عامل عدد المستويات المخفية:

هو من العوامل المهمة في كفاءة تدريب الشبكة العصبية، حيث يبدأ تدريب الشبكة العصبية بمستوى مخفي واحد وتستمر عملية التدريب أو التعلم على صفات بيانات الشبكة العصبية، إلى أن نصل إلى أقل خطأ ممكن، وفي حالة عدم تعلم الشبكة العصبية على أغلب صفات البيانات تتم زيادة مستوى مخفي آخر إلى الشبكة العصبية.

3-2-5. مكونات الشبكات العصبية الاصطناعية:

تحتاج الشبكات العصبية الاصطناعية لوحدة إدخال ووحدات معالجة، يتم فيها عمليات حسابية تضبط بها الأوزان وتحصل من خلالها على ردة فعل مناسبة لكل مدخل من المدخلات للشبكة مما يسمح بوصول المعلومة، يمكن تصنيف هذه المكونات إلى:

- المكونات الأساسية للشبكة العصبية الاصطناعية.

- وحدات المعالجة.

3-2-5-1. المكونات الأساسية للشبكة العصبية الاصطناعية:

تتكون الشبكة العصبية من ثلاثة مستويات أساسية، كل مستوى يتضمن عددًا من العقد، حيث يمثل المستوى الأول المدخلات، والمستوى الثاني يمثل الطبقة المخفية، والمستوى الثالث يمثل المخرجات، ويتضمن كل مستوى عددًا من العقد، يتم ربط بينها بخطوط ربط ورافق كل خط ربط وزن معين.

• المدخلات (Input Layer):

تتكون طبقة المدخلات من مجموعة من الوحدات تعمل على توزيع القيم المدخلة إليها من الوسط الخارجي إلى الطبقة الخفية التي تليها عبر الارتباطات الموجودة بينها¹، وقد تتألف هذه الشبكة حسب تركيبها من وحدة معالجة أو أكثر، فمدخلات الشبكة يمكن أن تكون بصورة بيانات خام، بيانات ثنائية أو بيانات متصلة، كما يمكن أن تكون من وحدات معالجة أخرى.

بذلك فإن مدخلات الشبكة لا يتم فيها معالجة حسابية، بل تقوم بنقل البيانات إلى الطبقة الخفية عبر وصلات البينية أو مباشرة إلى الطبقة المخرجات إذا كانت الشبكة لا تحوي طبقة خفية.

• المخرجات Output Layer:

وهي الطبقة الأخيرة التي تتكون من وحدات معالجة تتم خلال الطبقات السابقة وتعطي الإخراج الحقيقي²، كما يمكن أن تحوي هذه الطبقة على وحدة معالجة واحدة أو أكثر وهذا راجع للبنية المعمارية للشبكة العصبية. تقوم هذه الطبقة باستقبال الإشارات القادمة من طبقة الإدخال وطبقة الخفية، وإعادة إرسالها بعد إجراء المعالجات عليها أو إعادة هذه المخرجات للشبكة عندما لا تستطيع معالجة بياناتها، فالمخرجات تمثل حل المشكلة حيث تعطي الشبكة قيمة عددية للمخرجات وغالبا ما تحوي الشبكة على طبقة إخراج واحدة.

• الطبقات الخفية Hidden Layer:

هي طبقة موجودة بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات، حيث أنه يمكن أن تحتوي الشبكة على طبقة خفية واحدة أو أكثر من طبقة خفية. تقوم الطبقة الخفية باستقبال الإشارات القادمة إليها من طبقة المدخلات

¹ - ابتسام حمد وآخرون، التقدير الأولي لكلفة مشروعات الأبنية باستخدام الشبكات العصبية، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، سلسلة العلوم الهندسية، اللاذقية، المجلد 33، العدد 4، 2011، ص 117.

² - عمر صابر قاسم، إسرار رستم مجيد، دراسة رياضية تحليلية لخوارزميات الشبكات العصبية الاصطناعية في ملائمة نموذج للتشخيص الطبي، مجلة الراقدن لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 10، العدد 1، 2013، ص 186.

عبر الوصلات البينية من أجل معالجتها واجراء اللازم عليها ومن ثمة تقوم هي بدورها بإرسالها عبر الوصلات إلى طبقة المخرجات.

● الوصلات البينية (Connections):

هي عبارة عن وصلات اتصال بين الطبقات الشبكية المختلفة، حيث تقوم بربط الطبقات مع بعضها البعض أو ربط الوحدات داخل كل طبقة عبر الأوزان التي تكون مصاحبة أو مرفقة مع كل وصلة بينية، ومهمة هذه الوصلات نقل البيانات أو الإشارات الموزونة بين الطبقات أو وحدات المعالجة¹.

3-2-5-2. وحدات المعالجة (PE): Processing Elements

تتكون الشبكة العصبية من مجموعة من عناصر المعالجة، وكل عنصر معالجة يستقبل عدد من المدخلات تتمثل في وحدات المعالجة التي تتم فيها العمليات الحسابية التي تضبط بها الأوزان وبحيث يعطي إشارة خارجة واحدة.

● معاملات الأوزان (Weights):

يعتبر الوزن العنصر الرئيسي في الشبكات العصبية الاصطناعية فهو يعبر عن القوة النسبية أو القوة الحسابية للبيانات المبدئية المدخلة أو الروابط المختلفة التي تنقل البيانات من طبقة إلى طبقة، فهو يمثل حلقة الاتصال بين الطبقات في الشبكات العصبية الاصطناعية، فهي تشير إلى مدى قوة الارتباط العصبي بين مستويات الشبكة، فلكل عقدة وزن يربطها مع مستوى سابق ووزن يربطها مع مستوى لاحق².

تعتبر قيم الأوزان في بداية تدريب الشبكة قيم عددية عشوائية يتم توليدها من توزيعات إحصائية.

¹ - علي أبشر فضل المولى شليمان، المقارنة بين التحليل التمييزي والنموذج اللوجستي الثنائي ونماذج الشبكات العصبية في تصنيف المشاهدات، اطروحة دكتوراه في علوم الإحصاء، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، 2015، ص34.

² - صفاء يونس الصفراوي، عزة حازم زكي، مقارنة بين طريقتي التنقية المكيفة والشبكات العصبية مع التطبيق، مجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد6، العدد9، 2006، ص56.

• دالة الجمع:

تقوم دالة الجمع بحساب مجموع أوزان المدخلات القادمة إلى الوحدة فهي تعتبر بذلك أول عملية تقوم بها وحدة المعالجة، إذ تقوم هذه الدالة بحساب الوزن المتوسط لكل المدخلات إلى وحدة المعالجة وذلك بضرب كل قيمة مدخلة (X_i) في وزنها (W_i) فيتم إيجاد المجموع (Y) كالتالي:

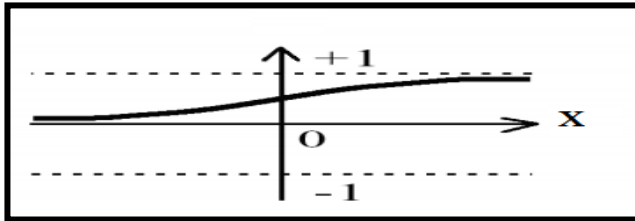
$$y_k = \sum_i^n x_i \cdot w_i$$

وهي عبارة عن معادلة رياضية تحدد نوعية المخرجات الخاصة بعناصر التشغيل مع الأخذ بعين الاعتبار نوعية المدخلات والأوزان الترجيحية¹، حيث هناك العديد من دوال التحويل ذات الوظائف المختلفة، وكل واحدة منها تصلح لنوع معين من التطبيقات اعتمادا على المدى المحدد له، ومن أهم هذه الدوال نذكر:

• الدالة سيغمويد (Sigmoid Function):

تعد من أهم الدوال المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية فهي دالة غير خطية، مستمرة وقابلة للإشتقاق، تسمى أيضا الدالة اللوجستية تستخدم بصفة كبيرة في خورزميات تدريب شبكة الانتشار الخلفي، تكون فيها القيم الخارجة² بمدى يتراوح بين (1-1).

الشكل رقم (3-5): تمثيل الدالة اللوجستية



المصدر: عمر ديدوح، مقارنة توصيفية للتعرف الآلي على الخط العربي اليدوي، مجلة الآداب واللغات -

جامعة قاصدي مرباح، ورقلة، العدد6، ماي 2007، ص198.

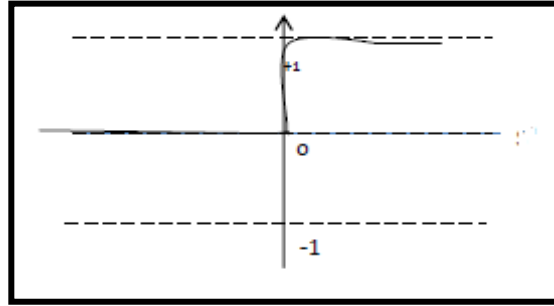
¹ - بدر نبيه أرسانيوس، دراسة اختبارية الشبكات العصبية لتطوير دور مراقب الحسابات في تقرير عن قوائم المالية المضلة، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر - ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة، عمان، 26/23 افريل 2012، ص 123.

² - ابراهيم خليل سرحان، فاضل رشيد عثمان، سحر إسماعيل محمود، استخدام الشبكات Neural Networks في تخمين الحديد الجاهز في التربة لبعض مناطق وسط وشمال العراق، المعهد التقني الموصل، مجلة زراعة الرافدين، الموصل (العراق)، المجلد 39، العدد 4، 2011.

• دالة الخطوة Step Function:

تعتبر دالة من دوال الحد الفاصل، أي أن التابع يجعل قيم مخرجاتها تقع بين $[1,0]$ كنظام ثنائي أو تابع الخطوة الثنائي.

الشكل رقم (3-6): دالة الخطوة

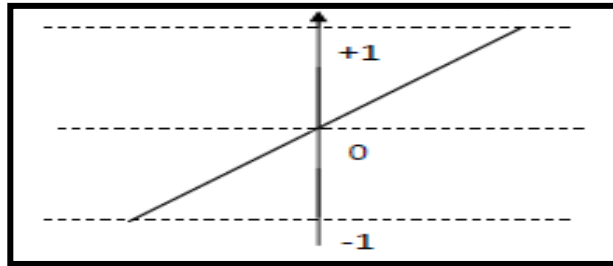


المصدر: مُجَدِّد جلال مُجَدِّد عبد الله جبارة، مرجع سبق ذكره، ص 82.

• الدالة الخطية Linear Function:

هي دالة تكون فيها قيم الإخراج مساوية لقيم الإدخال، وتعطي تصنيفات متعددة وغير محدودة¹، تكون فيها قيم المخرجات أقل أو أكبر من (0).

الشكل رقم (3-7): تمثيل الدالة



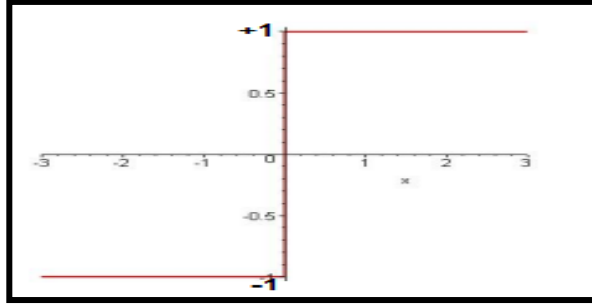
المصدر: مُجَدِّد جلال مُجَدِّد عبد الله جبارة، مرجع سبق ذكره، ص 82.

¹ - عمر صابر قاسم، إسماء رستم مُجَدِّد، مرجع سبق ذكره، 186.

• دالة الإشارة **Sign Function**: حيث يكون فيها صورة الإخراج بين $[-1, 1]$ ، وتستخدم في

التصنيف والتعرف على الأنماط. والشكل أدناه يوضح أشهر دوال التنشيط.

الشكل رقم (3-8): تمثيل الدالة الإشارة



Source: Bayram Kaddour, **Réseaux de neurones**, Département INFRES, paris, 2005, p:03.

• دالة الإخراج:

يقوم مبدأ هذه الدالة على إعطاء مخرج نهائي للشبكة العصبية الاصطناعية بعد أن تقوم دالة الجمع بجمع الموزون للمدخلات، لتقوم دالة التحويل بتحويل ناتج الجمع إلى قيم محصورة في مدى معين، فتكون المخرجات في أغلب الأحيان مساوية لناتج دالة التحويل. تقوم وحدة المعالجة لبعض الشبكات بتعديل نتيجة دالة التحويل خلال تنافس وحدات المعالجة المجاورة مع بعضها البعض، ويتم التنافس عادة في وحدات المعالجة التي يكون لها تنشيط أكبر، هذه المنافسة تحدد وحدة المعالجة التي ستكون نشطة أو التي ستقوم بالإخراج¹.

3-3. معمارية الشبكات العصبية الاصطناعية وطرق تعليمها

3-3-1. البنية المعمارية للشبكة العصبية الاصطناعية:

معمارية الشبكة العصبونية هي الطريقة التي ترتبط بها العصبونات مع بعضها لتكوين الشبكة، وهذا له صلة

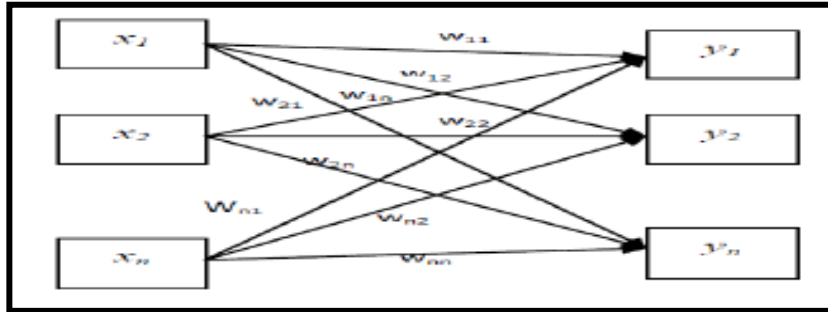
مباشرة بخوارزميات التدريب، حيث تصنف الشبكات بحسب عدد مستوياتها إلى صنفين رئيسيين:

¹ - دربال أمينة، محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية -دراسة حالة مؤشر سوق دبي المالي-، أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، 2014، ص93.

3-3-1-1-1. الشبكة وحيدة الطبقة Single-Level or Layer Network

وهي الشبكات التي لا تمتلك مستوى (طبقة) مخفية فهي تتكون من طبقتين فقط، طبقة إدخال تستقبل الإشارة من العالم الخارجي وطبقة إخراج التي نحصل منها على استجابة الشبكة وتوضع الترابطات بينهما، وسميت بهذا الاسم لامتلاكها طبقة واحدة من ترابطات الأوزان ومن أمثلة هذه الشبكات شبكة المدرك وشبكة هوبفيلد Hopfield التي تستخدم في حل مسائل تصنيف العينات¹.

الشكل رقم (3-9): الشبكة العصبية وحيدة الطبقة



المصدر: دعاء عبد الكريم، مرجع سبق ذكره، ص14.

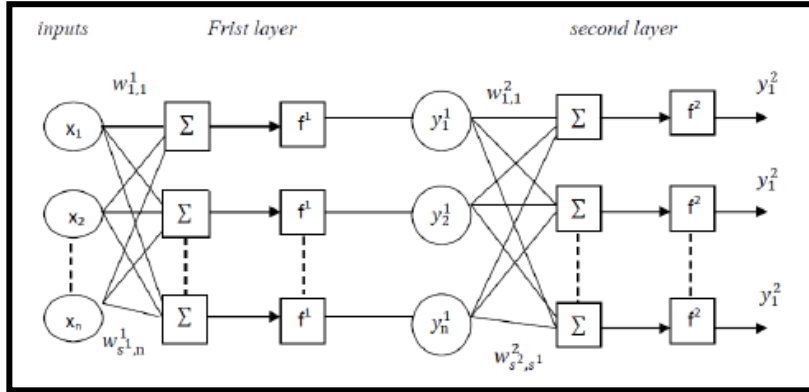
3-3-1-2. الشبكة متعددة الطبقات Multi-Level Network

● شبكات تمتلك مستوى طبقة مخفية واحدة أو أكثر، يمكن تعريفها بأنها الوحدات التي لا تمثل وحدات إدخال ولا وحدات إخراج، يمكن لهذه الشبكة التي تحل مشاكل أكثر تعقيدا من النوع الأول ولكن تدريبها يكون أصعب من أمثلتها ومن عيوبها إنها تبطئ من عملية المعالجة حيث تستغرق عملية التدريب وقتا أطول ولكن ميزتها هي إيجاد الحل الأمثل لأية مشكلة معقدة ومن ثم تحسين الأداء، ومن الأمثلة عليها شبكة التغذية الأمامية².

¹ - ظافر رمضان مطر البدراني، رهاد عماد صليوا، تقييم تنبؤ السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة باستخدام الشبكات العصبية، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 14، العدد 26، 2014، ص8.

² - عباس عباس محسن البكري، السيد غيث إسماعيل، تصميم منظومة لتمييز أنماط الإشكال الهندسية باستخدام الشبكات العصبية، مجلة جامعة بابل، العلوم الصرفة والتطبيقية، بابل (العراق)، المجلد 18، العدد 5، 2010، ص1891.

الشكل رقم (3-10): الشبكة العصبية متعددة الطبقات



المصدر: خليل ابراهيم السيف، ميسون خضر النعيمي، اعتماد الشبكات العصبية لتمييز جنس المتكلم، مجلة الرافدين لعلوم

الحاسبات والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 7، العدد 3، 2010، ص 51.

3-3-2. التعليم في الشبكات العصبية التعليم:

تتعلم الشبكة العصبية عن طريق إعطاءها مجموعة من الأمثلة، والتي يجب أن تكون مختارة بعناية لأن ذلك

يساهم في سرعة تعلم الشبكة استنادا إلى قاعدة Hebb، حيث الشبكة تتعلم على مجموعة الأمثلة المقدمة لها¹.

3-3-2-1. طرق التعليم في الشبكات العصبية الاصطناعية

تكون الشبكة العصبية الاصطناعية مدربة بالمثال وليست مبرمجة بطريقة تقليدية كما سبق الذكر، وعموما

تنقسم طرق تعليم الشبكة العصبية الاصطناعية حسب فئة التدريب التي تعرض عليها إلى:

• التعلم بواسطة معلم Supervised Learning:

في هذه الطريقة تحتاج الشبكات إلى مدرب ليعلم الشبكة بالمرجات المرغوب فيها Desired، وتكون

فئة التدريب عبارة عن زوجين من المتجهات²، يتم التعليم بإدخال زوج المتجهات وتعديل الأوزان بالاعتماد على

الفرق بين الإخراج المطلوب والإخراج الحقيقي، فمتجه المدخلات عبارة عن القيم المدخلة للشبكة ومتجه

¹ - أحمد حامي جمعة، مرجع سبق ذكره، ص 204.

² - صفاء يونس الصفاوي، عزة حازم ركي، مرجع سبق ذكره، ص 56.

المخرجات عبارة عن القيم التي يجب أن تخرجها شبكة، ويستمر التعليم إلى أن يصبح الفرق بين القمتين مقاربا للصفر، وأشهر الشبكات هذا النوع من التعليم شبكة الانتشار التراجعي.

حيث أن التعليم بوجود معلم يمكن أن يتم إما بتصحيح الخطأ أو بالاعتماد على الذاكرة¹:

• 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 الإدخال والإخراج، حيث تقوم الشبكة بحساب إشارة الخطأ من خلال الفرق بين إخراج العصبون والإخراج 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 إشراف وأكثرها شيوعاً.

• 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 الإدخال وشعاع الإخراج المقابل له.

• التعلم بدون معلم **Unsupervised learning**:

لا نحتاج هنا لوجود الإخراج المطلوب ونكتفي بتسليط الإدخال، حيث تحدث عملية تنظيم ذاتي بالاعتماد على خوارزمية تعليم معينة بدون الإخراج المطلوب، ففي هذه الطريقة تتكيف الشبكة بسهولة في الاستجابة للمدخلات، وتتعلم أن تختار الهيكلية من المدخلات فقط وتكون فئة التدريب عبارة عن متجه المدخلات فقط.

أشهر شبكتين من هذا النوع هما شبكة كوهين (Kohonen) وشبكة كروسبيرك (Grossberg).

¹ - عمر ديدوح، مرجع سبق ذكره، ص205.

• التعليم القسري:

هي طريقة تعليم تشبه التعليم الموجه، ولكن لا يوجد إخراج مطلوب محدد، بل يوجد مؤشر يحدد صحة أو خطأ الإخراج حيث تعديل الأوزان اعتماداً على ذلك وتزداد الأوزان في حالة كون إجابة المؤشر صائبة وبعكسه ستقلل الأوزان¹.

3-2-3-2. قوانين التعليم في الشبكات العصبية الاصطناعية Learning Laws:

هناك العديد من القوانين التي تستخدم في تعلم الشبكات العصبية ومن القوانين الشائعة التي يكثر استخدامها²:

• قانون هب Hebb's Rule:

من أهم قواعد التعلم وأكثرها شيوعاً تلك التي وضعها (Hebb) سنة 1949، وتنص هذه القاعدة على أنه إذا كان العصبون 1 قريباً بدرجة كافية من العصبون المثار 2 وتكرر مشاركته في تنشيطه، فتحدث تقوية لارتباط نقطة الاشتباك بين هذين العصبونين ويصبح العصبون 2 أكثر حساسية للتنبيه من العصبون 1. ويعني قانون هب أن شدة الترابط بين عنصري معالجة يتناسب طردياً مع ضرب وظيفي أو طاقة كل منهما، حيث يحدث التعلم من خلال تعديل قيم الأوزان إذا تم الاتصال مابين عصبونين.

• قانون هوبفيلد Hopfield's law :

يشبه إلى حد ما قانون Hebb باستثناء أن قانون Hopfield يحدد القوة والضعف في أوزان الترابطات، حيث ينص هذا القانون على أن "يحدث التعلم في الشبكة من خلال تعديل ترابطات المشابك أو قيم

¹ - شهلة حازم أحمد خروفة، استخدام الشبكات العصبية في التشفير، المجلة تكريت للعلوم الصرفة، جامعة تكريت (العراق)، العدد 3، المجلد 15، 2010، ص 282.

² - محمد جلال محمد عبد الله جبار، التنبؤ بالسلاسل الزمنية لمنسوب النيل الأزرق في محطة ودمدني باستخدام نماذج بوكس-جنكيز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، أطروحة دكتوراه في الإحصاء، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، كلية الدراسات العليا، السودان، 2012، ص 89.

الشبكات العصبية الاصطناعية

الأوزان، فإذا كان هناك اتصال ما بين عصبونين وكانت فعاليتهم نشطة في نفس اللحظة، فإن وزن الرابط بين هذين العصبونين سيزداد"، ولا تشمل هذه القاعدة العصبونات غير النشطة.

• قاعدة دلتا Delta Rule:

تعتبر هذه القاعدة من أكثر قواعد التعلم استخداماً في تعليم الشبكات هذه القاعدة مبنية على فكرة التعديل المستمر لقوة ترابطات الدخل، لتقليل الفرق بين المخرجات المرغوبة والمخرجات الفعلية لوحدة المعالجة، تعمل هذه القاعدة على تغيير أوزان الترابطات بالطريقة التي تصغر متوسط مربع الخطأ للشبكة يتم تحويل الخطأ في طبقة المخرجات بواسطة اشتقاقه من دالة التحويل، ومن ثم يستخدم في الطبقة العصبية السابقة لتعديل أوزان ترابطات الدخل، بمعنى آخر هذا الخطأ ينتشر إلى العكس إلى الطبقات السابقة طبقة واحدة في كل مرة، إن عملية الانتشار العكسي لأخطاء الشبكة هذه تستمر حتى تصل إلى الطبقة الأولى.

• قاعدة الانحدار التدريجي The Gradient Descent Rule:

قانون الانحدار التدريجي شبيه بقانون دلتا والذي يكون فيه مشتق دالة التحويل، مستخدماً في تعديل الخطأ قبل أن يطبق في أوزان الترابط، وهنا في هذه القاعدة يستخدم ثابت نسبي إضافي مرتبط بمعدل التعلم والذي يضاف إلى عامل التعديل النهائي والذي يمثل الأوزان. هذه القاعدة شائعة الاستخدام بالرغم من أن عملية التقارب من نقطة الاستقرار أو السكون يتم ببطء شديد.

وقد جاء أن استخدام معدلات تعلم مختلفة للطبقات المختلفة تساعد في تسريع عملية التعلم أو عملية التقارب من نقطة الاستقرار.

• قاعدة كوهنن Kohonen's Rule:

يقوم عمل هذا القانون على أن عناصر المعالجة تتنافس فيما بينها لإيجاد فرصة للتعلم أو لتحديث أوزانها، فعندما يتم إدخال البيانات إلى الشبكة فإن عناصر الطبقة الخفية تتنافس فيما بينها على الفوز بالنصيب الأكبر

من الإشارات التنشيط القادمة إليها من عناصر الطبقة الإدخال غير الترابطات، ويصبح العنصر الذي مستوى تنشيط بين كل عناصر المعالجة الأخرى هو العنصر أو العصبون الفائز، ويكون هذا العنصر الوحيد هو الوحيد الذي ينتج إشارة مخرجات، ويقوم العنصر الفائز بعد ذلك باستشارة عناصر طبقة المخرجات طبقاً للشكل المخرج.

3-2-3-3. خوارزميات التعليم في الشبكة العصبية الاصطناعية:

في مرحلة الأوزان لا بد من مراعاة الأوزان لأنها بمثابة المعلومات الأولية، ومن هذا المنطلق تستخدم الخوارزميات حسب نوع الشبكة، ومن أهم هذه الخوارزميات نذكر:

• خوارزمية الانتشار العكسي:

يتم في هذه المرحلة ضبط أوزان الشبكة، إن خوارزمية الانتشار العكسي القياسية هي خوارزمية الانحدار التدريجي التي تتيح لأوزان الشبكة أن تتحرك على الجانب السلبي من تابع الأداء. إن مهمة الانتشار العكسي تعود إلى الطريقة التي تتم بها حساب الميل لطبقات الشبكة المتعددة اللاخطية، وتتم في أحد المراحل إعادة انتشار الإشارة من الخارج إلى الدخل بشكل عكسي، ويتم خلالها ضبط أوزان الشبكة. توجد طريقتان لحساب الانحدار التدريجي¹:

• النظام التزايدي:

هذه الطريقة يتم حساب الميل ومن ثم تعدل الأوزان بعد كل دخل يعطى للشبكة.

- نظام الدفعة الواحدة:

يتم في هذا النمط تزويد الشبكة بكل أشعة الدخل قبل القيام بعملية تحديث الأوزان، ويمكن القول أن الأوزان والانحيازات في هذه الطريقة تعدل بعد تزويد الشبكة بكامل مجموعة التدريب.

¹ - بركات ابراهيم أحمد و آخرون، مرجع سبق ذكره، ص34.

• خوارزمية الانتشار الأمامي:

تبدأ هذه المرحلة بعرض الشكل المدخل للشبكة من دون التغير في الأوزان، وذلك بتخصيص كل عنصر معالجة من طبقة عناصر الإدخال لأحد مكونات الشعاع الذي يمثل الدخل، ما يؤدي لاستثارة لوحدة طبقة الإدخال مما يؤدي لانتشار أمامي لتلك الاستثارة عبر بقية طبقات الشبكة.

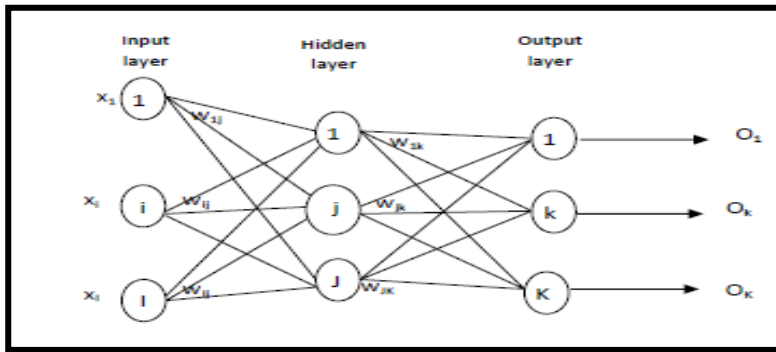
3-3-3. أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية:

تتنوع أشكال الشبكات العصبية الاصطناعية وتختلف باختلاف البناء التركيبي المكون لها، حيث نميز عدة أنواع نذكر منها:

3-2-3-3. الشبكات ذات التغذية الأمامية Feed forward NN

الارتباط بين الخلايا العصبية يكون من طبقة إلى أخرى، حيث تدفق المعلومات داخل هذه الشبكات يكون دائماً في اتجاه الأمام¹ وفي هذه الشبكات لا توجد تغذية عكسية، ونميز شبكات ذات تغذية أمامية لطبقة واحدة، أما النوع الثاني فهو شبكات ذات تغذية أمامية متعددة الطبقات.

الشكل رقم (3-11): شبكة عصبية ذات تغذية الأمامية



المصدر: نوال علاء الدين الجراح، كفاءة طريقي الشبكات العصبية وطريقة بوكس جنكيز في التنبؤ مع حالات تطبيقية في

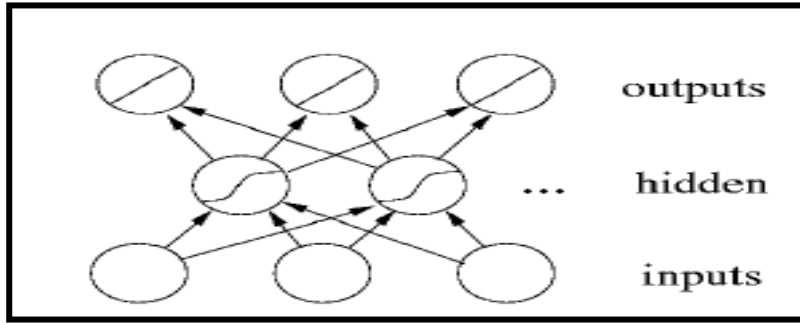
العراق، مرجع سبق ذكره، ص 178.

¹ - بوزيان عثمان، بلبل خيرة، بن عائشة بختة، استخدامات الطرق الكمية في تسيير مخاطر القروض، الملتقى الدولي الأول حول الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير، جامعة سعيدة، 19/ 20 نوفمبر 2013، ص 7.

3-3-2-5. الشبكات ذات التغذية الخلفية (Feed Backward NN)

هذا النوع يحوي على الأقل حلقة تغذية خلفية واحدة ويمكن أن يتألف من طبقة واحدة من العصبونات وكل عصبون يعود إخراجته إلى إدخال كل العصبونات المتبقية وقد تكون هناك تغذية خلفية ذاتية أي أن إخراج العصبون يعود إلى إدخاله منها بان جميع شبكات التغذية العكسية قليلة الاستخدام خطأ¹.

الشكل رقم (3-12): شبكة عصبية ذات تغذية خلفية



المصدر: صفوان ناظم راشد وآخرون، مرجع سبق ذكره، ص 254.

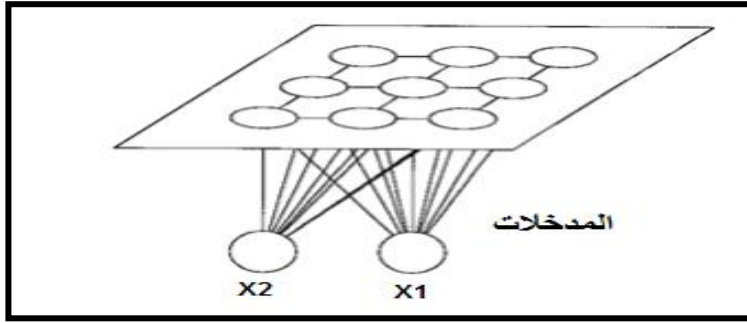
3-3-2-6. شبكات كوهنين ذاتية التنظيم Kohonen

نسبة للعالم الفنلندي توفوكوهونين Teuvo Kohonen يعتبر أول من صاغ هذا النموذج بشكله الحالي اعتماداً على نماذج أخرى، تتكون شبكة كوهنين من طبقتين، طبقة الإدخال والتي تتألف من مجموعة الخلايا العصبية وكل خلية من خلايا الإدخال ترتبط بجميع الخلايا الموجودة في طبقة الإخراج Output layer، أو ما يسمى ب(Kohonen layer) عن طريق أوزان الارتباطات بين الخلايا، ومما تجدر الإشارة إليه أن شبكة كوهنين هي واحدة من الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التعليم بدون إشراف، أي من نوع التعليم الذاتي إذ لا يوجد لها إخراج محدد² (output target).

¹ - صفوان ناظم راشد وآخرون، مقارنة بين أسلوب الشبكات العصبية والمربعات الصغرى للنماذج الخطية وغير الخطية مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، العدد 21، 2012، ص 254.

¹ - سحي جاسم محمد، كيمس ملفات باستخدام شبكة counter propagation العصبية، مجلة الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 7، العدد 1، 2010، ص 155.

الشكل رقم (3-13): شبكة Kohonen



Source: Fiona Nielsen, **Neural Networks– algorithms and applications**,
Brock Business College, Dec 2001, p:07.

7-2-3-3 الشبكات العصبية التنافسية Competitive Neural network

تسمى أيضا بشبكة التجميع، يقوم هذا النوع من الشبكات باكتشاف علاقات بين أنماط التدريب من خلال إجراء عملية تجميع أنماط التدريب إلى تجمعات متشابهة الأنماط، تمثل كل وحدة إخراج تجمعا، وينسب النمط إلى أقرب تجميع أنماط التدريب إلى تجمعات متشابهة الأنماط، تمثل كل وحدة إخراج تجمعا، وينسب النمط إلى أقرب تجمع من خلال قياس المسافة بين النمط ومراكز التجمعات المختلفة، وتنتج الشبكة متجها نموذجيا أو مثلا لكل تجمع، ويكون التعلم في هذه الشبكات غير مشرف عليه، ولذلك تسمى بالشبكات ذاتية التنظيم من الأنواع المشهورة لهذه الشبكات خرائط الصفات ذاتية التنظيم لكوهينين عام 1988 وشبكة اكتشاف التجمع¹.

تندرج ضمن معمارية قسم من الشبكات، تعتمد على طريقة تعلم (الفائز يأخذ الكل) حيث تتنافس الخلايا

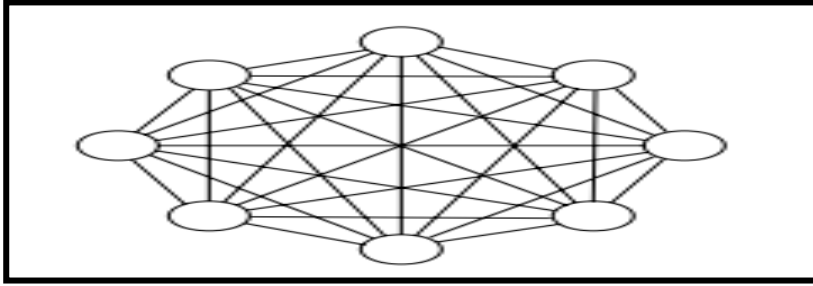
فيما بينها لكي تفوز واحدة من هذه الشبكات في وقت معين لان استجابتها أقوى من بقية الشبكات.

¹ - المدرس أحمد عبد الحسين الامارة، مرجع سبق ذكره، ص140.

3-3-2-8. شبكة هوبفيلد Hopfield:

يمثل هذا النموذج شبكة كاملة الارتباط اكتشف في سنة¹ 1982 حيث تتكون الشبكة من N عصبية لا تستقبل ولا ترسل إلا قيما ثنائية $(+1-1)$ ، ودالة التنشيط هنا هي دالة خطية بعتبة ويتم التمرن فيها باستعمال الخوارزم، وقد طبق هذا النموذج حل مشكل، والشكل التالي يوضح ذلك:

الشكل رقم (3-14): شبكة Hopfield



Source: Ben Krose, Patrick van der Smagt, An introduction to Neural Networks, Eighth edition, Amsterdam, Novembre 1996, p:51

3-3-4. مزايا وعيوب طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية :

تتمتع طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية بعدة مزايا، كما أن لها عدة عيوب يمكن اختصارها فيما يلي:

3-3-4-1. مزايا طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية:

تتميز الشبكات العصبية الاصطناعية بالعديد من المزايا العامة، والتي من أهمها²:

- تتميز الشبكات العصبية الاصطناعية بخاصية التعلم الذاتي فهي تقوم بالمهام الموكلة إليها بطريقة مثلى

حيث تكون بذلك نظاما يتعلم بنفسه، ويستنبط القوانين المناسبة التي تسمح بحل المشاكل.

- تتمكن الشبكات العصبية الاصطناعية من إيجاد العلاقات غير الخطية بين المتغيرات وأخذها بعين

الإعتبار في إعطاء النتائج.

¹ - صوار يوسف، مرجع سبق ذكره، ص156.

² -عبادي مجّد، القرض التقني وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية، مجلة الدراسات الاقتصادية والمالية، جامعة الوادي، العدد 5، 2012، ص 102.

- سهل الاستخدام وتوفر الجهد والوقت اللازمين للتحليل عكس الطرق الإحصائية الكلاسيكية، حيث أنه لا يتطلب كفاءة في الرياضيات، الإعلام الآلي أو الإحصاء لا تؤثر قلة المعطيات كثيرا على نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية.
- تتميز الشبكات العصبية الاصطناعية بقدرتها على التكيف مع التطورات الحاصلة والظروف المحيطة الحالية التي بإمكانها أن تفقده فعاليته في التمييز مع مرور الزمن، وبالتالي فإن إصلاح الشبكة العصبونية ليس بالأمر الصعب، يكفي فقط إعادة إدخال قاعدة أمثلة جديدة للحصول على المعايير المميزة الجديدة لتعليم الشبكة.

3-3-4-2. عيوب طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية:

يؤخذ على الشبكات العصبية الاصطناعية مايلي¹:

- مشكلة العلبه السوداء Black Box حيث قد يصعب تفسير النتائج التي الحصول عليها وذلك لعدم وضوح تفسير الأوزان ومدى الترابط والاتصال بين الخلايا العصبية في الشبكة.
- كثرة التحويلات على المتغيرات (تحويل توزيعها إلى الطبيعي وتحويل اللوغارتمي) الأمر الذي يتسبب في ابتعاد نتائج تلك المعالجة عن الأرقام الحقيقية لها.
- تستغرق زمنا كبيرا في عملية التعلم والتدريب، كما أنها تحتاج حجم كبيرة من البيانات.
- تعمل الشبكة بشكل مشابه لعمل أسلوب الإحصائي، إلا أنه لا يمكن إجراء اختبارات إحصائية للتأكد من كفاءة النماذج المستخدمة كما هو الحال مع أسلوب الإحصائي.
- يفترض فيها أن تستمر العلاقات التاريخية بين المدخلات والمخرجات كما هو عليه في المستقبل.

¹ - مصطفى كمال إسماعيل مظهر، أفضل مزيج لسياسات إعادة التأمين في السوق المصري باستخدام المحاكاة بالشبكات العصبية الاصطناعية، مجلة الدراسات والبحوث التجارية، المنصورة (مصر)، العدد 1، مصر، 2004، ص229.

3-3-5. الشبكات العصبية والسلاسل الزمنية:

موضوع الشبكات العصبية محاط بكثير من التساؤلات ومعظمها تأتي من جانب مستخدمي طرق التنبؤ والاقتصاد القياسي، حيث يتم استخدامها للتنبؤ القصير الأجل في العديد من المجالات نظراً لحداثة التقنية وتوفرها على دالة مرنة يمكن أن تلاءم نماذج الغير الخطية.

3-3-5-1. التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية:

تستخدم الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بشكل واسع لكونها لا تحتاج إلى شروط صارمة ودقيقة لغرض التنبؤ، بالإضافة لإمكانية تفسير سلوك البيانات غير الخطية، ويمكن تلخيص عمل شبكة في التنبؤ بالخطوات التالية¹:

● اختيار المتغيرات:

إذ يجب اختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة تمثيلاً جيداً.

● معالجة البيانات:

إجراء بعض العمليات على البيانات المستخدمة مثل تحديد الاتجاه العام، التركيز على العلاقات بين المشاهدات، إيجاد توزيع البيانات.

● تقسيم البيانات:

تقسم البيانات المتوفرة إلى مجاميع التالية: مجموعة التدريب، مجموعة الاختبار، مجموعة الشرعية .

¹ - فارس غانم أحمد وآخرون، التنبؤ الإلكتروني لفعاليات الاركاض للنساء باستخدام الشبكات العصبية، مجلة الراقدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 10، العدد 1، 2013، ص 314.

• نموذج الشبكة العصبية **Neural Network Paradigms**:

عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب اختيار الآتي: عدد العصبونات للإدخال (يساوي عدد المتغيرات المستقلة)، عدد الطبقات المخفية، عدد العصبونات المخفية (يحدد عن طريق التجربة)، عصبون الإخراج (عادة يساوي واحد).

• معيار التقييم **Evaluation Criteria**:

إن معيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الأخطاء MSE .

• تدريب الشبكة **Neural Network Training**:

وتتضمن كل من تعليم النموذج وخوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ المستخدمة.

• التنفيذ: **Implementation**

وهي من أهم الخطوات حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة التغير وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات، ويتم بناء الشبكات العصبية عن طريق البرمجة ويتكون من عدد كبير من الدورات التي يزيد استعمالها لحل مشكلة معينة.

3-3-5-2. القرارات المطلوبة لتطبيق الشبكات العصبية في التنبؤ بالسلاسل الزمنية:

ويمكننا تلخيص أهم القرارات التي يجب اتخاذها أثناء بناء الشبكة فيما يلي¹:

- تحديد معمارية الشبكة العصبية، أي تحديد عدد الطبقات المطلوبة وعدد العصبونات داخل طبقة.
- عدد العصبونات في طبقة المدخلات تحدد مقدار البيانات التاريخية التي سوف تستخدم في توليد التنبؤ.
- طبقة المخرجات ستشتمل فقط على العصبونات المتطابقة مع التنبؤ المنفرد.

¹ - محمد جلال محمد عبد الله جبارة، مرجع سبق ذكره، ص107.

الشبكات العصبية الاصطناعية

- عدد العصبونات في الطبقة الخفية يحدد مقدرة الشبكة في تقريب العلاقة الغير خطية بين تباطؤات السلسلة الزمنية والتنبؤات الناتجة.

- القيام بتهيئة البيانات المدخلة إلى الشبكة العصبية فقد يساعد ذلك في تحسين أداء الشبكة وتتم تهيئة البيانات بإجراء بعض التحويلات الحسابية عليها.

- اختيار خوارزمية التدريب المناسبة تعتبر من أهم العوامل في تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية.

3-3-5-3. أنواع الشبكات المستخدمة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية:

• البيرسبتون متعددة الطبقات Perceptron:

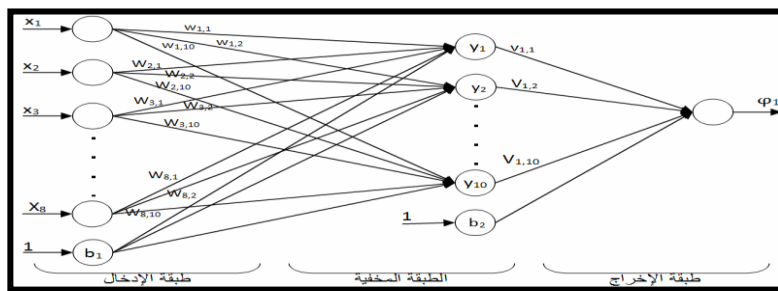
إحدى أبسط أنواع الشبكات العصبية تم دراستها في منتصف 1950، وهي شبكة وحيدة الطبقة ذات

التغذية أمامية تتعلم بإشراف، أول من اكتشف خوارزمية التعليم بها كان فرانك روزينبلات (Frank

Rosenblatt) عام 1958. وفي سنة 1969 برهن (Minsky و Papert) أن الشبكة تستطيع تعميم

الدوال القابلة للفصل الخطي فقط مثل الدوال المنطقية التي تحوي على نوعين من الإخراج فقط¹.

الشكل رقم(3-15): معمارية شبكة بيرسبتون متعددة الطبقات



المصدر: صفوان عمر حسون، فرهاد محي الدين خليفة، استخدام الشبكات العصبية لاستخلاص البيانات المخفية في الصور،

مجلة الرافيدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 10، العدد 3، 2013، ص 121.

¹ - عمر صابر قاسم، إسماء رستم محمد، مرجع سبق ذكره، ص 06.

• شبكات دالة القاعدة الإشعاعية: Radial Basis Functions network RBFN

تعتبر من شبكات التغذية الأمامية ذات طبقة خفية واحدة، ودالة اللياقة (basis functions)، تعمل هذه الشبكة بتحويل المدخلات بطريقة غير خطية لإيجاد منحناه المناسب مع الحصول على نتائج الصحيحة، تمزج هذه الشبكة نوعي التعليم للشبكات العصبية hybrid of unsupervised and supervised learning، يتم نمذجة البيانات إلى مجاميع حسب قانون المسافة الإقليدية بين بيانات الإدخال وأوزان الطبقة المخفية التي يتم في

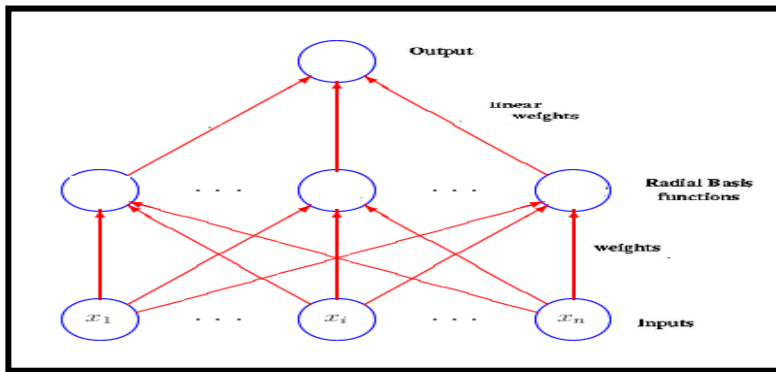
البداية اختيارها بشكل عشوائي وبدون الحاجة إلى معرفة المخرجات، وتسمى دالة اللياقة الخاصة بهذه

الطبقة¹ Gaussian radial basis functions.

يكون التعليم بين طبقة الإدخال والطبقة المخفية هو تعليم بدون معلم، أما التعليم بين الطبقة المخفية وطبقة

الإخراج فيكون تعليماً بمعلم ويعتمد على نسبة الخطأ بالاعتماد على المخرجات.

الشكل رقم (3-16): الهيكلية العامة لدالة القاعدة الشعاعية



Source: Mark J.L.Orr, introduction to radial Basis Function Networks, University of Edinburgh, april 1996, p:10.

¹ -زهرا مازن القطان، تمييز بصمة الإصبع المعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 11، العدد 1، 2014، ص151.

الشبكات العصبية الاصطناعية

- المزايا الرئيسية لشبكة دالة القاعدة الشعاعية:

- هي بساطة الدالة المستخدمة.

- منحنى الدالة يكون سلساً جداً وشعاعي التناظر

- غالباً ما يتم اختيار دالة Gaussian لتكون هي دالة القاعدة الشعاعية، حيث أنها تستطيع أن تحدث

تقاربا في أي وظيفة ثابتة من دون الاعتماد على نموذج النظام

• شبكات Pi- Sigma:

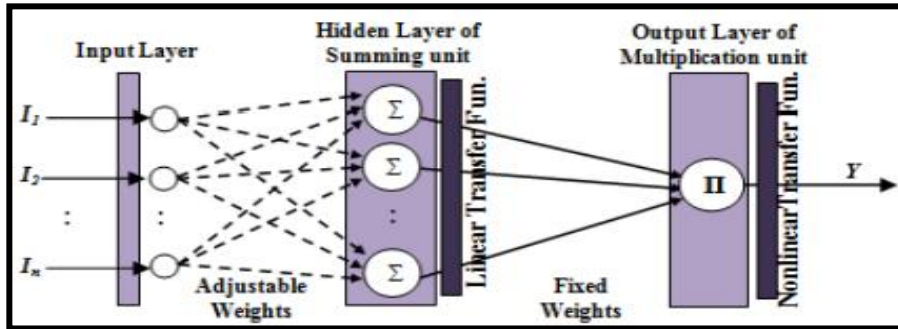
هي شبكات عصبية متعددة الحدود أو تسمى أحيانا بشبكات الرتبة العليا، في هذه الشبكات يتم إرسال

المجموع الموزون من الإشارات المدخلة من خلال دوال التحويل في الطبقة الخفية إلى طبقة المخرجات الهدف من

شبكات الرتبة العليا هو تبديل العصبونات الخفية الموجودة في الشبكات ذو الرتبة الأولى، وبالتالي تخفيض التعقيد

في البنية المعمارية للشبكة.

الشكل رقم (3-17): شبكة Pi- Sigma



Source : Sibarama Panigrahi, Ashok Kumar Bhoi, Yasobanta Karali, A Modified Differential Evolution Algorithm trained Pi-Sigma Neural Network for Pattern Classification, International Journal of Soft Computing and Engineering, Vol. 3, N° 5, November 2013, p:134.

• شبكات Sigma - pi:

هي شبكات تغذية أمامية من طبقة خفية واحدة، مخرجات الطبقة هو نتاج الحدود المدخلة، ومخرجات

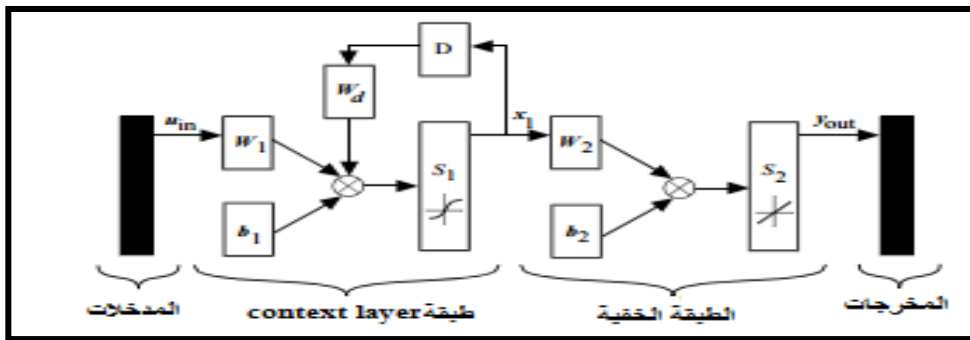
الشبكة هي مجموع هذه النتائج، هناك طبقة واحدة فقط من الأوزان المعدلة تنتج في عملية التدريب السريع.

شبكة Pi – Sigma تشابه هذه الشبكة في بنيتها المعمارية شبكة Sigma – pi ، الاختلاف بينهما نجد أن مخرجات الطبقة الخفية في شبكة Pi – Sigma هو مجموع الحدود المدخلة ومخرجات الشبكة هي الناتج من هذه الحدود¹ ، بالإضافة إلى ذلك لهذه الشبكة طبقة واحدة من الأوزان المعدلة ولكن هذه الأوزان تكون في الطبقة الأولى.

• شبكة ألمان ELMAN:

تعد شبكة ايلمان العصبية من الشبكات العصبية التي طورت من قبل جيفري ايلمان عام 1990، وتعد من شبكات التدريب بإشراف وتمتلك إعادة تغذية (recurrent)، هذا النوع من الشبكات يتكون على الأقل من ثلاث طبقات طبقة الإدخال والطبقة المخفية وطبقت الإخراج بالإضافة إلى طبقة context layer التي تعمل تغذية راجعة بدون وزن، إن هذه الشبكة تمتاز بقدرة عالية ووصولها إلى الحل الأمثل لأنها تعيد إخراج الطبقة المخفية إلى طبقة الإدخال مما يزيد سرعة التدريب وضبط أوزان الشبكة، الشبكة تمتلك (Tansig-Neurons)، في الطبقة المخفية وكذلك تمتلك (Purelin-Neurons) في طبقة الإخراج².

الشكل رقم (3-18): شبكة ألمان ELMAN



Source : David Samek, Elman Neural Networks In Model Predictive Control, In Proc. of the 23rd European Conference on Modelling and Simulation, 2009, p:03.

¹ - محمد جلال محمد عبد الله جبارة، مرجع سبق ذكره ، ص107.

² - فوزية محمود رمو، علاء أنور محمد، تمييز الأنسجة باستخدام شبكة أيلمان العصبية الاصطناعية، مجلة الراقدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد11، العدد1، 2014، ص100.

خلاصة

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

التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية
الاصطناعية

دراسة تطبيقية

تمهيد

بعدها تطرقنا في الجانب النظري إلى السلاسل الزمنية وعلى أهم طريقة من طرق التنبؤ على المدى القصير التي يمكن للمؤسسة الاقتصادية الجزائرية استخدامها في تحسين مستوى مبيعاتها، والمتمثل في كل من طريقة بوكس جنكينز وعرض مراحلها بالتفصيل، وكذا تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية واستخداماتها، وأهم نماذجها المستخدمة في التنبؤ، وسنقوم في هذا الجزء بدراسة إحصائية لمبيعات مؤسسة سونلغاز الشلف ثم تطبيق منهجية بوكس جنكينز وكذا تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية على سلسلة المبيعات الشهرية للكهرباء وصولاً إلى مرحلة التنبؤ لمبيعات هذا المنتج انطلاقاً من معطيات وبيانات السلسلة والمفاضلة بينهما، وسنحاول من خلال هذه الدراسة التطبيقية من التعرف على النموذج الأمثل للتنبؤ عن طريق التعرض إلى النقاط التالية:

- نظرة على المؤسسة الوطنية للكهرباء والغاز سونلغاز؛
- تحليل السلسلة الزمنية وفق منهجية بوكس - جنكينز؛
- تحليل نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للسلسلة الزمنية؛
- المقارنة بين نماذج بوكس - جنكينز ونماذج الشبكات العصبية.

4-1. نظرة على المؤسسة الوطنية للكهرباء والغاز سونلغاز

سنتطرق في هذا المبحث لمؤسسة سونلغاز بنظرة شاملة، من خلال مجموعة عناصر ابتداء بنشأة المؤسسة وتعريفها وكذا هيكلها التنظيمي وصولاً لأبرز مهامها وأهدافها.

4-1-1. لمحة تاريخية عن المؤسسة ومهامها:

4-1-1-1. نشأة وتطور مؤسسة سونلغاز:

المؤسسة الوطنية للكهرباء والغاز هي مؤسسة متواجدة عبر كامل التراب الوطني، وتعتبر من أقدم المؤسسات التي تؤدي خدمة عمومية حيث تمتلك خبرة طويلة في مجال إنتاج، توزيع الكهرباء، وتوزيع الغاز. تم في سنة 1947 إنشاء المؤسسة العمومية "كهرباء وغاز الجزائر" المعروفة اختصاراً بالحروف الرامزة EGA، التي اسند إليها احتكار وإنتاج الكهرباء ونقلها وتوزيعها وكذا توزيع الغاز، وتضم EGA المؤسسة السابقة للإنتاج والتوزيع، وهي تنتمي إلى قانون أساسي خاص منها "le bon" وشركائه SAE (الشركة الجزائرية للكهرباء والغاز) ثم وقعت تحت مفعول قانون التأميم الذي أصدرته الدولة الفرنسية سنة 1946. وفي سنة 1962 قامت الدولة الجزائرية بالتكليف بمؤسسة EAG، وما ان انقضت بضع سنوات وبفضل مجهود معتبر بذل في سبيل التكوين الجزائريون من تولى تسيير المؤسسة.

أنشأت مؤسسة سونلغاز في 28 جويلية 1969¹ بموجب القرار رقم: 69-59 لتحل محل مؤسسة كهرباء وغاز الجزائر EGA المنشأة عام 1949.

قامت سونلغاز سنة 1983 بإنشاء 05 مؤسسات فرعية (filiales) تابعة لها، تقوم بوظائف فرعية هي:

▪ kahrif: مؤسسة وطنية تقوم على أشغال الكهرباء.

¹ - الجريدة الرسمية جويلية 1969.

▪ kahrakib: مؤسسة وطنية تقوم على أشغال الكهرباء ذات التوتر العالي HT ومراكز هذا التوتر موجهة للصناعات الكبرى.

▪ kangaz: مؤسسة وطنية تقوم على أشغال مد أنابيب، ونقل وتوزيع الغاز.

▪ Iekerga & Etttekib: مؤسسة وطنية مختصة في صناعة الغاز وتركيب أدوات ووسائل الغاز.

▪ EN-AMC: مؤسسة وطنية للمراقبة والنوعية تقوم على صناعة العدادات وأجهزة المراقبة.

بتاريخ: 14 ديسمبر 1991 تبعا للقرار التنفيذي رقم: 91-474 تعرض الاطار القانوني للمؤسسة

لتعديلات هامة فبعدها كانت مؤسسة عمومية ذات طابع اشتراكي، أصبحت منشأة عمومية ذات طابع صناعي

وتجاري EPIC نتيجة للإصلاحات التي اعتمدها الجزائر بعد 1988 والتي مست إجمالي المؤسسات العمومية.

4-1-1-2. مهام المؤسسة.

يكن دورها في اشباع حاجات مستعملي مادتي الكهرباء والغاز في إطار التنمية الاقتصادية والاجتماعية

للبلاد، والأهداف المسطرة لهذه المؤسسة هي وضع نظام طاقوي قادر على تلبية حاجات الاقتصاد الوطني

وإدخال الكهرباء لكل بيت وتعميم استعمال الغاز وضمان نقل وتوزيع الطاقة الكهربائية ذات الجودة.

▪ ضمان التوزيع العمومي للغاز بمراعاة مقاييس الأمان وبأقل التكاليف.

▪ إصلاح وصيانة بنيتها التحتية infrastructure.

▪ التخطيط ووضع قيد العمل كل ما هو ضروري لتكملة مهامها على أحسن وجه.

▪ تكوين سياسة تجارية توافق دفتر الشروط.

▪ انجاز كل الدراسات التقنية والتكنولوجية الاقتصادية والمالية التي تتناسب مع أهدافها.

▪ اقتناء كل تراخيص الانتاج المرتبطة بأهدافها.

▪ تقديم ارشادات ونصائح للزبائن في مجال استهلاك الكهرباء والغاز.

4-1-2. الهيكل التنظيمي لمؤسسة سونلغاز:

الهيكل التنظيمي لمؤسسة سونلغاز موضح في الملحق (01).

4-1-2-1. المديرية العامة:

تنقسم المؤسسة الوطنية لتوزيع الكهرباء والغاز لمجموعة مديريات تتوزع على النحو التالي¹:

▪ المديرية العامة:

تتمثل في المدير العام المخول من طرف السلطة العمومية إضافة إلى: نواب عامون، مفتشية عامة، مراقبون عاملون، مدراء دراسات.

▪ المديرية الوظيفية:

- مديرية إنتاج الكهرباء (DPE): تقدم على تسيير، صيانة واستغلال المراكز الكهربائية والقيام على الطلب المحلي للزبائن في أحسن شروط الأمان والتنوعية.

- مديرية نقل الطاقة (DMT): مهمتها نقل وإيصال الطاقة الكهربائية الضرورية للوحدات العمومية للتوزيع، وزبائن التوتر المرتفع من اجل إشباع حاجياتها وضمان التبادلات الدولية بأحسن شروط الجودة وضمان الوقاية والأمن بأقل التكاليف.

- مديرية نقل الغاز (DTG): تتكفل بضمان توزيع الغاز لوحدات التوزيع العمومية والزبائن الصناعيين فالغاز الطبيعي ضروري لإشباع حاجياتها في أحسن الظروف وضمان نوعية الخدمة والأمن بأقل تكلفة ممكنة.

- مديرية التوزيع (DTE): توزيع الطاقة الكهربائية والغاز عبر القنوات وإرضاء حاجيات زبائنها.

¹ - اعتمادا على معطيات المؤسسة.

- مديرية الهندسة: القيام بدراسات تساعد في مراقبة الأشغال ووضع قيد العمل مشاريع الانجاز للبنية التحتية الطاقوية (وسائل إنتاج الكهرباء، الغاز وشبكات نقل الغاز والكهرباء ذات التوتر المرتفع)، باستثناء بعض الزبائن المختصة بهم مديرية الاستغلال وجزء من برامج الاستثمارات العقارية.

- مديرية الاتصال: تطوير التحكم في مجموع وسائل الاتصال الضرورية من أجل تقديم خدمة تفرص تحقيق التبادل في المعلومات بين مختلف مواقع المؤسسة.

- مديرية البحث والتنمية: تقوم بدراسات وبحوث تساعد على:

- تحسين فعالية المنشآت ونوعية الخدمة.

- تطوير أمن المنشآت الكهربائية والغازية.

- تقوية وتنمية الاستعمال الأمثل للكهرباء والغاز وإدخال آليات وتكنولوجيات جديدة في ميدان الطاقة.

■ مديريات المهام:

- مديرية المالية DF -. مديرية المحاسبة ومراقبة التسيير DCG .

- مديرية العلاقات والتأطير الصناعي. - مديرية الإدارة العامة.

- مديرية الموارد البشرية. - مديرية التجارة والتسويق.

اللجان: تتمثل في: لجنة الاستثمار، لجنة ما بين المديريات، اللجنة التجارية

4-2-1-2. بطاقة تقنية للمؤسسات الفرعية الجديدة (FILIALES):

منذ حوالي عشر سنوات، تسعى سونلغاز إلى تحديث بنيتها التنظيمية¹، وإجراء تغييرات عليها التي يجب أن

تمس جميع وظائف المؤسسة.

¹ -ECHO,FLASH, SPECIAL REORGANISATION, SONELGAZ JANVIER, 2004, P:05.

وأمام التقلبات الاقتصادية العالمية ومحاولة تكيف سياحة الجزائر معها، وكذا ضرورة تحرير القطاع الطاقوي دفعا بالمؤسسة إلى اتخاذ جملة من التدابير لمواجهة التغيرات المستقبلية، ومن بينها إنشاء مؤسسات خاصة بنشاطات المؤسسة الأساسية.

ولأجل هذا وكمرحلة تحضيرية قامت المؤسسة بتقسيم مديرية الانتاج وتوزيع الكهرباء إلى مديرية توزيع (DTE) وأخرى لإنتاج (DPE) وبعدها تقوم بالفصل في المحاسبة ويليه الفصل في الإطار القانوني . ولتهيئة وظيفة المالية المتلائمة مع هذا التغيير الجديد، يتم تقسيم مديرية المالية إلى جزئين، وأولهما مديرية المالية (DF)، وثانيهما يتمثل في مديرية المحاسبة ومراقبة التسيير (DCG)، وكمرحلة أخيرة إنشاء مديرتين منفصلتين، نقل الغاز (DTG) وقنوات نقل الكهرباء (DCS)، ونسجل كذلك إنشاء مديرية الشؤون التنظيمية (DAR) وتكون مهمتهما الأساسية في معالجة العلاقة بين السلطات التنظيمية ومؤسسة سونلغاز.

■ المؤسسة الفرعية سونلغاز لإنتاج الكهرباء (filiale sonalgaz production d'électricité):

يتمثل دورها في إنتاج وتسويق الكهرباء، وهي بهذا تضمن القيام بالأدوار التالية:

- صيانة وأمان التجهيزات والمنشات التي تستخدمها في الانتاج والتوزيع.
- احترام قواعد البيئة والمحافظة على المحيط.
- احترام الالتزامات المقدمة في الخدمات العمومية من حيث الجودة، والنوعية الموجهة للزبائن.
- مراقبة فعالية نظام الإنتاج لاسيما تراكم الطلب.
- المساهمة المباشرة والغير المباشرة في جميع النشاطات الصناعية، التجارية والمالية في الجزائر أو بالخارج والتي ترتبط عموما بطبيعة نشاطها.

▪ مؤسسة تسيير مراكز توزيع ونقل الكهرباء¹ "GRTE" رأسمالها الاجتماعي يفوق 40 مليار دينار

جزائري، ويتواجد مقرها الاجتماعي بالجزائر العاصمة (حي كريم بلقاسم) 02 .

المؤسسة الفرعية (GRTE) تمارس وظيفتين رئيسيتين:

- في مجال وظيفة تسيير مراكز التوزيع ونقل الكهرباء، تضمن استغلال وصيانة وتطوير هذه المراكز وتضمن القدرة

على توصيل الخطوط (القنوات)، التخزين.

- في مجال وظيفة تسيير نظام الإنتاج ونقل الكهرباء تحدد الوظائف التالية:

- التنبؤ القصير والمتوسط المدى في مجال الطلب على الكهرباء ومحاوله تغطية.
- التنبؤ القصير والمتوسط المدى فيما يخص مستودعات إنتاج الكهرباء وبرامجها.
- تسيير استغلال مخزون مستودعات الإنتاج.
- وضع خطوط تربط طرق إنتاج الكهرباء بطرق توزيعها.
- تعريف، تحديد ووضع قيد العمل طرق حماية وحفظ مراكز توزيع الكهرباء، وربطها بمنتجاتي وموزعي الكهرباء، والمستهلكين الدائمين (واسعي الاستهلاك).
- تطبيق قرارات السلطة العمومية المرتبط بضمان الاستهلاك الكهربائي.

▪ مؤسسة تسيير مراكز توزيع ونقل الغاز (filiale gestionnaire du réseau de transport du gaz)

"GRTG" gaz)

المؤسسة الفرعية (GRTG) تسيير نظام توزيع الغاز على المستوى الوطني، وبالنسبة لمسييري مراكز توزيع

الغاز. نلخص الوظائف التالية:

- استغلال صيانة وتطوير مراكز توزيع الغاز، وذلك بهدف ضمان تحقيق احتياجات التوصيل والتخزين للغاز.

¹ - مرجع سابق، ص 06.

- معالجة خطط التنمية لمراكز التوزيع بصفة مشتركة مع المتعاملين.
 - وفي مجال تسيير نظام الغاز، المؤسسة تحقق الوظائف التالية:
 - التنبؤ القصير والمتوسط المدى للطلب على الغاز ومحاولة تغطيته.
 - التنبؤ القصير وطويل المدى في استعمال قدرة مراكز توزيع الغاز.
 - تسيير التبادلات الجهوية للغاز.
 - التحكم في حركة طاقة الغاز.
 - التنسيق بين الخطط الموضوعية قيد العمل لنقل الغاز.
- وضع قيد العمل خطط لحماية مراكز التوزيع، وربطها بصفة مشتركة مع موزعي الغاز والزبائن واسعي الاستهلاك.

3-1-4. تقديم استهلاك الكهرباء والغاز:

1-3-1-4. استهلاك الكهرباء:

- ينقسم استهلاك الكهرباء إلى ثلاث أصناف حسب نوع التوتر "توتر منخفض، توتر متوسط، توتر مرتفع"
- **التوتر المنخفض (BT) Basse tension:** الموجه لقطاع العائلات على مستوى أقل من 01kv وزبائنه ينقسمون إلى¹:

- المشتركين الاعتياديين (AO) abonnés ordinaire: العائلات والتجار الحرفيين.
- الإدارات (AFM) abonnés facturée sur mémoire: ويشمل الإدارات العمومية والتعليم والصحة العمومية.... الخ.

¹ -2013/12/15, www.sonalgaz.dz.

▪ التوتر المتوسط (MT) moyenne tension): الذي يتراوح توتره ما بين (01KV-33KV) ويوجه هذا الضغط للمؤسسات الصغيرة والمتوسطة وهو موضوع دراستنا.

▪ التوتر المرتفع (HT) Haute tension):

يكون على مستوى توتر أكثر من 60KV ويوجه رأساً للمنشآت الصناعية الكبرى.

4-1-3-2. استهلاك الغاز

ينقسم بدوره هو الآخر إلى ثلاث أصناف حسب نوع الضغط "ضغط منخفض، ضغط متوسط، ضغط مرتفع".

▪ الضغط المنخفض (BP) Basse Pression): يكون على مستوى أقل من أو يساوي 0، 2Bars .

▪ الضغط المتوسط (MP) Moyenne Pression): على مستوى يكون محصور 0، 2-0، (4 bars)

حيث يوجه إلى المؤسسات الصغيرة والمتوسطة إضافة إلى الإدارات والتعليم والصحة العمومية.

▪ الضغط المرتفع (HP) Haute Pression): على مستوى ضغط أعلى من 04 bars ويوجه للمنشآت

الكبرى.

4-1-4. نظرة على مديرية التوزيع

إن مديرية التوزيع تعتبر من أكبر المديريات على مستوى المؤسسة وحيث تشغل حوالي 64 بالمئة من

الإجمالي العام لعمال المؤسسة، وهي متواجدة عبر كامل التراب الوطني وتنقسم إلى¹: 09 منطقة توزيع ، 45 مركز

توزيع ، 184 قطاع توزيع، 37 قطاع زبائن.

¹ - اعتماداً على معطيات المؤسسة.

1-4-1-4. بنية مديرية التوزيع والمهام المنوطة بها

منطقة التوزيع (zone de distribution): نعتبر المنسق بين مراكز التوزيع، والقطر الوطني ينقسم إلى تسع 09

مناطق توزيع، حسب الجدول أدناه:

جدول رقم (1-4): تقسيم مناطق التوزيع على مستوى القطر الوطني

المنطقة	المركز
الجزائر	بولوغين، بلوزداد وتيبازة، بومرداس، الحراش.
البليدة	البليدة، المدية والجللفة، تيزي وزو، البويرة.
ورقلة	ورقلة، الأغواط، تمنراست، بسكرة، واد سوف، غرداية.
قسنطينة	قسنطينة، باتنة، أم البواقي، تبسة، ميله، خنشلة.
سطيف	سطيف، جيجل، بجاية، مسيلة، برج بوعريبيج.
وهران	وهران، تلمسان، السانية، سيدي بلعباس، معسكر، عين تموشنت.
بشار	بشار، سعيدة، أدرار.
عنابة	عنابة، سكيكدة، قلمة، سوق أهراس، الطارف.
شلف	شلف، عين الدفلى، تيارت، مستغانم، غليزان، تسمسيت.

المصدر: انطلاقا من معطيات المؤسسة

وفي سنة 2006 أصبحت معظم مراكز التوزيع مستقلة عن بعضها فكل ولاية مسؤولة عن توزيع منتجاتها.

▪ مركز التوزيع **Centre de Distribution**: هو الوحدة الغير مركزية التي تضمن عليه "عادة ما يكون

ولاية"، وتسيير الأشغال على مستوى هذا الإقليم وكذا المشتركين التابعين له.

▪ وكالة التوزيع **Agence de Distribution**: هي الخلية الأساسية المشكلة لبنية التوزيع وتضمن الوكالة

المهام التالية:

- المهام المتعلقة بالزبائن: تجديد كشوفات المشتركين والتحصيل والتدخلات البسيطة على مستوى الزبائن وكذا استقبالهم.

- مهام استغلال الغاز: تتمثل في ربط وإصلاح الشبكات ومراكز الربط.

- مهام استغلال الكهرباء: تتمثل في ربط وإصلاح المولدات والخطوط الكهربائية.

قطاع الزبائن Secteur Clientèle: هو جزء من مركز التوزيع الذي يضمن تقديم الخدمات للزبائن في وكالة التوزيع في بعض المدن الكبرى.

4-1-4-2. مهمة مديرية التوزيع: في ظل أحسن الظروف التقنية والاقتصادية تسعى مديرية التوزيع إلى ضمان:

▪ تسيير شبكات الكهرباء والغاز.

▪ تسيير التعاملات مع المشتركين المرتبطين بهذه الشبكة.

▪ تساعد مراكز التوزيع على أداء وتسيير نشاطاتها.

4-2. تحليل السلسلة الزمنية وفق منهجية بوكس - جنكينز:

لدينا المبيعات الشهرية لمنتج الكهرباء خلال الفترة من (جانفي 2006 - ديسمبر 2012) مقاسا بالوحدة

(KWh)، ممثلة في الجدول التالي:

الجدول رقم (4-2): السلسلة الخام للكهرباء متوسطة التوتر (B_t)

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Janvier	16787450	15226449	17427711	16238652	17779944	19466651	20181660
Février	16205542	22076013	19673879	20353859	20895268	24480276	25897722
Mars	20548378	24239437	19673327	19485415	19222917	19887257	23049119
Avril	19508107	16566716	15827364	15862383	17054631	19333472	24432284
Mai	19449900	16549577	18201190	17648354	18496517	23338732	23925948
Juin	18261680	15981161	18871266	17307220	19745670	18052949	20026101
Juillet	5089029	16837348	16869770	21159210	20676617	24520665	27414376
Aout	12788181	18784321	20698776	26786479	25580087	31494183	38217783
Sept	13422374	18053893	22223881	25695921	25272309	26785729	31725715
Oct	17317871	17968293	21849620	22829897	26786834	31736673	40161810
Nov	15574182	16881482	20234877	21243270	24447835	27400760	31331049
Déc	5771807	16305515	18047791	18442568	17335437	18515513	21585713

الوحدة: KWh

المصدر: انطلاقاً من معطيات المؤسسة

4-2-1. التحليل الإحصائي للسلسلة:

4-2-1-1. الكشف عن مركبات السلسلة لمبيعات الكهرباء:

إن التحليل الإحصائي لأية سلسلة زمنية يقوم أساساً على مقارنة قيم الظاهرة في فترات متتابة حتى يمكن الكشف عما يصيبها من نمو وضمور، ويمكن القول بشكل عام أن التغيرات التي تطرأ على أي ظاهرة من الظواهر خلال فترة زمنية تكون تحت تأثير عدة عوامل متعددة. وأن أي تغير يطرأ عليها هو في الواقع المحصلة لجميع

القوى والمؤثرات التي تحيط بها. وتقوم دراسة السلاسل الزمنية على تحليلها إلى عناصرها الأربعة المكونة لها، بغية معرفة مقدار هذه التغيرات وتحديد طبيعتها واتجاهها، حتى يصبح في الإمكان القيام بالتقديرات اللازمة والتنبؤات الضرورية، استعداداً لما ينتظر أن يحدث في المستقبل.

إن الهدف من دراستنا لمركبات السلسلة الزمنية الخاصة بمبيعات الكهرباء هو الكشف عن التغيرات التي تطرأ على مبيعات الكهرباء أثناء الفترة: جانفي 2006 / ديسمبر 2012 حتى تتمكن معرفة أنواع هذه التغيرات وقياس كل نوع منها.

وستتناول طريقتين في الكشف عن مركبات السلسلة الزمنية الخاصة بمبيعات الكهرباء

- الطريقة البيانية

- طريقة الاختبارات الإحصائية.

4-2-1-2. الطريقة البيانية:

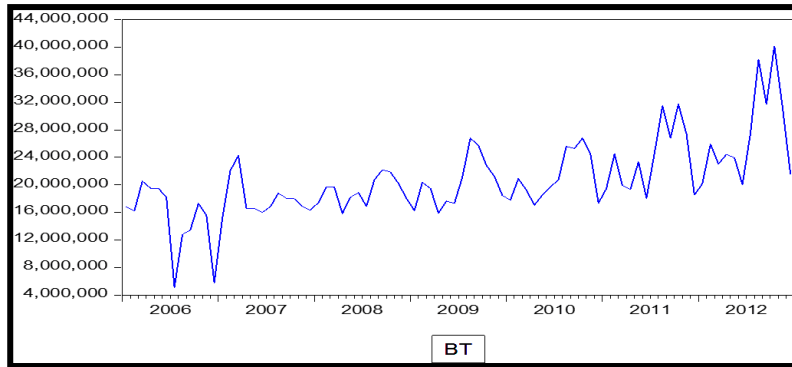
تعتمد هذه الطريقة على تمثيل هذه المعلومات الرقمية لكمية مبيعات الكهرباء منخفضة التوتر لمؤسسة سونلغاز، الذي يعكس مركبات السلسلة الزمنية بشكل أوضح كما هو مبين في الشكل أدناه، ومن خلال هذا المنحنى يمكننا كشف المركبة الفصلية من خلال انتظام السلسلة الزمنية لمبيعات الكهرباء، أما الاتجاه العام فيتمثل في تلك المركبة التي تدفع قليلاً بالمنحنى نحو النقصان، أو الزيادة، بينما يصعب الكشف عن المركبة الدورية في الشكل البياني، وفيما يخص المركبة العشوائية، فتتمثل في عدم تركها المركبات المنتظمة أن تكون كذلك (وهذا ما صعب علينا بالأخص تحديد المركبات الثلاثة الأخرى).

• تحليل المنحنى البياني لسلسلة مبيعات الكهرباء:

الشكل الموالي يبين المبيعات الشهرية للكهرباء منخفضة التوتر مقاساً بالوحدة (KWh)، خلال الفترة

(2006/01/01 - 2012/12/31)، حيث يرمز للمتغير بالرمز (BT).

الشكل رقم (4-1): التمثيل البياني للسلسلة الزمنية (BT).



المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج Eviews

3-1-2-4. الكشف عن طريق الاختبارات الإحصائية:

بما أن الاختبار البياني غير كافي لوحده، حيث لا تسمح هذه الطريقة - البيانية - بكشف مركبات السلسلة بشكل دقيق، فإنه يستلزم علينا استعمال مجموعتين متباينتين من الأدوات الإحصائية لكشف أولا الاتجاه العام ثم الفصلية في وقت لاحق.

- اختبار الإشارة (Sign test) للكشف عن مركبة الاتجاه العام:

نظرا لصعوبة الكشف البياني، سنستعمل الاختبارات الحرة التوزيع (يستعمل في هذه الأدوات الاختيارية التي لا تخضع بالضرورة لأي توزيع إحصائي)، وهي توزيعات لا تتطلب أي فرضية حول التوزيع الاحتمالي للأخطاء.
Et

ويعتبر اختبار الإشارة (Sign test) فهو يعتمد على إشارة الفروقات من الدرجة الأولى، من موجبة وسالبة

كما يفترض هذا الاختبار التوزيع العشوائي للمعطيات.

• شكل الاختبار:

H_0 : السلسلة عشوائية / لا يوجد اتجاه عام.

H_1 : السلسلة تحتوي على اتجاه عام. تكوين الاختبار

دراسة تطبيقية

V: عدد الفروقات الموجبة.

n: عدد الفروقات غير الصفريّة.

لإجراء هذا الاختبار يجب علينا أولاً حساب الفروقات من الدرجة الأولى.

الجدول رقم (3-4): سلسلة الفروقات من الدرجة الأولى

ANS MOIS	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Janvier	-	9454642	1122196	-1809139	-662624	2131214	1666147
Février	-581908	6849564	2246168	4115207	3115324	5013625	5716062
Mars	4342836	2163424	-552	-868444	-1672351	-4593019	-2848603
Avril	-1040271	-7672721	-3845963	-3623032	-2168286	-553785	1383165
Mai	-58207	-17139	2373826	1785971	1441886	4005260	-506336
Juin	-1188220	-568416	670076	-341134	1249153	-5285783	-3899847
Juillet	-13172651	856187	-2001496	3851990	930947	6467716	7388275
Aout	7699152	1946973	3829006	5627269	4903470	6973518	10803407
Sept	634193	-730428	1525105	-1090558	-307778	-4708454	-6492068
Oct	3895497	-85600	-374261	-2866024	1514525	4950944	8436095
Nov	-1743689	-1086811	-1614743	-1586627	-2338999	-4335913	-8830761
Déc	-9802375	-575967	-2187086	-2800702	-7112398	-8885247	-9745336

المصدر: من إعداد الباحثة بناءً على النتائج برنامج Eviews.7.

حيث: - عدد الإشارات السالبة $V=46$

- عدد الإشارات غير الصفريّة $n=37$

$$\sigma_v = \sqrt{\frac{37}{4}} = 9.25$$

$$\mu = \frac{n}{2} = \frac{37}{2} = 18.5$$

$$z = \frac{46 - 18.5}{9.25} = 2.97$$

$$\left| \frac{z\alpha}{2} \right| = 1.96$$

كون القيمة المحسوبة أكبر من القيمة المجدولة نرفض الفرضية " H_0 " بمعنى أن السلسلة تحتوي على مركبة الاتجاه العام.

$$|z| = 2.97 > \left| \frac{z\alpha}{2} \right| = 1.96$$

- اختبار كريسكول للكشف عن المركبة الفصلية نظرا لكثرة التذبذب الموجود في السلسلة الزمنية وكثرة المعطيات، وقد نحتاج لدليل أكثر قوة وبرهان، سنلجأ إلى استخدام اختبار كريسكول «Kruskall-Wallis» الذي يستعمل خصيصا لكشف مركبة الفصلية فقط .

وحتى لا يكون هذا الاختبار خاطئا سنقوم بإزالة مركبة الاتجاه العام التي سبق وأن كشفنا عن وجودها (من

السلسلة الزمنية قبل محاولة الكشف عن المركبة الفصلية، وذلك باستخدام الفروقات من الدرجة الأولى أين تصبح السلسلة الخالية من الاتجاه العام والموضحة في الجدول أعلاه.

طريقة الاختبار: اختبار كريسكول هو اختبار ذو ذيل أيمن، سنختبر من خلاله الفرضيتين التاليتين:

- H_0 : السلسلة الزمنية لا تحتوي على مركبة الفصلية.

- H_1 : السلسلة تحتوي على المركبة الفصلية.

وللقيام بهذا الاختبار (للبحث عن الفصلية) استعنا بالجدول اعلاه وبعد حساب قيمة KW المحسوبة

$$Kw = \frac{12}{T(T+1)} \sum_{i=1}^T \frac{R_i^2}{n_i} - 3(T+1)$$

واستخراج القيمة النظرية كاي تربيع « χ^2 » وجدنا:

$$\chi_{11,5\%}^2 = 19,675$$

حيث:

Rt: تمثل مجموع رتب المشاهدات المقابلة للشهر i.

ni : تمثل عدد المشاهدات المقابلة للشهر i.

P : ، تمثل الدور (période) وهي تساوي 12 لكون المشاهدات شهرية .

الجدول رقم (4-4): سلسلة ترتيب الفروقات من الدرجة الأولى

ANS MOIS	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Janvier	-	82	51	18	34	60	57
Février	35	77	62	69	64	73	75
Mars	70	61	46	32	25	11	17
Avril	31	6	14	15	20	38	53
Mai	44	45	63	58	54	68	39
Juin	28	37	48	41	52	9	13
Juillet	1	49	22	66	50	76	78
Aout	80	59	65	74	71	78	83
Sept	47	33	56	29	42	10	8
Oct	67	43	40	16	55	72	81
Nov	24	30	26	27	19	12	5
Déc	2	36	21	18	7	4	3

المصدر: من إعداد الباحثة بناء على النتائج برنامج Eviews.7.

$$KW = \frac{12}{83(83 + 1)} [169160.286] - 3(83 + 1) = 39.153$$

القيمة المحسوبة لهذا الاختبار هي: $kw=39.153$ أكبر من قيمة $\chi^2_{11,5\%} = 19,675$ ومنه ترفض

الفرضية H_0 ، أي أن السلسلة تحتوي على المركبة الفصلية. وبالتالي يجب أخذها في عمليات النمذجة والتنبؤ.

ج- اختبار تحليل التباين "اختبار فيشر": ينص هذا الاختبار على الفرضية التالية:

H_0 : عدم وجود تأثير الشهر والسنة.

H_1 : وجود تأثير الشهر والسنة.

وللوصول إلى نتائج هذا الاختبار نمر بالمراحل التالية :

الوسط الحسابي للأشهر (X_j) :

$$\bar{X}_j = 1/n \sum_{j=1}^n X_{.j}$$

حيث لدينا:

n عدد السنوات ($n=7$)

الجدول رقم (4-5): الوسط الحسابي للأشهر (X_j)

الأشهر	جانفي	فيفري	مارس	أفريل	ماي	جوان
الوسط (X_j)	17586931	21368937	20872264,3	18369279,6	19658602,6	18320863,9

الأشهر	جويلية	أوت	سبتمبر	أكتوبر	نوفمبر	ديسمبر
الوسط (X_j)	18938145	24907115,7	23311403,1	25521571,1	22444779,3	16572049,1

المصدر: من إعداد الباحثة.

• الوسط الحسابي للسنوات (X_i) :

$$\bar{X}_i = 1/L \sum_{i=1}^L X_i$$

دراسة تطبيقية

حيث لدينا:

L : عدد الأشهر (L=12)

الجدول رقم (4-6): الوسط الحسابي للسنوات (X_i)

السنوات	2006	2007	2008	2009	2010
الوسط (X_i)	15060375,1	17955850,4	19133287,7	20254435,7	21107838,8

السنوات	2011	2012
الوسط (X_i)	23751071,7	27329106,7

المصدر: من إعداد الباحثة.

• حساب الوسط الحسابي لكل المشاهدات (\bar{X}):

حيث لدينا:

$$\bar{X} = 1/nL \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L X_{ij} = 20655995,1$$

n عدد السنوات (n=7)

L : عدد الأشهر (L=12)

• حساب مجموع المربعات :

الجدول رقم (4-7) : حساب مجموع المربعات والتباينات

التباين	درجة الحرية	مجموع المربعات	نوع المقدرات
$V_m = 5,93583E+13$	6	$s_m = 6,52941E+14$	تباين المعامل الشهري
$V_a = 1,90791E+14$	11	$s_a = 1,14475E+15$	تباين المعامل السنوي
$V_r = -1,17648E+13$	66	$s_r = -7,76476E+14$	التباين العشوائي
$V_t = 3,10141E+13$	83	$s_t = 2,57417E+15$	التباين الكلي

المصدر: من إعداد الباحثة.

من خلال الجدول يمكننا مقارنة مقدرات التباين مع القيم الجدولة لفيشر عند مستوى المعنوية 5% كما يلي :

$$F_{cal} = \frac{V_m}{V_r} = 5.04$$

$$F_{tab}((L-1), (n-1)(L-1)) \Rightarrow F_{tab}(11, 66) = 1.89$$

لدينا:

ومنه نرفض الفرضية H_0 ، وبالتالي فالسلسلة (BT) تحتوي على المركبة الفصلية .

• الكشف عن مركبة الاتجاه العام :

$$F_{cal} = \frac{V_a}{V_r} = 16.21$$

$$F_{tab}((L-1), (n-1)(L-1)) \Rightarrow F_{tab}(6, 66) = 2.04$$

لدينا $F_{cal} > F_{tab}$ ومنه نرفض الفرضية H_0 ، وبالتالي فالسلسلة (BT) تحتوي على مركبة الاتجاه العام

4-1-2-4. تحديد شكل نموذج السلسلة الزمنية الخاصة بمبيعات الكهرباء:

يجب مسبقا معرفة نوع العلاقة التي تربط بين مركبات السلسلة الزمنية، ويمكننا التمييز بين شكلين،

سنختصرهما في علاقتين الخطية وغير الخطية. فالعلاقة الخطية تتعلق بالشكل التجميعي والعلاقة غير خطية ترتبط

بالشكل الجذائي، ولتحديد شكل السلسلة الزمنية هناك طريقتان:

- طريقة بيانية

- طريقة إحصائية

- الطريقة البيانية:

نلاحظ من خلال الشكل الممثل لسلسلة مبيعات الكهرباء، السلسلة (BT) أن هذه الأخيرة تخضع

للسلسلة الجذائي الذي يكتب على الشكل:

$$X_t = Z_t * S_t * U_t * T_t$$

دراسة تطبيقية

وهذا لان منحني السلسلة (BT) محصور بين خطين منفرجين.

- الطريقة الإحصائية: من اجل تحديد شكل السلسلة الزمنية (BT) نقوم بتطبيق طريقة الاختبار الانحداري

(Test de bays ballet) الذي يعتمد على تقدير المعلمة (\hat{b}) انطلاقا من العلاقة:

$$\delta_i = a + b\bar{X}_i$$

حيث:

$$i=1 \dots m$$

بتطبيق طريقة المربعات الصغرى (MCO) نجد أن :

$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^m \delta_i \bar{X}_i - m \bar{\delta} \bar{X}}{\sum_{i=1}^m \bar{X}_i^2 - m \bar{X}^2}$$

حيث:

m : عدد السنوات .

δ_i : الانحراف المعياري لكل سنة.

\bar{X}_i : المتوسط الحسابي لكل سنة.

\bar{X} : المتوسط الحسابي لكل السنوات.

الجدول رقم (4-8): المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لكل سنة.

2010	2009	2008	2007	2006	السنوات المتغيرات
21107838,8	20254435,7	19133287,7	17955850,4	15060375,1	\bar{X}_i
3502510,06	3509536,27	1959957,38	2655022,39	5068821,01	δ_i

2012	2011	السنوات المتغيرات
27329106,7	23751071,7	\bar{X}_i
6717285,77	4863866,74	δ_i

المصدر: من إعداد الباحثة.

m : 7 سنوات

$$\bar{X} = 1/m \sum_{i=1}^m \bar{X}_i = 20655995,14$$

$$\bar{\delta} = 1/m \sum \delta_i = 4039571,37$$

$$\hat{b} = 0.22$$

بتطبيق العلاقة (1) نجد أن $\hat{b} = 0.22$ ومنه تكون $\hat{b} > 0.1$ وبالتالي فالسلسلة (BT) تأخذ الشكل

الجدائي multiplicative .

• نزع المركبة الفصلية:

بعد إثبات أن سلسلة مبيعات الكهرباء (BT) أنها تخضع إلى التأثير الشهري وبعد تحديد شكلها البياني

يمكننا عن طريق برنامج Eviews نزع المركبة الفصلية عن طريق المعاملات الفصلية لكل شهر كما هو موضح¹

في الجدول التالي:

الجدول رقم (4-9) : المعاملات الشهرية (B_f)

المعاملات	الأشهر
0.916045	1
1.132067	2
1.062099	3
0.890913	4
0.954419	5
0.888891	6
0.891669	7
1.164449	8
1.128373	9
1.187385	10
1.078300	11
0.800784	12

المصدر: من إعداد الباحثة انطلاقاً من مخرجات برنامج Eviews.7

¹ أنظر الملحق، رقم (02).

بعد حساب المعاملات الشهرية نحصل على السلسلة الزمنية منزوعة الفصلية¹ (BTSA).

2-2-4. دراسة إستقرارية السلسلة (BTSA):

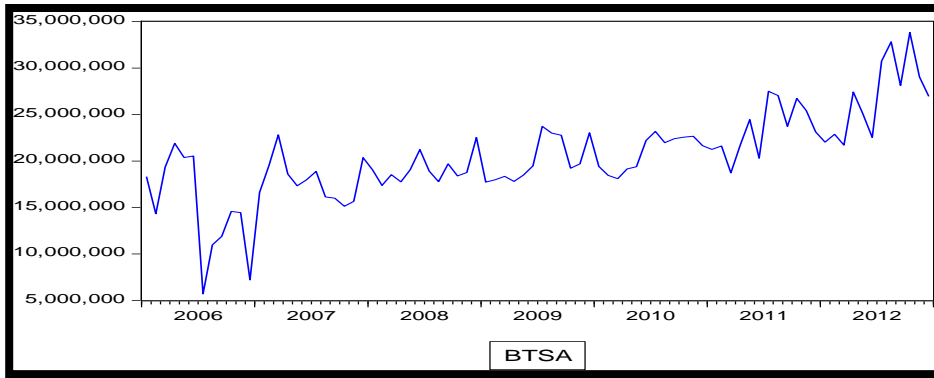
بعدما تخلصنا من المركبة الفصلية نحاول دراسة استقرارية السلسلة (BTSA) وإن لم تكن كذلك نحدد

نوعيتها TS أو DS.

1-2-2-4. تحليل منحنى السلسلة (BTSA_t):

الشكل التالي يمثل التمثيل البياني للسلسلة (BTSA_t).

الشكل رقم (2-4): المنحنى البياني الممثل للسلسلة (BTSA).



المصدر: مخرجات برنامج Eviews.7

● تحليل المنحنى:

● من خلال المنحنى $correlogramme^2$ نلاحظ أنه رغم نزع المركبة الفصلية إلا أن السلسلة بقيت غير مستقرة،

ومنه يوجد تأثير خط الاتجاه العام على السلسلة (BTSA) لذا ننتقل إلى تحليل خط الاتجاه العام.

¹ أنظر الملحق، رقم (03).

² أنظر الملحق، رقم، (04).

4-2-2-2. تحليل خط الاتجاه العام:

للحكم على وجود خط الاتجاه العام من عدمه نستعمل اختبارات ديكي فولر (DF) وديكي فولر المطور

(ADF) وهذا بناء على الفرضية التالية:

$$H_0 : \phi = 1$$

$$H_1 : |\phi| > 1$$

قبل تطبيق اختبار ديكي فولر لابد من إيجاد درجة التأخير في السلسلة ولإيجاد درجة التأخير نستعين

ببرنامج Eviews حيث نقوم باختيار أفضل نموذج باستخدام اختباري Akaike و Schwarz كما هو

موضح في الجدول التالي:

الجدول رقم (4-10): اختبار Akaike و Schwarz و H-Q criter

النماذج	0	1	2	3	4	5
Akaike	32.62379	32.65723	32.65613	32.60972	32.60919	32.48108
Schwarz	32.71121	32.77463	32.80394	32.78837	32.81914	32.72279
H-Q criter	32.65891	32.70437	32.71543	32.68135	32.69330	32.57758

المصدر: من إعداد الباحثة انطلاقاً من مخرجات Eviews.7

من خلال نتائج الاختبارات وبأخذ أصغر قيمة ل Akaike و Schwarz نستنتج أن أفضل نموذج

لاختبار ADF هو النموذج ذو التأخر¹(0).

باستعمال طريقة المربعات الصغرى (MCO) نقوم بتقدير معاملات النموذج(3).

من أجل إستقرارية السلسلة BTSA سنحاول تتبع إستراتيجية اختبار DF التي تطرقنا لها في الجانب

النظري من هذا البحث على النحو التالي:

¹ أنظر الملاحق رقم(05).

– تقدير النموذج (3): مع وجود مركبة الاتجاه العام والحد الثابت.

– اختبار معامل مركبة الاتجاه العام: نقوم باختبار الفرضية التالية:

$$\begin{cases} H_0 : b = 0 \\ H_1 : b \neq 0 \end{cases}$$

نرفض H_0 إذا تحقق الشرط: $|t_{cal}| > |t_{tab}|$ ، النتائج موضحة في الجدول التالي:

الجدول رقم (4-11): يبين اختبار معامل مركبة الاتجاه العام

Null Hypothesis: BTSA has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 0 (Fixed)				
	t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.071419	0.0000		
Test critical values:				
1% level	-4.072415			
5% level	-3.464865			
10% level	-3.158974			
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(BTSA) Method: Least Squares Date: 06/07/15 Time: 23:27 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12 Included observations: 83 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSA(-1)	-0.620836	0.102255	-6.071419	0.0000
C	8820861.	1595629.	5.528140	0.0000
@TREND(2006M01)	94139.26	19904.19	4.729620	0.0000
R-squared	0.315916	Mean dependent var	103972.3	
Adjusted R-squared	0.298814	S.D. dependent var	3445940.	
S.E. of regression	2885522.	Akaike info criterion	32.62379	
Sum squared resid	6.66E+14	Schwarz criterion	32.71121	
Log likelihood	-1350.887	Hannan-Quinn criter.	32.65891	
F-statistic	18.47232	Durbin-Watson stat	1.972715	
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: مخرجات برنامج Eviews.7

من خلال بيانات الشكل أعلاه يمكن اختبار الفرضيات التالية:

▪ اختبار الفرضية ($H_0: b = 0$)

لدينا من خلال نتائج الجدول أعلاه أن الإحصائية المحسوبة لمعامل الاتجاه العام أكبر من الإحصائية المجدولة عند

مستوى معنوية 5%، بالإضافة إلى قيمة الاحتمال الحرجة ($prob=0.0000 < 0.05$) وهذا ما يجعلنا نرفض

الفرضية ($H_0: b = 0$)، أي أن معامل الاتجاه العام يختلف معنويًا عن الصفر.

إختبار الفرضية ($H_0: \lambda=0$)

من خلال الجدول أعلاه، نرفض فرضية وجود جذر أحادي في السلسلة BTSA، لأن الإحصائية المحسوبة $t_{cal}=6.07$ أكبر بالقيمة المطلقة من الإحصائية الجدولة $t_{tab}=3.46$ عند مستوى معنوية 5%، وكذلك عند 1% و 5%.

في هذه الحالة و طبقاً للخطوات المتبعة لمنهجية ديكي فولر، فإن السلسلة محل الدراسة توافق السيرة TS، المعروفة بوجود مركبة إتجاه عام تحديدية، ومنه السلسلة غير مستقرة. نقوم بتقدير معادلة الانحدار التالية:

$$BTSA_t = b_t + C + \varepsilon_t$$

بطريقة المربعات الصغرى نحصل على معاملات هذه المعادلة كما هو موضح في الجدول التالي:

الجدول رقم (4-12): اختبار الجذور الأحادية (BTSA)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	14432997	674068.9	21.41175	0.0000
@TREND	145881.9	14024.35	10.40205	0.0000
R-squared	0.568881	Mean dependent var		20487097
Adjusted R-squared	0.563623	S.D. dependent var		4717907.
S.E. of regression	3116594.	Akaike info criterion		32.76590
Sum squared resid	7.96E+14	Schwarz criterion		32.82378
Log likelihood	-1374.168	Hannan-Quinn criter.		32.78917
F-statistic	108.2026	Durbin-Watson stat		1.222700
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

$$BTSA_t = 145881.9_t + 14432997 + \varepsilon_t$$

نسمي السلسلة الجديدة ب: BTSAT

$$\mathcal{E}_t = BTSAT_t \text{ حيث}$$

$$\mathcal{E}_t = BTSAT_t - BTSA_{t-c} - b_t \text{ ومنه:}$$

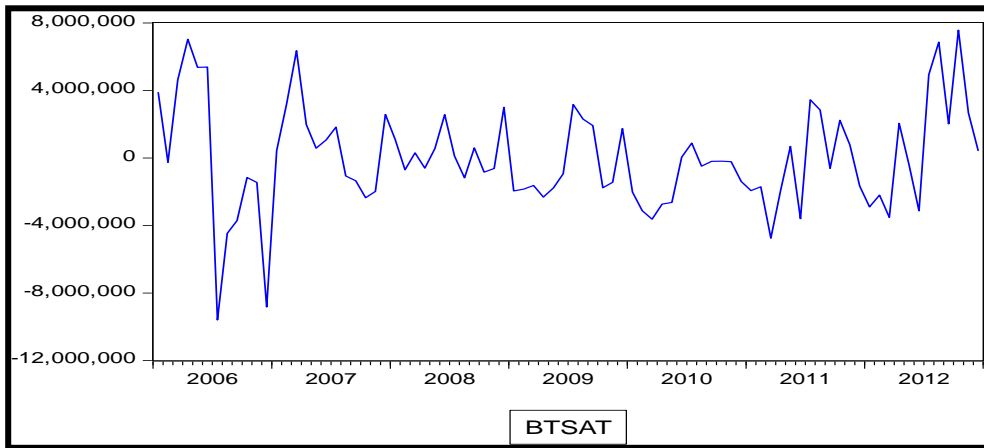
$$\mathcal{E}_t = BTSAT_t - BTSA_{t-c} - (145881.9_t + 14432997)$$

3-2-4. دراسة استقرارية السلسلة الجديدة $(BTSAT_t)$:

1-3-2-4. تحليل منحنى السلسلة الجديدة $(BTSAT_t)$:

الشكل التالي يمثل التمثيل البياني للسلسلة $(BTSAT_t)$ ¹

الشكل رقم (3-4): المنحنى البياني الممثل للسلسلة $(BTSAT_t)$



المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

نلاحظ من خلال المنحنى² correlogramme أن السلسلة $(BTSAT_t)$ مستقرة ولتأكيد ذلك

نستعمل اختبار ديكي فولر.

2-3-2-4. اختبار ديكي فولر:

— تقدير النموذج (3): بالاستعانة ببرنامج Eviews، كانت النتائج كالتالي:

¹ أنظر الملحق، رقم (06).

² أنظر الملحق: رقم (07).

الجدول رقم (4-13): يبين اختبار مركبة الاتجاه العام للسلسلة (BTSAT)

Null Hypothesis: BTSAT has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 0 (Fixed)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic				
Test critical values:	1% level	-6.071419	0.0000	
	5% level	-4.072415		
	10% level	-3.464865		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(BTSAT) Method: Least Squares Date: 06/07/15 Time: 23:29 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12 Included observations: 83 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSAT(-1)	-0.620836	0.102255	-6.071419	0.0000
C	-194973.3	639222.9	-0.305016	0.7611
@TREND(2006M01)	3570.563	13219.99	0.270088	0.7878
R-squared	0.315916	Mean dependent var		-41909.62
Adjusted R-squared	0.298814	S.D. dependent var		3445940.
S.E. of regression	2885522.	Akaike info criterion		32.62379
Sum squared resid	6.66E+14	Schwarz criterion		32.71121
Log likelihood	-1350.887	Hannan-Quinn criter.		32.65891
F-statistic	18.47232	Durbin-Watson stat		1.972715
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

من خلال الجدول¹ يمكن أن نستخرج النتائج التالية:

▪ اختبار الفرضية $(H_0: b = 0)$:

لدينا $(\text{prob} = 0.7878 < 0.05)$ ومنه نقبل الفرضية الصفرية $(H_0: b = 0)$ التي تشير إلى أن معامل

الاتجاه لا يختلف معنويًا عن الصفر، إذن بالمقابل نرفض فرضية أن السلسلة **BTSAT** تحتوي على مركبة الاتجاه العام.

▪ اختبار الفرضية $(H_0: \lambda = 0)$:

من خلال الجدول أعلاه يتضح لنا أن الاحصائية المحسوبة $t_{\text{cal}} = 6.071$ أكبر بالقيمة المطلقة من

الإحصائية الجدولة $t_{\text{tab}} = 4.07, 3.46, 3.15$ وهذا عند مستوي ات معنوية $1\%, 5\%, 10\%$ على

الترتيب، ومنه نرفض الفرضية H_0 وهذا يعني عدم وجود جذر أحادي في السلسلة **BTSAT**.

¹ أنظر الملحق: رقم (08).

إذن ننتقل إلى تقدير النموذج (2).

– تقدير النموذج (2): اختبار الفرضية:

الجدول رقم (4-14): يبين اختبار فرضية العدم ($c=0$)

Null Hypothesis: BTSAT has a unit root Exogenous: Constant Lag Length: 0 (Fixed)				
		t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic				
-6.107257				
Test critical values:				
	1% level	-3.511262		
	5% level	-2.896779		
	10% level	-2.585626		
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(BTSAT)				
Method: Least Squares				
Date: 06/07/15 Time: 23:33				
Sample (adjusted): 2006M02 2012M12				
Included observations: 83 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSAT(-1)	-0.620914	0.101668	-6.107257	0.0000
C	-45010.07	314909.9	-0.142930	0.8867
R-squared	0.315292	Mean dependent var	-41909.62	
Adjusted R-squared	0.306839	S.D. dependent var	3445940.	
S.E. of regression	2868962.	Akaike info criterion	32.60060	
Sum squared resid	6.67E+14	Schwarz criterion	32.65889	
Log likelihood	-1350.925	Hannan-Quinn criter.	32.62402	
F-statistic	37.29858	Durbin-Watson stat	1.970775	
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

من خلال الجدول السابق نلاحظ¹ أن:

▪ اختبار الفرضية ($H_0: b = 0$)

إن المعامل الثابت C لا يختلف معنويًا عن الصفر، كون قيمة الإحتمال الحرجة Probabilité

critique أكبر من ($\text{prob} = 0.8867 > 0.05$) مما يجعلنا قبل الفرضية H_0 ، وهذا يعني رفض الفرضية القائلة

بأن تكون السلسلة BTSAT تمثل سيرورة DS ذو مشتق.

¹ أنظر الملحق: رقم (08).

▪ اختبار الفرضية ($H_0: \lambda=0$):

إن الاحصائية المحسوبة لاختبار DF ، $t_{cal}=6.107$ أكبر بالقيمة المطلقة من الإحصائية الجدولة

$t_{tab}=3.51, 2.89, 2.58$ وهذا عند مستوي ات معنوية $1\%, 5\%, 10\%$ على الترتيب، ومنه نرفض

الفرضية H_0 وهذا يعني عدم وجود جذر أحادي في السلسلة **BTSAT**.

وحسب منهجية DF ، إذا كان المعامل الثابت في النموذج الثاني لا يختلف معنويا عن الصفر أي رفض

فرضية نموذج ذو مشتق، يكون لدينا شروط كافية بأن نقول السلسلة **BTSAT** مستقرة. وبالتالي ننتقل إلى

تقدير النموذج (1).

– تقدير النموذج الأول:

الجدول رقم (4-15): يبين اختبار الجذر الأحادي للسلسلة (BTSAT)

Null Hypothesis: BTSAT has a unit root Exogenous: None Lag Length: 0 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic				
Test critical values:			-6.143842	0.0000
	1% level		-2.593121	
	5% level		-1.944762	
	10% level		-1.614204	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(BTSAT) Method: Least Squares Date: 06/07/15 Time: 23:36 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12 Included observations: 83 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSAT(-1)	-0.620890	0.101059	-6.143842	0.0000
R-squared	0.315119	Mean dependent var		-41909.62
Adjusted R-squared	0.315119	S.D. dependent var		3445940
S.E. of regression	2851774.	Akaike info criterion		32.57676
Sum squared resid	6.67E+14	Schwarz criterion		32.60590
Log likelihood	-1350.935	Hannan-Quinn criter.		32.58846
Durbin-Watson stat	1.970325			

المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

▪ اختبار الفرضية ($H_0: \lambda=0$):

من خلال الجدول أعلاه نلاحظ¹ أن الاحصائية المحسوبة لاختبار **DF**، $t_{cal}=6.143$ أكبر بالقيمة المطلقة

من الإحصائية المجدولة $t_{tab}=2.59, 1.94, 1.61$ وهذا عند مستوى المعنوية **10%**، **5%**، **1%** على

الترتيب، ومنه نرفض الفرضية H_0 وهذا يعني عدم وجود جذر أحادي في السلسلة **BTSAT**.

وهذا ما يؤكد النتيجة المتوصل إليها في النموذج الثاني، فيما يتعلق بقبول فرضية إستقرارية السلسلة محل الدراسة.

• اختبار **ADF** على السلسلة **BTSAT**:

وقبل تقدير النماذج القاعدية الثلاثة أعلاه، لا بد من تحديد مستوى التأخيرات **P**، حيث نقوم بتقدير

النموذج السادس من أجل أعداد مختلفة للتأخيرات، يكون مستوى **P** الأمثل الذي يعطي أقل قيمة للمعيارين

Schwarz, Akaike.

ويمكن تلخيص نتائج اختبار **ADF** على السلسلة **BTSAT** في الجدول التالي:

الجدول رقم (4-16): نتائج اختبار **ADF** للسلسلة **BTSAT**

إختبار ADF للسلسلة BTSAT						
عدد التأخيرات (أقل قيمة ل: AIC) = 0						
$(H_0 : C=0)$		$(H_0 : b =0)$		$(H_0 : \lambda = 0)$		إختبار ADF
Prob	tcal	Prob	tcal	$t_{\phi 1 cal 5\%}$	$t_{\phi 1 cal}$	
-	-	-	-	1.944762	6.143842	النموذج (4)
0.1429	0.8867	-	-	2.896779	6.107257	النموذج (5)
0.7611	0.3050	0.7878	0.2700	3.464865	6.071419	النموذج (6)

المصدر: بناء شخصي بالاستعانة ببرنامج **Eviews**

¹ أنظر الملحق: رقم (09).

دراسة تطبيقية

من خلال بيانات الجدول أعلاه نستنتج أن:

- من أجل كل النماذج: الرابع والخامس والسادس تكون الإحصائية المحسوبة أكبر بالقيمة المطلقة من القيمة الحرجة عند مستوى معنوية 5% (وأیضا عند: 1% و 10%) ومنه نرفض الفرضية $H_0: \lambda=0$ وهذا يعني عدم وجود جذر وحدوي في السلسلة **BTSAT**.

- من خلال النموذج السادس: نقبل الفرضية $H_0: b=0$ أي أن معامل الاتجاه في السلسلة **BTSAT** لا يختلف معنويا عن الصفر لأن: $\text{prob} = 0.7878 > 0.05$ وبالتالي نرفض فرضية النموذج **TS**.

- من خلال النموذج الخامس: نقبل الفرضية $H_0: C=0$ لأن: $\text{prob} = 0.1429 > 0.05$ وعليه نرفض فرضية النموذج **DS** ذو المشتق.

إن هذه النتائج لاختبار **ADF** توافق ما وجدناه من خلال اختبار **DF**، في أن السلسلة **BTSAT** لا تحتوي على جذر وحدوي، ولا على اتجاه تحديدي (**TS**)، أو عشوائي (**DS**)، ومنه تكون السلسلة **BTSAT** مستقرة.

• اختبار **Philips-Perron** على السلسلة الجديدة **BTSAT**:

$$s_t^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 + 2 \sum_{l=1}^i \left(1 - \frac{l}{n}\right) \frac{1}{n} \sum_{t=l+1}^n e_t e_{t-l}$$

وقبل تقدير S_1^2 يشترط أولا حساب عدد التأخيرات "I" West- Newey-Trancature

$$L=4(n/100)^{2/9} = 4(84/100)^{2/9} \gg 4$$

فكانت لدينا النتائج التالية¹:

الجدول رقم (4-17): نتائج اختبار فيليبس بيرون للسلسلة BTSAT

الفرضية H_0 : السلسلة BTSAT تحتوي على جذر الوحدة				
عدد التأخيرات (Truncature de Newey- West) = 4				
القيمة الحرجة لجدول Mackinnon			إحصائية PP: t^*	اختبار Philips-Perron
%10	%5	%1		
1.614204	1.944762	2.593121	6.069323	النموذج (1)
2.585626	2.896779	3.511262	6.029133	النموذج (2)
3.158974	3.464865	4.072415	5.985883	النموذج (3)

المصدر: بناء شخصي بالاستعانة ببرنامج *Eviews*

من خلال الجدول أعلاه، وبعد التصحيح غير المعلمي لفيليبس وبيرون (مع عدد التأخيرات المساوية لـ 4)

فإننا نرفض فرضية وجود جذر وحدوي في السلسلة BTSAT (الإحصائية PP أكبر بالقيمة المطلقة من القيم

الحرجة عند مستويات 10%- 5%- 1% (وكذلك $\text{prob} < 0.05$).

• اختبار KPSS على السلسلة BTSAT:

تهدف من خلال اختبار KPSS إلى اختبار فرضية العدم التي تقرر إستقرارية السلسلة، انطلاقاً من إحصائية

مضاعف لاغرانج (LM) Multiplicateur de Lagrange.

$$LM = \frac{1}{s_1^2} \frac{\sum_{t=1}^n S_t^2}{n^2}$$

S_t : المجاميع الجزئية لبواقي تقدير النماذج (1) و (2)، أي:

$$S_t = \sum_{i=1}^t e_i$$

¹ - أنظر الملحق: رقم (10).

S_1^2 : التباين الطويل الأجل المقدر بنفس طريقة إختبار فيليبس وبيرون، ولكن بحساب عدد التأخيرات m كمايلي:

$$m=5(n)^{0.25}=5(84)^{0.25} \gg 15$$

ومن أجل حساب إحصائية **KPSS** للسلسلة **BTSAT** استعملنا برنامج ¹Eviews، فكانت النتائج المتحصل عليها ملخصة في الجدول أدناه.

الجدول رقم (4-18): نتائج اختبار **KPSS** للسلسلة **BTSAT**

الفرضية H_0 : السلسلة BTSAT مستقرة					
عدد التأخيرات (Trancature de Newey- West) = 15					
القرار	القيمة الحرجة لجدول Kwiatkowski و al			إحصائية LM	اختبار KPSS
	%10	%5	%1		
قبول H_0	0.347000	0.463000	0.739000	0.143729	النموذج (2)
قبول H_0	0.119000	0.146000	0.216000	0.143729	النموذج (3)

المصدر: بناء شخصي بالاستعانة ببرنامج Eviews

لدينا من خلال الجدول أعلاه، أن في كل من النموذجين (الثاني والثالث) أن إحصائية اختبار **KPSS** أقل من القيم الحرجة عند مستويات معنوية 1% و 5%، وهو ما يجعلنا نقبل فرضية العدم التي تقرر إستقرارية السلسلة **BTSAT**.

نتيجة: من خلال الأدوات الإحصائية: **KPSS, Phillips et Perron, ADF, DF** نقبل بفرضية

إستقرارية السلسلة **BTSAT**.

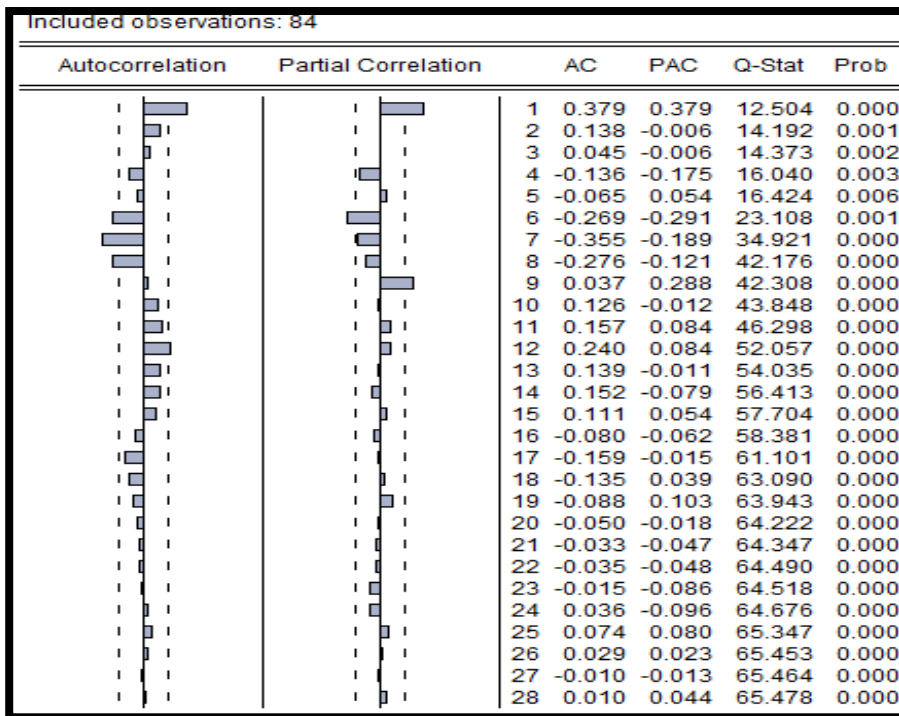
¹- أنظر الملحق: رقم (11).

4-2-4. تطبيق خطوات منهجية بوكس وجنكينز

1-4-2-4. مرحلة التعرف على النموذج identification

يمكن تطبيق طريقة بوكس جنكينز على السلسلة المستقرة ($BTSAT_t$) ومن التمثيل البياني Correlogramme للسلسلة ($BTSAT_t$) نستطيع تحديد المعالم (p,q) من خلال دوال الارتباط الذاتية والجزئية لمختلف النماذج الممكنة وهذا بمشاهدة الأعمدة (les pics) الخارجة عن مجال الثقة حسب التأخر الموافق.

الشكل رقم (4-4): تمثيل Correlogramme للسلسلة ($BTSAT_t$)



المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

* p بالنسبة للانحدار الذاتي AR ويمكن مشاهدة المعالم التالية من خلال Correlogramme السلسلة ($BTSAT_t$) حيث $p=1, p=6, p=9$ وهي التأخرات الأكثر أهمية.

* q بالنسبة للمتوسط المتحرك MA ويمكن مشاهدة المعالم التالية من خلال Correlogramme السلسلة ($BTSAT_t$) حيث $q=1, p=6, p=7, p=8$ وهي التأخرات الأكثر أهمية.

*p,q بالنسبة للنموذج المختلط ARMA حيث q=1 و p=1.

2-4-2-4. مرحلة تقدير النموذج Estimation

نقوم بتقدير معالم النماذج المختلفة للسلسلة (BTSAT_t)،

AR(1), AR(6), AR(7), MA(1), MA(6), MA(7), MA(9), ARMA(1,1), ARMA(1,6), ARMA(6,1), ARMA(6,6), ARMA(1,7), ARMA(1,8), ARMA(6,7), ARMA(6,8), ARMA(9,1), ARMA(9,6), ARMA(9,7), ARMA(9,8) وذلك بطريقة

المربعات الصغرى (MCO) حيث تحصلنا على نتائج¹ وذلك بالاستعانة ببرنامح Eviews

ومن نتائج التقدير نقوم باختيار النماذج التي تصلح من الناحية الإحصائية، وهذا باختبار ستودنت.

إختبار Student

الجدول التالي يبين نتائج اختبار student للنماذج المقدره:

(t-stat): تؤخذ بالقيمة المطلقة وتُقارن بالقيمة الجدولة² (1.96).

الجدول رقم (4-19): نتائج اختبار النماذج المقدره

القرار	t-tsat	النموذج	
مقبول	3.751370	AR(1)	
مقبول	3.521472	AR(1)	ARMA(1,8)
	7.302036	MA(8)	
مقبول	2.168909	AR(6)	ARMA(6,1)
	5.441809	MA(1)	
مقبول	5.456650	AR(6)	ARMA(6,6)
	2.911374	MA(6)	

المصدر: من إعداد الباحثة انطلاقاً من مخرجات برنامج Eviews.7.

¹ أنظر الملحق (12).

² - أنظر الملحق (13)

4-2-4-3. مرحلة اختيار واختبار النموذج:

– اختيار النموذج الأفضل:

لاختيار النموذج الذي يعبر بصفة دقيقة عن السلسلة المدروسة نستعمل المعايير التالية:

– معيار (AIC) (Aikake Information Criteion) يأخذ النموذج اصغر قيمة لهذا المعيار.

– معيار (BIC) (Bayesien Information Criteion) schwartz يأخذ النموذج اصغر قيمة لهذا المعيار.

– معامل التحديد R^2 يتم اختبار النموذج بأكبر معامل للتحديد لأن هذا الأخير يقبل جودة التوفيق في النموذج.

– اختبار دوربين واتسون DW بحيث يأخذ النموذج الذي تكون فيه قيمة DW قريبة من 2، مجموع البواقي

يأخذ النموذج الأفضل بأصغر مجموع مربع البواقي وهذا لأنه يعبر عن نسبة الانحرافات غير المقدره . $\sum_{i=1}^n ei^2$

ولاختبار النموذج الأفضل في دراستنا هذه نعتمد على هذه المعايير السالفة الذكر للنماذج المقبولة من

الناحية الإحصائية، والنتائج موضحة¹ في الجدول التالي:

الجدول رقم (4-20): معايير المقارنة بين أهم النماذج المقبولة

SC	AIC	DW	H.Q	R^2	المعايير النموذج
32.618	32.589	1.992	32.601	0.141	MA(1)
32.433	32.375	2.110	32.398	0.318	ARMA(1,8)
32.427	32.366	2.171	32.391	0.232	ARMA(6,1)
32.423	32.363	1.366	32.492	0.234	ARMA(6,6)

المصدر: من إعداد الباحثة انطلاقا من مخرجات برنامج Eviews.7

¹ – أنظر الملحق (14)

بتطبيق هذه المعايير على النماذج المقدره نختار النموذج ARMA(6,6) حيث يكتب النموذج على الشكل

$$(BTSAT)_t = -0.644808\varepsilon_{t-6} + 0.480555\varepsilon_{t-6} \quad \text{التالي:}$$

الجدول رقم (4-21): النموذج المختار ARMA(6,6)

Dependent Variable: BTSAT				
Method: Least Squares				
Date: 06/07/15 Time: 23:42				
Sample (adjusted): 2006M07 2012M12				
Included observations: 78 after adjustments				
Convergence achieved after 9 iterations				
MA Backcast: 2006M01 2006M06				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	-0.644808	0.118169	-5.456650	0.0000
MA(6)	0.480555	0.165061	2.911374	0.0047
R-squared	0.234255	Mean dependent var		-333609.8
Adjusted R-squared	0.224179	S.D. dependent var		2892270.
S.E. of regression	2547532.	Akaike info criterion		32.36445
Sum squared resid	4.93E+14	Schwarz criterion		32.42488
Log likelihood	-1260.214	Hannan-Quinn criter.		32.38865
Durbin-Watson stat	1.386288			
Inverted AR Roots	.80+.46i	.80-.46i	.00+.93i	-.00-.93i
	-.80-.46i	-.80+.46i		
Inverted MA Roots	.77+.44i	.77-.44i	.00-.89i	-.00+.89i
	-.77+.44i	-.77-.44i		

المصدر: مخرجات برنامج Eviews.7

ويمكن التأكد من أن بواقى عملية التقدير تحاكي تشويشا أبيضاً، وهذا من خلال استخدام بيان الارتباط

الذاتي للبواقى.

الشكل رقم (4-5): بيان الارتباط الذاتي للبواقى

Date: 06/07/15 Time: 23:51						
Sample: 2006M07 2012M12						
Included observations: 78						
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.045	0.045	0.1620	
		2	0.184	0.182	2.9425	
		3	0.114	0.103	4.0229	0.045
		4	0.025	-0.015	4.0744	0.130
		5	0.054	0.015	4.3247	0.228
		6	0.002	-0.014	4.3250	0.364
		7	0.056	0.045	4.5992	0.467
		8	-0.020	-0.029	4.6366	0.591
		9	-0.040	-0.058	4.7817	0.687
		10	-0.037	-0.039	4.9069	0.767
		11	-0.039	-0.015	5.0469	0.830
		12	0.120	0.150	6.4051	0.780
		13	-0.006	0.010	6.4082	0.845
		14	0.013	-0.031	6.4254	0.893
		15	-0.011	-0.039	6.4369	0.929
		16	0.087	0.103	7.2006	0.927
		17	0.092	0.104	8.0714	0.921
		18	-0.097	-0.144	9.0454	0.912
		19	0.056	-0.021	9.3741	0.928
		20	-0.074	-0.055	9.9612	0.933
		21	-0.088	-0.061	10.818	0.930

المصدر: مخرجات برنامج Eviews.7

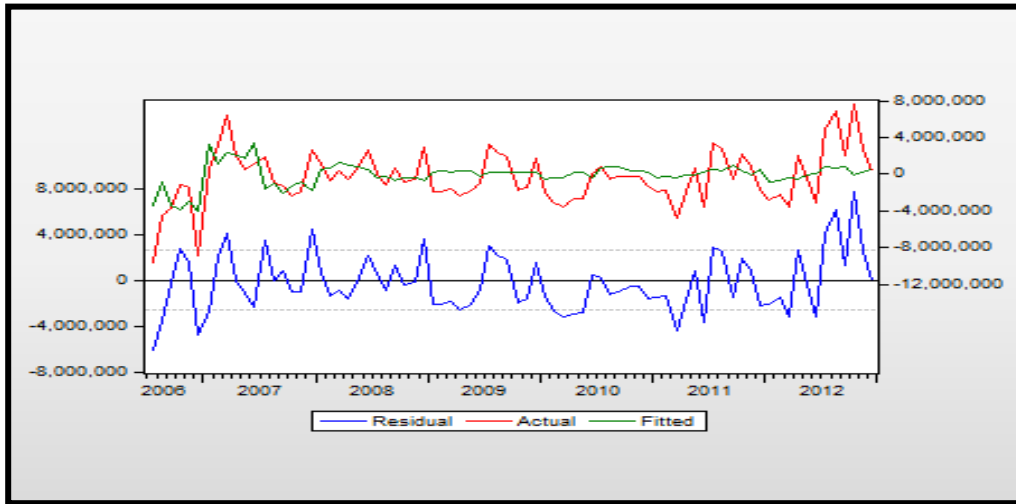
من خلال الشكل يتضح أن معاملات الارتباط الذاتي البسيطة و الجزئية تقع داخل مجال ثقتها، و هذا يعني أن سلسلة البواقي تحاكي تشويشا أيضا ، أي أن النموذج مقبول إحصائيا.

– اختبار النموذج:

نهدف من خلال هذه المرحلة إلى اختبار قوة النموذج الإحصائية المختارة عبر النقاط التالية:

مقارنة بين السلسلتين الأصلية والمقدرة:

الشكل رقم (4-6): منحني يبين مقارنة بين السلسلتين الأصلية والمقدرة



المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

نلاحظ من خلال الشكل شبه تطابق بين المنحنيين: منحنى السلسلة الأصلية Actual ومنحنى السلسلة

المقدرة fitted، هذا من شأنه أن يعطينا فكرة عن مدى أهمية تعبير النموذج المقدر على بيانات السلسلة،

وللتأكد أكثر نقوم ببعض الاختبارات التالية.

– اختبار Ljung-Box:

إحصائية Ljung-Box معرفة كما يلي:

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^n \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \right) \sim \chi_n^2$$

فإذا كانت:

$\phi \langle X_{\lambda-p-q}^2 \rangle$ نرفض H_0 وبالتالي (ε_t) لا تمثل صدمات عشوائية

نقبل H_1 وبالتالي (ε_t) تمثل صدمات عشوائية .

من خلال $Correlogramme^1$ لبواقي النموذج $ARMA(6,6)$ حيث نلاحظ أن:

$$Khi\ deux^2 (n-p-q) = khi\ deux(21-6-6) = khi\ deux(9) = 16.919$$

$$Q_{stat} = 10.818 < X^2_{0.05}(9) = 16.919$$

القرار: نقبل الفرضية H_0 : لا يوجد الارتباط الذاتي للبواقي وهذا يعني أنها تمثل صدمات عشوائية وبالتالي

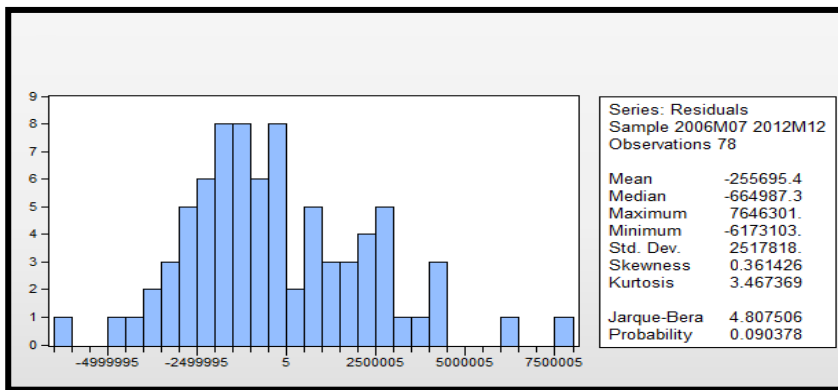
النموذج $ARMA(6,6)$ صحيح.

– اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي:

نستخرج بيان توزيع ε_t والقيم الإحصائية لكل من (Skewness). (Kurtosis). (Jarque – Bera)

عن طريق برنامج Eviews، الموضحة في المنحنى التكراري للبواقي كما يلي:

الشكل رقم (4-7): منحنى تكراري للبواقي.



المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

¹ أنظر الملحق رقم (15).

² – أنظر الملحق (16)

– اختبار التناظر **Skewness**:

لاختبار فرضية العدم (فرضية التناظر) $H_0: V_1 = 0$ ، نقوم بحساب:

$$V_1 = \left| \frac{\beta_1^{1/2} - 0}{\sqrt{6/n}} \right| \xrightarrow{loi} N(0,1)$$

$$0.361426 = \beta_1^{1/2}$$

$$V_1 = \left| \frac{0.361426 - 0}{\sqrt{6/84}} \right| = 1.35$$

قرار الاختبار: لدينا $V_1 = 1.35 < 1.96$ ومنه نقبل فرضية H_1 وهذا يعني أن التوزيع الطبيعي.

– اختبار التقاطع للبواقي **Kurtosis**:

في هذه الحالة نختبر فرضية التسطح الطبيعي (فرضية العدم $H_0: V_2 = 0$)

$$3.467369 = \beta_2$$

$$V_2 = \left| \frac{\beta_2 - 3}{\sqrt{24/n}} \right| = \left| \frac{3.467369 - 3}{\sqrt{24/84}} \right| = 1.05$$

قرار الاختبار: لدينا $V_2 = 1.05 < 1.96$ إذا نقبل فرضية H_1 وهذا يعني أن التوزيع الطبيعي.

– اختبار جاك بيرا:

هو اختبار يجمع بين نتائج الاختبارين السابقين، فإذا كانت $\beta_1^{1/2}$ ، β_2 تتبعان التوزيع الطبيعي فإن قيمة (JB) تتبع توزيعا X_2

بدرجة حرية تقدر ب 2 حيث ان:

فرضية العدم: سلسلة البواقي ذات توزيع طبيعي.

$$JB = n/6\beta_1^{1/2} + n/24(\beta_2 - 3)^2 = 5.78$$

دراسة تطبيقية

قرار الاختبار: من خلال الإحصائية المحسوبة لاختبار "jarque – Bera" $JB= 5.78$ فهي أقل تماما من توزيع "أكاي دوا" أي $X_{5\%}^2$ والتي توافق $X_{0.05}^2(2)=5.99$ ، وعليه فإننا نقبل فرضية H_1 وهذا يعني أن التوزيع الطبيعي (سلسلة النموذج تتمتع بخصائص التوزيع الطبيعي).

4-4-2-4. مرحلة التنبؤ:

في هذه المرحلة نقوم بالتنبؤ بالمبيعات الشهرية للكهرباء منخفضة التوتر لسنة 2013 انطلاقا من النموذج الأمثل

الذي قمنا باختياره وهو $ARMA(6,6)$

$$BTSAT_{t+h} = 0.6448\varepsilon_{t+h-6} + 0.4805\varepsilon_{t+h-6}$$

وبالاستعانة ببرنامج Eviews تحصلنا على النتائج التالية:

الجدول رقم (4-22): يمثل القيم التنبؤية لمبيعات الكهرباء لسنة 2013.

القيم التنبؤية	الأشهر	القيم التنبؤية	الأشهر
24984614.42	جويلية	24849468.58	جانفي
32811365.05	أوت	30871801.91	فيفري
31960130.85	سبتمبر	29134229.01	مارس
33810807.69	أكتوبر	24575324.92	افريل
30870536.06	نوفمبر	26469366.01	ماي
23045445.77	ديسمبر	24790286.75	جوان

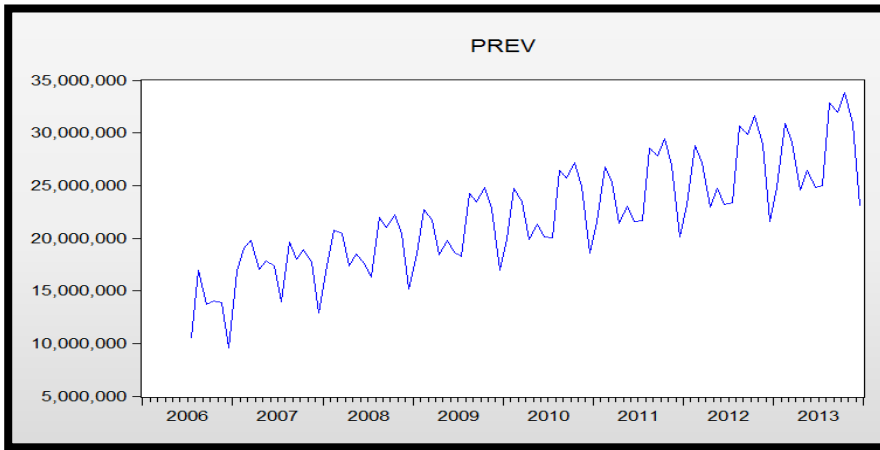
الوحدة: **KWh**

المصدر : من إعداد الباحثة بالاعتماد على مخرجات برنامج Eviews.7

تحليل النتائج:

من خلال مقارنة بوكس جنكينز وبالاعتماد على النتائج المبينة أعلاه وجدول المعطيات، يمكننا تمثيل التنبؤ فيما يخص مبيعات الكهرباء للفترة (2006/01/01 إلى غاية 2013/12/31) على الشكل التالي:

الشكل رقم (4-8): كمية المبيعات الشهرية للكهرباء المتنبأ بها لسنة 2013.



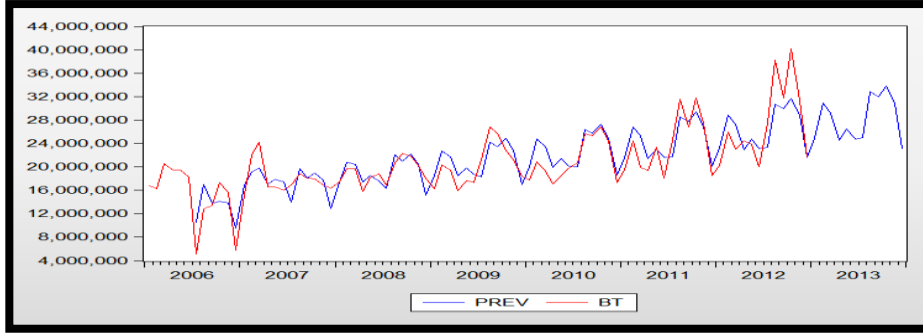
المصدر: مخرجات برنامج Eviews.7

من الشكل أعلاه نلاحظ أن مبيعات الكهرباء الشهرية لعام 2013 في ارتفاع، وبعد ذلك في انخفاض للأشهر: افريل، ماي، جوان وجويلية لتعود للارتفاع في شهر أوت لأن هذا الشهر يكون فيه استهلاك الكهرباء كبير مقارنة بالأشهر الأخرى لارتفاع درجات الحرارة التي ينجم عنها استعمال الكثير من الأدوات الكهرومنزلية التي تعمل بالكهرباء.

أما فيما يخص التذبذب في القيم المتنبأ بها من خلال الارتفاع والانخفاض راجع لعامل الموسمية، تعبر هذه النتائج المتوقعة للمستقبل من شأنه أن يكون مساعد لأصحاب القرار في مؤسسة سونلغاز التي تعتبر المتحكم الوحيد لإنتاج الكهرباء من أجل تحسين مستوى مبيعاتها وكذا حل مختلف مشاكلها.

بعد ذلك يتم مقارنة بين السلسلة الخام BT والسلسلة التي تم الحصول عليها PREV.

الشكل رقم (4-9): التمثيل البياني للسلسلة (PREV-BT)



المصدر: مخرجات برنامج Eviews7

من خلال الشكل البياني أعلاه، نلاحظ شبه التطابق بين المنحنيين، منحني السلسلة الأصلية ومنحني

السلسلة المقدرة، أي أن النموذج المقترح مناسب للسلسلة الزمنية BT.

المقارنة: لمعرفة مدى دقة النتائج التنبؤية المتحصل عليها بواسطة طريقة بوكس - جنكينز نقوم بمقارنة هذه الأخيرة

بالقيم الحقيقية وذلك خلال سنة 2013 لقيمة مبيعات الكهرباء منخفضة.

الجدول رقم (4-23): يبين مقارنة بين القيم التنبؤية والقيم الحقيقية لسنة 2013.

القيم الحقيقية	القيم التنبؤية	الأشهر
24382542	24849468.58	جانفي
29223322	30871801.91	فيفري
24668740	29134229.01	مارس
25204331	24575324.92	أفريل
25124815	26469366.01	ماي
20908240	24790286.75	جوان
23495170	24984614.42	جويلية
36085267	32811365.05	أوت
33020340	31960130.85	سبتمبر
41250915	33810807.69	أكتوبر
36230552	30870536.06	نوفمبر
23310276	23045445.77	ديسمبر

المصدر: من إعداد الباحثة انطلاقاً من النتائج.

3-4. تحليل نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للسلسلة الزمنية

تم تجميع البيانات الممثلة في السلسلة الزمنية للمبيعات الشهرية من الكهرباء ب KWh التي تم الحصول عليها من مؤسسة سونلغاز لولاية الشلف /الجزائر. وهذا بفترة زمنية من 01جانفي 2006 -31ديسمبر 2012. حيث تم الاعتماد على برنامج الحزم الإحصائية Alyuda NeuroIntelligence الذي يعتبر من البرامج المعروفة والمتميزة ويمكن استعماله لغرض التنبؤ ببعض أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية.

1-3-4. تحديد نوع الشبكة المستخدمة

تم في هذه الدراسة اختيار نموذج الشبكة العصبية من نوع (Multilayer Perceptron) وهي شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) من اجل بناء نموذج السلسلة المبيعات محل الدراسة لما تتمتع به هذه الشبكة من مميزات عديدة منها سهولة ومرونة في التعامل وملاءمتها للبيانات.

2-3-4. بناء الشبكة: يتم بناء الشبكة وفق مجموعة من المراحل وهي كالتالي:

1-2-3-4. تحديد عدد المدخلات الضرورية:

تكتسب عملية تحديد واختيار المدخلات أهمية كبيرة في تحسين أداء الشبكة حيث تم تقسيمها إلى ثلاث مجاميع رئيسية : مجموعة التدريب لبناء نموذج الشبكة العصبية Training set، ومجموعة اختبار أو فحص نموذج الشبكة العصبية والتحقق من صلاحية الشبكة Test set ومجموعة تحقيق مستقلة للتنبؤ بأداء النموذج Validation set، وتمت عملية التجزئة بصورة عشوائية وبعد عدد من المراحل التجريبية كما هو مبين بالجدول أدناه.

في هذه المرحلة يتم تجريب واختيار عدد من المتغيرات من اجل معرفة مدى كفاءة هذه التقنية في تحليل السلاسل الزمنية.

الجدول رقم (4-24): نسبة البيانات لمجموعة التدريب والاختبار

		العدد No	النسبة Percent
النموذج	مجموعة التدريب Training	56	68.29%
	مجموعة التأكيد Validation set	13	15.85%
	مجموعة الاختبار Test Set	13	15.85%
المجموع Total		82	100%

المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام مخرجات برنامج Alyuda NeuroIntelligence

تم تقسيم البيانات إلى ثلاث مجاميع من أجل ضمان التناسب الإحصائي لبيانات كل مجموعة وبالتالي عدم

وجود تحيز في تقسيم البيانات فيما سبق على النحو التالي:

- استخدام مجموعة التدريب بنسبة 68.29% لضبط الأوزان المتصلة في الشبكة، (57 مشاهدة).

- استخدام النسبة 15.85% (13 مشاهدة) من مجموعة الفحص للتأكد من أداء الشبكة في مختلف مراحل

التعلم.

- نسبة 15.85% ما يقابل 13 مشاهدة من مجموعة الاختبار لأجل التحقق لتقييم أداء النموذج بمجرد انتهاء

التدريب بنجاح.

2-2-3-4. معالجة البيانات Preprocessin

حيث تتم عملية تمثيل البيانات في الشبكة إما بالصورة الثنائية (0,1) أو بالتمثيل ثنائي القطبية (-1,1)

ويعتبر التمثيل ثنائي القطبية هو الاختيار الأفضل لمعظم الشبكات.

الجدول رقم (4-25): نتائج معالجة البيانات

Data preprocessing completed	
Input columns Scaling range	(-1,1)
Output column Scaling range	(0,1)

المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام مخرجات برنامج Alyuda NeuroIntelligence

3-3-2-4. تحديد تركيبة الشبكة (Design):

يتم اختيار النموذج أو التركيبة الملائمة عادة بناء على الغرض من الدراسة وهناك العديد من تراكيب الشبكات العصبية، لقد تم الاعتماد على الدالة اللوجستية logistic function كدالة تحفيز في الطبقة المخفية وطبقة الإخراج، وتم الحصول على مجموعة من النماذج، النتائج موضحة في الجدول أدناه.

الجدول رقم (4-26): نتائج مرحلة تحديد معمارية الشبكة

network architecture verified	
[2-2-1]	2,12E-07
[2-7-1]	2,90E-07
[2-5-1]	2,83E-07
[2-3-1]	2,80E-07
[2-6-1]	2,81E-07
[2-4-1]	2,14E-07

المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام مخرجات برنامج Alyuda NeuroIntelligence

من الجدول نلاحظ تحديد ستة شبكات معمارية مختلفة، وبالاعتماد على المعيار الإحصائي أكابكي

للمعلومات AIC تم تحديد أفضل معمارية للشبكة العصبية وهي [2-4-1] تتكون من:

طبقة المدخلات وبها اثنين عناصر المعالجة.

- الطبقة المخفية وبها أربعة عناصر معالجة.

- طبقة المخرجات وبها عنصر معالجة واحد.

- كما يلاحظ أن عدد الأوزان للشبكة المثلى الناتجة [2-5-1] قدر بـ 21 وذلك يتطابق مع المعادلة الآتية:

$$P = (n_{input} + 2)n_{output} + 1$$

حيث أن:

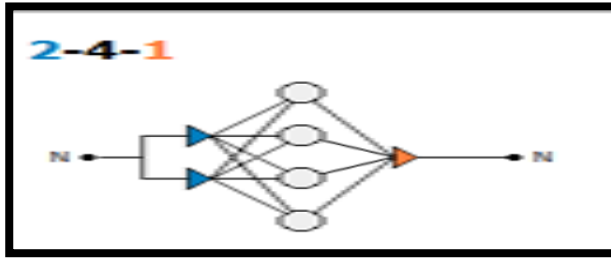
n_{input} : تمثل عدد المدخلات في الشبكة.

n_{output} : تمثل عدد الوحدات في الطبقة المخفية.

P : تمثل عدد الأوزان في نموذج الشبكة العصبية.

الشكل أدناه يوضح معمارية أفضل الشبكة مختارة.

الشكل رقم (4-10): معمارية الشبكة العصبية الناتجة



المصدر: مخرجات برنامج NeuroIntelligence Alyuda

4-2-3-4. تدريب الشبكة (Training):

تم تدريب الشبكة المتلى [2-4-1] باستخدام خوارزمية الانتشار الخلفي التزايدي Back

Propagation Online Algorithm حيث تم في هذه الخوارزمية أيضا تثبيت معلمات التدريب التي تمثل:

- نسبة التعلم Learning Rate=0.9،

- ثابت الزخم Momentum Constant = 0.9

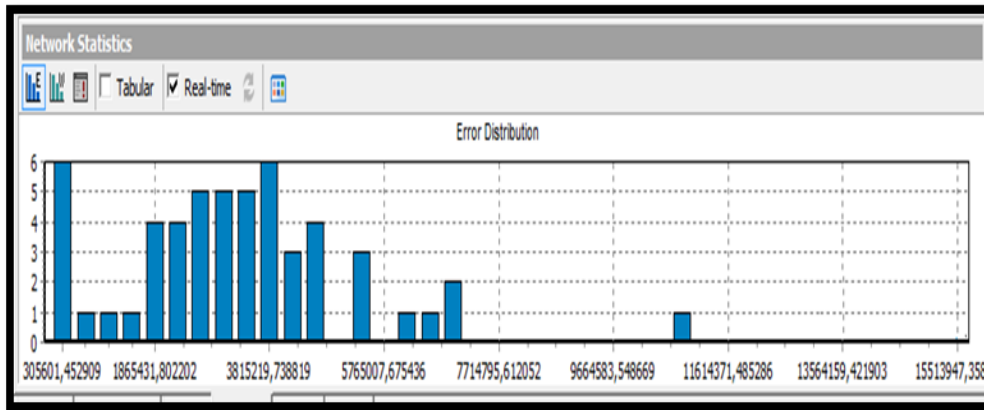
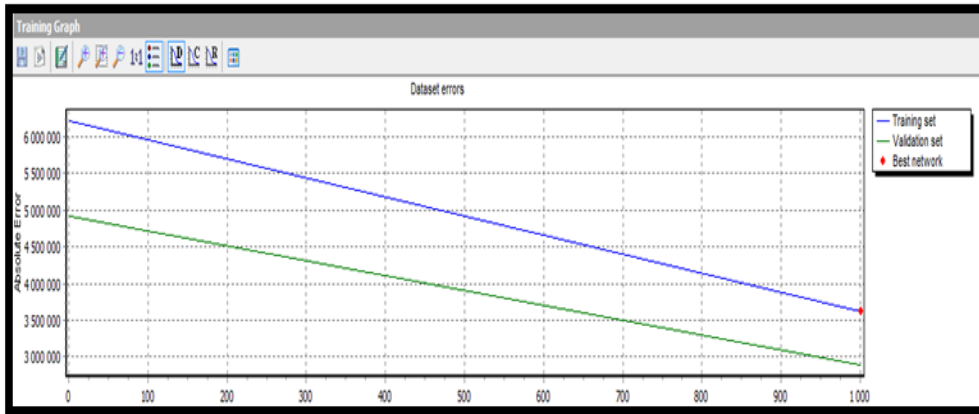
- وعدد التكرارات Iterations =1000 .

- عدد مرات إعادة التدريب Number of Retrains =2.

وبعد تدريب الشبكة بالاعتماد على المعلمات تم الحصول على النتائج التالية:

الشكل رقم (4-11): نتائج مرحلة التدريب

Parameters		
	Training	Validation
Absolute error:	6208072,736488	4910857,787109
Network error:	0,022867	0
Error improvement:	0,000005	
Iteration:	1001	
Training speed, iter/sec:	5004,999925	
Architecture:	[2-4-1]	
Training algorithm:	Online Back Propagation	
Training stop reason:	All iterations done	



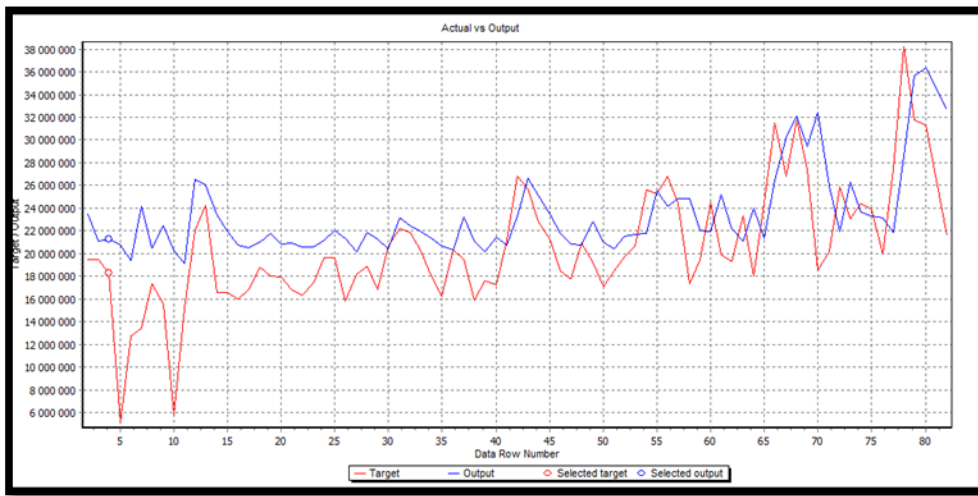
المصدر: مخرجات برنامج NeuroIntelligence Alyuda

من الشكل أعلاه يتضح أن مجموعة التحقق سلكت نفس مجموعة التدريب حيث أن قيمة الأخطاء لمجموعة التدريب تناقصت مع زيادة عدد التكرارات الذي من شأنه تحسين أداء الشبكة وقدرتها على التنبؤ بالمبيعات.

4-3-2-5. الاختبار: (Testing):

بعد الانتهاء من عملية التدريب تبدأ عملية الاختبار والتي يمكن عن طريقها من معرفة مدى إمكانية الشبكة المختارة والتأكد من أدائها وقدرتها على حساب المخرجات الصحيحة وتعتمد هذه المرحلة بصورة أساسية على الأوزان المتحصل عليها من مرحلة التدريب، وكانت النتائج المحصل عليها مبينة في الشكل التالي:

الشكل رقم (4-12): نتائج مرحلة الاختبار.

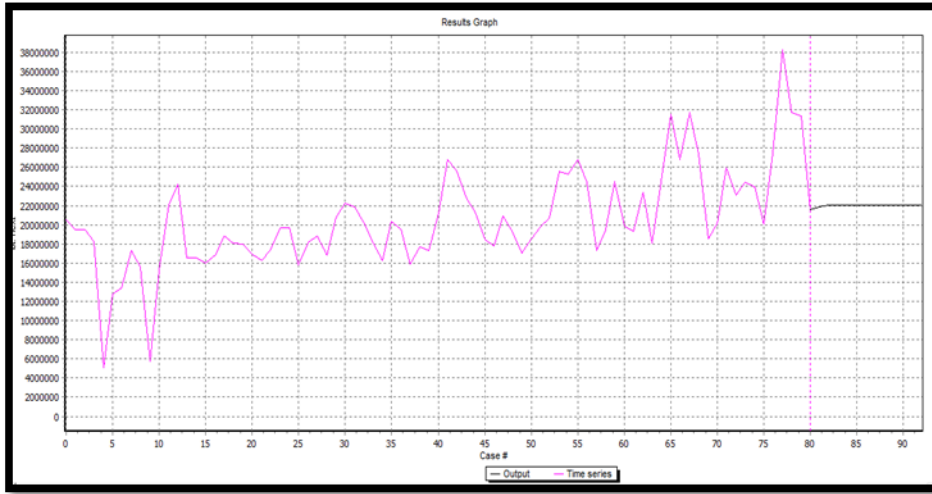


المصدر: مخرجات برنامج NeuroIntelligence Alyuda

4-3-2-6. التنفيذ (forecasting) Query:

من خلال مرحلتي تدريب واختبار الشبكة العصبية يتم في هذه المرحلة استخدام الشبكة للغرض الذي أنشأت من اجله وهو التنبؤ وحساب المعلمات الإحصائية لغرض المقارنة مع الطرق الإحصائية، والشكل أدناه يوضح تمثيل السلسلة الزمنية للسنة المراد التنبؤ بها محصل عليها من خوارزمية الانتشار الخلفي التزايدية.

الشكل رقم (4-13): سلسلة مبيعات الكهرباء المتنبأ بها في الفترة من 1 جانفي إلى 31 ديسمبر 2013



المصدر: مخرجات برنامج NeuroIntelligence Alyuda

جدول رقم (4-27): قيم المتنبأ بها للفترة من 1 جانفي إلى 31 ديسمبر 2013 باستخدام الشبكة العصبية.

كميات الكهرباء المتنبأ بها	الأشهر
21880970.90	Janvier
22026961.34	Février
22062837.38	Mars
22066180.26	Avril
22064811.16	Mai
22063883.09	Juin
22063543.86	Juillet
22063453.98	Aout
22063437.63	Sept
22063436.90	Oct
22063437.86	Nov
22063438.38	Déc

المصدر : من إعداد الباحثة باستخدام مخرجات برنامج Alyuda NeuroIntelligence

4-4. مقارنة بين نماذج بوكس - جنكينز ونماذج الشبكة العصبية الاصطناعية

تعتبر منهجية بوكس - جنكينز من الأساليب الإحصائية الشائعة ذات الكفاءة العالية في صياغة البيانات مع وجود شرط استقرار السلسلة الزمنية، في حين تعتبر تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية من الطرق الحديثة ذات الإمكانية العالية في صياغة نماذج البيانات غير المستقرة. ولغرض المقارنة بين الأسلوبين المستخدمين، المتمثل بأسلوب بوكس - جنكينز وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية من خلال خوارزمية الانتشار الخلفي التزايدية، فقد تم الاعتماد على عدة معايير إحصائية كما هو مبين في الجدول التالي:

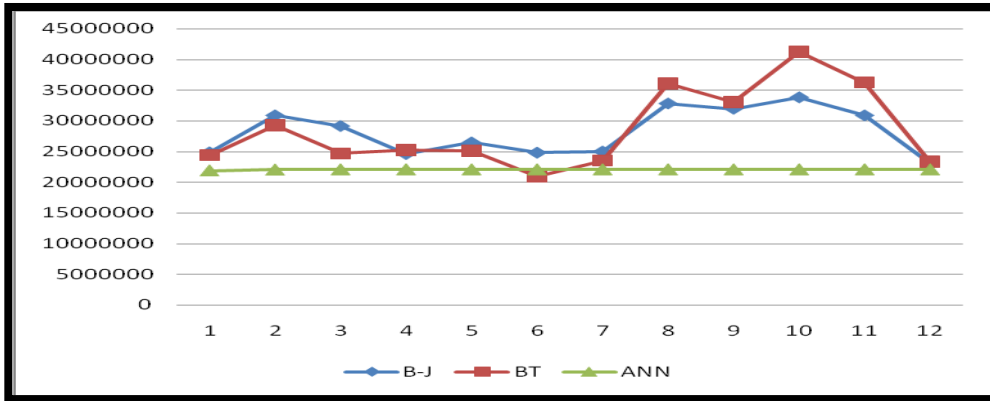
جدول رقم (4-28): مفاضلة بين نماذج بوكس - جنكينز ونماذج الشبكة العصبية الاصطناعية

المعيار الإحصائي المستخدم	بوكس - جنكينز	الشبكة العصبية الاصطناعية (MLP)
النموذج الأفضل	ARMA(6,6)	[2-4-1]
مقياس أكاي للمعلومات (AIC)	32.363	624.897
MSE	1.1531	8.1210
MAPE	0.0872	0.2039

المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد على النتائج.

وكما هو واضح من الجدول أعلاه يظهر تفوق طريقة بوكس - جنكينز على طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية لامتلاك نموذج بوكس جنكينز على أقل معايير إحصائية مقارنة مع طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية، وبالتالي يمكن القول أن نموذج بوكس - جنكينز أفضل نموذج للتنبؤ بالمبيعات الشهرية للكهرباء، وهذا ما يبينه الشكل أدناه:

الشكل رقم (4-14): مقارنة القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لسنة 2013 باستخدام الأسلوبين.



المصدر: انطلاقاً من برنامج الإكسل بالاعتماد على النتائج.

بالرغم من وجود عدد كبير من الدراسات التي أشادت بأفضلية وتفوق الشبكات العصبية على النماذج الأخرى إلا أننا ومن خلال دراستنا لاتضح عكس ذلك، ولكن نجد بعض الدراسات والمقالات العلمية المتوافقة مع نتائج هذه الدراسة من بينها دراسة ظافر رمضان، انتصار إبراهيم اليأس بعنوان تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لتدفق المياه الداخلة إلى مدينة الموصل -دراسة مقارنة- حيث أنه تم التوصل إلى أن أسلوب بوكس -جنكنز أعطى تنبؤات أكثر ملائمة من تلك التي قدمها أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية.

خلاصة:

لقد تحصلنا من خلال هذه الدراسة على النتائج النهائية لعملية التنبؤ بمبيعات مؤسسة سونلغاز لسنة 2013، انطلاقاً من معطيات شهرية لمدة 7 سنوات ماضية وذلك بتطبيق كل من مراحل طريقة بوكس-جينكينز وكذا تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية والمفاضلة بينهما من خلال عدة معايير إحصائية، وكانت نتائج طريقة بوكس-جينكينز الأفضل، وهذا ما يدل على أن طريقة بوكس جينكينز ناجعة ويمكن الاعتماد عليها في عملية التقدير والتنبؤ، وذلك لعدم وجود فروقات كبيرة بين القيم التنبؤية والقيم المحققة.

خاتمة العامّة

خاتمة عامة

يعتبر التنبؤ بالسلاسل الزمنية من بين المجالات المطلوبة في مجال المبيعات نظرا لأهميته البارزة في إيجاد مختلف الحلول للمشاكل التي تواجه المؤسسات الاقتصادية والجزائرية ككل، وقد شهد العقد الأخير تطورا كبيرا في مجال الذكاء الاصطناعي وخصوصا فيما يتعلق بالشبكات العصبية، فقد استهدفت الدراسة إلى إبراز العلاقة بين النماذج المستخدمة للتنبؤ تمثلت في كل من منهجية بوكس وجنكينز وكذا تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بحجم المبيعات المؤسسات الجزائرية، بتطبيق حالة مؤسسة سونلغاز بولاية الشلف لسلسلة المبيعات الشهرية للكهرباء الموجهة لقطاع العائلات، وقد توصل الباحثة إلى جملة من النتائج والتوصيات.

نتائج الدراسة: تمثلت أهم نتائج هذه الدراسة فيما يلي:

- يعتبر التنبؤ بالمبيعات ذا أهمية كبيرة بالنسبة للمؤسسة في توجيه الخطط والبرامج وذلك حتى يكون دقيقا بإتباع طرق علمية وتحت تأثير مجموعة من العوامل تؤدي إلى تحسين عملية تخطيط المبيعات؛
- تتطلب طريقة بوكس -جنكينز عدد مشاهدات يفوق 50 مشاهدة، فكلما كان عدد المشاهدات كبير كلما زادت دقة التنبؤ وأعطت قيم قريبة من الواقع؛
- تعتبر طريقة بوكس -جنكينز من أشهر الطرق استعمالا في التنبؤ بالمبيعات، يعتمد عليها الباحثون من أجل تحديد الرتب وكذا تحديد أفضل نموذج للسلسلة محل الدراسة؛
- بناء على أسلوب بوكس جنكينز تم التأكد من أن هذا الأسلوب جيد ويعطي تنبؤات دقيقة وقريبة من الواقع، وبعد ترشيح عدد من النماذج تم تحديد نموذج $ARMA(6,6)$ كنموذج مناسب للبيانات بالاعتماد على عدد من معايير المختلفة؛

- تم استخدام أسلوب شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات لبناء نماذج الشبكات لبيانات الدراسة بالاستعانة بخوارزمية الانتشار العكسي المتزايد ترشيح معمارية الشبكة [1-4-2] حيث تكونت من ثلاث طبقات (طبقة المدخلات 2 - الطبقة الخفية 4 - طبقة المخرجات 1)؛
- عند تطبيق كل من أسلوب بوكس - جنكينز وكذا الشبكات العصبية الاصطناعية على سلسلة مبيعات الكهرباء محل الدراسة فقد أعطى أسلوب بوكس - جنكينز أقل قيمة لمعيار أكاي مقارنة بأسلوب الشبكات العصبية وبالتالي يمكن للمؤسسة الاعتماد عليه في عملية التقدير والتنبؤ بالمبيعات القادمة بشكل دقيق وهذا ما ينفي صحة الفرضية الأولى؛
- يتأثر أداء كل من أسلوب بوكس جنكينز وكذا أسلوب الشبكات العصبية بنمط البيانات المدخلة فكلما كان حجم بيانات السلسلة كافيا كلما ارتفعت درجة دقة التنبؤ وهذا ما يثبت صحة الفرضية الثانية؛
- استخدام الطرق الإحصائية وكذا حزم البرامج الإحصائية الحديثة لعملية التنبؤ من شأنه تعزيز قدرة الإدارة على توقع مبيعاتها القادمة من الكهرباء بشكل دقيق، وبالتالي يمكن للمؤسسة الاعتماد عليها في عملية التقدير والتنبؤ بالمبيعات لعدم وجود فروقات كبيرة بين القيم التنبؤية والقيم المحققة وهذا ما يثبت صحة الفرضية الثالثة؛
- كنا نود إجراء دراسة شاملة لمبيعات الشهرية للكهرباء لشركة سونلغاز بولاية الشلف بمختلف مناطق فروعها ولكن لم نتمكن من ذلك نظرا للتغيرات التي طرأت على هيكل المؤسسة وتحول المناطق التابعة لها إلى مديريات توزيع مستقلة.
- توصيات الدراسة:** بناء على نتائج التحليل، توصلنا إلى مجموعة من التوصيات يمكن أن يؤخذ بها وتتمثل

في:

- شركة سونلغاز تتبع أسلوب غير دقيق في عملية التنبؤ فهي وباعتبارها شركة منتشرة عبر كافة التراب الوطني تنتج أنواعا مختلفة من المبيعات يتم تحديدها على أساس جغرافي. هذا يسهل عليها تحديد المناطق الأكثر استهلاكاً والمنتج الأكثر مساهمة في رقم أعمالها حيث تعتمد مبيعات الكهرباء الموجهة للقطاع العائلي على المبيعات السابقة؛

- اعتماد النموذج المتوصل إليه في طريقة Box-Jenkins والاستفادة منه في عملية التخطيط والتنبؤات للفترات القادمة؛

- بالرغم تفوق أسلوب بوكس - جنكينز على أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية لا يعني بالضرورة الحكم على الأساليب الإحصائية بفشل بل على العكس من ذلك فإنه يشجع محاولة دمجها للحصول على نتائج أكثر دقة، كما بنصح بالتعمق في تطبيقهما وقراءة المزيد من الدراسات حول هذا الموضوع؛

- كلما ارتفعت درجة التعقيد في السلاسل الزمنية يفضل استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية؛

- ضرورة تكوين إدارات متخصصة في مجال البرمجيات Logiciels وكذا الحواسيب الالكترونية في جميع الإدارات المؤسسات الجزائرية مع رسم خطط مستقبلية من خلال قيم التنبؤ المستخرجة، إضافة إلى تعميم استعمال الكمبيوتر والبرامج المختلفة وتدريبها في الجامعات ومراكز التكوين وكذا مختلف أطوار الدراسة من أجل الاستفادة منها في مؤسساتنا؛

- إجراء دراسة ثانية يتم فيها استخدام نوع مغاير من أنواع الشبكات العصبية يمكن أن يعطي نتائج مختلفة مع عينات دراسة أكبر؛

- استخدام تقنيات وأساليب أكثر تطور تركز عليها المؤسسات في اتخاذ قراراتها، من بينها تقنية الشبكات العصبية وذلك بتوفر معلومات وبيانات من شأنها تفعيل نتائج التنبؤ بالمبيعات وكذا الابتعاد عن الطرق التقليدية توفيراً للجهد والحصول على إيرادات أكبر.

آفاق الدراسة:

- من خلال معالجتنا لهذا الموضوع وما تم التوصل إليه من نتائج حسب مجموعة المعطيات والمعلومات المتوفرة لدينا وبلاستعانة ببعض البرامج والأدوات الإحصائية ونظرا لما لهذا الموضوع من أهمية بالغة لدى المؤسسات الاقتصادية وغيرها من القطاعات نأمل أننا قد وفقنا ولحد ما في إنجازه باعتباره كمحاولة منا في إثراء الرصيد المعرفي لدى طلبتنا وكمساهمة قد تحتاج الكثير من البحث والتعمق أكثر في هذا النوع من الدراسات في المستقبل ونقطة انطلاقا للمريد من البحوث الجديدة تتطرق لجوانب لم يتم التعرض لها منها:
- محاولة إيجاد دمج بين نماذج السلاسل الزمنية والمتمثلة في نماذج ARIMA ونموذج الشبكات العصبية الاصطناعية.
- اقتراح نماذج حديثة أخرى كنموذج المنطق المضبب الذي من المتوقع أن يقدم تمييزا أفضل بسبب ما يملكه من إمكانية إعطاء تقارب كبير في النتائج.

قائمة المراجع

➤ قائمة المراجع باللغة العربية

➤ الكتب:

1. إبراهيم عبيدات، إدارة المبيعات - مدخل سلوكي، الطبعة الثالثة، دار المستقبل للنشر والتوزيع، عمان، 1995.
2. إبراهيم علي إبراهيم عبد ربه، مبادئ علم الإحصاء، الجزء 1، مؤسسة رؤية للطباعة والنشر والتوزيع، الاسكندرية، 2010.
3. الإدارة العامة لتصميم وتطوير المناهج، تخطيط المبيعات، الرياض، بدون سنة نشر.
4. الإدارة العامة لتصميم وتطوير المناهج، مبادئ التسويق، طبعة 1429، الرياض، بدون سنة نشر.
5. الإدارة العامة لتصميم وتطوير المناهج، مقدمة في الإحصاء، الوحدة الرابعة، الطبعة 1429، الرياض، بدون سنة نشر.
6. إصدارات الجامعة الهولندية، إدارة العمليات الإنتاجية، قسم المناهج والمقررات، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية، بدون سنة نشر.
7. آلان بونيه، ترجمة: علي صبري فرغلي، الذكاء الاصطناعي واقعه و مستقبله، عالم المعرفة، الكويت، أبريل 1993.
8. أمال نموشي، مبادئ التسويق، دار هومة للطباعة والنشر والتوزيع، الجزائر، 2011.
9. أمجد معتوق، الإحصاء الرياضي و النماذج الإحصائية، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2007.
10. أموري هادي كاظم الحسناوي، طرق القياس الاقتصادي، دار وائل للنشر، عمان، 2002.
11. جلال ابراهيم العبد، الحاسبات الالكترونية و أسس معالجة البيانات، الدار الجامعية، الاسكندرية، 2002.
12. جلال عبد الفتاح الملاح، المدخل الاقتصادي لدراسة السوق - أدوات تحليلية لدراسة الطلب والعرض والأسعار، مركز الترجمة والتأليف والنشر، المملكة العربية السعودية، 2003.
13. حمد حسين مجد، الإحصاء الوصفي والتطبيقي والحيوي، دار صفاء، عمان، 2003.
14. حمد شاكر العسكري، إدارة المبيعات - مدخل استراتيجي كمي وسلوكي و إداري-، الطبعة الأولى، دار زهران للنشر والتوزيع، عمان، 2000.
15. راييموند مكليود، ترجمة: سرور علي إبراهيم سرور، نظم المعلومات الإدارية، دار المريخ للنشر، الرياض، 2000.
16. سعيد عبد العزيز عثمان، دراسات جدوى المشروعات بين النظرية والتطبيق، الدار الجامعية، القاهرة، 2002.

17. سلطان بن مُجَّد بن علي السلطان، تأليف: والتر قاندل، ترجمة: عبد المرضي حامد عزام، السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية و نماذج بوكس - جنكينز، دار المريخ للنشر، الرياض، 1992.
18. سمير عزيز العبادي، نظام موسى سويدان، تسويق الأعمال -مدخل إلى التسويق الصناعي-، بدون سنة نشر.
19. سيد كساب، مُجَّد فهمي علي، أساسيات الاقتصاد الإداري، الطبعة الأولى، مركز تطوير الدراسات العليا والبحوث، القاهرة، 2009.
20. صلاح الدين عبد العزيز مُجَّد، نظم دعم اتخاذ القرارات و تطبيقاتها على الحاسب، المعهد العالي للسياحة والفندقة والحاسب الآلي، القاهرة، بدون سنة نشر.
21. طارق طه، نظم المعلومات والحاسبات الآلية - من منظور إداري معاصر-، منشأة المعارف، الاسكندرية، 2003.
22. عبد الحميد بسيوني المهندس، مقدمة الذكاء الاصطناعي للكمبيوتر و مقدمة برولوج، الطبعة الأولى، دار النشر للجامعات المصرية، القاهرة، 1994.
23. عبد الحميد طلعت اسعد، دليل مدير المبيعات الفعال- كيف تدير العملية البيعة بكفاءة؟، المتحدة للإعلان، القاهرة، 2000.
24. عبد الحميد عبد المجيد البلداوي، الأساليب الإحصائية التطبيقية، الإصدار الأول، الطبعة العربية الأولى، دار الشروق للنشر والتوزيع، عمان، 2004.
25. عبد الرحمن الأحمد العبيد، مبادئ التنبؤ الإداري، مطابع النشر العلمي، الرياض، 2004 .
26. عبد الرحمن بن مُجَّد سليمان أبو عمه، محمود مُجَّد إبراهيم هندي، الإحصاء التطبيقي، الطبعة الأولى، العبيكات للأبحاث والتطوير، الرياض، 2007.
27. عبد الرحيم عبد الحميد الساعاتي وآخرون، تطبيقات في التحليل الإحصائي للعلوم الإدارية والإنسانية، الطبعة الثانية، مركز النشر العلمي، المملكة العربية السعودية، 2009.
28. عبد العزيز شرابي، طرق إحصائية للتوقع الاقتصادي، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2000.
29. عبد القادر مُجَّد عبد القادر، طرق قياس العلاقات الاقتصادية- مع تطبيقات الحاسب الالكتروني-، دار الجامعات المصرية، الاسكندرية، 1990.
30. عبد الكريم بوحفص، الإحصاء المطبق في العلوم الاجتماعية والإنسانية، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2005.
31. عبد الكريم محسن، صباح مجيد النجار، إدارة الإنتاج والعمليات، الذكرة للنشر والتوزيع، عمان، 2004.

32. عبد الكريم مفيد، مبادئ التخطيط الاقتصادي، مطبعة طربين، سوريا، 1979.
33. عبد النور موساوي، بركان يوسف، الإحصاء 1 Statistique، دار العلوم للنشر والتوزيع، عناية، 2009.
34. على عبد السلام المعزوي، بحوث العمليات في مجالات -الاستثمار، التخزين، النقل، التخزين-، الطبعة الأولى، دار الشروق، عمان، 1991.
35. علي رابعة، فتحي ذباب، إدارة المبيعات، الطبعة الأولى، دار صفاء للنشر والتوزيع، عمان، 1997.
36. علي عبد الرضا الجياشي، إدارة المبيعات، دار وائل للنشر، عمان، 2003.
37. عمر صخري، اقتصاد المؤسسة، الطبعة الثانية، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 1993.
38. غانم فنجان موسى، مُجد صالح عبد العباس، إدارة المبيعات والإعلان، دار الحكمة للطباعة والنشر، بغداد، 1990.
39. كامل فليفل، فتحي حمدان، مبادئ الإحصاء -للمهن التجارية-، الطبعة الثالثة، دار المناهج، عمان، 1999.
40. مُجد الصيرفي، إدارة المبيعات، دار الفكر الجامعي، الاسكندرية، 2007.
41. مُجد صالح الحناوي، مُجد توفيق ماضي، بحوث العمليات في تخطيط ومراقبة الإنتاج، الدار الجامعية، الإسكندرية، 2001.
42. مُجد عبيدات وآخرون، إدارة المبيعات و البيع الشخصي، الطبعة الخامسة، دار وائل للنشر والتوزيع، عمان، 2008.
43. مُجد فركوس، الموازنات التقديرية، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 1995.
44. مُجد فريد الصحن، دراسات جدوى المشروعات، الدار الجامعية، الإسكندرية، 2005.
45. مُجد مختار الهانسي، مُجد علي أحمد، مقدمة في الإحصاء الوصفي، مؤسسة رؤية للطباعة والنشر والتوزيع، الاسكندرية، 2009.
46. محمود جاسم الصميدعي، ردينة عثمان يوسف، إدارة المبيعات، دار الميسرة للنشر والتوزيع، عمان، 2010.
47. منعم عزيز مُجد، مدخل إلى تحليل السلاسل الزمنية، الطبعة الأولى، الجامعة المستنصرية، بغداد، 1987.
48. مولود حشمان، السلاسل الزمنية وتقنيات التنبؤ قصير المدى، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 2010.
49. نبيل مُجد مرسى، إستراتيجية الإنتاج والعمليات -مدخل استراتيجي-، الطبعة الأولى، دار الجامعة الجديدة، الاسكندرية، 2002.
50. نبيل مُجد مرسى، التحليل الكمي في مجال الأعمال، الدار الجامعية الجديدة، الاسكندرية، 2004.
51. نجم عبود نجم، مدخل إلى إدارة العمليات، الطبعة الأولى، دار المنهاج للنشر والتوزيع، عمان، 2007.

➤ الأطروحات والرسائل الجامعية

1. أمينة دربال، محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية -دراسة حالة مؤشر سوق دبي المالي-، أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية (منشورة)، جامعة أبي بكر، تلمسان، 2014.
2. خليدة دهوم، أساليب التنبؤ بالمبيعات -دراسة حالة-، مذكرة ماجستير (منشورة)، جامعة الحاج لخضر، باتنة، 2009/2008.
3. صلاح الدين كروش، التوقع بالمبيعات باستخدام نماذج إحصائية -دراسة تطبيقية بشركة الاسمنت حامة بوزيان، مذكرة ماجستير في علوم التسيير (غير منشورة)، جامعة منتوري، قسنطينة، 2007/2006.
4. عائشة بخالد، اختبار كفاءة سوق نيويورك المالي عند المستوى الضعيف -دراسة حالة مؤشر داو جونز الصناعي خلال الفترة من 1928 إلى 2014-، أطروحة دكتوراه (منشورة)، جامعة قاصدي مرباح، ورقلة، 2015/2014.
5. علي أبشر فضل المولى سليمان، المقارنة بين التحليل التمييزي والنموذج اللوجستي الثنائي ونماذج الشبكات العصبية في تصنيف المشاهدات، أطروحة دكتوراه في علوم الإحصاء (منشورة)، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، السودان، 2015.
6. مُحمَّد جلال مُحمَّد عبد الله جبارة، التنبؤ بالسلاسل الزمنية لمنسوب النيل الأزرق في محطة ودمدني باستخدام نماذج بوكس- جنكيز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، أطروحة دكتوراه في الإحصاء (منشورة)، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، السودان، 2012.
7. نصر الدين عشوي، التخطيط طويل الأمد للقوى العاملة على مستوى المؤسسة -نظام -، أطروحة دكتوراه دولة في العلوم الاقتصادية (غير منشورة)، جامعة الجزائر، الجزائر، 2006/2005.
8. يوسف صوار، محاولة تقدير خطر القرض التنقيطي باستعمال طريقة القرض التنقيطي و التقنية العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية -دراسة حالة البنك الجزائري للتنمية الريفية BADR، أطروحة دكتوراه (غير منشورة)، جامعة بلقايد، تلمسان، 2008/2007.

➤ المقالات:

1. ابتسام حمد وآخرون، التقدير الأولي لكلفة مشروعات الأبنية باستخدام الشبكات العصبية، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، سلسلة العلوم الهندسية، اللاذقية، المجلد 33، العدد 4، 2011.

2. إبراهيم خليل سرحان، فاضل رشيد عثمان، سحر إسماعيل محمود، استخدام الشبكات **Neural Networks** في تخمين الحديد الجاهز في التربة لبعض مناطق وسط وشمال العراق، مجلة زراعة الرافدين، الموصل (العراق)، المجلد 39، العدد 4، 2011.
3. احمد سلطان مُجّد، اختبار استقرارية السلاسل الزمنية للبيانات المقطعية الخاصة بالمنشآت الصناعية الكبيرة في العراق، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارة، بغداد، المجلد 19، العدد 70.
4. أحمد عبد اللطيف، رضا يوسف، نموذج مقترح للتنبؤ بالسيولة في البنوك التجارية، مجلة الاقتصاد والتجارة، القاهرة، العدد 1، 2006.
5. أزهار سلمان زمل، نرجس هادي أرهيف، التنبؤ بإنتاج الطابوق في العراق، مجلة المنصورة، بغداد، العدد 14 خاص، 2010.
6. أمل علي غافل، استخدام نماذج بوكس - جنكينز **ARIMA** في التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية، مجلة جامعة كربلاء العلمية، كربلاء، المجلد 11، العدد 2، 2013.
7. أوات سردار وادي، سامية خالد حسن، التنبؤ بأسعار الذهب وذلك باستخدام سلاسل ماركوف وطريقة الأماكن الأعظم (**MLE**)، مجلة دنانير، الجامعة العراقية، العدد 4، 2013.
8. إيفان علاء ناظم، استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ والمقارنة، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، بغداد، المجلد 15، العدد 56، 2009.
9. ايقان علاء ناظم، قصي عصام حميد، دراسة وتحليل مستوى التذبذب للتضخم في الأرقام القياسية بالاعتماد على السلاسل الزمنية (**ARIMA**) مقرونة مع الشبكات العصبية الاصطناعية (**ANNM**)، مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم، بغداد، العدد 31، 2013.
10. إيهاب صبري، السلاسل الزمنية وأساليب التنبؤ (ضمن المقرر إحصاء اقتصادي 529)، جامعة عين شمس، القاهرة، 2011.
11. البيومي عوض عوض طاقية، الشيماء إبراهيم السيد الوصيفي، التنبؤ باستخدام الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس وجنكينز (دراسة تطبيقية)، المجلة المصرية للدراسات التجارية، المنصورة (مصر)، 2012.
12. جمال هداش مُجّد، قحطان رحيم وهيب، التنبؤ المالي وعلاقته بالتخطيط المصرفي (دراسة تطبيقية لعدد من المصارف الأهلية في العراق)، مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعية، بغداد (العراق)، العدد الخاص بالمؤتمر العلمي الخامس، 2014.

13. حمد هاني مجري حماده، أساليب الذكاء الاصطناعي في المحاسبة- استخدام نظم الخبير في قرارات الاختبارات المحاسبية-، المجلة المصرية للدراسات التجارية، المنصورة (مصر)، 1989.
14. خلود موسى عمران، ريسان عبد الإمام زعلان، استخدام بعض الأساليب الإحصائية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في المملكة العربية السعودية، مجلة العلوم الاقتصادية، البصرة (العراق)، المجلد 8، العدد 29، كانون الثاني 2012.
15. خليل ابراهيم السيف، وميسون خضر النعيمي، اعتماد الشبكات العصبية لتميز الجنس المتكلم، مجلة الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات، الموصل، المجلد 7، العدد 3، 2010.
16. دعاء عبد الكريم صاحب، مُجد حبيب الشاروط، التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة القادسية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، مجلة القادسية لعلوم الحاسبات والرياضيات، القادسية (العراق)، المجلد 6، العدد 1، 2014.
17. رياض ضيهود الزبيدي وآخرون، التنبؤ بأعداد الطلاب المقبولين في كلية الطب للفترة (2012-2016)، مجلة جامعة كربلاء، كربلاء (العراق)، المجلد 10، العدد 4، 2012.
18. زهران مازن القطان، تمييز بصمة الإصبع المعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، جامعة الموصل (العراق)، المجلد 11، العدد 1، 2014.
19. زيان إحسان كريم حمدي، استخدام نماذج Box-Jenkins للتنبؤ بالمبيعات (دراسة تطبيقية في معمل سمنت كركوك)، مجلة جامعة كركوك للعلوم الإدارية والاقتصادية، كركوك (العراق)، المجلد 3، العدد 2، 2013.
20. زينب علاوي إبراهيم، الدقة في تخطيط كمية إنتاج مادة السمنت في معامل الشركة العامة للسمنت العراقية (دراسة اختبارية لطرق التنبؤ باستخدام معايير الخطأ)، مجلة ديالي للعلوم الهندسية، ديالي (العراق)، المجلد 7، العدد 1، 2014.
21. سجي جاسم مُجد، كيس ملفات باستخدام شبكة counter propagation العصبية، مجلة الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 7، العدد 1، 2010.
22. السيد أحمد السقا، استخدام نظم الذكاء الاصطناعي من غير كفاءة أداء أعمال المراجعة، مجلة التجارة والتمويل، طنطا (مصر)، العدد 2، السنة الثالثة عشر، 1992.
23. شهلة حازم أحمد خروفة، استخدام الشبكات العصبية في التشفير، المجلة تكريت للعلوم الصرفة، جامعة تكريت (العراق)، العدد 3، المجلد 15، 2010.

24. صفاء يونس الصفاوي، عزة حازم زكي، مقارنة بين طريقتي التنقية المكيفة والشبكات العصبية مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 6، العدد 9، 2006.
25. صفوان ناظم راشد وآخرون، مقارنة بين أسلوب الشبكات العصبية والمربعات الصغرى للنماذج الخطية وغير الخطية مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 12، العدد 21، 2012.
26. طلعت عبد العظيم متولي، استخدام نموذج تقنيات الشبكات العصبية في التنبؤ باستمرار الوحدة الحاسوبية بالتطبيق على شركات قطاع الأعمال العام المصري، المجلة العلمية للتجارة والتمويل، طنطا (مصر)، العدد 2، 2001.
27. ظافر رمضان مطر البدراي، رهاد عماد صليوا، تقييم تنبؤ السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة باستخدام الشبكات العصبية، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 14، العدد 26، 2014.
28. ظافر رمضان مطر، نجلاء خالد، دراسة مقارنة كفاءة عدد من معايير المعلومات في اختيار نماذج السلاسل الزمنية من الرتب الدنيا، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل، المجلد 11، العدد 19، 2011.
29. عادل مبروك مُجد، التنبؤ بالمبيعات في شركات قطاع الأعمال العام الصناعي في جمهورية مصر العربية (دراسة ميدانية)، مجلة المحاسبة والإدارة والتأمين، القاهرة (مصر)، العدد 48، 1995.
30. عاشور بدار، آليات المفاضلة بين النماذج في التنبؤ بحجم المبيعات (الاختيار بين نموذج الانحدار ونموذج السلاسل الزمنية في التنبؤ) دراسة حالة ملبنة الحضنة بالمسيلة، مجلة العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير، سطيف (الجزائر)، العدد 13، 2013.
31. عائدة يونس مُجد المراد، مقارنة بين الانحدار الكلاسيكي و الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بمستويات نتائج بحوث طلبة كلية التربية الرياضية، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 12، العدد 21، 2012.
32. عباس عباس محسن البكري، السيد غيث إسماعيل، تصميم منظومة لتمييز أنماط الإشكال الهندسية باستخدام الشبكات العصبية، مجلة جامعة بابل، العلوم الصرفة والتطبيقية، بابل (العراق)، المجلد 18، العدد 5، 2010.
33. عباس لفته كنيهر، بناء نموذج سلاسل زمنية للتنبؤ بأعداد المرضى المراجعين لمستشفى السهراء في محافظة واسط، مجلة الكوت للعلوم الاقتصادية والإدارية، واسط (العراق)، العدد 6، 2012.
34. عبد الطيف حسن شومان، هيثم حسون ماجد، استخدام أساليب السلاسل الزمنية لمعالجة الاختلافات الموسمية في الرقم القياسي لسعر المستهلك، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، بغداد (العراق)، المجلد 19، العدد 74، 2013.
35. عبد الغفور جاسم سالم، إسرائ سالم محمود، دراسة استقرارية احد نماذج الانحدار الذاتي غير الخطي بحدود دوال مثلثية مع تطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 11، العدد 20، 2011.

36. عبد الله سالم المالكي، خديجة عبد الزهرة الناصر، تنبؤ محوسب لكميات الأمطار المتساقطة في إيران للفترة (2004-2033)، مجلة دراسات إيرانية، البصرة، العدد 10-11، 2009.
37. عبد المجيد حمزة الناصر، أحلام أحمد جمعة، بعض الاختبارات المعدلة لملائمة النماذج للسلسلة الزمنية المناخية في العراق، المعهد العربي للتدريب والبحوث الإحصائية، عمان، 2009.
38. عبد المجيد حمزة الناصر، أحلام أحمد جمعة، بعض الاختبارات المعدلة لملائمة النماذج للسلسلة الزمنية المناخية في العراق، المؤتمر الإحصائي العربي الثاني، سرت (ليبيا)، 2009.
39. عبد المجيد حمزة الناصر، جمعة أحلام أحمد، المقارنة بين طرائق تحديد رتبة النموذج الانحدار الذاتي الطبيعي (باستخدام بيانات مولدة وبيانات لبعض العناصر المناخية في العراق)، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، بغداد (العراق)، المجلد 13، العدد 48، 2007.
40. عبد المنعم المحروق، عبد السلام فرج عبد الرحمن، التنبؤ بالطلب، جامعة الجبل الغربي، غريان (ليبيا)، 2010.
41. عثمان نقاز، منذر العواد، منهجية Box-Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في السوربة، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، دمشق (سوريا)، المجلد 27، العدد 3، 2011.
42. عمر صابر قاسم، إسرائ رستم مُجد، دراسة رياضية تحليلية لخوارزميات الشبكات العصبية الاصطناعية في ملائمة نموذج للتشخيص الطبي، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 10، العدد 1، 2013.
43. فارس غانم أحمد وآخرون، التنبؤ الالكتروني لفعاليات الاركاض للنساء باستخدام الشبكات العصبية، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 10، العدد 1، 2013.
44. فاضل حميد هادي، دراسة تأثير القيم الشاذة على طريقي بوكس-جنكينز وقوبرير، مجلة القادسية للعلوم الإدارية والاقتصادية، القادسية (العراق)، المجلد 12، العدد 3، 2010.
45. فاضل عباس الطائي، التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحويلات مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 10، العدد 17، 2010.
46. فاضل عباس الطائي، جيهاني فخري صالح الكوراني، التنبؤ بنماذج ARIMA الموسمية باستخدام طرائق التمهيد الآسي مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، بغداد (العراق)، المجلد 8، العدد 14، 2008.
47. فاطمة عبد الرزاق عبود، دراسة تجريبية لمعيار شوارز (SIC) لنماذج الانحدار الذاتي من الدرجة الأولى (AR(1))، مجلة القادسية للعلوم الإدارية والاقتصادية، القادسية (العراق) المجلد 14، العدد 1، 2012.

48. فوزية محمود رمو، علاء أنور مُجّد، تمييز الأنسجة باستخدام شبكة أيلمان العصبية الاصطناعية، مجلة الرافدين لعلوم الحاسوب والرياضيات، الموصل (العراق)، المجلد 11، العدد 1، 2014.
49. كريم زومان، نحو تقدير أمثل لمعدلات الخسارة في شركات التأمين، أبحاث اقتصادية وإدارية، بسكرة (الجزائر)، العدد 16، ديسمبر 2014.
50. لؤي عبد الرزاق حسين النعيمي، خوارزمية تطابق التغذية المرتدة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، كلية تكنولوجيا المعلومات وعلوم الحاسوب، عمان (الأردن)، بدون سنة نشر.
51. محاسن صالح الطالب، استخدام أسلوب انحدار الحرف في التنبؤ لتقدير نماذج الصندوق الأسود مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، الموصل (العراق)، المجلد 12، العدد 22، 2012.
52. مُجّد صالح طاهر رفز، التنبؤ بسرعة الرياح في ناحية بحركة -أربيل- باستخدام نماذج بوكس -جنكينز، مجلة الدراسات المستقبلية، كلية الحداثة الجامعة، الموصل (العراق)، المجلد 3، العدد 40، 2012.
53. مُجّد عبادي، القرض التنقيطي وتحليل الشبكات العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية، مجلة الدراسات الاقتصادية والمالية، الوادي (الجزائر)، العدد 5، 2012.
54. مُجّد موسى الشمراي، مقارنة بعض الأساليب الإحصائية التقليدية ونماذج بوكس وجنكينز في تحليل بيانات السلاسل الزمنية، مجلة جامعة أم القرى للعلوم التربوية والنفسية، مكة المكرمة (المملكة العربية السعودية)، المجلد 5، العدد 1، 2013.
55. مصطفى كمال إسماعيل مظهر، أفضل مزيج لسياسات إعادة التأمين في السوق المصري باستخدام المحاكاة بالشبكات العصبية الاصطناعية، المجلة المصرية للدراسات التجارية، المنصورة (مصر)، العدد 1، 2004.
56. معاني أحمد الحكيم، دراسة تحليلية للتنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية في محطة كهرباء الهارثة البخارية في محافظة البصرة للأعوام من 2011-2012، مجلة دراسات البصرة، البصرة (العراق)، العدد 13، 2012.
57. ناظم عبد الله عبد الحمدي، سعدية عبد الكريم طعمه، استخدام نماذج السلاسل الزمنية الموسمية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في مدينة الفلوجة، مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والإدارية، الانبار (العراق)، المجلد 4، العدد 7، 2011.
58. هالة أبو العطا مُجّد، تطبيق الطرق التقليدية والحديثة لتحليل السلاسل الزمنية في التنبؤ بقيم مستقبلية-دراسة تطبيقية، مجلة البحوث المالية والتجارية، بورسعيد (مصر)، الجزء 1، العدد 1، 2011.
59. واثق حيواني لايد الخفاجي، تقدير نموذج للتنبؤ بالمبيعات باستخدام طريقة برمجة الأهداف (دراسة تطبيقية في معمل الفرات للمياه النقية)، مجلة علوم ذي قار، ذي قار (العراق)، المجلد 3، العدد 4، 2013.

60. يونس نجيب سعيد، تحليل السلسلة الزمنية لأحجام المياه الواردة إلى خزان سد الموصل من نهر دجلة واستخدامها للتنبؤ، مجلة الرافدين الهندسية، الموصل(العراق)، المجلد22، العدد1، 2014.

➤ المؤتمرات والملتقيات

1. أحمد حامي جمعة، استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في اكتشاف الأخطاء الجوهرية في البيانات المالية- دراسة تطبيقية ، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر- ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة، عمان، 26/23 أبريل 2012.
2. بدر نبيه أرسانيوس، دراسة اختباريه الشبكات العصبية لتطوير دور مراقب الحسابات في تقرير عن قوائم المالية المضللة، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر- ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة، عمان، 26/23 أبريل 2012.
3. عبد الرزاق حميدي، عبد القادر عوينان، دور المؤسسات الصغيرة والمتوسطة في الحد من أزمة البطالة -مع الإشارة لبعض التجارب العالمية-، الملتقى الدولي إستراتيجية الحكومة في القضاء على البطالة وتحقيق التنمية المستدامة، جامعة مُجَد بوضياف، المسيلة، 16/15 نوفمبر 2011.
4. عثمان بوزيان، خيرة بليل، بختة بن عائشة، استخدامات الطرق الكمية في تسيير مخاطر القروض، الملتقى الدولي الأول حول الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير، جامعة سعيدة، 20/ 19 نوفمبر 2013.
5. العجال عدالة، التنبؤ الاقتصادي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ودوره في اتخاذ قرارات التسيير داخل المؤسسة الاقتصادية الجزائرية، الملتقى الدولي الأول حول الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير، جامعة سعيدة، 20/19 نوفمبر 2013.
6. فتيحة بلحاج، الأساليب الكمية في معالجة المعلومة لاتخاذ القرار، الملتقى الدولي الأول حول الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير، جامعة سعيدة، 20/ 19 نوفمبر 2013.
7. فريدة بوغاري وآخرون، فعالية استخدام التنبؤ في الجهاز الإداري، الملتقى الوطني السادس حول استخدام التقنيات الكمية في اتخاذ القرارات الإدارية بالمؤسسات الاقتصادية الجزائرية، جامعة سكيكدة، 28/27 جانفي 2009.
8. مُجَد الصالح فوم وآخرون، دور أنظمة المعلومات المعتمدة على الذكاء الاصطناعي في عملية صنع القرارات الإدارية، الملتقى الوطني السادس حول دور التقنيات الكمية في اتخاذ القرارات الإدارية، جامعة سكيكدة، 29/27 جانفي 2009.

9. مُجَدِّ رملِي وآخرون، المفاضلة بين أسلوب Box-Jenkins وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الاقتصادية (دراسة حالة المؤسسة الجزائرية GIPLAIT)، الملتقى الدولي الأول حول الطرق والأدوات الكمية المطبقة في التسيير، جامعة سعيدة، 19/ 20 نوفمبر 2013.
10. وحيد عبد اللطيف شاهين، نحو مستقبل تمويلي أفضل في النقل البحري مع دراسة حالة شركتي إيفرجرين ويومينج، المؤتمر الدولي السادس والعشرون للموانئ والنقل البحري، الاسكندرية، 07/09 فيفري 2010.
11. يوسف صوار وآخرون، تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد أساليب ذكاء الأعمال لتسيير مخاطر القروض (دراسة حالة البنك الجزائر الخارجي)، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر، الأردن، 23/26 أفريل 2012.

➤ قائمة المراجع باللغة الفرنسية:

1. ALAZARD C, SEPARI S, **Contrôle de gestion , manuel et application**, 5^{ème} Edition, Dunod, Paris, 2001.
2. Bayram Kaddour, **Réseaux de neurones**, Département INFRES, paris, 2005.
3. Ben Krose, Patrick van der Smagt, **An indroduction to Neural Networks**, Eighth edition, Amsterdam, Novembre 1996.
4. Bourbonnais R, **Econométrie**, 6ème Edition, Dunod , Paris, 2005.
5. David Samek, **Elman Neural Networks In Model Predictive Control**, In Proc. of the 23rd European Conference on Modelling and Simulation, 2009.
6. Dominique, C.-René, **l'économie appliquée en gestion : théorie, exercices et cas**, les presses de l'université Laval, Québec (Canada), 1982.
7. Fiona Nielsen, **Neural Networks- algorithms and applications**, Brock Business College, Dec 2001.
8. J-C. Usunier et R. Bourbonnais, **Pratique de la prévision à court terme, conception de système de prévision**, Edition Dunod, Paris, 1982.
9. Lahcen Abdallah Bachioua, **Fundamentals of Statistics Concepts and Applications -An Arabic Text-**, Phillips Publishing , First Edition, 2011.

10. M.David et Michaud J.C, la prevision: approche empirique d'un méthode statistique , Masson, paris, 1989.
11. Mark J.L.Orr, introduction to radial Basis Function Networks, University of Edinburgh, april 1996.
12. Régis Bourbonnais, Econométrie, 5édition, Dunod, paris, 2003.
13. Sibarama Panigrahi, Ashok Kumar Bhoi, Yasobanta Karali, A Modified Differential Evolution Algorithm trained Pi-Sigma Neural Network for Pattern Classification, International Journal of Soft Computing and Engineering, Vol. 3, N°05, November 2013.
14. T. M. Zaidan, The Relation Between Input-Output & Economic Models for Iraq ,University of Bradford ,England, 1990.

➤ مواقع الانترنت:

1. www.sonalgaz.dz ,2013/12/15

http://www.arab-api.org/ar/training_programlists.aspx?training_cat_id=1#prettyPhoto[iframe]/65/

2. أحمد كاظم، الذكاء الاصطناعي، موقع الفريق العراقي للحاسبات، جامعة الإمام الصادق، 2012.

file:///C:/Users/dell/Downloads/www.kutub.info_11098.pdf :2013/02/26

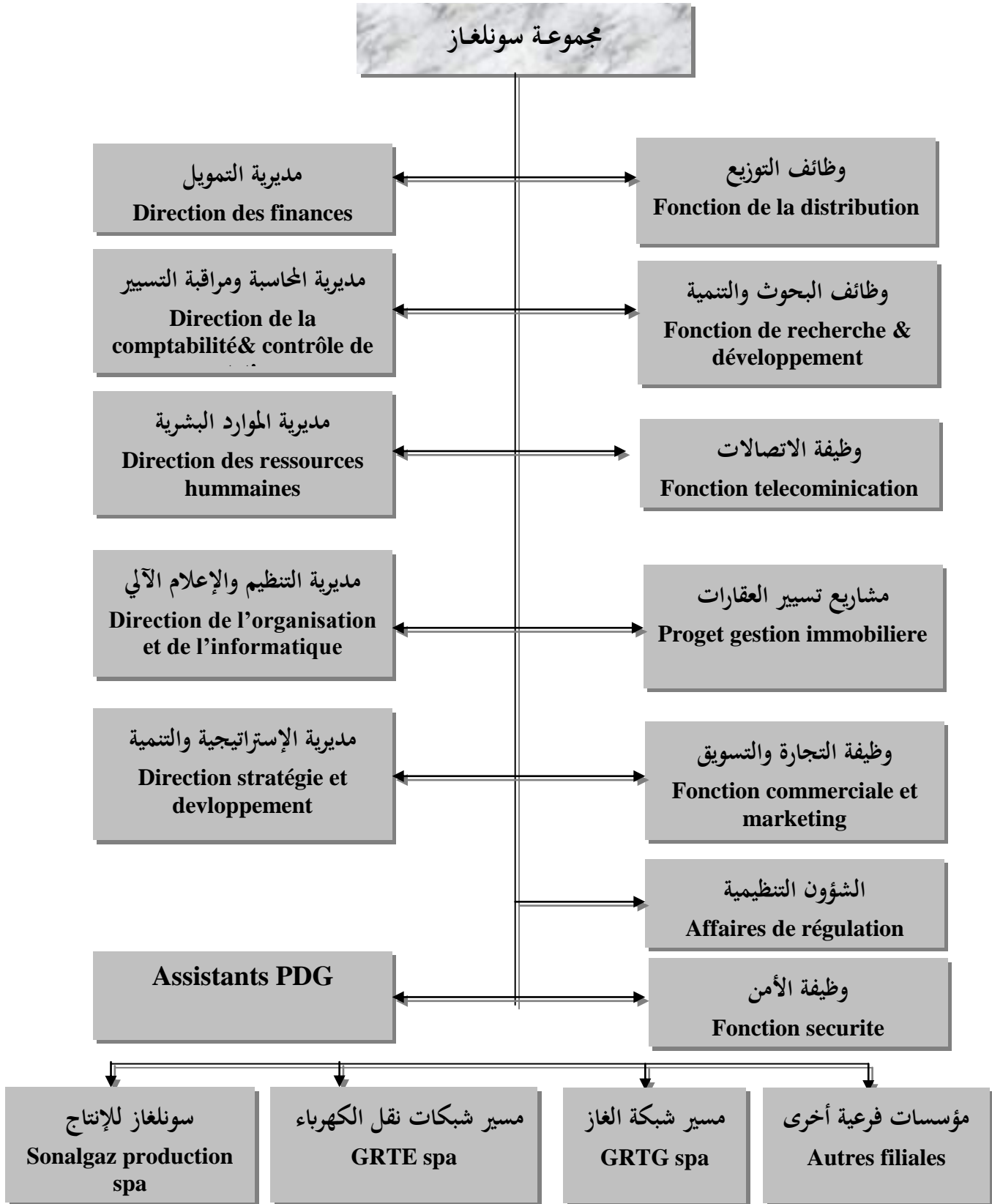
3. ترجمة فهد آل قاسم، مدخل إلى علم الذكاء الاصطناعي، 2013/01/15، نقلا عن:

www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html

4. جمال حامد، أساليب التنبؤ، مجلة جسر التنمية، السنة الثانية، العدد الرابع عشر، فبراير 2003، 2012/10/21،

الملاحق

الملحق رقم (01): المخطط التنظيمي لمؤسسة سونلغاز



الملحق (02): المعاملات الموسمية (BT)

Date: 06/07/15	Time: 20:46
Sample: 2006M01	2012M12
Included observations: 84	
Ratio to Moving Average	
Original Series: BT	
Adjusted Series: BTSA	
Scaling Factors:	
1	0.916045
2	1.132067
3	1.062099
4	0.890913
5	0.954419
6	0.888891
7	0.891669
8	1.164449
9	1.128373
10	1.187385
11	1.078300
12	0.800784

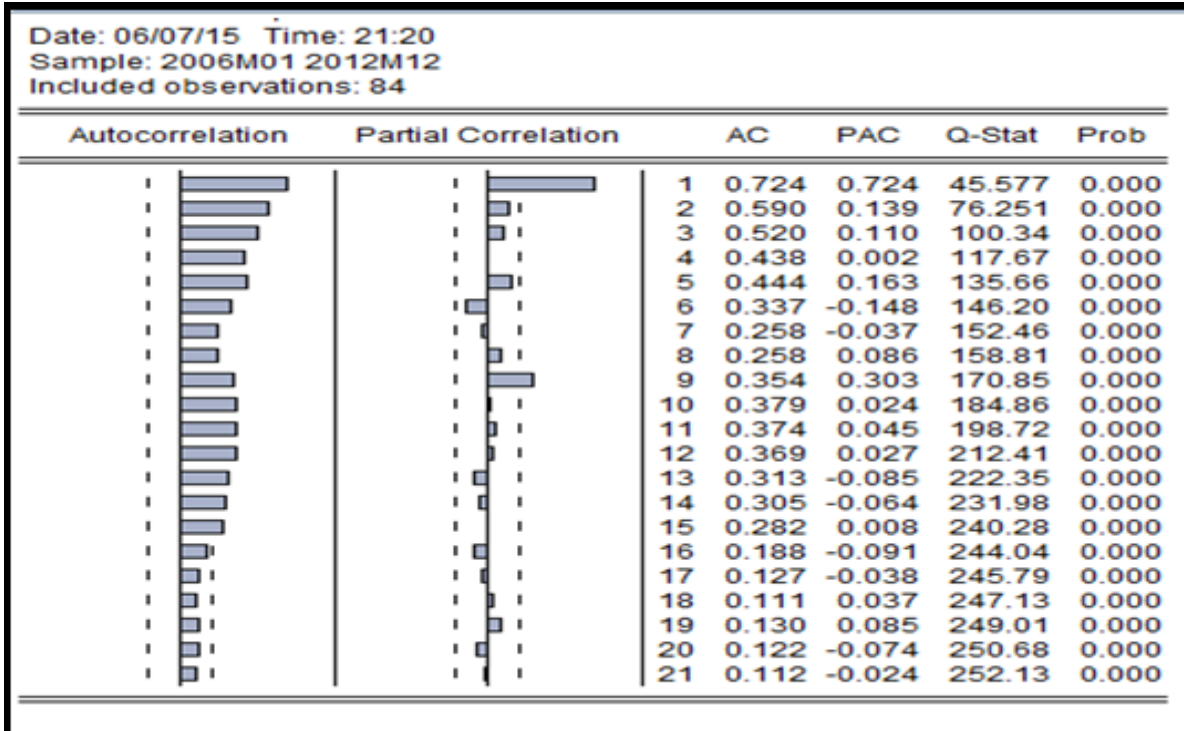
الملحق (03): السلسلة الكهربائية BTSA

Mois/ans	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
janvier	18326020	16621953	16621953	17726924	19409476	21250769	22031309
février	14315000	19500620	19500620	17979373	18457621	21624401	22876488
mars	19346948	22822197	22822197	18346135	18098985	18724482	21701475
avril	21896758	18595212	18595212	17804637	19142869	21700740	27423871
mai	20378792	17339955	17339955	18491208	19379878	24453348	25068608
juin	20544333	17978756	17978756	19470568	22213817	20309511	22529301
juillet	5707308	18882961	18882961	23729897	23188672	27499744	30745019
aout	10982174	16131511	16131511	23003567	21967548	27046427	32820489
september	11895338	15999939	15999939	22772550	22397131	23738372	28116347
octobre	14588478	15132655	15132655	19227033	22559512	26728200	33823737
novembre	14443278	15655650	15655650	19700711	22672580	25411081	29055976
décember	7207694	20361935	20361935	23030635	21648077	23121727	26955719

المصدر: انطلاقاً من معطيات المؤسسة

الوحدة: KWh

الملحق (04): المنحنى correlogramme للسلسلة BTSA



الملحق (05): النموذج ذو التأخر 0

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

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.071419	0.0000
Test critical values:		
1% level	-4.072415	
5% level	-3.464865	
10% level	-3.158974	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(BTSA)
Method: Least Squares
Date: 06/07/15 Time: 21:20
Sample (adjusted): 2006M02 2012M12
Included observations: 83 after adjustments

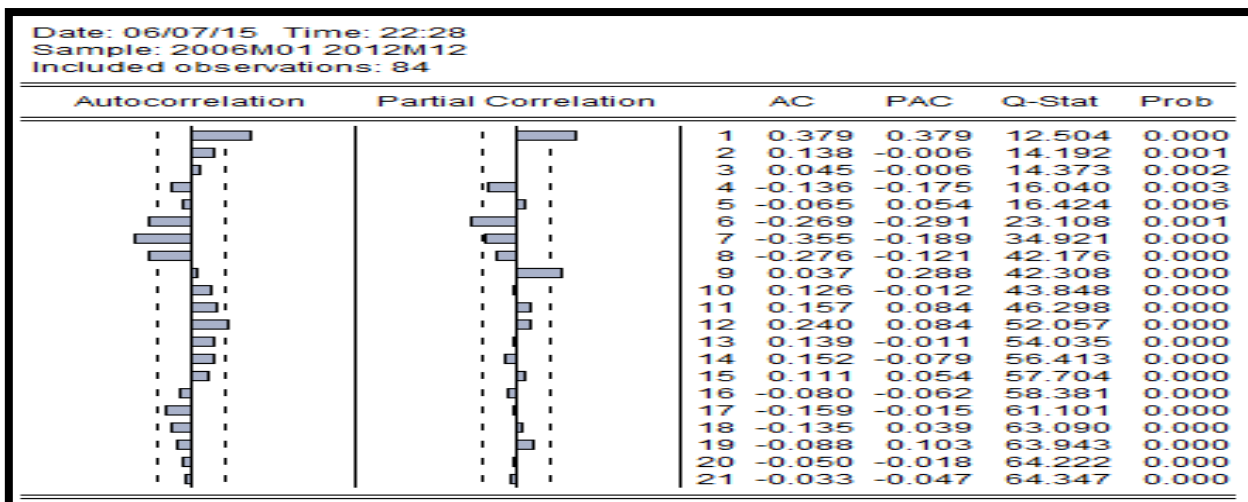
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSA(-1)	-0.620836	0.102255	-6.071419	0.0000
C	8820861.	1595629.	5.528140	0.0000
@TREND(2006M01)	94139.26	19904.19	4.729620	0.0000

R-squared	0.315916	Mean dependent var	103972.3
Adjusted R-squared	0.298814	S.D. dependent var	3445940.
S.E. of regression	2885522.	Akaike info criterion	32.62379
Sum squared resid	6.66E+14	Schwarz criterion	32.71121
Log likelihood	-1350.887	Hannan-Quinn criter.	32.65891
F-statistic	18.47232	Durbin-Watson stat	1.972715
Prob(F-statistic)	0.000000		

الملحق (06): السلسلة الزمنية BTSAT

Mois/ans	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
janvier	3893023.	438373.2	1090798.	-1957821.	-2025852.	-1935142.	-2905185.
février	-263879.3	3171158.	-701324.9	-1851254.	-3123589.	-1707392.	-2205888.
mars	4622187.	6346853.	297133.5	-1630374.	-3628107.	-4753193.	-3526783.
avril	7026116.	1973986.	-606478.0	-2317754.	-2730105.	-1922816.	2049732.
mai	5362268.	572847.8	552756.0	-1777065.	-2638978.	683909.4	-451413.0
juin	5381926.	1065767.	2566543.	-943586.5	49079.35	-3605809.	-3136602.
juillet	-9600980.	1824090.	109867.8	3169860.	878052.8	3438541.	4933234.
aout	-4471996.	-1073242.	-1179738.	2297649.	-488953.9	2839343.	6862822.
september	-3704714.	-1350696.	594298.6	1920749.	-205252.3	-614593.8	2012798.
octobre	-1161056.	-2363862.	-845643.1	-1770650.	-188753.4	2229352.	7574306.
novembre	-1448538.	-1986749.	-627440.2	-1442853.	-221567.6	766350.9	2660663.
décember	-8830004.	2573654.	2998784.	1741189.	-1391952.	-1668885.	414524.4

الملحق (07) correlogram للسلسلة BTSAT



الملحق (08): t_c et t_b : table de distribution des

Tables de la distribution des t_1 et t_2

n	Modèle [2]			Modèle [3]					
	Constante c			Constante c			Tendance b		
	1 %	5 %	10 %	1 %	5 %	10 %	1 %	5 %	10 %
100	3,22	2,54	2,17	3,78	3,11	2,73	3,53	2,79	2,38
250	3,19	2,53	2,16	3,74	3,09	2,73	3,49	2,79	2,38
500	3,18	2,52	2,16	3,72	3,08	2,72	3,48	2,78	2,38
∞	3,18	2,52	2,16	3,71	3,08	2,72	3,46	2,78	2,38

الملحق (09): جدول اختبارات الجذر الوحدوي

(a) Dickey-Fuller tables

Table S1. Empirical cumulative distribution for the test statistic t_ρ for the case with no shift or deterministic trend incorporated into the model. Reproduced with permission from Fuller (1996).

AR model, null hypothesis, $\rho = 0$ sample size, n	probability of a smaller value								
	0.01	0.03	0.05	0.10	0.50	0.90	0.95	0.98	0.99
25	-2.65	-2.26	-1.95	-1.60	-0.47	0.92	1.33	1.70	2.15
50	-2.62	-2.25	-1.95	-1.61	-0.49	0.91	1.31	1.66	2.08
100	-2.60	-2.24	-1.95	-1.61	-0.50	0.90	1.29	1.64	2.04
250	-2.58	-2.24	-1.95	-1.62	-0.50	0.89	1.28	1.63	2.02
500	-2.58	-2.23	-1.95	-1.62	-0.50	0.89	1.28	1.62	2.01
infinity	-2.58	-2.23	-1.95	-1.62	-0.51	0.89	1.28	1.62	2.01

الملحق (10): نتائج إختبار فيليبس بيرون

• تقدير النموذج 3:

Null Hypothesis: BTSAT has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Bandwidth: 4 (Used-specified) using Bartlett kernel				
			Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic			-5.985883	0.0000
Test critical values:				
1% level			-4.072415	
5% level			-3.464865	
10% level			-3.158974	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Residual variance (no correction)				8.03E+12
HAC corrected variance (Bartlett kernel)				7.41E+12
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(BTSAT) Method: Least Squares Date: 02/19/16 Time: 00:14 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12 Included observations: 83 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSAT(-1)	-0.620836	0.102255	-6.071419	0.0000
C	-194973.4	639222.9	-0.305016	0.7611
@TREND(2006M01)	3570.551	13219.99	0.270087	0.7878
R-squared	0.315916	Mean dependent var		-41909.64
Adjusted R-squared	0.298814	S.D. dependent var		3445940.
S.E. of regression	2885522.	Akaike info criterion		32.62379
Sum squared resid	6.66E+14	Schwarz criterion		32.71121
Log likelihood	-1350.887	Hannan-Quinn criter.		32.65891
F-statistic	18.47232	Durbin-Watson stat		1.972715
Prob(F-statistic)	0.000000			

• تقدير النموذج 2:

Null Hypothesis: BTSAT has a unit root Exogenous: Constant Bandwidth: 4 (Used-specified) using Bartlett kernel				
			Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic			-6.029133	0.0000
Test critical values:				
1% level			-3.511262	
5% level			-2.896779	
10% level			-2.585626	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Residual variance (no correction)				8.03E+12
HAC corrected variance (Bartlett kernel)				7.46E+12
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(BTSAT) Method: Least Squares Date: 02/19/16 Time: 00:13 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12 Included observations: 83 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSAT(-1)	-0.620914	0.101668	-6.107257	0.0000
C	-45010.64	314909.9	-0.142932	0.8867
R-squared	0.315292	Mean dependent var		-41909.64
Adjusted R-squared	0.306839	S.D. dependent var		3445940.
S.E. of regression	2868962.	Akaike info criterion		32.60060
Sum squared resid	6.67E+14	Schwarz criterion		32.65889
Log likelihood	-1350.925	Hannan-Quinn criter.		32.62402
F-statistic	37.29859	Durbin-Watson stat		1.970775
Prob(F-statistic)	0.000000			

• تقدير النموذج 1:

Null Hypothesis: BTSAT has a unit root Exogenous: None Bandwidth: 4 (Used-specified) using Bartlett kernel				
		Adj. t-Stat	Prob.*	
Phillips-Perron test statistic		-6.069323	0.0000	
Test critical values:	1% level	-2.593121		
	5% level	-1.944762		
	10% level	-1.614204		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Residual variance (no correction)			8.03E+12	
HAC corrected variance (Bartlett kernel)			7.48E+12	
Phillips-Perron Test Equation Dependent Variable: D(BTSAT) Method: Least Squares Date: 02/19/16 Time: 00:15 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12 Included observations: 83 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
BTSAT(-1)	-0.620890	0.101059	-6.143842	0.0000
R-squared	0.315119	Mean dependent var		-41909.64
Adjusted R-squared	0.315119	S.D. dependent var		3445940.
S.E. of regression	2851774.	Akaike info criterion		32.57676
Sum squared resid	6.67E+14	Schwarz criterion		32.60590
Log likelihood	-1350.935	Hannan-Quinn criter.		32.58846
Durbin-Watson stat	1.970325			

الملحق (11): نتائج اختبار KPSS

• تقدير النموذج 3:

Null Hypothesis: BTSAT is stationary Exogenous: Constant, Linear Trend Bandwidth: 15 (Used-specified) using Bartlett kernel				
			LM-Stat.	
Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test statistic			0.143729	
Asymptotic critical values*:	1% level		0.216000	
	5% level		0.146000	
	10% level		0.119000	
*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)				
Residual variance (no correction)			9.48E+12	
HAC corrected variance (Bartlett kernel)			1.11E+13	
KPSS Test Equation Dependent Variable: BTSAT Method: Least Squares Date: 02/19/16 Time: 00:19 Sample (adjusted): 2006M01 2012M12 Included observations: 84 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	8.93E-06	674068.9	1.32E-11	1.0000
@TREND(2006M01)	4.69E-08	14024.35	3.34E-12	1.0000
R-squared	0.000000	Mean dependent var		1.09E-05
Adjusted R-squared	-0.012195	S.D. dependent var		3097762.
S.E. of regression	3116594.	Akaike info criterion		32.76590
Sum squared resid	7.96E+14	Schwarz criterion		32.82378
Log likelihood	-1374.168	Hannan-Quinn criter.		32.78917
Durbin-Watson stat	1.222700			

• تقدير النموذج 2:

Null Hypothesis: BTSAT is stationary Exogenous: Constant Bandwidth: 15 (Used-specified) using Bartlett kernel				
				LM-Stat.
Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test statistic				0.143729
Asymptotic critical values**:				
1% level				0.739000
5% level				0.463000
10% level				0.347000
*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)				
Residual variance (no correction)				9.48E+12
HAC corrected variance (Bartlett kernel)				1.11E+13
KPSS Test Equation Dependent Variable: BTSAT Method: Least Squares Date: 02/19/16 Time: 00:18 Sample (adjusted): 2006M01 2012M12 Included observations: 84 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.09E-05	337993.6	3.22E-11	1.0000
R-squared	0.000000	Mean dependent var		1.09E-05
Adjusted R-squared	0.000000	S.D. dependent var		3097762.
S.E. of regression	3097762.	Akaike info criterion		32.74209
Sum squared resid	7.96E+14	Schwarz criterion		32.77103
Log likelihood	-1374.168	Hannan-Quinn criter.		32.75372
Durbin-Watson stat	1.222700			

الملحق (12): تقدير معالم النماذج المختلفة للسلسلة (BTSAT_t)

AR(1), AR(6), AR(7), MA(1), MA(6), MA(7), MA(9), ARMA(1,1),
ARMA(1,6), ARMA(6,1), ARMA(6,6), ARMA(1,7), ARMA(1,8),
ARMA(6,7), ARMA(6,8), ARMA(9,1) , ARMA(9,6), ARMA(9,7),
ARMA(9,8)

Dependent Variable: BTSAT Method: Least Squares Date: 06/07/15 Time: 23:07 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12 Included observations: 83 after adjustments Convergence achieved after 2 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.379110	0.101059	3.751370	0.0003
R-squared	0.146281	Mean dependent var		-46902.99
Adjusted R-squared	0.146281	S.D. dependent var		3086439.
S.E. of regression	2851774.	Akaike info criterion		32.57676
Sum squared resid	6.67E+14	Schwarz criterion		32.60590
Log likelihood	-1350.935	Hannan-Quinn criter.		32.58846
Durbin-Watson stat	1.970325			
Inverted AR Roots	.38			

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:20
 Sample (adjusted): 2006M07 2012M12
 Included observations: 78 after adjustments
 Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	-0.325983	0.107407	-3.035011	0.0033
R-squared	0.094808	Mean dependent var		-333609.8
Adjusted R-squared	0.094808	S.D. dependent var		2892270.
S.E. of regression	2751751.	Akaike info criterion		32.50611
Sum squared resid	5.83E+14	Schwarz criterion		32.53633
Log likelihood	-1266.738	Hannan-Quinn criter.		32.51821
Durbin-Watson stat	1.313901			
Inverted AR Roots	.72-.41i -.72-.41i	.72+.41i -.72+.41i	.00+.83i	-.00-.83i

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:20
 Sample (adjusted): 2006M10 2012M12
 Included observations: 75 after adjustments
 Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(9)	0.045922	0.105167	0.436655	0.6636
R-squared	0.000852	Mean dependent var		-109918.4
Adjusted R-squared	0.000852	S.D. dependent var		2666091.
S.E. of regression	2664955.	Akaike info criterion		32.44252
Sum squared resid	5.26E+14	Schwarz criterion		32.47342
Log likelihood	-1215.594	Hannan-Quinn criter.		32.45485
Durbin-Watson stat	1.240990			
Inverted AR Roots	.71 .12-.70i -.67+.24i	.54-.46i -.36+.61i	.54+.46i -.36-.61i	.12+.70i -.67-.24i

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:27
 Sample: 2006M01 2012M12
 Included observations: 84
 Convergence achieved after 6 iterations
 MA Backcast: 2005M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	0.400723	0.099893	4.011512	0.0001
R-squared	0.141352	Mean dependent var		0.882807
Adjusted R-squared	0.141352	S.D. dependent var		3097762.
S.E. of regression	2870487.	Akaike info criterion		32.58970
Sum squared resid	6.84E+14	Schwarz criterion		32.61863
Log likelihood	-1367.767	Hannan-Quinn criter.		32.60133
Durbin-Watson stat	1.992366			
Inverted MA Roots	-.40			

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:29
 Sample: 2006M01 2012M12
 Included observations: 84
 Failure to improve SSR after 9 iterations
 MA Backcast: 2005M07 2005M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(6)	-0.293974	0.112699	-2.608490	0.0108
R-squared	0.079034	Mean dependent var		0.882807
Adjusted R-squared	0.079034	S.D. dependent var		3097762.
S.E. of regression	2972829.	Akaike info criterion		32.65976
Sum squared resid	7.34E+14	Schwarz criterion		32.68870
Log likelihood	-1370.710	Hannan-Quinn criter.		32.67139
Durbin-Watson stat	1.365578			
Inverted MA Roots	.82 -.41+.71i	.41-.71i -.82	.41+.71i	-.41-.71i

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:29
 Sample: 2006M01 2012M12
 Included observations: 84
 Convergence achieved after 2 iterations
 MA Backcast: 2005M06 2005M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(7)	-0.432183	0.093448	-4.624842	0.0000
R-squared	0.210680	Mean dependent var		0.882807
Adjusted R-squared	0.210680	S.D. dependent var		3097762.
S.E. of regression	2752166.	Akaike info criterion		32.50551
Sum squared resid	6.29E+14	Schwarz criterion		32.53445
Log likelihood	-1364.231	Hannan-Quinn criter.		32.51714
Durbin-Watson stat	1.442565			
Inverted MA Roots	.89	.55-.69i	.55+.69i	-.20-.86i
	-.20+.86i	-.80-.38i	-.80+.38i	

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:30
 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12
 Included observations: 83 after adjustments
 Convergence achieved after 11 iterations
 MA Backcast: 2006M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.248045	0.257580	0.962981	0.3384
MA(1)	0.149881	0.265900	0.563676	0.5745
R-squared	0.147737	Mean dependent var		-46902.99
Adjusted R-squared	0.137216	S.D. dependent var		3086439.
S.E. of regression	2866875.	Akaike info criterion		32.59914
Sum squared resid	6.66E+14	Schwarz criterion		32.65743
Log likelihood	-1350.865	Hannan-Quinn criter.		32.62256
Durbin-Watson stat	2.000181			
Inverted AR Roots	.25			
Inverted MA Roots	-.15			

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:36
 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12
 Included observations: 83 after adjustments
 Failure to improve SSR after 8 iterations
 MA Backcast: 2005M08 2006M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.345615	0.104207	3.316608	0.0014
MA(6)	-0.183756	0.118321	-1.553023	0.1243
R-squared	0.164959	Mean dependent var		-46902.99
Adjusted R-squared	0.154650	S.D. dependent var		3086439.
S.E. of regression	2837762.	Akaike info criterion		32.57873
Sum squared resid	6.52E+14	Schwarz criterion		32.63702
Log likelihood	-1350.017	Hannan-Quinn criter.		32.60215
Durbin-Watson stat	1.963995			
Inverted AR Roots	.35			
Inverted MA Roots	.75	.38+.65i	.38-.65i	-.38-.65i
	-.38+.65i	-.75		

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/08/15 Time: 19:34
 Sample: 2006M01 2012M12
 Included observations: 84
 Failure to improve SSR after 5 iterations
 MA Backcast: 2005M05 2005M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(8)	-0.687619	0.055664	-12.35302	0.0000
R-squared	0.268552	Mean dependent var		0.882807
Adjusted R-squared	0.268552	S.D. dependent var		3097762.
S.E. of regression	2649352.	Akaike info criterion		32.42936
Sum squared resid	5.83E+14	Schwarz criterion		32.45830
Log likelihood	-1361.033	Hannan-Quinn criter.		32.44099
Durbin-Watson stat	1.354894			
Inverted MA Roots	.95	.67-.67i	.67+.67i	-.00-.95i
	-.00+.95i	-.67-.67i	-.67-.67i	-.95

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:41
 Sample (adjusted): 2006M07 2012M12
 Included observations: 78 after adjustments
 Convergence achieved after 7 iterations
 MA Backcast: 2006M06

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	-0.228993	0.105580	-2.168909	0.0332
MA(1)	0.521754	0.095879	5.441809	0.0000
R-squared	0.232318	Mean dependent var		-333609.8
Adjusted R-squared	0.222217	S.D. dependent var		2892270.
S.E. of regression	2550752.	Akaike info criterion		32.36698
Sum squared resid	4.94E+14	Schwarz criterion		32.42741
Log likelihood	-1260.312	Hannan-Quinn criter.		32.39117
Durbin-Watson stat	2.171626			
Inverted AR Roots	.68+.39i	.68-.39i	.00-.78i	-.00+.78i
Inverted MA Roots	-.68+.39i	-.68-.39i		
	-.52			

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:42
 Sample (adjusted): 2006M07 2012M12
 Included observations: 78 after adjustments
 Convergence achieved after 9 iterations
 MA Backcast: 2006M01 2006M06

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	-0.644808	0.118169	-5.456650	0.0000
MA(6)	0.480555	0.165061	2.911374	0.0047
R-squared	0.234255	Mean dependent var		-333609.8
Adjusted R-squared	0.224179	S.D. dependent var		2892270.
S.E. of regression	2547532.	Akaike info criterion		32.36445
Sum squared resid	4.93E+14	Schwarz criterion		32.42488
Log likelihood	-1260.214	Hannan-Quinn criter.		32.38865
Durbin-Watson stat	1.386288			
Inverted AR Roots	.80+.46i	.80-.46i	.00+.93i	-.00-.93i
	-.80-.46i	-.80+.46i		
Inverted MA Roots	.77+.44i	.77-.44i	.00-.89i	-.00+.89i
	-.77+.44i	-.77-.44i		

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:39
 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12
 Included observations: 83 after adjustments
 Convergence achieved after 2 iterations
 MA Backcast: 2005M07 2006M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.303061	0.105728	2.866410	0.0053
MA(7)	-0.331790	0.105273	-3.151722	0.0023
R-squared	0.252013	Mean dependent var		-46902.99
Adjusted R-squared	0.242779	S.D. dependent var		3086439.
S.E. of regression	2685771.	Akaike info criterion		32.46864
Sum squared resid	5.84E+14	Schwarz criterion		32.52692
Log likelihood	-1345.448	Hannan-Quinn criter.		32.49205
Durbin-Watson stat	2.026061			
Inverted AR Roots	.30			
Inverted MA Roots	.85	.53+.67i	.53-.67i	-.19+.83i
		-.19-.83i	-.77-.37i	-.77+.37i

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:40
 Sample (adjusted): 2006M02 2012M12
 Included observations: 83 after adjustments
 Failure to improve SSR after 6 iterations
 MA Backcast: 2005M06 2006M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.378743	0.107552	3.521472	0.0007
MA(8)	-0.555497	0.076074	-7.302036	0.0000
R-squared	0.318834	Mean dependent var		-46902.99
Adjusted R-squared	0.310424	S.D. dependent var		3086439.
S.E. of regression	2563000.	Akaike info criterion		32.37506
Sum squared resid	5.32E+14	Schwarz criterion		32.43334
Log likelihood	-1341.565	Hannan-Quinn criter.		32.39847
Durbin-Watson stat	2.110112			
Inverted AR Roots	.38			
Inverted MA Roots	.93	.66+.66i	.66-.66i	-.00+.93i
		-.00-.93i	-.66+.66i	-.93

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:43
 Sample (adjusted): 2006M07 2012M12
 Included observations: 78 after adjustments
 Convergence achieved after 2 iterations
 MA Backcast: 2005M12 2006M06

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	-0.231678	0.113576	-2.039844	0.0448
MA(7)	-0.318125	0.115573	-2.752588	0.0074
R-squared	0.194216	Mean dependent var		-333609.8
Adjusted R-squared	0.183614	S.D. dependent var		2892270.
S.E. of regression	2613284.	Akaike info criterion		32.41542
Sum squared resid	5.19E+14	Schwarz criterion		32.47585
Log likelihood	-1262.201	Hannan-Quinn criter.		32.43961
Durbin-Watson stat	1.193819			
Inverted AR Roots	.68+.39i	.68-.39i	.00-.78i	-.00+.78i
	-.68+.39i	-.68-.39i		
Inverted MA Roots	.85	.53+.66i	.53-.66i	-.19+.83i
	-.19-.83i	-.76-.37i	-.76+.37i	

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:44
 Sample (adjusted): 2006M07 2012M12
 Included observations: 78 after adjustments
 Convergence achieved after 2 iterations
 MA Backcast: 2005M11 2006M06

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(6)	-0.298342	0.111810	-2.668287	0.0093
MA(8)	-0.269063	0.018794	-14.31656	0.0000
R-squared	0.186450	Mean dependent var		-333609.8
Adjusted R-squared	0.175745	S.D. dependent var		2892270.
S.E. of regression	2625848.	Akaike info criterion		32.42501
Sum squared resid	5.24E+14	Schwarz criterion		32.48544
Log likelihood	-1262.575	Hannan-Quinn criter.		32.44920
Durbin-Watson stat	1.293554			
Inverted AR Roots	.71+.41i	.71-.41i	.00-.82i	-.00+.82i
	-.71+.41i	-.71-.41i		
Inverted MA Roots	.85	.60-.60i	.60+.60i	-.00-.85i
	-.00+.85i	-.60-.60i	-.60-.60i	-.85

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:45
 Sample (adjusted): 2006M10 2012M12
 Included observations: 75 after adjustments
 Convergence achieved after 6 iterations
 MA Backcast: 2006M09

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(9)	0.116743	0.108560	1.075380	0.2857
MA(1)	0.425619	0.108570	3.920247	0.0002
R-squared	0.148043	Mean dependent var		-109918.4
Adjusted R-squared	0.136373	S.D. dependent var		2666091.
S.E. of regression	2477639.	Akaike info criterion		32.30982
Sum squared resid	4.48E+14	Schwarz criterion		32.37162
Log likelihood	-1209.618	Hannan-Quinn criter.		32.33449
Durbin-Watson stat	2.003762			
Inverted AR Roots	.79	.60+.51i	.60-.51i	.14-.78i
	.14+.78i	-.39-.68i	-.39+.68i	-.74-.27i
	-.74+.27i			
Inverted MA Roots	-.43			

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:46
 Sample (adjusted): 2006M10 2012M12
 Included observations: 75 after adjustments
 Failure to improve SSR after 7 iterations
 MA Backcast: 2006M04 2006M09

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(9)	0.055959	0.109468	0.511191	0.6108
MA(6)	-0.144227	0.133418	-1.081015	0.2832
R-squared	0.019333	Mean dependent var		-109918.4
Adjusted R-squared	0.005900	S.D. dependent var		2666091.
S.E. of regression	2658215.	Akaike info criterion		32.45051
Sum squared resid	5.16E+14	Schwarz criterion		32.51231
Log likelihood	-1214.894	Hannan-Quinn criter.		32.47519
Durbin-Watson stat	1.336882			
Inverted AR Roots	.73	.56-.47i	.56+.47i	.13+.71i
	.13-.71i	-.36+.63i	-.36-.63i	-.68-.25i
	-.68+.25i			
Inverted MA Roots	.72	.36+.63i	.36-.63i	-.36+.63i
	-.36-.63i	-.72		

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:47
 Sample (adjusted): 2006M10 2012M12
 Included observations: 75 after adjustments
 Convergence achieved after 2 iterations
 MA Backcast: 2006M03 2006M09

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(9)	0.063960	0.108817	0.587778	0.5585
MA(7)	-0.371449	0.112009	-3.316251	0.0014
R-squared	0.139328	Mean dependent var		-109918.4
Adjusted R-squared	0.127538	S.D. dependent var		2666091.
S.E. of regression	2490280.	Akaike info criterion		32.31999
Sum squared resid	4.53E+14	Schwarz criterion		32.38179
Log likelihood	-1210.000	Hannan-Quinn criter.		32.34467
Durbin-Watson stat	1.273771			
Inverted AR Roots	.74	.56-.47i	.56+.47i	.13+.73i
	.13-.73i	-.37+.64i	-.37-.64i	-.69-.25i
	-.69+.25i			
Inverted MA Roots	.87	.54+.68i	.54-.68i	-.19-.85i
	-.19+.85i	-.78-.38i	-.78+.38i	

Dependent Variable: BTSAT
 Method: Least Squares
 Date: 06/07/15 Time: 23:47
 Sample (adjusted): 2006M10 2012M12
 Included observations: 75 after adjustments
 Convergence achieved after 8 iterations
 MA Backcast: 2006M02 2006M09

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(9)	0.044602	0.110646	0.403106	0.6880
MA(8)	-0.571754	0.080052	-7.142309	0.0000
R-squared	0.166897	Mean dependent var		-109918.4
Adjusted R-squared	0.155485	S.D. dependent var		2666091.
S.E. of regression	2450071.	Akaike info criterion		32.28744
Sum squared resid	4.38E+14	Schwarz criterion		32.34924
Log likelihood	-1208.779	Hannan-Quinn criter.		32.31211
Durbin-Watson stat	1.293182			
Inverted AR Roots	.71	.54-.45i	.54+.45i	.12+.70i
	.12-.70i	-.35+.61i	-.35-.61i	-.67-.24i
	-.67+.24i			
Inverted MA Roots	.93	.66-.66i	.66-.66i	.00-.93i
	-.00+.93i	-.66+.66i	-.66-.66i	-.93

الملحق (13): نتائج اختبار النماذج المقدرة

القرار	t-tsat	النموذج	
مقبول	3.751370	AR(1)	AR(1)
مقبول	3.035011	AR(6)	AR(6)
مرفوض	0.436655	AR(9)	AR(9)
مقبول	4.011512	MA(1)	MA(1)
مقبول	2.608490	MA(6)	MA(6)
مقبول	4.624842	MA(7)	MA(7)
مقبول	12.35302	MA(8)	MA(8)
مرفوض	0.962981	AR(1)	ARMA(1,1)
	0.563676	MA(1)	
مرفوض	3.316608	AR(1)	ARMA(1,6)
	1.553023	MA(6)	
مقبول	2.866410	AR(1)	ARMA(1,7)
	3.151722	MA(7)	
مقبول	3.521472	AR(1)	ARMA(1,8)
	7.302036	MA(8)	
مقبول	2.168909	AR(6)	ARMA(6,1)
	5.441809	MA(1)	
مقبول	5.456650	AR(6)	ARMA(6,6)
	2.911374	MA(6)	
مقبول	2.039844	AR(6)	ARMA(6,7)
	2.752588	MA(7)	
مقبول	2.668287	AR(6)	ARMA(6,8)
	14.31656	MA(8)	
مرفوض	1.075380	AR(9)	ARMA(9,1)

	3.920247	MA(1)	
مرفوض	0.511191	AR(9)	ARMA(9,6)
	1.081015	MA(6)	
مرفوض	0.587778	AR(9)	ARMA(9,7)
	3.316251	MA(7)	
مرفوض	0.403106	AR(9)	ARMA(9,8)
	7.142309	MA(8)	

الملحق (14): معايير المقارنة بين أهم النماذج المقبولة

SC	AIC	DW	H.Q	R^2	المعايير النموذج
32.605	32.576	1.970	32.588	0.146	AR(1)
32.536	32.506	1.313	32.518	0.094	AR(6)
32.618	32.589	1.992	32.601	0.141	MA(1)
32.688	32.659	1.366	32.671	0.079	MA(6)
32.534	32.505	1.442	32.517	0.210	MA(7)
32.458	32.429	1.354	32.440	0.268	MA(8)
32.526	32.468	2.026	32.492	0.252	ARMA(1,7)
32.433	32.375	2.110	32.398	0.318	ARMA(1,8)
32.427	32.366	2.171	32.391	0.232	ARMA(6,1)
32.423	32.363	1.366	32.492	0.234	ARMA(6,6)
32.475	32.415	1.193	32.439	0.194	ARMA(6,7)
32.485	32.425	1.293	32.449	0.186	ARMA(6,8)

الملحق (15): correlogram لبواقي النموذج ARMA(6,6)

Date: 06/07/15 Time: 23:51

Sample: 2006M07 2012M12

Included observations: 78

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.045	0.045	0.1620	
		2	0.184	0.182	2.9425	
		3	0.114	0.103	4.0229	0.045
		4	0.025	-0.015	4.0744	0.130
		5	0.054	0.015	4.3247	0.228
		6	0.002	-0.014	4.3250	0.364
		7	0.056	0.045	4.5992	0.467
		8	-0.020	-0.029	4.6366	0.591
		9	-0.040	-0.058	4.7817	0.687
		10	-0.037	-0.039	4.9069	0.767
		11	-0.039	-0.015	5.0469	0.830
		12	0.120	0.150	6.4051	0.780
		13	-0.006	0.010	6.4082	0.845
		14	0.013	-0.031	6.4254	0.893
		15	-0.011	-0.039	6.4369	0.929
		16	0.087	0.103	7.2006	0.927
		17	0.092	0.104	8.0714	0.921
		18	-0.097	-0.144	9.0454	0.912
		19	0.056	-0.021	9.3741	0.928
		20	-0.074	-0.055	9.9612	0.933
		21	-0.088	-0.061	10.818	0.930

الملاحق (16): جدول اختبار كيدو khi-dex

Loi de Khi-deux

Le tableau donne x tel que $P(K > x) = p$

p	0,999	0,995	0,99	0,98	0,95	0,9	0,8	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01	0,005	0,001
ddl														
1	0,0000	0,0000	0,0002	0,0006	0,0039	0,0158	0,0642	1,6424	2,7055	3,8415	5,4119	6,6349	7,8794	10,8276
2	0,0020	0,0100	0,0201	0,0404	0,1026	0,2107	0,4463	3,2189	4,6052	5,9915	7,8240	9,2103	10,5966	13,8155
3	0,0243	0,0717	0,1148	0,1848	0,3518	0,5844	1,0052	4,6416	6,2514	7,8147	9,8374	11,3449	12,8382	16,2662
4	0,0908	0,2070	0,2971	0,4294	0,7107	1,0636	1,6488	5,9886	7,7794	9,4877	11,6678	13,2767	14,8603	18,4668
5	0,2102	0,4117	0,5543	0,7519	1,1455	1,6103	2,3425	7,2893	9,2364	11,0705	13,3882	15,0863	16,7496	20,5150
6	0,3811	0,6757	0,8721	1,1344	1,6354	2,2041	3,0701	8,5581	10,6446	12,5916	15,0332	16,8119	18,5476	22,4577
7	0,5985	0,9893	1,2390	1,5643	2,1673	2,8331	3,8223	9,8032	12,0170	14,0671	16,6224	18,4753	20,2777	24,3219
8	0,8571	1,3444	1,6465	2,0325	2,7326	3,4895	4,5936	11,0301	13,3616	15,5073	18,1682	20,0902	21,9550	26,1245
9	1,1519	1,7349	2,0879	2,5324	3,3251	4,1682	5,3801	12,2421	14,6837	16,9190	19,6790	21,6660	23,5894	27,8772
10	1,4787	2,1559	2,5582	3,0591	3,9403	4,8652	6,1791	13,4420	15,9872	18,3070	21,1608	23,2093	25,1882	29,5883
11	1,8339	2,6032	3,0535	3,6087	4,5748	5,5778	6,9887	14,6314	17,2750	19,6751	22,6179	24,7250	26,7568	31,2641
12	2,2142	3,0738	3,5706	4,1783	5,2260	6,3038	7,8073	15,8120	18,5493	21,0261	24,0540	26,2170	28,2995	32,9095
13	2,6172	3,5650	4,1069	4,7654	5,8919	7,0415	8,6339	16,9848	19,8119	22,3620	25,4715	27,6882	29,8195	34,5282
14	3,0407	4,0747	4,6604	5,3682	6,5706	7,7895	9,4673	18,1508	21,0641	23,6848	26,8728	29,1412	31,3193	36,1233
15	3,4827	4,6009	5,2293	5,9849	7,2609	8,5468	10,3070	19,3107	22,3071	24,9958	28,2595	30,5779	32,8013	37,6973
16	3,9416	5,1422	5,8122	6,6142	7,9616	9,3122	11,1521	20,4651	23,5418	26,2962	29,6332	31,9999	34,2672	39,2524
17	4,4161	5,6972	6,4078	7,2550	8,6718	10,0852	12,0023	21,6146	24,7690	27,5871	30,9950	33,4087	35,7185	40,7902
18	4,9048	6,2648	7,0149	7,9062	9,3905	10,8649	12,8570	22,7595	25,9894	28,8693	32,3462	34,8053	37,1565	42,3124
19	5,4068	6,8440	7,6327	8,5670	10,1170	11,6509	13,7158	23,9004	27,2036	30,1435	33,6874	36,1909	38,5823	43,8202
20	5,9210	7,4338	8,2604	9,2367	10,8508	12,4426	14,5784	25,0375	28,4120	31,4104	35,0196	37,5662	39,9968	45,3147
21	6,4467	8,0337	8,8972	9,9146	11,5913	13,2396	15,4446	26,1711	29,6151	32,6706	36,3434	38,9322	41,4011	46,7970
22	6,9830	8,6427	9,5425	10,6000	12,3380	14,0415	16,3140	27,3015	30,8133	33,9244	37,6595	40,2894	42,7957	48,2679
23	7,5292	9,2604	10,1957	11,2926	13,0905	14,8480	17,1865	28,4288	32,0069	35,1725	38,9683	41,6384	44,1813	49,7282
24	8,0849	9,8862	10,8564	11,9918	13,8484	15,6587	18,0618	29,5533	33,1962	36,4150	40,2704	42,9798	45,5585	51,1786
25	8,6493	10,5197	11,5240	12,6973	14,6114	16,4734	18,9398	30,6752	34,3816	37,6525	41,5661	44,3141	46,9279	52,6197
26	9,2221	11,1602	12,1981	13,4086	15,3792	17,2919	19,8202	31,7946	35,5632	38,8851	42,8558	45,6417	48,2899	54,0520
27	9,8028	11,8076	12,8785	14,1254	16,1514	18,1139	20,7030	32,9117	36,7412	40,1133	44,1400	46,9629	49,6449	55,4760
28	10,3909	12,4613	13,5647	14,8475	16,9279	18,9392	21,5880	34,0266	37,9159	41,3371	45,4188	48,2782	50,9934	56,8923
29	10,9861	13,1211	14,2565	15,5745	17,7084	19,7677	22,4751	35,1394	39,0875	42,5570	46,6927	49,5879	52,3356	58,3012
30	11,5880	13,7867	14,9535	16,3062	18,4927	20,5992	23,3641	36,2502	40,2560	43,7730	47,9618	50,8922	53,6720	59,7031
40	17,9164	20,7065	22,1643	23,8376	26,5093	29,0505	32,3450	47,2685	51,8051	55,7585	60,4361	63,6907	66,7660	73,4020
50	24,6739	27,9907	29,7067	31,6639	34,7643	37,6886	41,4492	58,1638	63,1671	67,5048	72,6133	76,1539	79,4900	86,6608
60	31,7383	35,5345	37,4849	39,6994	43,1880	46,4589	50,6406	68,9721	74,3970	79,0819	84,5799	88,3794	91,9157	99,3772
70	39,0364	43,2752	45,4417	47,8934	51,7393	55,3289	59,8978	79,7146	85,5270	90,5312	96,3875	100,4252	104,2149	112,3169
80	46,5199	51,1719	53,5401	56,2128	60,3915	64,2778	69,2069	90,4053	96,5782	101,8795	108,0693	112,3288	116,3211	124,8392
90	54,1552	59,1963	61,7541	64,6347	69,1260	73,2911	78,5584	101,0537	107,5650	113,1453	119,6485	124,1163	128,2989	137,2084
100	61,9179	67,3276	70,0649	73,1422	77,9295	82,3581	87,9453	111,6667	118,4980	124,3421	131,1417	135,8067	140,1695	149,4493
120	77,7551	83,8516	86,9233	90,3667	95,7046	100,6236	106,8056	132,8063	140,2326	146,5674	153,9182	158,9502	163,6482	173,6174
140	93,9256	100,6548	104,0344	107,8149	113,6593	119,0293	125,7581	153,8537	161,8270	168,6130	176,4709	181,8403	186,8468	197,4508
160	110,3603	117,6793	121,3456	125,4400	131,7561	137,5457	144,7834	174,8283	183,3106	190,5165	198,8464	204,5301	209,8239	221,0190
180	127,0111	134,8844	138,8204	143,2096	149,9688	156,1526	163,8682	195,7434	204,7037	212,3039	221,0772	227,0561	232,6198	244,3705
200	143,8428	152,2410	156,4320	161,1003	168,2786	174,8353	183,0028	216,6088	226,0210	233,9943	243,1869	249,4451	255,2642	267,5405
250	186,5541	196,1606	200,9386	206,2490	214,3916	221,8059	231,0128	268,5986	279,0504	287,8815	298,0388	304,9396	311,3462	324,8324
300	229,9634	240,6634	245,9725	251,8637	260,8781	269,0679	279,2143	320,3971	331,7885	341,3951	352,4246	359,9064	366,8444	381,4252
400	318,2596	330,9028	337,1553	344,0781	354,6410	364,2074	376,0218	423,5895	436,6490	447,6325	460,2108	468,7245	476,6064	493,1318
500	407,9470	422,3034	429,3875	437,2194	449,1468	459,9261	473,2099	526,4014	540,9303	553,1268	567,0698	576,4928	585,2066	603,4460
600	498,6229	514,5289	522,3651	531,0191	544,1801	556,0560	570,6680	628,9433	644,8004	658,0936	673,2703	683,5156	692,9816	712,7712
700	590,0480	607,3795	615,9075	625,3175	639,6130	652,4973	668,3308	731,2805	748,3591	762,6607	778,9721	789,9735	800,1314	821,3468
800	682,0665	700,7250	709,8969	720,0107	735,3623	749,1852	766,1555	833,4557	851,6712	866,9114	884,2789	895,9843	906,7862	929,3289
900	774,5698	794,4750	804,2517	815,0267	831,3702	846,0746	864,1125	935,4987	954,7819	970,9036	989,2631	1001,6296	1013,0364	1036,8260