



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة أحمد دراية - أدرار
كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير



أطروحة مقدمة ضمن متطلبات نيل شهادة الدكتوراه علوم
تخصص: العلوم الاقتصادية
فرع: الاقتصاد الكمي
تحت عنوان:

التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري باستخدام النظام العصبي المبهم ANFIS

تحت إشراف:
أ.د. ساوس الشيخ

إعداد الطالب:
بن العارية أحمد

لجنة المناقشة:

رئيساً	جامعة أدرار	أستاذ	أ.د. صديقي أحمد
مشرفاً ومقرراً	جامعة أدرار	أستاذ	أ.د. ساوس الشيخ
ممتحناً	جامعة أدرار	أستاذ محاضر-أ	د. لمطوش لطيفة
ممتحناً	جامعة بشار	أستاذ	أ.د. بحوصي مجدوب
ممتحناً	جامعة بشار	أستاذ محاضر-أ	د. بن زاير مبارك
ممتحناً	جامعة بشار	أستاذ محاضر-أ	د. بن شلاط مصطفى

السنة الجامعية: 2021/2020



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة أحمد دراية - أدرار
كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير



أطروحة مقدمة ضمن متطلبات نيل شهادة الدكتوراه علوم
تخصص: العلوم الاقتصادية
فرع: الاقتصاد الكمي
تحت عنوان

التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري باستخدام النظام العصبي المبهم ANFIS

تحت إشراف:
أ.د. ساوس الشيخ

إعداد الطالب:
بن العاربية أحمد

لجنة المناقشة:

رئيساً	جامعة أدرار	أستاذ	أ.د. صديقي أحمد
مشرفاً ومقرراً	جامعة أدرار	أستاذ	أ.د. ساوس الشيخ
ممتحناً	جامعة أدرار	أستاذ محاضر-أ	د. لمطوش لطيفة
ممتحناً	جامعة بشار	أستاذ	أ.د. بحوصي مجدوب
ممتحناً	جامعة بشار	أستاذ محاضر-أ	د. بن زاير مبارك
ممتحناً	جامعة بشار	أستاذ محاضر-أ	د. بن شلاط مصطفى

السنة الجامعية: 2021/2020

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

نَرْفَعُ دَرَجَاتٍ مِّنْ نَّشَأٍ

وَفَوْقَ كُلِّ ذِي عِلْمٍ

عَلِيمٍ

صَدَقَ اللَّهُ الْعَظِيمُ

إلى والديّ الكريمين؛
إلى زوجتي الغالية؛
إلى أخي وإخواني؛
إلى كلّ أصدقائي؛
إلى كلّ محبّ للعلم، نزيه، أمين في طلبه؛
إلى أمّة اقرأ؛
أهدي هذا العمل.

كلمة شكر

لا يفوتني في مستهلّ هذا البحث أن أنوه كثيرا بالجهود الجبارة، والتوجيهات القيمة، التي طالما أسداها إلى مشرفي الأستاذ الدكتور ساوس الشيخ، مقتطعا إياها من وقته الثمين وانشغالاته العديدة؛ حيث لم يفوت أي فرصة سانحة لتوجيهي، ولم يدخر أي نوع من المساعدة، إلا وصرفه في خدمتي، ووضعه تحت طائفتي؛ فكان نعم المشرف الحريص على أمانة البحث العلمي، والقائم المتفرغ لأعبائه ومسؤولياته. والشكر والتقدير موصولان إلى الإخوة والأصدقاء بن العاراية حسين، مدياني محمد، تيقاوي العربي وفودوا محمد لما أبدوه من مساعدة ودعم طيلة فترة إنجاز هذا البحث، إذ كانوا نعم الإخوة ونعم الأصدقاء فجزاهم الله عني خير الجزاء وحفظهم وسدد خطاهم.

ولا يفوتني أن أقدم شكري وتقديري إلى زملائي الأعزّاء بكلية العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير أساتذة وموظفين.

وكل الشكر والتقدير إلى الأساتذة الأفاضل رئيس لجنة المناقشة وأعضائها لتفضّلهم بقبول مناقشة الأطروحة وبذل الجهد في قراءتها وتقويمها وإبداء الملاحظات العلمية لإظهارها بصورتها اللائقة.

وفي الأخير لا يمكن أن أغفل عن شكر كل من ساهم في إثراء هذا البحث؛ من قريب أو بعيد.

فهرس المحتويات

-	آية قرآنية
-	الإهداء
-	كلمة شكر
-	المحتويات
-	قائمة الجداول والأشكال
-	قائمة الاختصارات
أ-د	مقدمة عامة
6	الفصل الأول: الإطار النظري لسعر الصرف
7	تمهيد
8	1.1. عموميات حول سعر الصرف
8	1.1.1. مفهوم سعر الصرف وأهميته
11	2.1.1. أنواع سعر الصرف
14	3.1.1. أنظمة سعر الصرف
17	2.1. النظريات المفسرة لسعر الصرف
17	1.2.1. نظرية تعادل القوة الشرائية
18	2.2.1. نظرية ميزان المدفوعات
18	3.2.1. التفسير النقودي
19	3.1. مخاطر سعر الصرف الاجنبي والعوامل المؤثرة فيه
19	1.3.1. مخاطر سعر الصرف الاجنبي
20	2.3.1. العوامل المؤثرة في سعر الصرف الاجنبي
25	خلاصة
26	الفصل الثاني: الدراسات السابقة
27	تمهيد
28	1.2. الدراسات السابقة الأجنبية
28	1.1.1. دراسة (Zhang & Wan, 2007)

28	2.1.2. دراسة (Alizadeh, Rada, Balagh, & Esfahani, 2009)
29	3.1.2. دراسة (Fahimifar, Homayounif, Sabouhi, & Moghaddamn, 2009)
29	4.1.2. دراسة (Korol, 2014)
30	5.1.2. دراسة (Gharleghi, Shaari, & Shafighi, 2014)
31	6.1.2. دراسة (حمدان، 2015)
32	7.1.2. دراسة (Parot, Michell, & Kristjanpoller, 2019)
33	2.2. الدراسات السابقة المحلية
33	1.2.2. دراسة (شطباني، 2012)
33	2.2.2. دراسة (دربال و رملي، 2016)
34	3.2.2. دراسة (مدوري و مكيديش، 2017)
34	4.2.2. دراسة (بن العارية و ساوس، 2018)
35	5.2.2. دراسة (بوزيان و بن يحيى، 2020)
36	3.2. تحليل الدراسات السابقة
36	1.3.2. تحليل الدراسات السابقة الأجنبية
38	2.3.2. تحليل الدراسات السابقة المحلية
41	خلاصة
42	الفصل الثالث: الإطار النظري للأدوات المستخدمة
43	تمهيد
44	1.3. المنطق المبهم
44	1.1.3. ظهور المنطق المبهم
45	2.1.3. المنطق التقليدي والمنطق المبهم Classical logic and Fuzzy logic
45	3.1.3. نظرية المجموعات التقليدية Crisp Sets
53	4.1.3. نظرية المجموعات المبهمة Fuzzy Sets
64	5.1.3. قواعد if-then المبهمة Fuzzy if-then rules
65	6.1.3. الإبهام Fuzzification

67	7.1.3. فك الإبهام (Defuzzification)
71	8.1.3. أنظمة الاستدلال المبهم Fuzzy Inference Systems
78	2.3. الشبكات العصبية الاصطناعية
78	1.2.3. ظهور الشبكات العصبية الاصطناعية
79	2.2.3. الشبكات العصبية البيولوجية
80	3.2.3. الشبكات العصبية الاصطناعية
82	4.2.3. النموذج الرياضي للعصبون
84	5.2.3. دوال التنشيط Activation Functions
89	6.2.3. التدريب والتعليم في الشبكات العصبية
91	7.2.3. أنواع الشبكات العصبية
95	8.2.3. مميزات وحدود الشبكات العصبية الاصطناعية
95	9.2.3. الأنظمة العصبية المبهمة Neuro Fuzzy Systems
102	خلاصة
103	الفصل الرابع: الدراسة التطبيقية
104	تمهيد
105	1.4. منهجية الدراسة
105	2.4. بيانات الدراسة
105	1.2.4. متغيرات الدراسة
115	2.2.4. تحضير البيانات
117	3.4. التنبؤ باستخدام نماذج الشبكات العصبية
119	1.3.4. التنبؤ بنموذج شبكات عصبية أحادي المتغيرات (Univariate model)
123	2.3.4. التنبؤ بنموذج شبكات عصبية متعدد المتغيرات (Multivariate model)
127	4.4. التنبؤ باستخدام أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة (ANFIS)
128	1.4.4. التنبؤ بنموذج ANFIS أحادي المتغيرات (Univariate model)
131	2.4.4. التنبؤ بنموذج ANFIS متعدد المتغيرات (Multivariate model)

135	5.4. أداء النماذج في عملية التنبؤ
138	6.4. تفسير النتائج
140	خلاصة
141	خاتمة عامة
147	المراجع

قائمة

المداول والأشكال

الجداول

الصفحة	الجدول
36	جدول (1-2): الدراسات السابقة الأجنبية
38	جدول (2-2): الدراسات السابقة المحلية
82	جدول (1-3): أوجه التشابه بين عناصر الشبكات العصبية البيولوجية والشبكات العصبية الاصطناعية
117	جدول (1-4): تقسيم بيانات الدراسة
132	جدول (2-4): مدخلات نماذج ANFIS متعددة المتغيرات
137	جدول (3-4): أداء النماذج في التنبؤ داخل العينة
137	جدول (4-4): أداء النماذج في التنبؤ خارج العينة

الأشكال

الصفحة	الشكل
46	شكل (1-3): مخطط فان للمجموعة $A = \{x \in \mathbb{N} \mid 1 \leq x \leq 10\}$
49	شكل (2-3): مخطط فان يوضح اتحاد وتقاطع مجموعتين A و B
50	شكل (3-3): مخطط فان يوضح الفرق بين مجموعتين، ومتممة مجموعة
52	شكل (4-3): التمثيل البياني لدالة الانتماء للمجموعة A
53	شكل (5-3): دالة الانتماء للمجموعة A
54	شكل (6-3): التمثيل البياني لمجموعة تقليدية
55	شكل (7-3): التمثيل البياني لمجموعة مبهم
55	شكل (8-3): دالة الانتماء لمجموعة الأعداد الحقيقية القريبة من 0
56	شكل (9-3): دالة انتماء مثلثية Triangular MF
57	شكل (10-3): دالة انتماء شبه منحرفية Trapezoidal MF

58	شكل (3-11): دالة انتماء غاوسية Gaussian MF
58	شكل (3-12): دالة انتماء على شكل الجرس Bell-shaped MF
59	شكل (3-13): دالة انتماء سينية Sigmoidal MF
60	شكل (3-14): مميزات دالة الانتماء
62	شكل (3-15): دالتا الانتماء $\mu_A(x)$ و $\mu_B(x)$
62	شكل (3-16): دالتا الانتماء $\mu_{\bar{A}}(x)$ و $\mu_{\bar{B}}(x)$
62	شكل (3-17): دالتا الانتماء $\mu_{A \cup B}(x)$ و $\mu_{A \cap B}(x)$
64	شكل (3-18): عدم انطباق قانون الثالث المرفوع على المجموعات المبهمة
66	شكل (3-19): الإبهام باستخدام دوال انتماء مختلفة
68	شكل (3-20): فك الإبهام بطريقة العضوية القصوى
69	شكل (3-21): فك الإبهام بطريقة النقطة الوسطى
69	شكل (3-22): فك الإبهام بطريقة الوسط المرجح
70	شكل (3-23): فك الإبهام بطريقة متوسط العضوية القصوى
71	شكل (3-24): فك الإبهام بطريقة مركز المجاميع
72	شكل (3-25): نظام استدلال مبهم Fuzzy Inference System
73	شكل (3-26): مراحل الاستدلال المبهم
75	شكل (3-27): طريقة مامداني للاستدلال المبهم
76	شكل (3-28): طريقة سوجينو للاستدلال المبهم
79	شكل (3-29): رسم تخطيطي لشبكة عصبية بيولوجية
81	شكل (3-30): بنية شبكة عصبية اصطناعية
83	شكل (3-31): نموذج العصبون الاصطناعي
85	شكل (3-32): الدالة الدرجية Step function
86	شكل (3-33): الدالة الدرجية ثنائية القطب Bipolar step function

87	شكل (34-3): الدالة اللوجستية Logistic function
88	شكل (35-3): دالة الظل الزائدية Hyperbolic tangent function
89	شكل (36-3): الدالة الخطية Linear function
92	شكل (37-3): شبكة التغذية الأمامية أحادية الطبقة (Single-layer feedforward network)
93	شكل (38-3): شبكة تغذية أمامية متعددة الطبقات (Multilayer feedforward network)
94	شكل (39-3): شبكة متكررة (Recurrent network)
97	شكل (40-3): شبكة عصبية تكيفية (Adaptive neural network)
97	شكل (41-3): مشكلة مشاركة المعلمات (parameter sharing problem)
99	شكل (42-3): نظام استدلال عصبي مبهم تكيفي Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)
107	شكل (1-4): تطور سعر صرف الدينار الجزائري خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019
108	شكل (2-4): تطور أرصدة الدين الخارجي، طويل الأجل (الدين المستحق والمنصرف، بالأسعار الجارية للدولار الأمريكي) خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019
109	شكل (3-4): تطور الناتج المحلي الإجمالي بالدينار الجزائري خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019
110	شكل (4-4): تطور احتياطات الصرف في الجزائر بالدولار الأمريكي خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019
111	شكل (5-4): تطور أسعار مزيج الصحراء الخام الجزائري بالدولار الأمريكي خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019
112	شكل (6-4): تطور معدل التضخم في الجزائر خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019

114	شكل (7-4): تطور رصيد ميزان المدفوعات في الجزائر بالدولار الأمريكي خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019
116	شكل (8-4): منحني تكعيبي لمجموعة من النقاط
120	شكل (9-4): نموذج شبكة عصبية أحادي المتغيرات (Univariate model)
121	شكل (10-4): تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية أحادية المتغيرات
122	شكل (11-4): أداء الشبكة العصبية أحادية المتغيرات
123	شكل (12-4): الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير للشبكة العصبية أحادية المتغيرات
124	شكل (13-4): نموذج شبكة عصبية متعدد المتغيرات (Multivariate model)
125	شكل (14-4): تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية متعددة المتغيرات
126	شكل (15-4): أداء الشبكة العصبية متعددة المتغيرات
127	شكل (16-4): الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير للشبكة العصبية أحادية المتغيرات
129	شكل (17-4): دوال الانتماء لمتغيرات الإدخال لنموذج ANFIS أحادي المتغيرات
130	شكل (18-4): هيكل نظام الاستدلال العصبي المبهم ANFIS أحادي المتغيرات
131	شكل (19-4): تطور قيمة الخطأ عبر مراحل تدريب نموذج ANFIS أحادي المتغيرات
133	شكل (20-4): دوال الانتماء لمتغيرات الإدخال لنماذج ANFIS متعددة المتغيرات
134	شكل (21-4): هيكل أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة ANFIS متعددة المتغيرات
135	شكل (22-4): القيم المتنبئ بها مقارنة بالقيم الفعلية للعينة الداخلية
136	شكل (23-4): القيم المتنبئ بها مقارنة بالقيم الفعلية للعينة الخارجية

قائمة

الاختصارات

الاختصار	الدلالة
AI	Artificial intelligence
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
ANN	Artificial Neural Network
ARCH	Autoregressive conditional heteroscedasticity
ARDL	Autoregressive distributed lag
ARFIMA	Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average
ARIMA	Autoregressive integrated moving average
CHF	Swiss franc
CPU	Central processing unit
DZD	Algerian dinar
FIS	Fuzzy Inference System
FL	Fuzzy Logic
GAN	Generative Adversarial Network
GARCH	Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
GBP	Pound sterling
ICA	Independent Component Analysis
IMF	International Monetary Fund
JPY	Japanese yen
MAD	Mean Absolute Deviation
MAE	Mean absolute error
MF	Membership Function
MLP	Multilayer Perceptron
MSE	Mean Square Error
OLS	Ordinary least squares
OPEC	Organization of the Petroleum Exporting Countries

Principal Component Analysis	PCA
Root Mean Square Error	RMSE
Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average	SARIMA
support vector machines	SVM
United States Dollar	USD
Vector autoregression	VAR
Vector error correction model	VECM

مقدمة عامة

تمهيد:

تعد أسعار الصرف من أهم المتغيرات الاقتصادية الكلية، وتكمن أهميتها في قدرتها على التأثير على كثير من المتغيرات الاقتصادية. فهي تؤثر على التضخم من خلال تكاليف الواردات وأسعار السلع، وتؤثر على تدفقات رؤوس الأموال من خلال مخاطر وعوائد الأصول المختلفة، كما أنها تؤثر على التشغيل من خلال أسعار الصرف الحقيقية (Sarno, James, & Marsh, 2012)، وهذا ما يجعلها محور اهتمام رئيسي لصناع القرار والأعوان الاقتصاديين والإعلام.

ومن الواضح أن تأثير اضطراب أسواق الصرف مؤخرًا في العديد من الدول انتقل سريعاً إلى أسواق السلع والخدمات، وفرض مزيداً من الضغوط التضخمية بأغلب الدول. وفي ضوء قيام بعض الحكومات -على سبيل المثال- بإعادة تسعير الخدمات والسلع العامة إلى جانب أزمة أسواق الصرف، من المتوقع أن يزيد ارتفاع معدلات التضخم بها بحسب صندوق النقد الدولي.

كما أسرعت عدة دول من المنطقة ومنها الجزائر إلى التعويل على أسواق الدين العالمية من أجل سد الفجوة التمويلية والتي من شأنها أن تفرض ضغوطاً عديدة. وكرقم إجمالي، تتوقع مؤسسة "ستاندرد آند بورز" للتصنيف الائتماني في ضوء الأزمة الاقتصادية بالمنطقة والناجمة عن انخفاض أسعار النفط أن يصل إجمالي الديون السيادية لـ 13 دولة بالمنطقة إلى 814 مليار دولار في 2016 بزيادة 116 مليار دولار عن العام السابق.

كما عرفت الجزائر العديد من المشاكل في اقتصادها خاصة على مستوى ميزانها التجاري وذلك لعدة أسباب كالأزمات الاقتصادية المتكررة. ولمواجهة هذا الوضع، تم إجراء مجموعة من الإصلاحات الاقتصادية من أجل تحسين أداء الاقتصاد وتحقيق التوازنات الداخلية والخارجية، خاصة وأن الاقتصاد الجزائري مرتبط بشكل كبير بالعالم الخارجي من حيث الواردات من جهة، ومن جهة أخرى الصادرات التي تمثل المحروقات نسبة كبيرة. ومن هنا يظهر الاهتمام الكبير بسعر صرف الدينار الجزائري الذي يعتبر أساس هذه التعاملات لكونه الأداة التي تربط الاقتصاد الجزائري بالعالم الخارجي.

ويعد التنبؤ بأسعار الصرف مشكلة في القطاع المالي الدولي، وهذا بسبب حالة اللايقين والتقلبات التي تتميز بها أسعار الصرف والتي تعيق جهود التنبؤ. وهذه التقلبات ناتجة عن العديد من العوامل التي

تتأثر بها أسواق صرف العملات الأجنبية الاقتصادية منها والسياسية وحتى النفسية. ولكن بسبب الكثير من المزايا التي يمكن أن يستفاد منها بالاستثمار في هذا المجال حاول العديد من الباحثين حل مشاكل التنبؤ بأسعار الصرف، وهذا ما أدى إلى استخدام العديد من الأساليب من أجل ذلك.

في بادئ الأمر تم استخدام أساليب أولية للتنبؤ بأسعار الصرف، مثل المتوسطات المتحركة (Brown, 1963) والتلميس الأسي (Triggs, 1967)، بعد ذلك استخدم العديد من الباحثين النماذج المختلطة المتكاملة للانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (Box & Jenkins, 1976) (ARIMA) والتي استخدمت على نطاق واسع حتى بداية الثمانينات. وفي منتصف الثمانينات ركز الباحثون على تقلبات أسعار صرف العملات الأجنبية، ونتيجة لذلك تم اقتراح نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم التجانس (ARCH) (Engle, 1982) وذلك للتنبؤ بالتقلبات قصيرة المدى. بعد ذلك قام (Chien & Leung, 2003) بتطوير نموذج شعاع تصحيح الخطأ (VECM) للتنبؤ بأسعار الصرف.

إلا أن الأساليب الإحصائية التقليدية التي استخدمت في التنبؤ بأسعار الصرف لم تكن لها نتائج مرضية، حيث أكد (Yao & Tan 2000) أن التحليل التقليدي للسلاسل الزمنية والمبني على ثبات العمليات العشوائية (Stationarity) لا ينطبق بشكل جيد على السلاسل الزمنية الاقتصادية، وذلك لأن البيانات الاقتصادية لا تتميز بالثبات.

وفي العقد الماضي، ومع التقدم السريع لتكنولوجيات الحاسب الآلي والاقبال المتزايد على الذكاء الاصطناعي، أصبح الباحثون أكثر قدرة على التنبؤ المالي وذلك بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks (ANN). ويتميز أسلوب الشبكات العصبية بالقدرة العالية على نمذجة العلاقات غير الخطية، كما يستطيع التغلب على حالات فقدان البيانات وعدم اكتمالها ويكتشف العلاقات الخفية بين المتغيرات من خلال البيانات المتاحة. ولا يحتاج هذا الأسلوب إلى اقتراح أو استخدام أية نماذج افتراضية مسبقة، أي أننا لا نحتاج إلى تحديد أية فرضيات مسبقة عن هذه العلاقات، فإذا كانت هناك علاقة رياضية بين المتغير التابع والمتغيرات المستقلة فإن أسلوب الشبكات العصبية سوف يحدد هذه العلاقة من خلال عملية تدريب وتعلم خاصة به، عكس الأساليب الإحصائية التقليدية التي تلزم الباحث بدراسة المشكلة من الناحية النظرية بهدف التعرف على العلاقة بين المتغيرات

المدرسة وتحديدها قبل البدء في بناء النماذج الاحصائية لها، كما أن ذلك يتطلب القيام بتحديد التوزيعات الاحتمالية للمتغيرات وتحديد الفرضيات الخاصة ببناء هذه النماذج، الأمر الذي لا تحتاجه طريقة الشبكات العصبية.

كما ظهر ما يسمى بالمنطق المبهم (Fuzzy Logic (FL) (Zadeh L. , 1965) والذي كان له دور فعال في النمذجة القائمة على الحوسبة المرنة Soft Computing. وبالرغم من أن المنطق المبهم يتميز بالتغلب على حالات فقدان البيانات إلا أنه لا يملك القدرة على التعلم والتدريب الذاتي، مما أدى إلى ظهور نظام هجين يجمع بين المنطق المبهم والشبكات العصبية للتنبؤ، وهو ما عرف بالنظام العصبي المبهم (ANFIS) Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System ، حيث يمكن الاستفادة من قدرات التعلم والتدريب من الشبكات العصبية، وقدرات الاستدلال من المنطق المبهم بهدف تعزيز قدرات التنبؤ.

إشكالية البحث:

يعد التنبؤ بأسعار الصرف مهمة معقدة وصعبة بسبب العوامل العديدة التي تحدد سعر الصرف، وعلاوة على ذلك عادة ما تكون سلاسل سعر الصرف غير خطية، ديناميكية، عشوائية ولاعملية كما جاء في دراسة (Yudong Z, 2009)، وبالتالي فالطرق الاحصائية التقليدية لا تكفي للتنبؤ بمثل هذه السلاسل، ولذا كان لزاما اللجوء إلى أساليب أكثر حداثة. ويعد النظام العصبي المبهم ANFIS من الأساليب التي استخدمت في العديد من الدراسات المختلفة، ويمكن استعماله في التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري، وذلك لعدم وجود نموذج إحصائي مناسب للتنبؤ الدقيق بالقيم المستقبلية بأسعار الصرف.

وعلى هذا الأساس سيعالج هذا الموضوع الإشكالية الرئيسية التالية:

كيف يمكن التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري باستخدام النظام العصبي المبهم ANFIS؟

وتندرج تحت هذه الإشكالية الأسئلة التالية:

- كيف يتم بناء النماذج الهجينة التي تجمع بين الشبكات العصبية الاصطناعية والمنطق المبهم؟
- ماهي المتغيرات والعوامل التي تحدد سعر صرف الدينار الجزائري؟

الفرضيات:

للإجابة على التساؤلات السابقة تم الانطلاق مبدئيا من الفرضيات التالية:

- يتم بناء النماذج الهجينة التي تجمع بين الشبكات العصبية الاصطناعية والمنطق المبهم من خلال إنشاء شبكة عصبية مكونة من طبقات عصبية مبهم.
- يتحدد سعر صرف الدينار الجزائري أساسا بأسعار النفط ومعدلات التضخم إضافة إلى احتياطات الصرف الأجنبي.

أهمية وأهداف البحث:

بالنظر إلى ما جاء في التمهيد فإن سعر الصرف يحتل مركزا محوريا في اقتصاديات الدول، لما يمكن أن يحدثه من صدمات على المتغيرات الاقتصادية، وبالتالي فالتنبؤ بأسعار الصرف يعد أمرا ضروريا حيث يمكن أن يستخدم كهدف أو كأداة أو ببساطة كمؤشر، وكون أن سعر الصرف يمثل التكاليف والأسعار سواء داخل البلد أو خارجه فإنه يمكن أن يستخدم كمؤشر على تنافسية البلد وبالتالي على ميزان المدفوعات بالنهاية.

وعلى هذا الأساس تمثلت أهداف هذا البحث في معرفة أهم المتغيرات الاقتصادية التي تؤثر في سعر صرف الدينار الجزائري، والإحاطة بالمفاهيم المتعلقة بالشبكات العصبية والمنطق المبهم بهدف استخدامها في التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري.

صعوبات البحث:

تمثلت أبرز الصعوبات التي واجهتنا في هذا البحث في ترجمة المفاهيم والمصطلحات المعقدة والمركبة المتعلقة بالشبكات العصبية والمنطق المبهم والتي كان أغلبها باللغات الأجنبية؛ وكذلك الشح الكبير في البيانات الكمية لمتغيرات الدراسة زيادة على التضارب الكبير بين مصادر البيانات.

حدود الدراسة:

تم إجراء الدراسة على الاقتصاد الجزائري لكونها تبحث في التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري ومحدداته. كما أن فترة الدراسة كانت خلال الفترة الممتدة من جانفي 1990 إلى ديسمبر 2019 والتي تم اختيارها على أساس أكبر حجم للبيانات يمكن توفيره لأغراض الدراسة.

منهج البحث:

من أجل الإجابة على الإشكالية الرئيسية للموضوع تم الاعتماد على المنهج الوصفي التحليلي فيما يتعلق بالجانب النظري، كما تم الاعتماد على المنهج القياسي في الجانب التطبيقي من أجل بناء النماذج المناسبة للدراسة وذلك بالاستعانة ببرنامج MATLAB R2020b.

خطة البحث:

في الفصل الأول سنتطرق إلى المفاهيم المتعلقة بأسعار الصرف، ودورها الأساسي كعنصر من عناصر السياسة الاقتصادية، كما سنعرض أهم النظريات المفسرة لسعر الصرف، ومحددات سعر الصرف. وفي الفصل الثاني سيتم عرض مختلف الدراسات السابقة التي تناولت موضوع الدراسة لغرض تحليلها ومناقشتها وبناء وبلورة مشكلة البحث حتى تكون له إضافة علمية.

الفصل الثالث سنعرض أساسيات المنطق المبهم، مع التركيز على تلك الأجزاء من المنطق المبهم التي لها أهمية في النظام العصبي المبهم. حيث سنتطرق إلى أساسيات نظرية المجموعات المبهمة، بما في ذلك المفاهيم الأساسية والخصائص المتعلقة بمختلف أنواع المجموعات المبهمة والرياضيات المبهمة. كما سنعرض المفاهيم الأساسية للشبكات العصبية الاصطناعية، وأنواعها ومكوناتها، كما سنتطرق إلى كيفية تصميمها واستخدامها في عملية التنبؤ، بدءاً من مرحلة التدريب ثم مرحلة التعليم. كما سنتطرق إلى الشبكات العصبية المبهمة وأنواعها، والطرق المختلفة لتغذيتها.

وأخيراً يتضمن الفصل الرابع الدراسة الميدانية، حيث سيتم التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري بمختلف الأساليب، وذلك بهدف إجراء مقارنة بين أساليب التنبؤ المستخدمة، ومعرفة أهم المتغيرات التي تحدد سعر صرف الدينار الجزائري.

الفصل الأول:

الإطار النظري لسعر

الصرف

تمهيد

إن عملية الربط بين الاقتصاديات الدولية تتم من خلال أسعار الصرف، والتي تعد مقياسا هاما لحجم التبادلات. ويعتبر سعر الصرف أحد أهم أدوات السياسة النقدية نظرا للدور الذي يؤديه في الحياة الاقتصادية، فهو يستخدم لتحقيق النمو والتوازن الاقتصادي، من خلال تأثيره على مختلف المتغيرات الاقتصادية الكلية، ولما يتميز به من خصائص ووظائف. كما يتأثر سعر الصرف بعدة عوامل، وظهرت عدة نظريات سعت إلى تفسيره وتحديدته. كما أن حركة سعر الصرف تعكس الوضع الاقتصادي لبلد ما مقارنة بالبلدان الأخرى.

نحاول في هذا الفصل تحليل الجوانب المتعلقة باقتصادية سعر الصرف، حيث تناول في الجزء الأول منه عموميات حول سعر الصرف، أما الجزء الثاني فيتطرق إلى النظريات والمقاربات المفسرة لسعر الصرف، ويستعرض الجزء الثالث مخاطر سعر الصرف الاجنبي والعوامل المؤثرة فيه.

1.1. عموميات حول سعر الصرف

يتطلب التبادل التجاري للسلع والخدمات بين الدول دفع قيمتها وفق النظام النقدي الدولي، وذلك من خلال الدفع المباشر أو المقاصة أو الدفع الآجل وغيرها. وهذا الأمر الذي يتطلب توفر عملات أجنبية لتمويل انتقال السلع والخدمات بين الدول. وتتميز العملات بأن لها قيم مختلفة من دولة إلى أخرى حسب النظام المتبع فيها وحجم اقتصادها، وطبيعة مركزها التجاري واحتياجات الصرف لديها وغيرها وهذا ما يؤدي إلى تحديد سعر للعملة المحلية يسمى سعر الصرف.

1.1.1. مفهوم سعر الصرف وأهميته

1.1.1.1. مفهوم سعر الصرف

يعرف سعر الصرف بأنه السعر النقدي في بلد معين اتجاه بلد آخر (Pugel, 2007, p. 376)، ويعد حلقة وصل بين العملة المحلية والعملات الأجنبية مما يؤدي إلى سهولة المقارنة بين التكاليف والأسعار وتحديدها بين مختلف الدول وهي بذلك تكون من أبرز الأسس التي تعتمد عليها العلاقات الاقتصادية والتجارية بين الدول.

كما يعرف سعر الصرف بأنه سعر الوحدة من النقد الأجنبي مقدرا بالوحدات من العملة الوطنية (الحجار، 2003، صفحة 100)؛ وعُرف على أنه السعر الذي يتم بموجبه تحويل العملة المحلية إلى العملة الأجنبية (خلف، 2004، صفحة 68)؛ وهو ثمن عملة دولة مقومة في شكل عملة دولة أخرى أو هو نسبة مبادلة عملتين (عوض الله، 2008، صفحة 44)؛ ويمكن التعبير عن سعر الصرف بالقيمة الاقتصادية إذ أنه هو قيمة الوحدة الواحدة من عملة معينة مقارنة بقيمة الوحدة الواحدة من العملات الأخرى معبرا عنها بالقوة الشرائية لكل عملة (شهاب و ناشد، 2010، صفحة 128).

تعددت التعاريف المتعلقة بأسعار الصرف إلا أنها اتفقت وأكدت أن سعر الصرف هو:

- عبارة عن مبادلة العملة المحلية بالعملة الأجنبية أو العكس.
- تتم عملية التبادل في سوق الصرف الأجنبي.
- عملية التبادل تتم وفقاً لسعر معين.

- يعتبر أداة الربط بين الاقتصاد الوطني وباقي الاقتصاديات العالمية وتقوم بتسهيل المعاملات الدولية المختلفة وتسويتها من خلال معرفة الأسعار الدولية للسلع والخدمات (Hyman, 1999, p. 812).

ويمكن توضيح أهمية دور سعر الصرف في ربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد العالمي من خلال ثلاثة أسواق وعلى المستويين الكلي والجزئي وهذه الأسواق هي سوق الأصول وسوق السلع وسوق عوامل الإنتاج حيث يربط سعر الصرف بين أسعار السلع في الاقتصاد المحلي وأسعارها في السوق العالمية ويحدد سوق الصرف الحقيقي عدد وحدات السلع الأجنبية اللازمة لشراء وحدة واحدة من السلع المحلية ومن ثم فهو يقيس القدرة على المنافسة ويتضح من هذا التعريف أن العلاقة بين القدرة على المنافسة ومستوى سعر الصرف الحقيقي عكسية (خالد، 2014، صفحة 191).

ويقوم سعر الصرف بتحقيق الأهداف الاقتصادية الكلية التي تتمثل في التوازن الداخلي والخارجي، حيث يتمثل التوازن الداخلي في تحقيق استقرار الأسعار ومعدلات البطالة، أما التوازن الخارجي فيتمثل في توازن ميزان المدفوعات من خلال التوازن بين الصادرات والواردات (Klein, 1978, p. 502). وتوجد طريقتان لتسعير العملات وهما التسعير المباشر (Direct quote) والتسعير غير المباشر (Indirect quote) (لطرش، 2003، صفحة 96).

التسعير المباشر: هو عدد الوحدات من العملة الأجنبية التي يجب دفعها للحصول على وحدة واحدة من العملة الوطنية، وفي الوقت الحالي قليل من الدول من يستعمل هذه الطريقة، مثلا في المركز المالي في لندن يقاس الجنيه الإسترليني كما يلي:

$$1 \text{ دينار جزائري} = 0.01 \text{ دولار أمريكي}$$

التسعير غير المباشر: هو عدد الوحدات من العملة الوطنية الواجب دفعها للحصول على وحدة واحدة من العملة الأجنبية، ومعظم دول العالم تستعمل هذه الطريقة في التسعير بما في ذلك الجزائر. مثلا

$$1 \text{ دولار أمريكي} = 132.81 \text{ دينار جزائري}$$

2.1.1.1. أهمية سعر الصرف

يعتبر سعر الصرف من أهم الأسعار التي لها تأثير كبير على الكثير من المتغيرات الاقتصادية. فمن خلاله يتم تقييم السلع والخدمات المحلية من قبل المستثمرين والتجار الأجانب، وهو يعبر عن معادلة جميع الأصول المالية، والنقدية، والحقيقية فيما بين الدول. وأن استقراره يعكس الاستقرار الاقتصادي للبلد (علي سلهان ، 2008 ، صفحة 31).

ويتميز سعر الصرف على أنه أداة ربط بين قيمة السلع والأصول في الأسواق المحلية ونظيرها في الأسواق الخارجية (العالمية)، وفي ظل اقتصاد السوق وتدفق رأس المال، فإن سعر الصرف مهم في الربط بين سوق الأصول المالية المحلية وأسواق الأصول المالية العالمية لأنه يلعب دوراً في توجيه الاستثمار في أصول محلية أو خارجية ويلعب سعر الصرف دوراً في تخصيص الموارد المحلية (علي توفيق، 1997، صفحة 5).

ولا شك أن هناك أهمية وترايط وثيق بين سعر الصرف وميزان المدفوعات، حيث أن العلاقات التجارية الدولية للبلد والتي يتضمنها ميزان المدفوعات تستدعي الحاجة إلى استخدام سعر الصرف في هذه العلاقات (خلف، 2004، صفحة 58). ويتم تحويل العملة المحلية إلى عملة أو مجموعة من العملات الأجنبية الأخرى تبعاً لمتطلبات هذه الحاجة وإمكانات تلبيةها. أي تقتضي هذه المعاملات التي تتم مع العالم الخارجي التعرف على مقدار العملة الأجنبية إزاء الوحدة الواحدة من العملة المحلية (علي توفيق، 1997، صفحة 6).

وتكمن أهمية سعر الصرف في الوظائف العديدة التي يمكنه القيام بها والمتمثلة في:

- الوظيفة القياسية: حيث يمثل الحلقة التي تربط بين الأسعار العالمية من جهة، والأسعار المحلية من جهة أخرى. ويعتمد المنتجون المحليون على سعر الصرف لغرض قياس ومقارنة الأسعار المحلية مع أسعار السوق العالمية (كنونه، 1980، صفحة 205).
- الوظيفة التطويرية: يستخدم سعر الصرف في تطوير الصادرات إلى مناطق معينة، كما يعمل على الاستغناء عن فروع صناعية واستبدالها بالواردات التي تكون أسعارها أقل

من الأسعار المحلية، كما يؤثر سعر الصرف على التركيب السلعي والجغرافي للتجارة الخارجية للدول (كنونه، 1980، صفحة 206).

• الوظيفة التوزيعية: يمارس سعر الصرف وظيفة توزيعية على مستوى الاقتصاد الدولي لارتباطه بالتجارة الخارجية من خلال عملية التبادل التجاري بين البلدان، حيث يتم عن طريق الأسعار (الحسني، 1999، صفحة 149).

من خلال ما سبق نستنتج أن سعر الصرف هو الأداة التي تربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد العالمي. وتظهر من خلاله القدرة الشرائية للعملة المحلية بالخارج وحتى في الاقتصاد المحلي، وتكمن أهمية سعر الصرف في وظائفه القياسية، التطويرية والتوزيعية.

2.1.1. أنواع سعر الصرف

توجد عدة أنواع لسعر الصرف الأجنبي وهي سعر الصرف الاسمي (Nominal Exchange Rate)، سعر الصرف الحقيقي (Real Exchange Rate) وسعر الصرف الفعلي (Effective Exchange Rate).

1.2.1.1. سعر الصرف الاسمي Nominal Exchange Rate

يعرّف سعر الصرف الاسمي على أنه سعر الصرف في تاريخ محدد ويمثل سعر عملة واحدة في قبالة العملات الأخرى. ويمكن التعبير عنه بأنه المعدل الذي تحول به نقود بلد ما إلى نقود بلد آخر، أي سعر وحدة واحدة من العملة الأجنبية مقابل العملة المحلية (Pilbeam, 2006, p. 10).

سعر الصرف الاسمي يتغير بشكل يومي، وتكون التغيرات إما بالانخفاض أو الارتفاع في قيمة العملة، حيث يعتبر انخفاض العملة (depreciation) هو تدهور قيمة العملة المحلية بالنسبة إلى نظيراتها من العملات. وعلى العكس من ذلك، فإن ارتفاع العملة (appreciation) هو الارتفاع في قيمة العملة المحلية مقارنة مع باقي العملات (Parkin, 2003, p. 443).

في سنة 1971 قامت العديد من البنوك المركزية والدول الصناعية والمؤسسات الدولية كصندوق النقد الدولي بتطوير أرقام قياسية لسعر الصرف الفعلي، حيث من قبل لم تكن هناك حاجة لمثل هذه الأرقام لكون نظام سعر الصرف السائد آنذاك هو نظام سعر الصرف الثابت (Arch, 2018, p. 86).

ويعتبر سعر الصرف الفعلي مؤشراً لقياس سلوك العملة بشكل عام حيث أن مؤشر سعر الصرف الفعلي الاسمي (Nominal Effective Exchange Rate) هو القيمة الاسمية لعملة محددة من العملات نتيجة لحركة أسعار الصرف الاسمية مقارنة بنسبة الأساس (World Bank, World Development Indicators 2011, 2011, p. 257).

ويمكن حساب سعر الصرف الاسمي الفعلي بالعلاقة التالية (Bhowmik, 2020, p. 50):

$$NEER = \sum_{i=1}^n \left(\frac{S_i}{S_i^*} \right)^{W_i}$$

حيث:

$NEER$: سعر الصرف الاسمي الفعلي؛

n : عدد الشركاء التجاريين (البلدان أو العملات)؛

S_i : سعر الصرف الاسمي للعملة الوطنية مقابل عملة البلد i ؛

S_i^* : سعر الصرف الاسمي للعملة الوطنية مقابل عملة البلد i في سنة الأساس؛

W_i : الأوزان التجارية الاجمالية للبلد.

والملاحظ أن قيمة سعر الصرف الاسمي الفعلي تتغير تبعاً لاختلاف عدة عوامل مثل سنة الأساس المعتمدة، الشركاء التجاريين والأوزان المعتمدة.

2.2.1.1. سعر الصرف الحقيقي The Real Exchange Rate

سعر الصرف الحقيقي يعتبر المؤشر الذي يأخذ بعين الاعتبار سعر الصرف الاسمي ومعدلات التضخم، إضافة إلى تقلبات أسعار السلع الأجنبية وعلاقتها بمستوى الأسعار المحلية (DeLong & Olney, 2006, p. 31). أي أنه سعر سلة السلع الأجنبية الحقيقية المرتبطة إلى السعر المحلي، ويتم حسابه كما يلي (Begum, 2000, p. 15):

$$REER = \frac{e_t P_t^*}{P_t}$$

حيث:

$REER$: سعر الصرف الحقيقي؛

e_t : سعر الصرف الاسمي (سعر الوحدة من العملة الأجنبية بوحدة العملة المحلية)؛

P_t^* : المستوى العام للسعر الأجنبي؛

P_t : المستوى العام للسعر في الاقتصاد المحلي.

نلاحظ من خلال هذا التعريف أن أي انخفاض في سعر الصرف الحقيقي يعبر عن تحسن حقيقي في قيمة العملة المحلية، والارتفاع في سعر الصرف الحقيقي يدل على انخفاض أسعار السلع المحلية مقارنة بأسعار السلع الأجنبية. وبالتالي يمكن القول إن سعر الصرف الحقيقي للعملة هو السعر الذي يعكس القوة الشرائية لها.

أما سعر الصرف الحقيقي الفعلي (Real effective Exchange Rate) هو الرقم القياسي الذي يعبر عن المعدل المرجح للقوة الشرائية الموازنة للعملة مرجحاً بالتوزيع الجغرافي للتجارة الخارجية للدولة (علي سلهان ، 2008 ، صفحة 36). ويعرف على أنه المتوسط الهندسي الموزون لسعر الصرف الحقيقي للعملة المحلية ما بين الدول المتعاملة تجارياً (العباس ، 2002 ، صفحة 6). ويحسب بالعلاقة التالية (Bhowmik, 2020, p. 50)

$$REER = \sum_{i=1}^n \left(\left(\frac{S_i}{S_i^*} \right) \left(\frac{p_i}{p_i^*} \right) \right)^{W_i}$$

حيث:

$REER$: سعر الصرف الحقيقي الفعلي؛

n : عدد الشركاء التجاريين (البلدان أو العملات)؛

S_i : سعر الصرف الاسمي للعملة الوطنية مقابل عملة البلد i ؛

S_i^* : سعر الصرف الاسمي للعملة الوطنية مقابل عملة البلد i في سنة الأساس؛

W_i : الأوزان التجارية الاجمالية للبلد؛

p_i : المستوى العام للسعر المحلي؛

p_i^* : المستوى العام للسعر الأجنبي i .

3.1.1. أنظمة سعر الصرف

يوجد نوعان من أنظمة أسعار الصرف هما نظام سعر الصرف الثابت ونظام سعر الصرف العائم، وبينهما توجد أنظمة أسعار صرف متعددة يقترب بعضها من نظام سعر الصرف الثابت والبعض الآخر من نظام سعر الصرف العائم.

1.3.1.1. نظام الصرف الثابت

يتم تحديد سعر الصرف في هذا النظام من طرف البنك المركزي وذلك عن طريق تدخله في سوق الصرف الأجنبي لمواجهة التقلبات التي تحدث في العرض والطلب (Parkin, Macroeconomics, 2003, p. 222). ويعرف هذا النظام كذلك بالنظام الذهبي لسعر الصرف بسبب العمل به في ظل نظام الدفع الذهبي آنذاك، حيث حددت الحكومات قيمة ثابتة للعملة النقدية بالنسبة إلى وزن محدد من الذهب، مع ضمان إمكانية التحويل بينهما، فضلاً عن حرية استيراد وتصدير الذهب من وإلى الدول التي كان أغلبها يتبع قاعدة الذهب، وبذلك حافظت تلك الدول على أسعار صرف ثابتة لعملاتها اتجاه بعضها البعض (عابد، 2001، صفحة 322). ويمكن أن تحدث الانحرافات في سعر الصرف في ظل هذا النظام بتأثير من ميزان المدفوعات، فإذا حصل عجز في ميزان المدفوعات، ستنخفض قيمة العملة بأقل من نسبة تعادلها، وإذا ما حدث فائض سترتفع قيمة العملة. إلا أن درجة الانحرافات لا تكون عالية لإمكانية تصدير واستيراد الذهب بحرية، ولأن تدفقات الذهب من شأنها أن تقلل من تلك الانحرافات إلى حدود معينة (Mordechai E. Kreinin, 2013, p. 36).

2.3.1.1. نظام سعر الصرف ذو التثبيت المدار (نظام بريتون وودز Bretton Woods)

يعتمد هذا النظام أساساً على تثبيت أسعار الصرف مع إمكانية تدخل السلطات النقدية أو البنوك المركزية التدخل في سوق الصرف حفاظاً على استقرارها وذلك من خلال استخدام الأرصدة النقدية التي لديها بغرض مواجهة الاختلالات المؤقتة في ميزان المدفوعات (عابد، 2001، صفحة 323). نشأ هذا النظام بعد الحرب العالمية الثانية عام 1944 في مدينة بريتون وودز (Bretton Woods)، وتم الاتفاق على تثبيت أسعار الصرف لعملات الدول مع التزام كل دولة بالمعدل المتفق عليه لسعر صرف عملتها، وعلى عدم تغييره إلا في حدود معينة، وهذا بعد التشاور مع صندوق النقد

الدولي في حال زيادة نسبة التغير عن 10% وذلك فقط في الحالات الطارئة عند حدوث عجز في ميزان المدفوعات (باشا، 1989، صفحة 401). وعرفت أسعار الصرف ثباتا نسبيا لأكثر من عقدين من الزمن بسبب تدخل السلطات النقدية التي كانت تقوم بعرض الأرصدة النقدية عند كل انخفاض في قيمة العملة لغرض شراء العملة الوطنية وإعادتها إلى مستوياتها الطبيعية. وهذا ما جعل جوهر نظام (Bretton Woods) على أنه نظام سعر صرف ثابت قابل للتعديل أو مشروط. أي أنه نظام ثابت في المدى القصير، وقابل للتعديل في المدى البعيد (SAMUELSON & NORDHAUS, 2009, p. 558).

3.3.1.1. نظام سعر الصرف العائم (الحر)

تم التصديق على نظام سعر الصرف العائم في سنة 1976 بعد زوال نظام بريتون وودز حيث تم الاتفاق على مجموعة جديدة من القواعد لنظام النقد الدولي والتي تمثلت في أن كون أسعار الصرف العائمة مقبولة لأعضاء صندوق النقد الدولي، والسماح للبنوك المركزية بالتدخل في أسواق الصرف لتسوية أي تقلبات غير مبررة؛ وكذا التخلي عن الذهب رسميا كأصل من الاحتياطيات الدولية، وتمت إعادة نصف حيازات الذهب لدى صندوق النقد الدولي وبيع النصف الآخر للحصول على عائدات لمساعدة الدول الفقيرة؛ ومنح الدول غير النفطية والبلدان الأقل نموا حصة أكبر من أموال صندوق النقد الدولي (Eun & Resnick, 2009, p. 32). وسعر الصرف العائم هو سعر الصرف الذي يتحدد بالعرض والطلب على العملات في سوق الصرف الأجنبي بدون تدخل مباشر من طرف البنوك المركزية (Parkin, Microeconomics, 2012, p. 323).

وساد نظام سعر الصرف العائم في ظل قاعدة النقد الورقي الإلزامي التي سميت بالتعويم النظيف (Clean Float) لعدم وجود تدخل للدولة إلا نادراً. وواجه هذا النظام عدة انتقادات كإمكانية التلاعب بأسعار الصرف بطريقة تخدم بلدان معينة على حساب بلدان أخرى (يونس، 2000، صفحة 247). والتعويم النظيف لم يجد أهمية بالغة في الجانب العملي لعدم خلو أي نظام لأسعار الصرف من تدخل السلطات النقدية وخاصة في ظل الأزمات النقدية (الفريجي، 2006، صفحة 92). ويتيح نظام سعر الصرف العائم للدول استقلال السياسة النقدية بشرط أن يكون فيها أسواق مالية كفؤة وعميقة بما فيه

الكفاية لاستيعاب أي تغيرات تحصل في سعر الصرف الأجنبي وكذلك يجب ان تكون الأدوات المالية المتاحة للتحوط من المخاطر الناجمة عن تقلبات أسعار الصرف (Gottfries, 2013, p. 378).

4.3.1.1. نظام سعر الصرف ذو التعويم المدار

ظهر هذا النظام كنظام لأسعار الصرف منذ بداية السبعينات، وهو عبارة عن مزج بين نظامي أسعار الصرف الثابتة وأسعار الصرف العائمة (يونس، 2000، صفحة 251). وتتحدد أسعار الصرف في هذا النظام في أسواق الصرف تحت إدارة السلطات النقدية (البنك المركزي)، بحيث تخضع أسعار الصرف لعوامل العرض والطلب في السوق، ويتدخل البنك المركزي لمنع حدوث أي اضطرابات تواجه سوق الصرف. ويقوم ذلك على أساس إعطاء قدر كبير من المرونة لأسعار الصرف الأجنبي. وتقوم البنوك المركزية بمساندة العملة المحلية، فإذا اتجهت قيمتها نحو الانخفاض تقوم بشرائها من سوق الصرف مقابل الاحتياطات التي لديها من العملات الأجنبية، وعلى العكس، يتدخل البنك المركزي ببيع العملة المحلية مقابل العملات الأجنبية في سوق الصرف لحفظها من الارتفاع المستمر في قيمتها الخارجية (عابد، 2001، صفحة 326).

وقد تظهر أسواق أخرى للصرف نتيجة لفرض الرقابة على أسعار الصرف الأجنبية من طرف الحكومات، لا سيما في حالة تدهور أرصدها الدولية وارتفاع مديونيتها الخارجية بصورة كبيرة. وغالبا يكون هناك سوقان للصرف الأجنبي، أحدهما رسمي تكون قيمة العملة المحلية فعالة فيه، والآخر هو ما يعرف بالسوق الموازية أو السوق السوداء غير الرسمية والمعتمدة على آلية التوازن بين العرض والطلب، مما يجعل أسعارها أعلى من الأسعار الرسمية المعلن عنها في السوق الرسمية من طرف البنوك (عابد، 2001، صفحة 329).

2.1. النظريات المفسرة لسعر الصرف

توجد العديد من النظريات والنماذج التي حاولت تفسير كيفية تحديد سعر الصرف، وبالتالي سنعرض في هذا الجزء من البحث مختلف النظريات والنماذج المحددة لسعر الصرف.

1.2.1. نظرية تعادل القوة الشرائية

تعتبر من أول وأشهر النماذج لتحديد سعر الصرف الأجنبي، وهي نظرية لسعر الصرف تم استخدامها لتحديد ما إذا كانت عملة معينة مقومة بأعلى أو أقل من قيمتها. حيث أن العملة التي قومت بأعلى من قيمتها هي العملة التي تكون قيمتها السوقية أعلى من القيمة التي تم التنبؤ بها بنظرية أو نموذج اقتصادي معين. أما العملة المقومة بأقل من قيمتها هي العملة التي تكون قيمتها السوقية أقل من القيمة التي تم التنبؤ بها بنظرية ما. وتشير هذه النظرية إلى أنه بإهمال تكاليف المعاملات و الفروق الضريبية والقيود التجارية، فإن السلع والخدمات التي يتم الاتجار بها ينبغي أن يكون لها نفس السعر في الدولتين وذلك بعد تحويل أسعارها إلى عملة مشتركة لذلك يطلق على هذه النظرية اصطلاحاً قانون السعر الواحد (Law Of One Price). ويزعم أن سعر الصرف سيتم ضبطه لضمان أن أسعار البضائع تتعادل كل مرة يتم قياسها في العملة نفسها. أنصار هذه النظرية يقولون إن سعر الصرف يجب أن يتكيف لضمان قانون السعر الواحد، الذي ينطبق على السلع الفردية فقط، ويمكن أيضاً لمجموعة مماثلة من البضائع. وتوجد صيغتان لتعادل القوة الشرائية هما: الصيغة المطلقة والصيغة النسبية (Pilbeam, 2006, p. 127).

أولاً: الصيغة المطلقة لتعادل القوة الشرائية

هذه النظرية تدرس العلاقة بين الأسعار من جهة، وأسعار الصرف الأجنبي من جهة أخرى ويطلق عليها الصيغة المطلقة لتعادل القوة الشرائية، لأنها تتعامل مع مستويات الأسعار المطلقة ونستطيع التعبير عن هذه النظرية على النحو الآتي:

$$S = \frac{P}{P^*}$$

حيث:

S : سعر الصرف المحدد من وحدات العملة المحلية لكل وحدة من العملة الأجنبية.

P^* : سعر مجموعة متطابقة من السلع في بلد أجنبي بالعملة الأجنبية.

P : سعر مجموعة من السلع في العملة المحلية.

وفقاً للصيغة المطلقة، فإن أي ارتفاع في مستوى الأسعار المحلية أمام مستوى الأسعار الأجنبية

سيؤدي إلى انخفاض نسبي للعملة المحلية أمام العملة الأجنبية.

ثانياً: الصيغة النسبية لتعادل القوة الشرائية

تعتبر الصيغة النسبية لتعادل القوة الشرائية صيغة ضعيفة قياساً بالصيغة المطلقة، إذ إنها تركز على التغيرات في الأسعار بدلاً من مستويات الأسعار المطلقة. وهذه الصيغة تربط بين تغيرات أسعار الصرف وبين الفروق في تغيرات الأسعار عبر الدول المختلفة.

$$\% \Delta S = \% \Delta P - \% \Delta P^*$$

حيث:

$\% \Delta S$: النسبة المئوية للتغير في سعر الصرف من العملة المحلية لكل وحدة من العملة الأجنبية.

$\% \Delta P$: معدل التضخم المحلي

$\% \Delta P^*$: معدل التضخم الأجنبي.

2.2.1. نظرية ميزان المدفوعات

هذه النظرية تفسر محددات سعر الصرف باعتباره كسعر مثل باقي الأسعار، فهو يتأثر بالعرض والطلب، وبذلك يظهر تأثير ميزان المدفوعات على سعر الصرف من خلال الفائض والعجز الذي يحصل فيه. فإذا كان هناك فائض في ميزان المدفوعات فهذا يعني أن هناك زيادة في المعروض من العملة الأجنبية وهذا سوف يؤدي إلى زيادة الطلب على العملة المحلية. أما في حالة العجز في ميزان المدفوعات فهذا يعني أن هناك انخفاض في العرض للعملة الأجنبية ويؤدي إلى انخفاض الطلب على العملة المحلية. وبالتالي ميزان المدفوعات له تأثير حاسم على سعر الصرف لأنه يحدد سعر الصرف بالاعتماد على قوى العرض والطلب ولا بد من ملاحظة أن ميزان المدفوعات يؤثر في سعر الصرف ولكن لا يتأثر به.

3.2.1. التفسير النقودي

يعتبر سعر الصرف من الظواهر النقدية وذلك لتأثره بالطلب على النقود ويعتقد فريدمان أن عوامل الطلب على النقود مردها إلى عناصر الثروة فالنقود هي أكثر سيولة وتلي حاجات الانفاق وتتنوع قيمتها بتغير الأسعار، بعد ذلك تأتي القيم المنقولة المتمثلة بالسندات التي يزيد الطلب عليها إذا زاد معدل فائدتها وسعرها والعكس صحيح في حالة انخفاض سعر الفائدة. ولأن سعر الفائدة يتأثر بالمعروض النقدي، فإنه ينخفض بانخفاض المعروض النقدي كما يلي:

$$F = \frac{P}{P^*}$$

حيث:

F : سعر الصرف الأجنبي؛

P : المستوى العام للأسعار المحلية؛

P^* : المستوى العام للأسعار الأجنبية.

وتعتمد هذه النظرية في تفسير تقلبات سعر الصرف الأجنبي على عدم الاستقرار النقدي في

السوق الداخلية (Nellis & Parker, 2006, p. 209).

3.1. مخاطر سعر الصرف الاجنبي والعوامل المؤثرة فيه

1.3.1. مخاطر سعر الصرف الاجنبي

التغيرات في قيمة عملة بلد ما يمكن أن تؤدي إلى تغيرات في القيمة السوقية للأصول في هذا البلد، وهي تمثل مخاطر سعر الصرف الأجنبي، حيث أن السكان يتأثرون بهذه المخاطر بسبب التغير في قيمة العملة المحلية. ومخاطر سعر الصرف تعني أن التغيرات التي تحدث في قيمة العملة المحلية تؤدي إلى حدوث تغيرات في القيمة السوقية للأصول. ويمكن تقسيم مخاطر سعر الصرف إلى عدة أنواع:

أ - مخاطر المعاملات

تمثل في المخاطر التي تنتج عن تكاليف المعاملات عند تقويمها بالعملة المحلية، ويكون ذلك نتيجة حدوث تغير في أسعار الصرف. ونتيجة هذه المخاطر هو الربح أو الخسارة المرتبط بالصفقات التجارية والنقدية وخاصة الصفقات التي يتم التعاقد عليها في المستقبل والتدفقات المقومة بعملات أجنبية مختلفة. وبسبب التغير في سعر الصرف في الوقت الحاضر وتسوية هذه المعاملات في الماضي، فإن قيمة التدفقات النقدية المرتبطة بالعملة الأجنبية سوف تتقلب مع هذه التغيرات مما يؤدي إلى حصول ربح أو خسارة في العملة.

ب. المخاطر الاقتصادية

هي المخاطر التي تنجم عن التقلبات التي تطرأ على العملة، فهي تؤثر على العمليات الاقتصادية. وأساس هذه المخاطر هي التقلبات التي تتعرض لها التدفقات النقدية للشركات نتيجة لتقلب سعر الصرف.

وقد يؤدي إلى تخفيض قيمة العملات الأجنبية ومن ثم زيادة المنافسة في كل من الأسواق الخارجية والمحلية. والمخاطر الاقتصادية هي الأكثر أهمية للتحوط منها ولكنه نادرا ما يتم التصدي لها.

ج- مخاطر التحويل

تحويل قيمة الأصول والخصوم المقومة بعملة معينة للتعبير عنها بعملات أخرى ينتج عنه ما يسمى بمخاطر التحويل. حيث أن الأرقام يمكن أن تتأثر بتغيرات أسعار الصرف، ويتم تحويل القوائم المالية من وحدات الأعمال في الخارج عادة إلى العملة الرئيسية في الترتيب الذي يمكن توحيد مع البيانات المالية للمجموعة. إذا كانت أسعار الصرف مستقرة، فإن المقارنة بين أداء الشركات التابعة وموقف الأصول تكون واضحة. وهناك عنصران لمخاطر التحويل:

- 1- تأثير الميزانية العمومية والأصول والخصوم المقومة بعملة أجنبية يمكن أن تثقل في القيمة من العملة المحلية مع التغييرات التي تحدث في سوق الصرف الأجنبي.
- 2- التغييرات في العملات ولا سيما حساب الأرباح والخسائر يمكن أن يكون لها تأثير سلبي على الأرباح بسبب التحويل من أرباح الشركات التابعة الأجنبية. يحدث هذا في كثير من الأحيان على الرغم من الأداء الجيد لمديري الشركات وزيادة الأرباح من العملة التي تعمل بها.

2.3.1. العوامل المؤثرة في سعر الصرف الاجنبي

يتأثر سعر الصرف الأجنبي بالعديد من العوامل التي تحدد سلوكه في الأجلين القصير والطويل، وتمثل هذه العوامل فيما يلي:

1.2.3.1. معدل التضخم The Inflation

يؤدي ارتفاع معدل التضخم في الاقتصاديات الوطنية إلى انخفاض قيمة العملة المحلية تجاه العملات الأجنبية، ويمكن أيضاً أن يؤثر في النشاط التجاري الدولي، وكذلك على عرض وطلب العملات المختلفة ومن ثم على أسعار الصرف. وبزيادة معدل التضخم في بلد ما، فإن الطلب على سلع البلدان الأخرى سيزداد في هذا البلد وذلك لانخفاض أسعارها مقارنة بأسعار السلع المحلية، وبزيادة الطلب على المنتجات الأجنبية سوف يزداد عرض العملة المحلية داخل الاقتصاد المعني. وفي نفس الوقت

يرتفع الطلب على العملة الأجنبية في سوق الصرف لشراء السلع الأجنبية. هذا يؤدي إلى انخفاض قيمة العملة المحلية مقارنة بالعملة الأجنبية.

إن ارتفاع مستوى الأسعار في دولة ما أكثر مما هو الحال في الدول الأخرى يتطلب إجراءات مالية ونقدية لهذه الدولة وفي غياب ذلك فإن هذا يتطلب تخفيض عملة هذه الدولة، ويحدث العكس لو أن الدولة تتمتع بمستوى أسعار أقل من الدول الأخرى، فذلك يتطلب إعادة رفع لعملة (الشريف، 2000، صفحة 55).

2.2.3.1. عرض النقود

عرض النقود هو عبارة عن العملة المتداولة + الودائع المصرفية بأنواعها. وتدفع الزيادة الحادة في عرض النقد إلى انخفاض سعر الصرف (Faust & Rogers, 2003)، وعلى الرغم من أن بعض الاقتصاديين قد يخالفون ذلك الرأي، إلا أن العديد من المتعاملين في سوق العملات الأجنبية يعتبرون زيادة عرض النقد عملية مشابهة في آثارها لعملية التضخم إلا إذا كانت هذه الزيادة بعد مدة انكماشية حادة مع بقاء الأخرى على حالها. وما زال عدد كبير من الاقتصاديين ومنهم الأمريكي (Macklup) يرون أهمية عامل كمية النقود في التأثير في أسعار الصرف وفق النظرية الكمية التي ترى بأن الأساس الذي يتحدد به سعر الصرف بين العملات هو كمية النقود الموجودة في البلد.

3.2.3.1. أسعار الفائدة

تظهر العلاقة بين أسعار الفائدة وسعر الصرف في حركة رأس المال، أي أن أسعار الصرف تتأثر بعمليات حساب رأس المال، فارتفاع أسعار الفائدة الداخلية عن أسعار الفائدة الخارجية يؤدي إلى جذب رؤوس الأموال الأجنبية إلى الداخل لغرض الاستثمار وتحقيق الأرباح، وهذا يؤدي إلى زيادة الطلب على العملة المحلية، أي زيادة عرض الصرف الاجنبي فيقود إلى زيادة سعر الصرف للعملة المحلية. وبالعكس في حالة انخفاض أسعار الفائدة. وكذلك رفع سعر الفائدة يؤدي إلى زيادة المدخرات المحلية مما يؤدي إلى انخفاض عرض العملة وينتج عن ذلك ارتفاع في قيمة العملة.

4.2.3.1. الناتج المحلي الإجمالي

تأثير الناتج المحلي يظهر من خلال زيادته، أي أن زيادة الناتج المحلي الإجمالي تمثل زيادة إنتاج السلع المحلية التي تؤدي إلى تقليل استيرادات البلد من هذه السلع، فضلاً عن تصدير الفائض منها، وكذلك تؤدي زيادة كمية السلع المنتجة إلى انخفاض المستوى العام للأسعار وهذا يساعد في تعزيز القدرة التنافسية للبلد وزيادة قيمة العملة.

ويعد النشاط الاقتصادي محددًا رئيسيًا للسلوك طويل الأجل لسعر الصرف الحقيقي، إذ أن هناك علاقة بين تغيرات سعر الصرف الاسمي والحقيقي، وتغيرات الإنتاجية، لأن الاختلافات في مستويات الإنتاجية بين القطاعات التجارية وغير التجارية (الحكومية)، تؤثر على تحركات أسعار الصرف الحقيقية (Begum, 2000, p. 18). وتؤدي الزيادة في الإنتاجية للسلع المصنعة محلياً أكثر قدرة على المنافسة في السوق العالمية، كلما قلت تكاليف الإنتاج وزادت الصادرات، وزيادة النشاط الاقتصادي ستزيد الطلب على العمل، وكذلك سيقود لزيادة في الأجور وفي أسعار المستهلك، فإذا كان سعر الصرف ثابتاً فإن نمو الإنتاجية سيقود إلى تضخم محلي مؤدياً إلى تقدير مبالغ لسعر الصرف، أي أن قيمة العملة سترتفع، أما إذا كان سعر الصرف مرناً فستظهر النتيجة نفسها، أي ارتفاع قيمة العملة، لكن التضخم سيكون أقل في حالة سعر الصرف الثابت بسبب انخفاض أسعار السلع المستوردة (الحسني ع، 2006، صفحة 79).

5.2.3.1. التغير في ميزان المدفوعات

عندما ترتفع قيمة الصادرات عن الواردات، ستتجه قيمة العملة إلى الارتفاع نتيجة لتزايد طلب الأجانب عليها، وبالتالي تصبح أسعار سلع البلد مرتفعة بالنسبة للأجانب مما يؤدي إلى انخفاض الطلب الخارجي عليها، وبالتالي سيؤدي ذلك إلى حدوث اختلال في ميزان المدفوعات (حسن، 2010، صفحة 79). وفي هذه الحالة ومن أجل العودة إلى حالة التوازن لا بد من العمل على تشجيع الواردات من الخارج. أما إذا تم تحديد سعر صرف العملة بأقل مما يجب أن تكون عليه فسيؤدي ذلك إلى توسع الصادرات مقابل تقلص الواردات مما يؤدي أيضاً إلى حدوث اختلال في الميزان التجاري، وغالباً ما

ينتج عن هذه الاختلالات ضغوط تضخمية تساهم في استمرار الاختلال في الميزان التجاري (الرزاق، 2017، صفحة 19).

وما يمكن استنتاجه هو أن سعر الصرف يرتبط بعلاقة طردية بالميزان التجاري، فكما كان التصدير أكبر من الاستيراد كلما أدى ذلك إلى تحسين الميزان التجاري لصالح الدولة المصدرة وزيادة احتياطي الدولة من العملات الأجنبية.

6.2.3.1. أرصدة الدين الخارجي

تعتبر المديونية الخارجية واحدة من الأعباء التي تثقل كاهل الاقتصاد الوطني، فضلاً عن خدمة المديونية المتمثلة بأقساط الفوائد السنوية التي تقدم مقابل تأجيل فترة سداد الدين، كما تلجأ بعض الدول إلى جدولة ديونها مع الدائنين مقابل فوائد عالية، ولكل هذا دوراً في التأثير على سعر الصرف، ذلك لأن الحصول على الديون الخارجية يتطلب في البداية تحويلها إلى عملة محلية وبالتالي يزداد الطلب على العملة المحلية فيرتفع سعرها، هذا في البداية، وفي فترة السداد تتطلب المديونية الخارجية دفع الفوائد والدين بالعملة الخارجية مما يؤدي إلى زيادة الطلب على العملة الخارجية وزيادة عرض العملة المحلية، وينتج عن ذلك انخفاض قيمة العملة المحلية، كما أن البنك الدولي يطالب الدول المدينة بتخفيض سعر صرف عملتها، وإلغاء القيود على المدفوعات الخارجية، والسماح بعمل الوكالات التجارية الأجنبية في الأسواق المحلية، وخفض الرسوم الجمركية، وإلغاء القيود الكمية على الواردات، وكل هذا من شأنه التأثير على قيمة العملة الوطنية (شطباني، 2012، صفحة 49).

7.2.3.1. التدخل الحكومي

يتمثل التدخل الحكومي بتدخل الدولة في تخفيض تقلبات أسعار الصرف والحفاظ على قيمة العملة المحلية. إذ يقوم البنك المركزي لكل دولة بالسيطرة على التقلبات في العملة من خلال وكالة حكومية مكونة من المساهمين الرئيسيين في أسواق الصرف يمكنها التدخل في سوق الصرف الأجنبي لغرض السيطرة على قيمة عملتها، على الرغم من كون دوافعهم مختلفة عن معظم المشاركين الآخرين في ذلك السوق إذ لا تحاول المتاجرة بالعملات لغرض تحقيق الأرباح وإنما تسعى لتنفيذ السياسة النقدية للدولة من خلال الإدارة الفاعلة لتلك السياسة وباستخدام احتياطاتها من العملة الأجنبية وتستطيع الحكومات

التأثير في سوق الصرف الأجنبي بعدة طرق تتمثل في فرض عقبات في وجه الصرف الأجنبي, فرض عقبات على التجارة الخارجية، والاستثمار ببيع وشراء العملات في أسواق الصرف الأجنبية .

خلاصة

سعر الصرف هو سعر عملة بلد ما مقابلة عملة أخرى، وهو أداة ربط بين مختلف الاقتصاديات، لإضافة إلى أنه يربط بين أسعار السلع والخدمات في الاقتصاد المحلي والسوق العالمية. كما يعتبر وسيلة هامة لتسوية المدفوعات الدولية وتسهيل حركة رؤوس الأموال.

ويكون سعر الصرف بعدة أشكال، منها سعر الصرف الاسمي، وهو المعدل الذي يمكن أن يحول نقود بلد ما إلى نقود بلد آخر، أي سعر إحدى الوحدات من العملة الأجنبية مقابل العملة المحلية، وسعر الصرف الحقيقي الذي يأخذ في الحسبان التقلبات التي تطرأ على الأسعار الأجنبية وربطها بمستوى الأسعار المحلية. كما يوجد نوعان من أنظمة سعر الصرف الأجنبي، هما أسعار الصرف الثابتة وأسعار الصرف العائمة، وبين هذين النوعين توجد أسعار صرف متعددة يقترب قسم منها من أسعار الصرف الثابتة والقسم الآخر من أسعار الصرف العائمة.

ومن أجل تحديد سعر الصرف ظهرت العديد من النظريات والنماذج التي اختلفت فيما بينها بسبب المتغيرات المفسرة لذلك، وكانت نظرية تعادل القدرة الشرائية النموذج الأول الذي حاول تحديد سعر الصرف. ويتحدد سعر الصرف بمجموعة من العوامل التي تحدد سلوكه في الأجلين القصير والطويل.

الفصل الثاني: الدراسات السابقة

تمهيد

تعتبر الدراسات السابقة الأساس الذي يعتمد عليه الباحث في بلورة مشكلة بحثه وتحديد بدقتها حتى يتمكن من تحقيق إضافة علمية لإثراء البحث العلمي. ولذلك سنعرض في هذا الفصل مختلف الدراسات السابقة التي عالجت موضوع بحثنا وتحليل الطرق المستخدمة فيها والنتائج التي توصلت إليها. سنقسم هذا الفصل إلى ثلاثة أجزاء، الجزء الأول يعرض الدراسات الأجنبية التي عالجت موضوع التنبؤ بأسعار صرف عملات دول خارج الجزائر، أما الجزء الثاني فيعرض الدراسات المحلية التي تناولت موضوع التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل العملات الأجنبية المختلفة. وأخيرا سنحلل هذه الدراسات ونناقشها بغرض المقارنة بينها من حيث البيانات المستخدمة والطرق والنماذج التي اعتمدت عليها والنتائج المتصل إليها.

1.2. الدراسات السابقة الأجنبية:

1.1.2. دراسة (Zhang & Wan, 2007):

Statistical fuzzy interval neural networks for currency exchange rate time series prediction

في هذا البحث، تم اقتراح شبكة عصبية للمجالات المهمة الإحصائية (statistical fuzzy interval neural network) بقيم مدخلات ومخرجات المجالات للتنبؤ بسعر صرف ثلاث عملات (الين الياباني، الجنيه الإسترليني ودولار هونج كونج) مقابل الدولار الأمريكي. تم الاعتماد على البيانات الأسبوعية لما يقرب من 4 سنوات من بنك الاحتياطي الفيدرالي في نيويورك، واستخدمت طرق إحصائية لإعداد البيانات والمتمثلة في المتوسطات الأسبوعية، والحد الأقصى لأخطاء التقدير والانحرافات المعيارية لتدريب الشبكة العصبية للمجالات المهمة وذلك بغرض اكتشاف قواعد IF-THEN المهمة. وتمثل مخرجات الشبكة العصبية في مجالات الثقة التي تتضمن القيم المتنبئ بها. وأظهرت نتائج الدراسة أن طريقة التقدير الإحصائي تتضمن أيضاً بعض العوامل العشوائية أثناء التنبؤ. ويمكن أن تساعد نتائج التنبؤ بمجالات الثقة المستخدمين على رؤية الاتجاهات المستقبلية لأسعار الصرف بطريقة موثوقة.

2.1.2. دراسة (Alizadeh, Rada, Balagh, & Esfahani, 2009):

Forecasting Exchange Rates: A Neuro-Fuzzy Approach.

قدمت هذه الورقة البحثية نظام استدلال عصبي ضبابي تكيفي (ANFIS) للتنبؤ بأسعار صرف الدولار الأمريكي مقابل الين الياباني. وتم ترشيح 28 متغيراً من كلا البلدين لعملية الإدخال في النظام ليتم في الأخير اختيار ست متغيرات، وجمع بياناتها اليومية خلال الفترة الممتدة من يناير 2001 إلى أوت 2008 لاستخدامها في عملية التنبؤ.

وللتحقق من صحة هذا النهج للتنبؤ بأسعار صرف العملات، تمت مقارنة نتائج عملية التنبؤ بنتائج نموذج Sugeno-Yasukawa، الشبكة العصبية متعددة الطبقات، والانحدار المتعدد. وتمت المقارنة باستخدام معيارين: مربع متوسط الخطأ للتنبؤ (RMSE) وخطأ المتوسط للتنبؤ (BIAS).

وتوصل الباحثون إلى أن متوسط نتائج RMSE وBIAS كان أفضل لنظام ANFIS من نموذج Sugeno-Yasukawa، الشبكات العصبية ونهج الانحدار المتعدد، مع أن الفروقات لم تكن كبيرة بينها. كما أنه كان تقارب كبير بين أداء ANFIS والشبكات العصبية. ولكن نظام ANFIS تميز بمعرفة العلاقة التي تربط مدخلات النظام بمخرجاته عكس الشبكات العصبية.

3.1.2. دراسة (Fahimifar, Homayounif, Sabouhi, & Moghaddamn, 2009):

Comparison of ANFIS, ANN, GARCH and ARIMA Techniques to Exchange Rate Forecasting.

قام الباحثون في هذه الدراسة بمقارنة دقة نظام عصبي مبهم (ANFIS) والشبكات العصبية الاصطناعية الاصطناعية (ANN) كنماذج غير خطية، و GARCH و ARIMA كنماذج خطية للتنبؤ بيومين و 4 و 8 أيام بالريال الإيراني مقابل الدولار الأمريكي باستخدام البيانات اليومية التي تم جمعها من موقع Central Bank of Iran (CBI). وتمت المقارنة على أساس المعايير R^2 , MAD و $RMSE$.

أشارت النتائج إلى أن تنبؤات النماذج غير الخطية، وخاصة نموذج ANFIS، أكثر دقة بكثير من نماذج GARCH التقليدية الخطية أو نماذج ARIMA من حيث معايير مقاييس الخطأ، $RMSE$, MSE و MAD . كما أن نموذج GARCH كان متفوقاً على نموذج ARIMA ويتفوق ANFIS في الأداء على نموذج ANN. وبالتالي تم التأكيد على أن نموذج ANFIS هو نموذج فعال لتحسين دقة التنبؤ بأسعار صرف الريال الإيراني مقابل الدولار الأمريكي.

4.1.2. دراسة (Korol, 2014):

A fuzzy logic model for forecasting exchange rates.

هذه الدراسة متعلقة بمسألة التنبؤ بأسعار الصرف. الهدف من البحث الذي تم إجراؤه هو تطوير نموذج تنبؤي باستخدام منهجية مبتكرة (نظرية المنطق المبهم) وتقييم فعاليتها في أوقات الازدهار (السنوات 2007-2005) وأثناء الأزمة المالية (السنوات 2009-2011). وتعد هذه الدراسة من بين أولى

المحاولات للجمع بين التحليل الأساسي والمنطق المبهم للتنبؤ بأسعار الصرف. ويعتمد النموذج على مجموعات من قواعد IF-THEN المبهمة التي كتبها الباحث، حيث يتم الاعتماد على معرفة الخبراء. وهذا النموذج هو نتيجة عشر سنوات من البحث الذي أجراه المؤلف حول هذه المسألة.

من الناحية التجريبية، تستخدم هذه الورقة البحثية بيانات ثلاثة أزواج من العملات: JPY / USD و GBP / USD و CHF / USD. ويتميز النموذج الذي أنشأه الباحث بكفاءة عالية في قدرته على التنبؤ.

وأكد الباحث في دراسته على أن نموذج المنطق المبهم الذي صممه يشرح فقط جزءاً من تحركات أسعار الصرف. ومع ذلك، يمكن أن يكون امتلاك درجة صغيرة من القوة التفسيرية مفيداً للغاية في العديد من التطبيقات. كما أن درجة القدرة التنبؤية الموضحة يمكن أن يكون لها فوائد اقتصادية حقيقية. فزيادة كفاءة النموذج في التنبؤ يمكن أن يعود بفوائد كبيرة على مدى فترات طويلة من الزمن بالنسبة للمصدرين والمستوردين الذين يجرون معاملات صرف أجنبي متكررة على مدار عدة سنوات. وبالنسبة لمستثمري المحافظ المالية فإن معرفة تعرض العملات للتحوط يمكن أن يوفر أيضاً فوائد كبيرة.

5.1.2. دراسة (Gharleghi, Shaari, & Shafighi, 2014):

Predicting exchange rates using a novel "cointegration based neuro-fuzzy system"

ركزت هذه الدراسة على تطبيقات تقنيات الذكاء الاصطناعي المتاحة للتنبؤ بأسعار الصرف في الآجال القصيرة والطويلة. وتمت دراسة إمكانية التنبؤ بعوائد سعر الصرف لعملات ثلاث دول آسيوية (ماليزيا، الفلبين وسنغافورة) مقابل الدولار الأمريكي من خلال استخدام نظام عصبي مبهم قائم على التكامل المشترك، وهو مزيج من تقنية التكامل المشترك، نظام الاستدلال المبهم والشبكات العصبية الاصطناعية. استخدم النموذج النقدي للسعر النسبي لسعر الصرف لتحديد المدخلات، والتي تتكون من متغيرات الاقتصاد الكلي ونوع التفاعلات بين المتغيرات، من أجل تكوين النظام. وتم الاعتماد على البيانات الشهرية لمحددات سعر الصرف (العرض النقدي، الدخل الوطني، معدل الفائدة، معدل

التضخم، مؤشر أسعار الاستهلاك، ومؤشر أسعار الإنتاج) كمدخلات للنموذج؛ وسعر الصرف للعملة المحلية لكل بلد مقابل الدولار الأمريكي كمخرج للنظام.

كما تمت المقارنة للقدرة التنبؤية للنظام العصبي المبهم القائم على التكامل المشترك بنموذج تصحيح خطأ VECM لأسعار الصرف في الدول الثلاث، ولهذا الغاية، تم اتباع الخطوات التالية: أولاً، تم التحقق من صحة الأساسيات النقدية من خلال اختبار التكامل المشترك. ثانياً، تم تحديد التفاعل بين المتغيرات بناءً على قيم المعاملات طويلة المدى لاختبارات التكامل المشترك.

ثالثاً، تم إنشاء نظام الاستدلال المبهم المطبق في الدراسة بناءً على التفاعلات المحددة في الخطوة الثانية وينتج مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية. وأظهرت النتائج المتوصل إليها أنه يمكن تحسين التنبؤ بسعر الصرف بشكل كبير باستخدام النظام العصبي المبهم القائم على التكامل المشترك.

6.1.2. دراسة (حمدان، 2015) :

التنبؤ بأسعار صرف الدولار مقابل الشيكال باستخدام نموذج ARIMA - ANN الهجين. تناولت هذه الدراسة استخدام نماذج هجينة تتكون من خلال الدمج بين نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية (ARIMA) من جهة ونماذج الشبكات العصبية وبالتحديد نموذج الشبكات العصبية البيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) من جهة أخرى. تم تطبيق هذه النماذج على السلسلة الزمنية الشهرية لسعر الدولار مقابل الشيكال ILS/USD للفترة من 1 يناير 2005 إلى 1 نوفمبر 2014. في البداية تم توفير نموذج ARIMA(0.2.1) كأفضل نموذج من نماذج ARIMA. ثم بناء نموذج Zhang الهجين، بعد ذلك تم الدمج بين نموذج ARIMA ونموذج الشبكات العصبية MLP باستخدام القيم السابقة والبواقي السابقة والقيم المقدرة من نموذج ARIMA حيث تم بناء خمس نماذج دمج وهي:

1- الدمج باستخدام المشاهدات السابقة مع البواقي السابقة مع القيم المقدرة من نموذج ARIMA

- 2- الدمج باستخدام المشاهدات السابقة مع البواقي السابقة من نموذج ARIMA .
- 3- الدمج باستخدام المشاهدات السابقة مع القيم المقدرة من نموذج ARIMA .
- 4- الدمج باستخدام البواقي السابقة مع القيم المقدرة من نموذج ARIMA .
- 5- الدمج باستخدام القيم المقدرة من نموذج ARIMA .

وتمت المقارنة بين جميع النماذج التي تم بناؤها حسب المعايير الإحصائية MAE , MSE وخلصت الدراسة إلى أن نموذج الدمج باستخدام البواقي السابقة والقيم المقدرة من نموذج ARIMA هو أصلح النماذج للتنبؤ بالسلسلة الزمنية لسعر الدولار الأمريكي مقابل الشيكال USD/ILS .

7.1.2 . دراسة (Parot, Michell, & Kristjanpoller, 2019):

Using Artificial Neural Networks to forecast Exchange Rate, including VAR-VECM residual analysis and prediction linear combination

تقترح هذه الدراسة نمودجا لتحسين دقة التنبؤ بعوائد سعر صرف اليورو / الدولار الأمريكي من خلال استخدام شبكة عصبية اصطناعية (ANN) مع نموذج الانحدار الذاتي المتجه (VAR)، ونموذج Vector Error Corrective (VECM). وهذا نظراً لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على معالجة المكونات غير الخطية قصيرة وطويلة المدى للسلسلة الزمنية، والتي لا تستطيع نماذج VAR و VECM القيام بها. وأكد الباحثون أن استخدام النماذج المهجنة أثبت أنه يحسن من قدرة التنبؤ نظريا وتجريبيا. وبالتالي، فإن النموذج المقترح الذي يأخذ في الاعتبار ANN بواقي نموذج VAR-VECM القياسي يجب أن يوفر تنبؤات أفضل من النماذج الكلاسيكية.

البيانات المستخدمة في هذه الدراسة هي البيانات اليومية لسعر صرف اليورو، الجنيه الإسترليني والين الياباني مقابل الدولار الأمريكي للفترة ما بين 4 يناير 1999 و30 ديسمبر 2015 أي بمجموع 4242 يوماً. وأظهرت النتائج أن النموذج المقترح ينتج تنبؤات أفضل من النموذج القياسي، خاصة باستخدام شبكة عصبية مكونة من طبقتين مخفيتين و 20 خلية عصبية في حالة VAR-VECM-ANN . تم تقييم هذه النتائج من حيث RMSE. يوضح RMSE أن نموذج VAR-VECM-ANN يحسن التنبؤ بنسبة 16.36٪ مقارنة بأفضل نموذج قياسي.

2.2. الدراسات السابقة المحلية.

1.2.2. دراسة (شطباني، 2012):

محددات سعر صرف الدينار الجزائري ودوره في تحقيق الاستقرار الاقتصادي. وقفت الباحثة على الوقائع والأحداث التي جرت على خلفية سعر الصرف وتحليلها - وفقا لمعطيات الاقتصاد الجزائري-، ل يتم بعد هذا بناء نموذج قياسي اقتصادي لأهم المتغيرات الاقتصادية الكلية التي تساهم في توجهات سعر الصرف الحقيقي في الجزائر والمتمثلة في: الناتج المحلي الإجمالي، درجة الانفتاح التجاري، عرض النقد، أسعار النفط، معدل التبادل الخارجي واحتياطات الصرف الأجنبي. بيانات متغيرات الدراسة أخذت على أساس سنوي للفترة (1993-2008) من البنك العالمي، الديوان الوطني للإحصاء وبنك الجزائر، وقد تم اختيار هذه المتغيرات على أساس النظرية الاقتصادية والأدبيات المنشورة حول موضوع الدراسة، ووفقا لما نعتقد أنه يأتي منسجما مع واقع الاقتصاد الجزائري. تم تقدير النموذج القياسي لأسعار صرف الدينار الجزائري بالاعتماد على طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية OLS. وتبين أن أهم المتغيرات الاقتصادية التي تساهم في تحديد سعر صرف الدينار الجزائري هي الناتج المحلي الإجمالي، الكلفة النقدية، درجة الانفتاح التجاري ومعدل التبادل التجاري. ل يتم بعدها التنبؤ بمعدلات سعر الصرف للفترة (2009-2012)، حيث لوحظ أن معدلات الصرف ستعرف ارتفاعا متزايدا وهذا ربما بسبب الارتفاع الذي يشهده المستوى العام للأسعار إضافة إلى اعتماد الاقتصاد الجزائري على الصادرات النفطية التي تتحكم في أسعارها قوى العرض والطلب في السوق العالمية.

2.2.2. دراسة (دربال ورملي، 2016):

دراسة قياسية للتنبؤ بسعر الصرف الاسمي للدينار الجزائري على المدى القصير. حاول الباحثان في هذه الورقة البحثية تطبيق أسلوب السلاسل الزمنية باستخدام نموذج Box-Jenkins للتنبؤ بسعر الصرف الاسمي للدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي بالقيم النهائية وهذا على المدى القصير. وتم الاعتماد على البيانات الشهرية لسعر الصرف للفترة الممتدة من جانفي 2009 إلى ديسمبر 2014.

توصلت الدراسة إلى أن أفضل نموذج ينطبق على بيانات سعر الصرف الاسمي هو نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الأولى ذو التأثيرات الفصلية (1.1.0) SARIMA. كما تبين من عملية التنبؤ أن سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي سيشهد انخفاضاً في الأشهر المتنبأ بها. وهذا لكون سعر الصرف الاسمي للدينار الجزائري يتأثر كثيراً بالصدمات النقدية والصدمات الحقيقية.

3.2.2. دراسة (مدوري و مكديش، 2017) :

دراسة مقارنة بين نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري.

قام الباحثان في هذه الدراسة بمقارنة نماذج التنبؤ المتمثلة في نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل العملات الأجنبية الرئيسية لسوق الصرف، الدولار الأمريكي، الأورو والجنه الإسترليني. وتم استخدام البيانات الشهرية للسنوات 2000-2014 للتنبؤ بالقيم المستقبلية لأشهر السنة الموالية 2015.

وخلصت الدراسة إلى أن نموذج الشبكات العصبية كان أكثر دقة في التنبؤ مقارنة بنموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة ذات التفاضل الكسري ARFIMA بالنسبة لسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي ومقابل الأورو. بينما تفوق الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة ذات التفاضل الكسري ARFIMA على نموذج الشبكات العصبية في التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الجنيه الإسترليني.

4.2.2. دراسة (بن العارية و ساوس، 2018) :

التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية. الهدف من هذه الدراسة هو التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري مقابل اليورو بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية، وذلك لمعرفة دقة التنبؤ بهذه الطريقة مقارنة بالطرق الإحصائية التقليدية، وذلك لما تتميز به السلاسل الزمنية لأسعار الصرف كونها سلاسل غير خطية، ديناميكية وعشوائية. ولهذا الغرض قام الباحثان بالاعتماد على البيانات الشهرية لأسعار صرف الدينار الجزائري، وأظهرت النتائج أن الشبكات العصبية تعتمد على أساس رياضي قوي، وتمتلك القدرة على تخزين المعرفة المكتسبة من

خلال البيانات التي يتم تشغيلها على الشبكة. وبالتالي تفوق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية على نموذج التمهيد الآسي لهولت في التنبؤ من خلال المقارنة بينهما باستخدام معيار متوسط الخطأ المطلق ومتوسط مربع الخطأ.

5.2.2. دراسة (بوزيان و بن يحي، 2020):

تقييم دور البنك المركزي الجزائري في توجيه وتحديد سعر الصرف: دراسة قياسية على سعر الصرف الإسمي للدينار مقابل الدولار الأمريكي خلال الفترة (1990-2017)
حاول الباحثان من خلال هذه الورقة البحثية تقييم فعالية البنك المركزي في توجيه وتحديد سعر الصرف في الجزائر وهذا من خلال دراسة أثر المتغيرات النقدية على سعر الصرف الإسمي في الجزائر للفترة الممتدة من 1990 إلى 2017، باستخدام طريقة الانحدار الذاتي للفجوات الزمنية الموزعة (ARDL)، وقد تمثلت النتائج الرئيسية للدراسة فيما يلي:

- أدت التقلبات الحادة والمتكررة لأسعار البترول في السوق العالمي إلى تباطؤ معدلات النمو الاقتصادي وارتفاع تكاليف الصرف في الجزائر.
- يتأثر سعر الصرف بعدة متغيرات وعوامل اقتصادية كالعرض النقدي وأسعار الفائدة والمستوى العام للأسعار وحالة ميزان المدفوعات ونمو الإنتاج وغيرها، بالإضافة إلى عوامل أخرى غير اقتصادية كعدم الاستقرار السياسي والإشاعات، ومن خلال النتائج يتضح أن سعر الصرف في الجزائر يتحدد على أساس اعتبارات نقدية ومالية محضة لا تأخذ في الحسبان الاقتصاد الحقيقي.
- سعر الصرف الإسمي في الجزائر يتأثر بشكل مباشر بالقيم السابقة له، وهو ما يعد دليلاً على التدهور المستمر في قيمة صرف العملة الوطنية. كما أنه لم يكن لمعدل التضخم أي تأثير على سعر الصرف الإسمي خلال فترة الدراسة على الرغم من اعتباره من بين المؤشرات النقدية التفسيرية الهامة.
- يعزز التأثير الضعيف والمتباين لمتغيري معدل الفائدة الحقيقي والعرض النقدي على سعر الصرف من حقيقة أن سعر صرف الدينار لا يزال مداررغم محاولة تحريره التي جاءت في

إطار سياسات التعديل الهيكلي، ومنه فإن عدم تماشي سعر الصرف مع محدداته الأساسية هو كنتيجة حتمية لاستهداف البنك المركزي لسعر صرف حقيقي توازني مستقر لفترة طويلة كسياسة حمائية لا يمكنها استيعاب الصدمات الحقيقية.

3.2. تحليل الدراسات السابقة

بعد عرض الدراسات السابقة التي عالجت موضوع التنبؤ بأسعار الصرف سيتم تحليل هذه الدراسات والمقارنة بينها بهدف إبراز الإضافة العلمية للدراسة التي سنقوم بها.

1.3.2. تحليل الدراسات السابقة الأجنبية

بهدف تشكيل صورة شاملة وواضحة للدراسات السابقة الأجنبية التي تم عرضها، قمنا بتلخيص هذه الدراسات في الجدول (1-2) لتوضيح الأدوات المستخدمة في التنبؤ والمدخلات والمخرجات لكل نموذج مستخدم في هذه الدراسات.

جدول (1-2): الدراسات السابقة الأجنبية

المؤلف	الأداة المستخدمة في التنبؤ	المدخلات	المخرجات
(Zhang & Wan, 2007)	الشبكة العصبية للمجالات المبهمة الإحصائية (statistical fuzzy interval neural network)	المتوسطات الأسبوعية، الحد الأقصى لأخطاء التقدير والانحرافات المعيارية	سعر صرف ثلاث عملات (الين الياباني، الجنيه الإسترليني ودولار هونج كونج)
(Alizadeh, Rada, Balagh, & Esfahani, 2009)	نظام استدلال عصبي ضبابي تكيفي (ANFIS)	أسعار الفائدة، عرض النقود، أسعار النفط، القيم السابقة لأسعار الصرف ومؤشر ستوكاستيك.	سعر صرف الدولار الأمريكي مقابل الين الياباني
(Fahimifar, Homayounif, Sabouhi, &	،ANFIS ،ANN ARIMA و GARCH	البيانات اليومية للريال الإيراني مقابل الدولار الأمريكي	سعر صرف الريال الإيراني مقابل الدولار الأمريكي

			Moghaddamn, 2009)
سعر صرف ثلاث عملات (الين الياباني، الجنيه الإسترليني والفرنك السويسري) مقابل الدولار الأمريكي	معدل الفائدة، الناتج المحلي الإجمالي، التصنيف الائتماني، الاستثمار في الأصول الثابتة، معدل التضخم، معدل نمو ميزان المدفوعات ومعدل النمو في مستوى الدخل	المنطق المبهم (Fuzzy logic)	(Korol, 2014)
سعر الصرف لعملات ثلاث دول آسيوية (ماليزيا، الفلبين وسنغافورة) مقابل الدولار الأمريكي	العرض النقدي، الدخل الوطني، معدل الفائدة، معدل التضخم، مؤشر أسعار الاستهلاك، ومؤشر أسعار الإنتاج	نظام عصبي مبهم قائم على التكامل المشترك (cointegration based) (neuro-fuzzy system)	(Gharlegghi, Shaari, & Shafighi, 2014)
سعر صرف الدولار الأمريكي مقابل الشيكال	القيم السابقة، البواقي السابقة والقيم المقدرة من نموذج ARIMA	نموذج ARIMA - ANN الهجين	(حمدان، 2015)
عوائد سعر صرف اليورو مقابل الدولار الأمريكي	أسعار صرف الين، اليورو والجنيه الإسترليني مقابل الدولار الأمريكي وبواقي نموذج VAR-VECM القياسي	شبكة عصبية اصطناعية (ANN) مع نموذج الانحدار الذاتي المتجه (VAR)	(Parot, Michell, & Kristjanpoller, 2019)

المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على الدراسات السابقة الأجنبية.

يلاحظ من الجدول أعلاه أن كل الدراسات السابقة الأجنبية التي تم عرضها اشتركت في هدفها وهو التنبؤ بأسعار الصرف. واستخدمت عدة طرق ونماذج في عملية التنبؤ، تنوعت بين نماذج الذكاء الاصطناعي مثل دراسة (Korol, 2014)، والنماذج الهجينة التي تعتمد على الدمج بين عدة أدوات في عملية التنبؤ على غرار دراسات (Zhang & Wan, 2007)، (Alizadeh, Rada, Balagh, &

(Parot, Michell, & (Gharleghi, Shaari, & Shafighi, 2014)، (Esfahani, 2009) Kristjanpoller, 2019) و (حمدان، 2015). كما أن بعض الدراسات استخدمت أكثر من أداة وذلك بهدف المقارنة بين هذه الأدوات من حيث دقة التنبؤ مثل ما جاء في دراسة (Fahimifar, Homayounif, Sabouhi, & Moghaddamn, 2009).

ويلاحظ أيضا أن بعض الدراسات اعتمدت في عملية التنبؤ على عدة متغيرات كمدخلات للنموذج والتي تمثلت في بعض محددات أسعار الصرف مثل دراسات (Alizadeh, Rada, Balagh, & Esfahani, 2009) و (Korol, 2014) و (Gharleghi, Shaari, & Shafighi, 2014). كما أن دراسات أخرى اعتمدت في مدخلات نموذجهما المستخدم على القيم التاريخية لسعر الصرف إضافة إلى متغيرات أخرى مشتقة من سلسلة أسعار الصرف في حد ذاتها مثل دراسات (Zhang & Wan, 2007)، (حمدان، 2015) و (Parot, Michell, & Kristjanpoller, 2019). بينما اعتمد دراسة (Fahimifar, Homayounif, Sabouhi, & Moghaddamn, 2009) على البيانات التاريخية فقط لسعر الصرف كمدخلات للنموذج.

2.3.2. تحليل الدراسات السابقة المحلية

الجدول (2-2) يلخص الدراسات السابقة المحلية بهدف توضيح الأدوات المستخدمة في التنبؤ والمدخلات والمخرجات لكل نموذج مستخدم في هذه الدراسات.

جدول (2-2): الدراسات السابقة المحلية

المؤلف	الأداة المستخدمة في التنبؤ	المدخلات	المخرجات
(شطباني، 2012)	المربعات الصغرى الاعتيادية OLS	النتائج المحلي الإجمالي، درجة الانفتاح التجاري، عرض النقد، أسعار النفط، معدل التبادل الخارجي واحتياطات الصرف الأجنبي	سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي

سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي	سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي	نموذج الانحدار الذاتي ذو التأثيرات الفصلية SARIMA	(دربال ورملي، 2016)
سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي، اليورو والجنيه الإسترليني	سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي، اليورو والجنيه الإسترليني	نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN	(مدوري و مكيديش، 2017)
سعر صرف الدينار الجزائري مقابل اليورو	سعر صرف الدينار الجزائري مقابل اليورو	Exponential smoothing التمهيد الأسّي والشبكات العصبية الاصطناعية ANN	(بن العارية و ساوس، 2018)
سعر الصرف الإسمي للدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي	معدل التضخم، سعر الفائدة الحقيقي وعرض النقود	الانحدار الذاتي للفجوات الزمنية الموزعة (ARDL)	(بوزيان و بن يحيى، 2020)

المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على الدراسات السابقة المحلية.

اجتمعت الدراسات السابقة المحلية التي تم عرضها في هدفها المتمثل في التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري، واختلفت في الطرق والنماذج المستخدمة ومدخلات هذه النماذج. الملاحظ أن أغلب هذه الدراسات استخدمت نماذج خطية والمتمثلة في المربعات الصغرى الاعتيادية OLS في دراسة (شطباني، 2012)، ونموذج الانحدار الذاتي ذو التأثيرات الفصلية SARIMA في دراسة (دربال ورملي، 2016)، والانحدار الذاتي للفجوات الزمنية الموزعة (ARDL) في دراسة (بوزيان و بن يحيى، 2020). بينما كانت (مدوري و مكيديش، 2017) و (بن العارية و ساوس، 2018) الدراستين الوحيدتين التي اعتمدت على نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية بهدف مقارنته بالنماذج الخطية.

كما اختلفت الدراسات المحلية التي تم عرضها في مدخلات النماذج المستخدمة، فاعتمدت كل من الدراسات (دربال ورملي، 2016)، (مدوري و مكيديش، 2017) و (بن العارية و ساوس،

(2018) على بيانات سعر صرف الدينار الجزائري فقط كمدخلات، بينما ضمت المدخلات عدة متغيرات تدخل ضمن محددات سعر الصرف في كل من دراسة (شطباني، 2012) ودراسة (بوزيان و بن يحي، 2020).

خلاصة

بعد عرض الدراسات السابقة، الملاحظ أن الدراسات الأجنبية استخدمت عدة طرق ونماذج في عملية التنبؤ، تنوعت بين نماذج الذكاء الاصطناعي، والنماذج الهجينة التي تعتمد على الدمج بين عدة أدوات في عملية التنبؤ. كما أن بعض الدراسات الأجنبية استخدمت أكثر من أداة وذلك بهدف المقارنة بين هذه الأدوات من حيث دقة التنبؤ. بينما استخدمت أغلب الدراسات المحلية نماذج خطية والمتمثل في المربعات الصغرى الاعتيادية OLS، ونموذج الانحدار الذاتي ذو التأثيرات الفصلية SARIMA، والانحدار الذاتي للفجوات الزمنية الموزعة (ARDL).

كما أن بعض الدراسات الأجنبية اعتمدت في عملية التنبؤ على عدة متغيرات كمدخلات للنموذج والتي تمثلت في بعض محددات أسعار الصرف كما أن دراسات أخرى اعتمدت في مدخلات نموذجها المستخدم على القيم التاريخية لسعر الصرف إضافة إلى متغيرات أخرى مشتقة من سلسلة أسعار الصرف في حد ذاتها. بينما اختلفت الدراسات المحلية التي تم عرضها في مدخلات النماذج المستخدمة، فاعتمدت على بيانات سعر صرف الدينار الجزائري فقط كمدخلات، بينما ضمت دراسات محلية أخرى المدخلات عدة متغيرات تدخل ضمن محددات سعر الصرف.

الفصل الثالث:

الإطار النظري للأدوات

المستخدمة

تمهيد

لاقت أنظمة الذكاء الاصطناعي (AI) إقبالا كبيرا كتقنية تُقدم طرقا بديلة لمعالجة المشكلات المعقدة، وذلك لقدرتها على التعلم من خلال البيانات والتعامل مع المشاكل غير الخطية. لقد تم استخدامها في تطبيقات متنوعة في التحكم، الروبوتات، التعرف على الأنماط، التنبؤ، الطب، أنظمة الطاقة، التصنيع، التحسين، والعلوم الاجتماعية والنفسية. وتشمل أنظمة الذكاء الاصطناعي الأنظمة الخبيرة، المنطق المبهم والشبكات العصبية والأنظمة الهجينة التي تجمع بين تقنيتين أو أكثر.

وفي السنوات الأخيرة، تم تحسين نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN)، وأنظمة الاستدلال المبهمة وتهجينها لتحليل بيانات السلاسل الزمنية غير الخطية. ونظام الاستدلال العصبي المبهم (ANFIS) هو أحد الأنظمة الهجينة التي تجمع بين الشبكات العصبية (ANN) ونظام الاستدلال المبهم (FIS).

في هذا الفصل سنعرض الجانب النظري لأدوات الذكاء الاصطناعي التي سنستخدمها في التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري والمتمثلة في المنطق المبهم والشبكات العصبية الاصطناعية وكذا نظام الاستدلال العصبي المبهم (ANFIS) بهدف التعرف على بنيتها وخصائصها لاستخدامها لاحقا في عملية التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري.

1.3. المنطق المبهم

1.1.3. ظهور المنطق المبهم

في الميكانيكا الكلاسيكية (النيوتونية)، اعتُبر عدم اليقين أمراً غير مرغوب فيه، وينبغي تجنبه بأي طريقة. وفي أواخر القرن التاسع عشر، بدأ الباحثون يدركون أنه لا يوجد نموذج أو نظام بدون مقدار معين من عدم اليقين. ويكون وصف النظام أو النموذج غير مكتمل بدون أخذ هذه الظاهرة بعين الاعتبار. ومنذ ذلك الحين أدرج عدم اليقين في النماذج والأنظمة في العلوم والهندسة. في هذه المرحلة تم تحديد الارتياح في القياس بمساعدة نظرية الاحتمالات، التي وضعت في القرن الثامن عشر من قبل توماس بايز Thomas Bayes.

تم انتقاد هذا المنظور لأول مرة من قبل ماكس بلاك Max Black في مقاله عام 1937 (الغموض: عملية في التحليل المنطقي) (Black, 1990). واقترح مقياساً للغموض، ويمكن استخدام الغموض لوصف نوع معين من عدم اليقين. كما اقترح ما سماه بالمجموعة الغامضة. وكانت هذه أول محاولة لإعطاء نظرية رياضية دقيقة للمجموعات بإدراج دالة العضوية.

كما أشار ألبرت اينشتاين Albert Einstein إلى أن الدقة الرياضية لا تتطابق مع الواقع. وأوضح في تعليقه الرائع في كتابه (الهندسة والخبرة) أنه "بقدر ما تشير قوانين الرياضيات إلى الواقع، فهي غير مؤكدة؛ وبقدر ما تكون مؤكدة، فإنها لا تشير إلى الواقع" (Einstein, 1921). وكان هذا تأكيداً واضحاً على أن المتغيرات لا يمكن قياسها رياضياً بدقة. كما أن التفكير البشري لا تحكمه الحسابات العددية، وإنما المنطق التقريبي القائم على معالجة معلومات غير دقيقة.

وفي سنة 1965 قام لطفي زاده Lotfi Zadeh بتقديم مفهوم المنطق المبهم لأول مرة، وهو أداة رياضية للتعامل مع الغموض وعدم اليقين. وقدم طريقة تساعد البرمجة الحاسوبية على التعامل مع الكلمات. ويوفر المنطق المبهم بنية استدلال تناسب قدرات الاستدلال البشري. على عكس نظرية المجموعات الثنائية التقليدية التي تصف فقط الاحداث التي إما أن تحدث أم لا.

2.1.3. المنطق التقليدي والمنطق المبهم Classical logic and Fuzzy logic

المنطق هو دراسة أساليب الاستدلال، ويقصد بالاستدلال الحصول على عبارات جديدة انطلاقاً من عبارات حالية.

في المنطق التقليدي (Classical logic)، تكون العبارة المنطقية P إما صحيحة أو خاطئة، وعلى هذا الأساس تكون لقيمة الصدق للعبارة قيمتين: القيمة "1" في حالة الصحة، والقيمة "0" في حالة الخطأ، ولهذا سمي هذا النوع من المنطق أيضاً بالمنطق الكلاسيكي ذو القيمتين.

سيطر المنطق الكلاسيكي ذو القيمتين على العلوم لأكثر من قرن من الزمن، ولكنه لم يكن ناجحاً في حل العديد من المشاكل، وفشل في أن يكون قابلاً للتطبيق في أغلب الحالات بسبب قيم الصدق المطلقة.

المنطق المبهم (Fuzzy logic) يعتبر الانتقال من الحقيقة المطلقة إلى الحقيقة الجزئية التي تعمم المنطق الكلاسيكي ذو القيمتين وذلك بإتاحة التعبير عن قيم الحقيقة الجزئية بعدد من المجال $[0,1]$. ويسمح هذا التعميم بتقديم استدلالات تقريبية، أي استنتاجات غير دقيقة، أي عبارات مبهمة. المنطق المبهم ليس غامضاً، بل هو منطق دقيق لعدم الدقة والمنطق التقريبي (Zadeh L. A., 2008).

3.1.3. نظرية المجموعات التقليدية Crisp Sets

نعرف المجموعة التقليدية (أو المجموعة المحددة) (Classical or Crisp Sets) في المجتمع X على أنها تجميع من العناصر التي تجمعها خاصية معينة.

يمكن أن نعرف المجموعة بإحدى الطريقتين التاليتين:

أ. إما بتجميع عناصرها، ويشار هنا إلى أن ترتيب العناصر أو تكرارها ليس مهماً، مثلاً:

$$\{1,2,3,4,5\} = \{4,2,1,3,5\} = \{1,3,1,4,4,2,5,3\}$$

$$\{a, b, c, d\} = \{c, b, a, d\} = \{a, c, a, d, d, b\}$$

ب. وإما بعرض الخاصية التي تجمع عناصرها.

كما يمكن تمثيل المجموعة بيانياً بواسطة مخطط فان (Venn).

على سبيل المثال نعتبر المجموعة A المعرفة بتجميع عناصرها كما يلي:

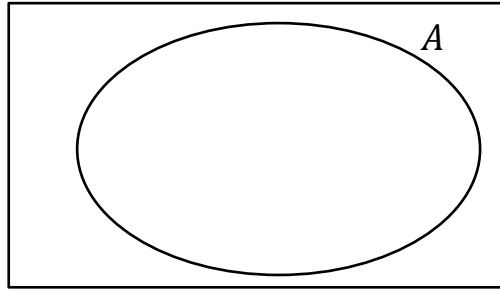
$$A = \{1,2,3,4,5,6,7,8,9,10\}$$

يمكن تعريفها بالخاصية التي تجمع عناصرها كما يلي:

$$A = \{x \in \mathbb{N} \mid 1 \leq x \leq 10\}$$

مخطط فان للمجموعة A موضح في الشكل التالي:

شكل (1-3): مخطط فان للمجموعة $A = \{x \in \mathbb{N} \mid 1 \leq x \leq 10\}$



المصدر: من إعداد الطالب.

نرمز بالرمز x لكل عنصر من عناصر المجتمع X . ويمكن أن تكون هذه العناصر أعدادا صحيحة قابلة للعدّ أو حقيقية مستمرة. مثلا:

- الأعداد الصحيحة من 1 إلى 100.
- درجات الحرارة لمكيف كهربائي.
- تيارات تشغيل محرك كهربائي.

يسمى العدد الكلي لعناصر مجموعة A بعددها الأصلي (cardinal) ويرمز له بالرمز n_x أو

$$. \text{card}(A)$$

تسمى المجموعة التي تضم جميع عناصر المجتمع X بالمجموعة الشاملة ويقبلها في الإحصاء الرياضي الحادث الأكيد. وتسمى المجموعة التي لا تضم أي عنصر بالمجموعة الخالية ويرمز لها بالرمز \emptyset والتي يقابلها في الإحصاء الرياضي الحادث المستحيل.

1.3.1.3 المجموعة الجزئية والاحتواء

إذا كانت A و B مجموعتان، نقول أن A محتواة في B ونكتب ذلك بالشكل: $A \subset B$ إذا كان كل عنصر من A هو كذلك عنصر من B . المجموعة A في هذه الحالة تعتبر جزءاً أو مجموعة جزئية من B (Stéphane & Frédéric, 2009, p. 27).

بعبارة أخرى إذا كانت A و B مجموعتان جزئيتان من المجموعة X ، فإننا نقول أن A محتواة في B إذا كان:

$$\forall x \in X: (x \in A \Rightarrow x \in B)$$

مثلاً: بالنسبة لمجموعات الأعداد نجد أن:

$$\mathbb{N} \subset \mathbb{Z} \subset \mathbb{Q} \subset \mathbb{R} \subset \mathbb{C}$$

باستخدام خواص العلاقات المنطقية الرياضية، يمكن إثبات صحة عبارة عدم الاحتواء التالية:

$$A \not\subset B \equiv \exists x \in X: (x \in A \text{ and } x \notin B)$$

وهذا يعني أنه إذا كانت المجموعة A غير محتواة في B فإنه يوجد على الأقل عنصر من A لا ينتمي للمجموعة B .

$$\text{مثلاً: } \mathbb{Q} \not\subset \mathbb{Z} \text{ لأن } 2/3 \in \mathbb{Q} \text{ و } 2/3 \notin \mathbb{Z}$$

خواص:

1. المجموعة الخالية \emptyset محتواة في جميع المجموعات.
2. كل مجموعة محتواة في نفسها.
3. إذا كان $A \subset B$ فإن: $\text{card}(A) \leq \text{card}(B)$
4. إذا كان $A \subset B$ و $B \subset C$ فإن $A \subset C$
5. نقول عن مجموعتين A و B أنهما متساويتين إذا كان كل عنصر من A هو عنصر من B ، وكل عنصر من B هو عنصر من A . أي:

$$A = B \Leftrightarrow A \subset B \text{ and } B \subset A$$

2.3.1.3. مجموعة أجزاء مجموعة

لتكن E مجموعة. نسمي المجموعة التي عناصرها جميع المجموعات الجزئية التي يمكن تشكيلها من عناصر المجموعة E بمجموعة أجزاء المجموعة E ونرمز لها بالرمز $P(E)$. وعبرة أخرى يمكن القول أنه إذا كان $A \in P(E)$ فإن $A \subset E$.

على سبيل المثال إذا كانت $E = \{a, b, c\}$ فإن:

$$P(E) = \{\emptyset, \{a\}, \{b\}, \{c\}, \{a, b\}, \{a, c\}, \{b, c\}, \{a, b, c\}\}$$

نلاحظ أن عدد عناصر المجموعة $P(E)$ يساوي $2^3 = 8$ ، ويمكن تعميم هذه النتيجة، فإذا كانت E مجموعة منتهية وعددها الأصلي n فإن المجموعة $P(E)$ منتهية معددها الأصلي هو $card(P(E)) = 2^n$.

3.3.1.3. العمليات على المجموعات التقليدية

يمكن إجراء عدة عمليات على المجموعات التقليدية، وهي موضحة في هذا الجزء (Stéphane & Frédéric, 2009, pp. 27-29).

1.3.3.1.3 اتحاد مجموعتين

لتكن المجموعة E . ولتكن A و B مجموعتين جزئيتين من E . اتحاد المجموعتين A و B هو المجموعة المكونة من عناصر المجموعة E التي تنتمي إلى A أو B ، ونرمز لها بالرمز $A \cup B$. أي أن:

$$A \cup B = \{x \in E \mid x \in A \text{ or } x \in B\}$$

مخطط فان لاتحاد مجموعتين موضح في الشكل (2-2).

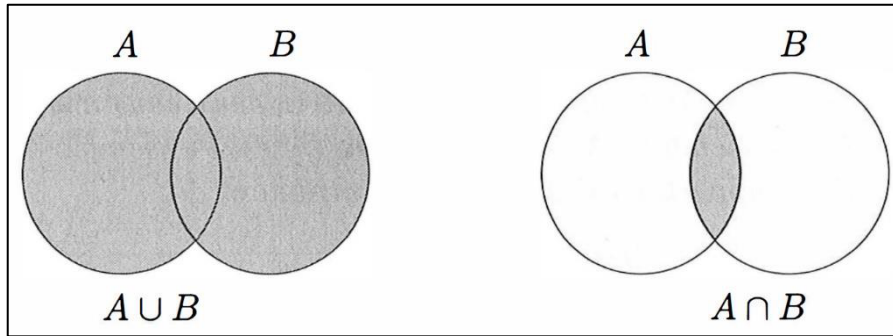
2.3.3.1.3 تقاطع مجموعتين

لتكن المجموعة E . ولتكن A و B مجموعتين جزئيتين من E . تقاطع المجموعتين A و B هو المجموعة المكونة من عناصر المجموعة E التي تنتمي إلى A و B ، ونرمز لها بالرمز $A \cap B$. أي أن:

$$A \cap B = \{x \in E \mid x \in A \text{ and } x \in B\}$$

مخطط فان لتقاطع مجموعتين موضح في الشكل (2-3).

شكل (2-3): مخطط فان يوضح اتحاد وتقاطع مجموعتين A و B



Source: Stéphane , B., & Frédéric, S. (2009). Algèbre et analyse Cours de mathématiques de première année avec exercices corrigés. Lyon: PPUR presses polytechniques. p.28

3.3.3.1.3 الفرق بين مجموعتين

لتكن المجموعة E . ولتكن A و B مجموعتين جزئيتين من E .
الفرق تقاطع المجموعتين A و B والذي نرسم له بالرمز $A \setminus B$ هو المجموعة المكونة من عناصر المجموعة A والتي لا تنتمي إلى B . أي أن:

$$A \setminus B = \{x \in E \mid x \in A \text{ and } x \notin B\}$$

مخطط فان للفرق مجموعتين موضح في الشكل (2-3) .

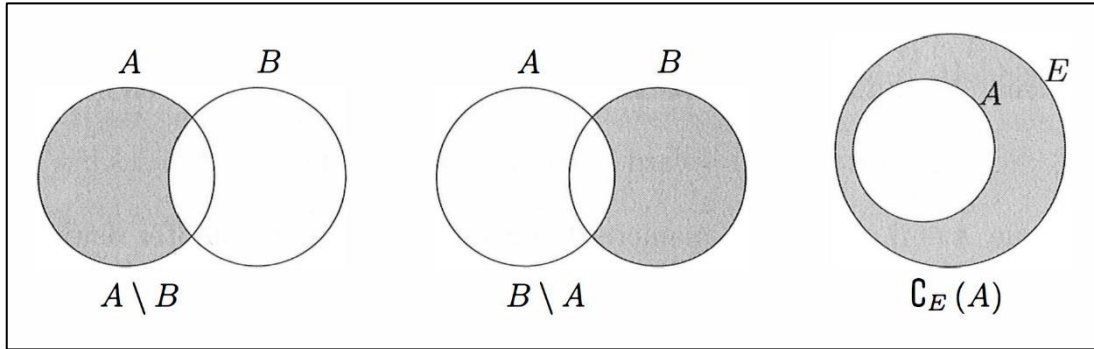
4.3.3.1.3 متممة مجموعة

لتكن A مجموعة جزئية من E .
نسمي متممة المجموعة A للمجموعة E المجموعة الجزئية من E والتي نرسم لها بالرمز $C_E(A)$ أو \bar{A} والتي تضم عناصر المجموعة E التي لا تنتمي إلى A . أي أن:

$$\bar{A} = C_E(A) = \{x \in E \mid x \notin A\} = E \setminus A$$

مخطط فان لمتممة مجموعة موضح في الشكل (3-3) .

شكل (3-3): مخطط فان يوضح الفرق بين مجموعتين، و متممة مجموعة



Source: Stéphane , B., & Frédéric, S. (2009). Algèbre et analyse Cours de mathématiques de première année avec exercices corrigés. Lyon: PPUR presses polytechniques. p.29

5.3.3.1.3 الجداء الديكارتي

الجداء الديكارتي للمجموعتين A و B هو المجموعة التي نرسم لها بالرمز $A \times B$ والتي عناصرها عبارة عن الثنائيات (a, b) حيث $a \in B, b \in B$ ، أي:

$$A \times B = \{(a, b) | a \in B, b \in B\}$$

بنفس الطريقة نعرف الجداء الديكارتي لعدة مجموعات A_1, A_2, \dots, A_n كما يلي:

$$A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n = \{(x_1, x_2, \dots, x_n) | x_1 \in A_1, x_2 \in A_2, \dots, x_n \in A_n\}$$

4.3.1.3 خواص المجموعات التقليدية

كما هو الحال في العمليات الرياضية، فإن العمليات على المجموعات التقليدية تتميز بخواص نلخصها فيما يلي (Lee, 2009, p. 6):

لتكن المجموعة E . ولتكن A, B, C ثلاث مجموعات جزئية من E

$$(1) \text{ التبادل } A \cup B = B \cup A, \quad A \cap B = B \cap A$$

$$(2) \text{ التجميع: } A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap C$$

$$(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C)$$

$$(3) \text{ التوزيع: } A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$$

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$$

$$(4) A \cup \emptyset = A$$

$$(5) A \cap \emptyset = \emptyset$$

$$A \cup E = E \quad (6)$$

$$A \cap E = A \quad (7)$$

$$A \subseteq C \text{ إذا كان } A \subseteq B \subseteq C \quad (8)$$

$$\bar{\bar{A}} = A \text{ الانعكاس: } \quad (9)$$

$$A \cup \bar{A} = E \text{ (مبدأ الثالث المرفوع (Law of excluded middle))} \quad (10)$$

$$A \cap \bar{A} = \emptyset \text{ (مبدأ التناقض (Law of contradiction))} \quad (11)$$

$$\overline{A \cap B} = \bar{A} \cup \bar{B}, \quad \overline{A \cup B} = \bar{A} \cap \bar{B} \text{ (قانون دي مورغان De Morgan's Law)} \quad (12)$$

(Law

يعتبر مبدأ الثالث المرفوع (Law of excluded middle) ومبدأ التناقض (Law of contradiction) وقانون دي مورغان (De Morgan's Law) من أهم الخواص لأنها الخواص الوحيدة التي لا يمكن تطبيقها على المجموعات المبهمة (Sivanandam, Sumathi, & Deepa, 2007, p. 10).

5.3.1.3. تمثيل مجموعة تقليدية على شكل دالة

قاعدة الانتماء التي تميز عناصر مجموعة تقليدية A حيث $A \subseteq E$ يمكن تمثيلها على شكل دالة تسمى بدالة الانتماء والمعرفة كما يلي (George & Maria, 2007, p. 7):

$$\mu_A: E \rightarrow \{0,1\}$$

حيث ترفق كل عنصر من E بإحدى القيمتين 1 أو 0 ، وتشير إلى ما إذا كان $x \in E$ عنصراً من المجموعة A أم لا:

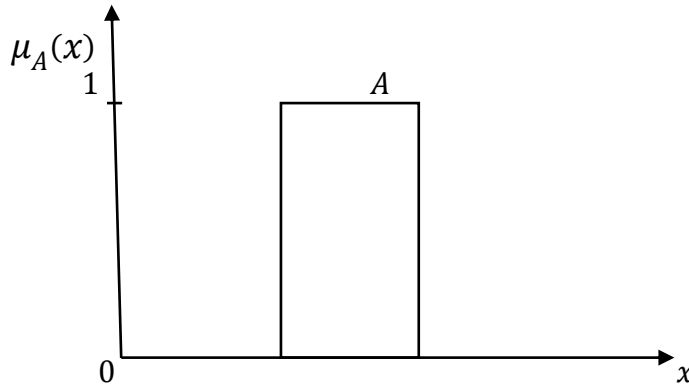
$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (2.1)$$

$$\mu_A(x) \in \{0,1\} \text{ أي أن:}$$

وبطريقة عكسية، إذا كانت دالة $\mu_A(x)$ معرفة بالعلاقة (2.1) فهي عبارة عن دالة الانتماء للمجموعة $A \subseteq E$ حيث تضم العناصر $x \in E$ التي تحقق $\mu_A(x) = 1$.

التمثيل البياني لدالة الانتماء للمجموعة A موضح في الشكل (3-4).

شكل (3-4): التمثيل البياني لدالة الانتماء للمجموعة A



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

- ◀ المجموعة الشاملة E لها دالة انتماء $\mu_E(x)$ بحيث $\mu_E(x) = 1$ من أجل جميع قيم x .
- ◀ والمجموعة الخالية \emptyset لها دالة انتماء $\mu_\emptyset(x)$ بحيث $\mu_\emptyset(x) = 0$ من أجل جميع قيم x .
- ◀ إذا كانت A و B مجموعتين جزئيتين من E فإن:

- دالة الانتماء لاتحاد هاتين المجموعتين معرفة كما يلي:

$$A \cup B \rightarrow \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

- دالة الانتماء لتقاطع هاتين المجموعتين معرفة كما يلي:

$$A \cap B \rightarrow \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

- دالة الانتماء لمتمة المجموعة A معرفة كما يلي:

$$\bar{A} \rightarrow \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

◀ إذا كان $A \subset B$ فإن: $(\mu_A(x) \leq \mu_B(x))$

مثلا إذا كانت $E = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$

و $A = \{x_2, x_4, x_6\}$ مجموعة جزئية من E حيث

باستخدام العلاقة (2.1) يكون:

$$\begin{aligned} \mu_A(x_1) &= 0, \mu_A(x_2) = 1, \mu_A(x_3) = 0, \\ \mu_A(x_4) &= 1, \mu_A(x_5) = 0, \mu_A(x_6) = 1. \end{aligned}$$

ومنه دالة الانتماء للمجموعة A هي:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x = x_2, x_4, x_6 \\ 0, & x = x_1, x_3, x_5 \end{cases}$$

كما يمكن تمثيل المجموعة A بالشكل التالي:

$$E = \{(x_1, 0), (x_2, 1), (x_3, 0), (x_4, 1), (x_5, 0), (x_6, 1)\}$$

وكمثال آخر، سنحاول تحديد مجموعة تضم "الرجال طوال القامة"، ونعتبر الرجل طويلا إذا كان

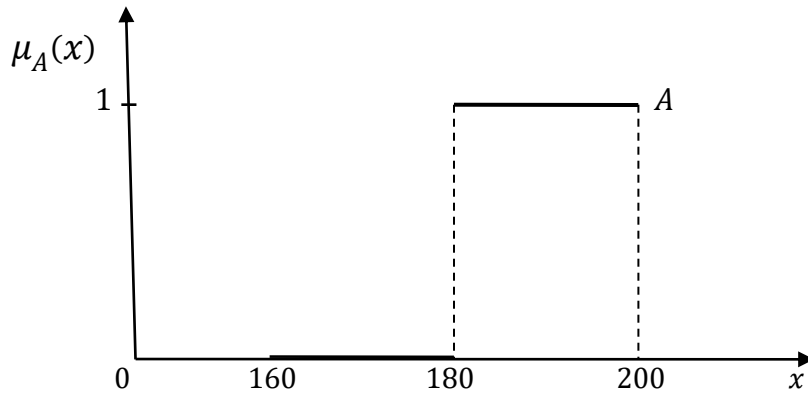
طوله 180 سم أو أكثر، ومنه تكون دالة الانتماء للمجموعة {رجل طويل} A كما يلي:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 180, \\ 0, & 160 \leq x < 180. \end{cases}$$

حيث نعتبر المجموعة الشاملة هي $U = \{x | 160 \leq x \leq 200\}$

التمثيل البياني لهذه الدالة موضح في الشكل (5-3)

شكل (5-3): دالة الانتماء للمجموعة A



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

نلاحظ أن هذه المجموعة التي تضم الرجال طويلي القامة ليست مرضية لأنها لا تأخذ التدرج بعين الاعتبار، وباعتبار وصف "طويل" غير محدد ومبهم، لأنه مثلا الشخص الذي طوله 179 لا يعتبر طويل القامة مثله مثل أي شخص طوله 160، وكذلك يلاحظ تمييز بين الطولين 179 و180.

4.1.3 نظرية المجموعات المبهمة Fuzzy Sets

رأينا سابقا أن الانتماء إلى مجموعة تقليدية هو محدد ودقيق، فكل عنصر إما أن يكون منتما للمجموعة أم لا، وبالتالي فدالة الانتماء تأخذ القيمة 0 أو 1. والمثال السابق (مجموعة الرجال طويلي القامة) يظهر قصور المجموعات التقليدية في الوصف والتمثيل عند التعامل مع كلمات وعبارات غامضة.

1.4.1.3 مفهوم المجموعة المبهمة Fuzzy Set

ولوصف الانتماء النسبي قدم لطفي زاده Zadeh في سنة 1965 مفهوم المجموعة المبهمة Fuzzy

.set

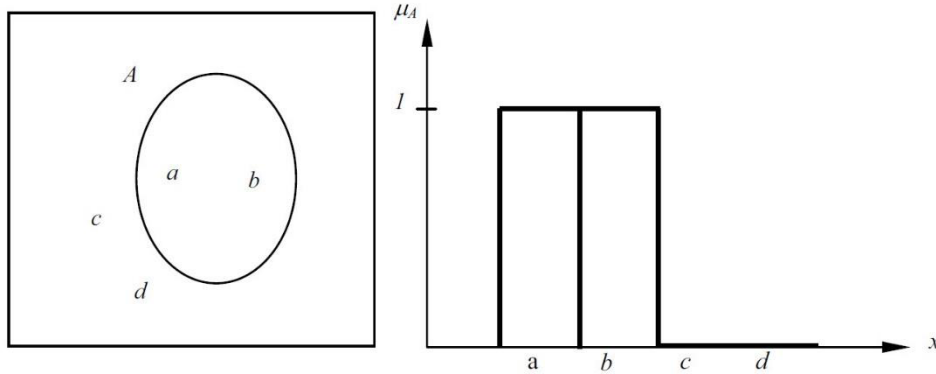
تتميز المجموعة المبهمة A في مجتمع X بدالة انتماء $\mu_A(x)$ تربط كل عنصر x من X بقيمة حقيقية في المجال $[0,1]$ ، وقيمة $\mu_A(x)$ تمثل "درجة عضوية" العنصر x في المجموعة A ، وبالتالي كلما اقتربت قيمة $\mu_A(x)$ من الواحد كلما زادت درجة عضوية العنصر x في المجموعة A (Zadeh L. , 1965).
أي أن:

$$\mu_A: X \rightarrow [0,1]$$

الشكلان (6-3) و(7-3) يوضحان الفرق بين المجموعات التقليدية والمجموعات المبهمة من خلال

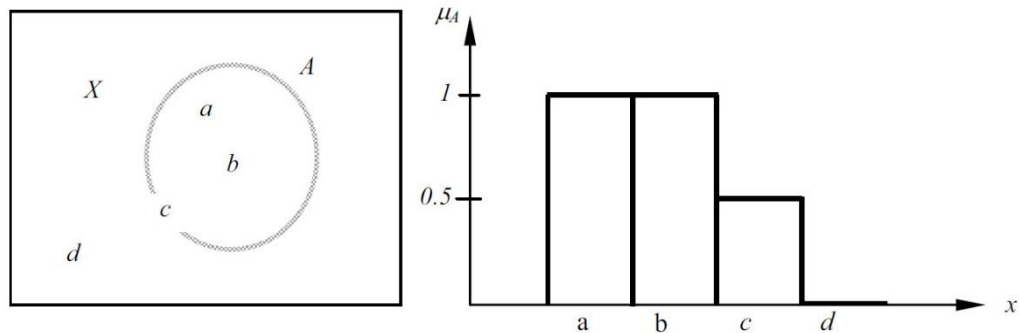
التمثيل البياني لدالة الانتماء.

شكل (6-3): التمثيل البياني لمجموعة تقليدية



Source: Lee, K. H. (2009). First Course on Fuzzy Theory and Applications. Berlin: Springer Science & Business Media. pp. 8-9

شكل (3-7): التمثيل البياني لمجموعة مبهمه



Source: Lee, K. H. (2009). First Course on Fuzzy Theory and Applications. Berlin: Springer Science & Business Media. pp. 8-9

كما يمكن تمثيل المجموعة المبهمه على شكل ثنائيات تضم عناصر المجموعة ودرجة انتمائها للمجموعة

$$\text{كما يلي: } A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$$

مثال: نعرف المجموعة A على أنها مجموعة الأعداد الحقيقية القريبة من 0 .

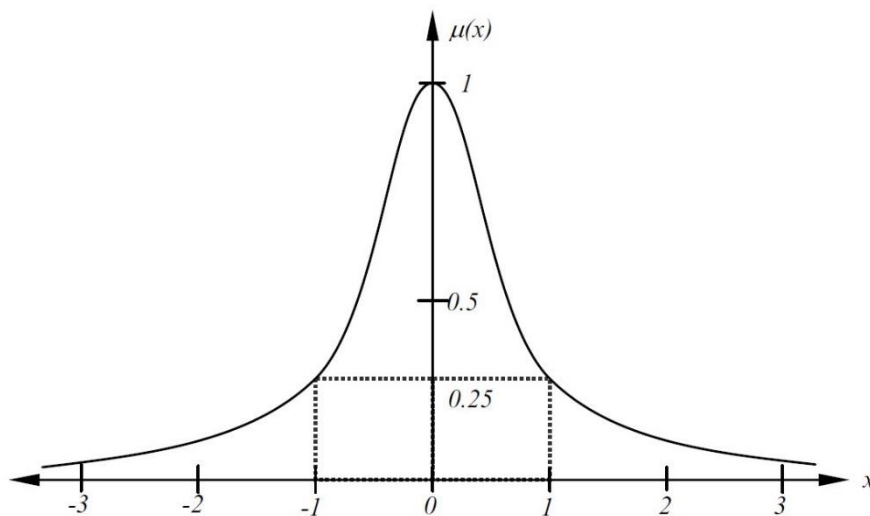
نلاحظ أن حدود هذه المجموعة غامضة، لذا تعتبر مجموعة مبهمه، ويمكن أن نحدد ما إذا كان

عدد حقيقي x عنصرا من المجموعة A من خلال دالة الانتماء التالية:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + x^2}$$

والشكل (3-8) يمثل هذه الدالة.

شكل (3-8): دالة الانتماء لمجموعة الأعداد الحقيقية القريبة من 0



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

2.4.1.3. أنواع دوال الانتماء Membership Functions

رأينا سابقاً أن دالة الانتماء هي الدالة التي تصف الإبهام لعناصر مجموعة مبهمه A في المجموعة الشاملة X والتي تربط كل عنصر من X بقيمة حقيقية من المجال $[0,1]$. ولا توجد قاعدة دقيقة لتحديد هذه الدالة، كما أن تحديدها يعتمد على المشكل في حد ذاته، ويتم اعتماداً على خبرة وتخمين الباحث. وعلى العموم توجد 5 أنواع لدوال الانتماء يمكن الاعتماد عليها حسب طبيعة المجموعة المبهمه (Siddique & Adeli, Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing, 2013, p. 23)

1.2.4.1.3 دالة الانتماء المثلثية Triangular MF

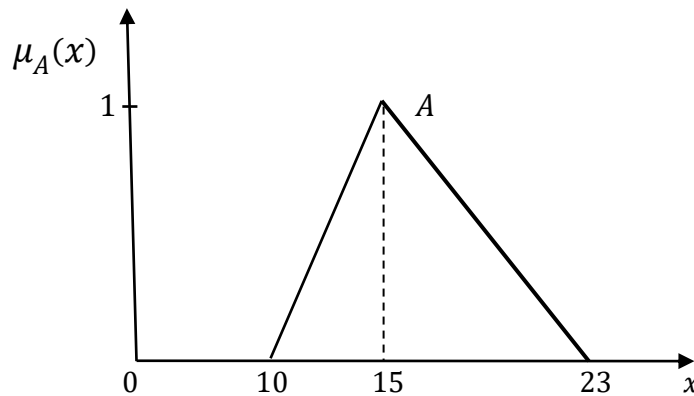
تتميز دالة الانتماء المثلثية بثلاث معلبات a ، b ، و c حيث $a < b < c$ وتكون معرفة كما يلي:

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

تحدد المعلبات a ، b ، و c رؤوس المثلث الذي يحدد احداثيات x . لاحظ الشكل (9-3) كمثال

لدالة الانتماء المثلثية.

شكل (9-3): دالة انتماء مثلثية Triangular MF



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

2.2.4.1.3 دالة الانتماء شبه المنحرفية Trapezoidal MF

تتميز دالة الانتماء شبه المنحرفية بأربع معلبات a ، b ، c ، و d حيث $a < b < c < d$ وتكون

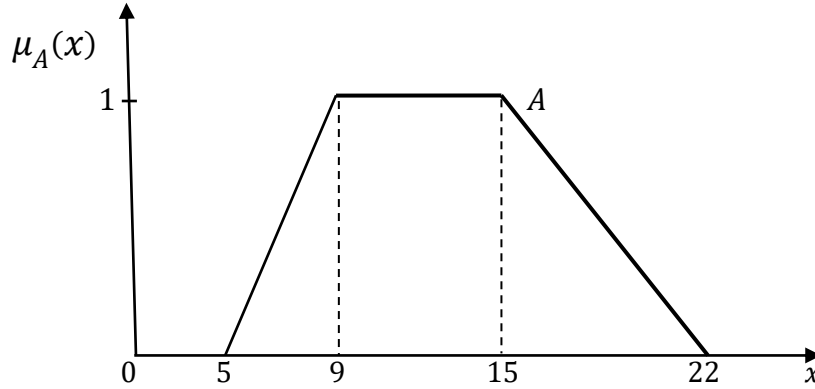
معرفة كما يلي:

$$\mu(x) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right)$$

تحدد المعلمات a, b, c, d رؤوس شبه المنحرف الذي يحدد احداثيات x . لاحظ الشكل

(10-3) كمثال لدالة الانتماء شبه المنحرفية.

شكل (10-3): دالة انتماء شبه منحرفية Trapezoidal MF



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

نظراً لصيغتها البسيطة وكفاءتها الحسابية ، تستخدم دوال الانتماء المثلثية وشبه المنحرفية بشكل

واسع.

3.2.4.1.3 دالة الانتماء الغاوسية Gaussian MF

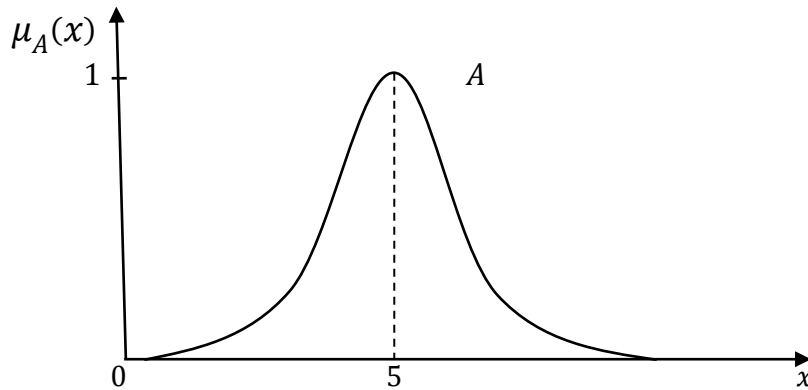
تميز دالة الانتماء الغاوسية بمعلمتين m و σ وهي معرفة كما يلي:

$$\mu(x) = \exp \left[-1/2 \left(\frac{x-m}{\sigma} \right)^2 \right]$$

المعلمتان m و σ تمثلان المركز والطول لدالة الانتماء الغاوسية على الترتيب. لاحظ الشكل (3-

(11) كمثال لدالة الانتماء الغاوسية.

شكل (3-11): دالة انتماء غاوسية Gaussian MF



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

4.2.4.1.3 دالة الانتماء على شكل الجرس Bell-shaped MF

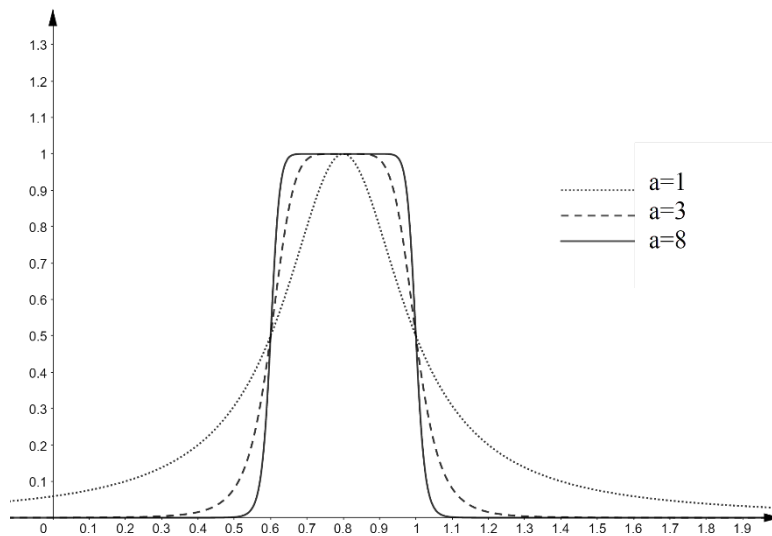
تتميز دالة الانتماء على شكل الجرس بثلاث معاملات m ، σ و a وهي معرفة كما يلي:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - m}{\sigma} \right|^{2a}}$$

المعلمتان m و σ تمثلان المركز والعرض لدالة الانتماء الغاوسية على الترتيب. لاحظ الشكل (3-)

(12) كمثال لدالة الانتماء الغاوسية.

شكل (3-12): دالة انتماء على شكل الجرس Bell-shaped MF



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

المعلمتان m و σ تمثلان المركز والعرض لدالة الانتماء على الترتيب، و a يمثل الميل.

5.2.4.1.3 دالة الانتماء السينية Sigmoidal MF

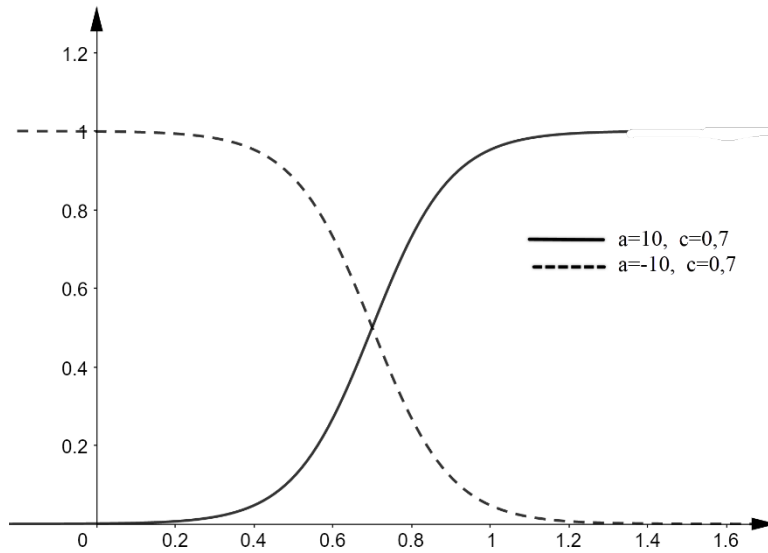
تعرف دالة الانتماء السينية بالعلاقة:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x - c)]}$$

تمثل المعلمة a ميل منحنى الدالة عند نقطة الانعطاف $x = c$. والشكل (13-3) يوضح مثالا

لدالة الانتماء الغاوسية.

شكل (13-3): دالة انتماء سينية Sigmoidal MF



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

3.4.1.3 مميزات دالة الانتماء

تتميز دالة الانتماء بمجموعة من الخصائص وهي: الحامل support ، النواة core، نقاط العبور

، crosspoints ، والحدود Boundaries .

1.3.4.1.3 الحامل Support

يعرف الحامل لمجموعة مبهمه A بأنه مجموعة النقاط $x \in X$ التي تحقق $\mu_A(x) > 0$ ، ويرمز له

بالرمز $Support(A)$ أي أن (Sivanandam, Sumathi, & Deepa, 2007, p. 74):

$$Support(A) = \{x \in X | \mu_A(x) > 0\}$$

2.3.4.1.3 النواة Core

تعرف النواة لمجموعة مبهمه A على أنها مجموعة النقاط من X التي لها درجة انتماء لـ A مساوية للواحد، ويرمز لها بالرمز $Core(A)$ (Sivanandam, Sumathi, & Deepa, 2007, p. 73)، أي أن:

$$Core(A) = Support(A) = \{x \in X | \mu_A(x) = 1\}$$

3.3.4.1.3 نقاط العبور Cross-points

نقاط العبور لمجموعة مبهمه تعرف على أنها النقاط من X التي لها درجة انتماء لـ A مساوية لـ 0.5 ويرمز لها بالرمز $crossover(A)$ (Siddique & Adeli, Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing, 2013, p. 23) أي:

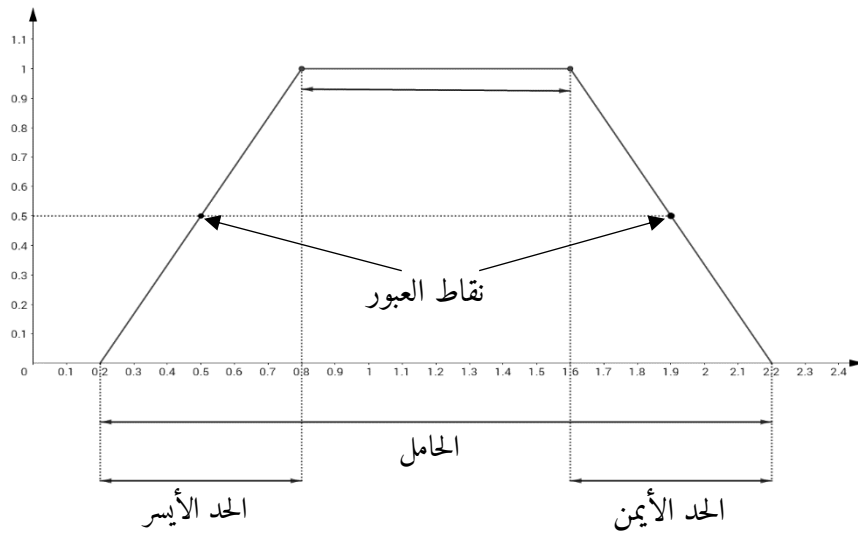
$$crossover(A) = \{x \in X | \mu_A(x) = 0.5\}$$

4.3.4.1.3 الحدود Boundaries

الحدود تضم النقاط التي لها درجة انتماء محصورة بين الصفر والواحد.

كل هذه المميزات موضحة في الشكل (14-3)

شكل (14-3): مميزات دالة الانتماء



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج GeoGebra Classic.

4.4.1.3. العمليات على المجموعات المبهمة

لتكن A و B مجموعتين مبهمتين من المجتمع X حيث:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$$

$$B = \{(x, \mu_B(x)) | x \in X\}$$

لتعريف العمليات على المجموعتين A و B ، سنعمد بشكل أساسي على دوال الانتماء (George

& Maria, 2007, p. 15)

1.4.4.1.3. تساوي مجموعتين

نقول عن المجموعتين A و B أنهما متساويتان ونرمز لذلك بالرمز $A = B$ إذا كان:

$$\forall x \in X, \quad \mu_A(x) = \mu_B(x)$$

2.4.4.1.3. الاحتواء

نقول عن المجموعة A أنها محتواة في B ونرمز لذلك بالرمز $A \subset B$ إذا كان:

$$\forall x \in X, \quad \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

كذلك نقول أن A هي مجموعة جزئية من B .

3.4.4.1.3. متممة مجموعة

نرمز لمتممة المجموعة A بالرمز \bar{A} وهي معرفة كما يلي:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

يباننا منحنى دالة الانتماء $\mu_{\bar{A}}(x)$ يكون متناظرا لمنحنى الدالة $\mu_A(x)$ بالنسبة للمستقيم الذي

معادلته $x = 0.5$.

4.4.4.1.3. تقاطع مجموعتين

نعرف تقاطع المجموعتين A و B والذي نرمز له بالرمز $A \cap B$ كما يلي:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)); \quad x \in X$$

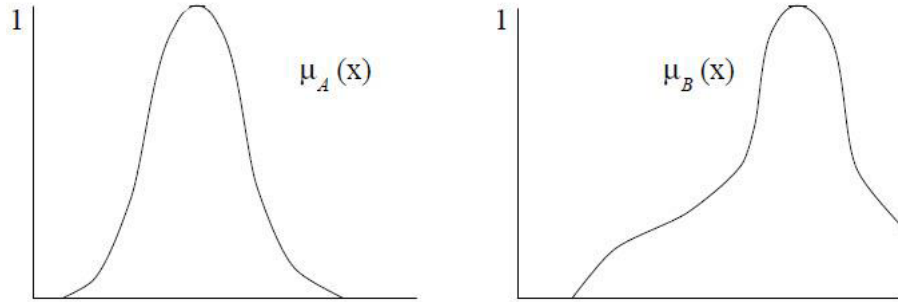
5.4.4.1.3. اتحاد مجموعتين

نعرف اتحاد المجموعتين A و B والذي نرمز له بالرمز $A \cup B$ كما يلي:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)); \quad x \in X$$

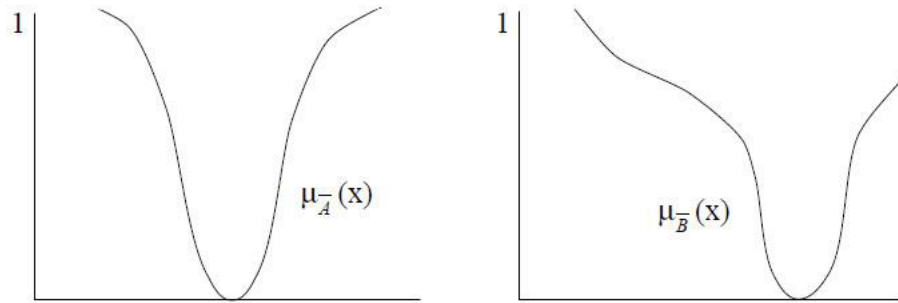
باقتراض أن دالتا الانتماء للمجموعتين A و B ممثلتان في الشكل (15-3)، فإن الشكلين (16-3) و (17-3) يمثلان أشكال دوال الانتماء للعمليات المختلفة على هاتين المجموعتين.

شكل (15-3): دالتا الانتماء $\mu_A(x)$ و $\mu_B(x)$



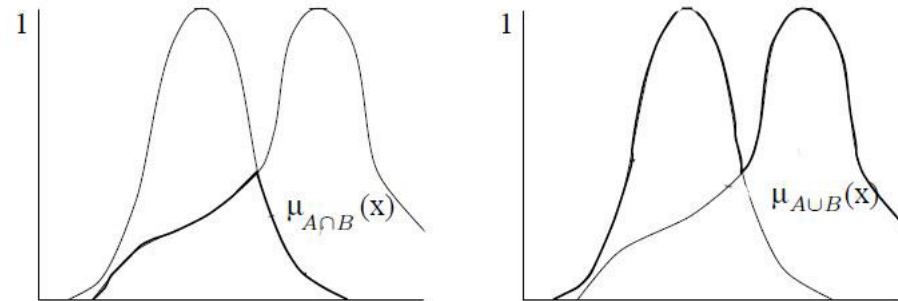
Source: George, B., & Maria, B. (2007). Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management (2nd Edition ed.). Singapore: World Scientific. p.17

شكل (16-3): دالتا الانتماء $\mu_{\bar{A}}(x)$ و $\mu_{\bar{B}}(x)$



Source: George, B., & Maria, B. (2007). Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management (2nd Edition ed.). Singapore: World Scientific. p.17

شكل (17-3): دالتا الانتماء $\mu_{A \cap B}(x)$ و $\mu_{A \cup B}(x)$



Source: George, B., & Maria, B. (2007). Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management (2nd Edition ed.). Singapore: World Scientific. p.17

5.4.1.3. خواص المجموعات المبهمة

لتكن A و B مجموعتين مبهمتين من المجتمع X . نلخص الخواص الأساسية للمجموعات المبهمة فيما يلي (Siddique & Adeli, Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing, 2013, p. 32)

$$(1) \text{ التبادل } A \cup B = B \cup A, \quad A \cap B = B \cap A$$

$$(2) \text{ التجميع: } A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap C$$

$$(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C)$$

$$(3) \text{ التوزيع: } A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$$

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$$

$$A \cup \emptyset = A \quad (4)$$

$$A \cap \emptyset = \emptyset \quad (5)$$

$$A \cup E = E \quad (6)$$

$$A \cap E = A \quad (7)$$

$$(8) \text{ إذا كان } A \subseteq B \subseteq C \text{ فإن } A \subseteq C$$

$$(9) \text{ الانعكاس: } \bar{\bar{A}} = A$$

$$(10) \text{ قانون ديمورغان De Morgan's } \overline{A \cap B} = \bar{A} \cup \bar{B}, \quad \overline{A \cup B} = \bar{A} \cap \bar{B}$$

(Law

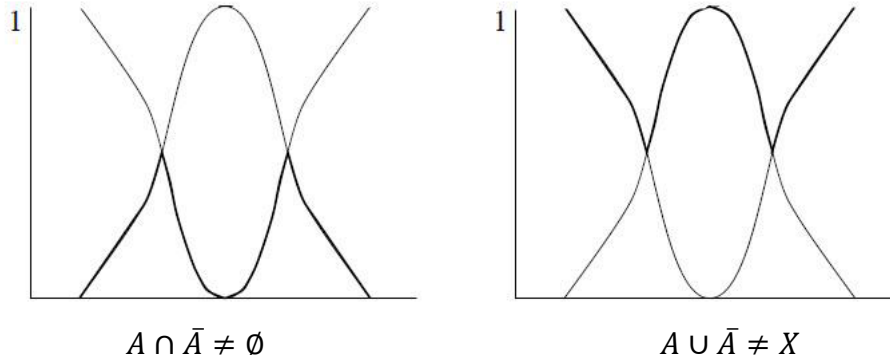
تمتيز المجموعات التقليدية بخاصية مهمة وهي قانون الثالث المرفوع (Law of excluded middle)

، على عكس المجموعات المبهمة التي لا ينطبق عليها هذا القانون، حيث أن (George & Maria, 2007, p. 17)

$$A \cap \bar{A} \neq \emptyset ; \quad A \cup \bar{A} \neq X$$

وهذا موضح في الشكل (3-18).

شكل (3-18): عدم انطباق قانون الثالث المرفوع على المجموعات المبهمة



Source: George, B., & Maria, B. (2007). Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management (2nd Edition ed.). Singapore: World Scientific. p.19

5.1.3 قواعد if-then المبهمة. Fuzzy if-then rules

قاعدة if-then المبهمة (تعرف كذلك بالعبارة الشرطية المبهمة Fuzzy Conditional Statement أو الاستلزام المبهم fuzzy implication) هي العبارة التي تكون بالشكل التالي (Jang, Sun, & Mizutani, 1998, p. 59):

if x is A **then** y is B

حيث A و B هي قيم لغوية معرفة بمجموعات مبهمة في المجموعتين الشاملتين X و Y . على التوالي. يسمى الجزء " x is A " من العبارة بالسابقة أو الفرضية، في حين يسمى الجزء " y is B " بالنتيجة.

1.5.1.3 القواعد المركبة Compound Rules

قد تكون العبارات اللغوية التي يعبر عنها الإنسان مركبة من عدة قواعد مبهمة، وباستخدام الخصائص والعمليات الأساسية على المجموعات المبهمة، يمكن تحليل أي عبارة مركبة واختزالها إلى عدد من القواعد البسيطة.

هناك عدة طرق لتفكيك القواعد المركبة وهي (Siddique & Adeli, Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing, 2013, p. 41):

1.1.5.1.3 السوابق المتصلة

تعتمد هذه الطريقة على عملية تقاطع المجموعات المبهمة لأنها تعبر عن الوصل "AND".
يمكن أن تأخذ العبارة المركبة الشكل التالي:

$$IF x is A_1 AND x is A_2 AND \dots AND x is A_n THEN y is B_s$$

العبارة السابقة تكتب كما يلي:

$$IF x is A_s THEN y is B_s$$

$$A_s = A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n$$

دالة الانتماء لهذه المجموعة هي:

$$\mu_{A_s}(x) = \min(\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x), \dots, \mu_{A_n}(x))$$

2.1.5.1.3 السوابق المنفصلة

تعتمد هذه الطريقة على عملية اتحاد المجموعات المبهمة لأنها تعبر عن الفصل "OR".
يمكن أن تأخذ العبارة المركبة الشكل التالي:

$$IF x is A_1 OR x is A_2 OR \dots OR x is A_n THEN y is B_s$$

العبارة السابقة تكتب كما يلي:

$$IF x is A_s THEN y is B_s$$

$$A_s = A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n$$

دالة الانتماء لهذه المجموعة هي:

$$\mu_{A_s}(x) = \max(\mu_{A_1}(x), \mu_{A_2}(x), \dots, \mu_{A_n}(x))$$

6.1.3 الإبهام Fuzzification

هي العملية التي تسمح بتحويل قيمة عددية (أو قيمة محددة crisp value) إلى مدخلات مبهمة
(Siddique, 2014, p. 78).

وتوجد طريقتان للإبهام (Siddique & Adeli, 2013, p. 43):

1.6.1.3 الإبهام المفرد (Singleton fuzzification)

يتم ربط القيمة الحقيقية $x_i \in X$ بمجموعة مفردة A_{x_i} ، والتي لها دالة انتماء تأخذ القيمة 1 عند

$x = x_i$ والقيمة 0 عندما $x \neq x_i$ أي:

$$\mu_{x_i}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x = x_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

الإبهام المفرد يبسط الحساب إلى حد كبير، ولكن يستخدم عموماً في التطبيقات التي تخلو من الارتياح.

2.6.1.3. الإبهام غير المفرد

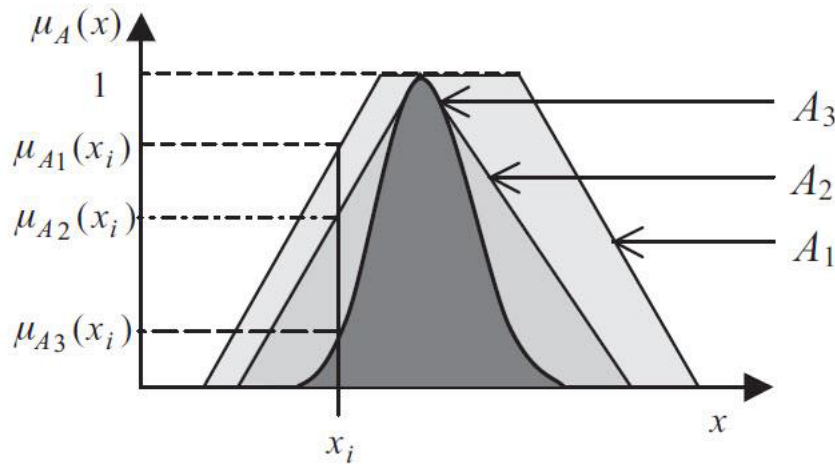
يتم ربط القيمة الحقيقية $x_i \in X$ بمجموعة مبهمة A_{x_i} والمعرفة بدالة الانتماء التالية:

$$\mu_{x_i}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x = x_i \\ [0,1] & \text{decreases from 1 as } x \text{ moves from } x_i \end{cases}$$

أي أن الإبهام بهذه الطريقة يكون عبر درجة الانتماء للقيمة x_i للمجموعة A_{x_i} .

المجموعة المبهمة يمكن أن تمثل بدوال انتماء مختلفة والتي رأيناها سابقاً، والشكل (19-3) يوضح الإبهام لـ $x_i \in X$ باستخدام ثلاث أنواع لدالة الانتماء: شبه المنحرفية (A_1)، المثلثية (A_2) والغاوسية (A_3). حيث يظهر أن $x_i \in X$ له درجات انتماء تختلف باختلاف دالة الانتماء.

شكل (19-3): الإبهام باستخدام دوال انتماء مختلفة



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.44

مثال: إذا كانت A مجموعة مبهمة معرفة بدالة انتماء على شكل جرس التالية:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-5}{1} \right|^2}$$

الإبهام للقيمة $x_i = 6$ يعطينا درجة انتماء هي:

$$\mu_A(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{6-5}{1} \right|^2} = 0.5$$

7.1.3. فك الإبهام (Defuzzification)

فك الإبهام هو عبارة عن العملية العكسية للإبهام. ويمكن تعريفه رياضيا على أنه تحويل قيم مبهمة fuzzy quantity إلى قيمة محددة وحيدة crisp value .

توجد العديد من طرق فك الإبهام التي تستعمل لتحويل القيم المبهمة إلى قيم محددة وهي (Sivanandam, Sumathi, & Deepa, 2007, p. 97):

- طريقة العضوية القصوى Max-membership method
- طريقة النقطة الوسطى Centroid method
- طريقة الوسط المرجح Weighted average method
- طريقة متوسط العضوية القصوى Mean-max membership
- طريقة مركز المجاميع Centre of sums

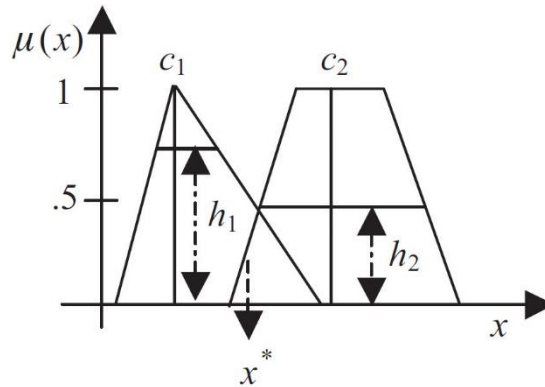
1.7.1.3. طريقة العضوية القصوى Max-membership method

تعتبر أبسط طريقة من طرق فك الإبهام، وتعرف أيضا بطريقة الارتفاع. وتعتمد على الوسط المرجح للقيم القصوى لكل دالة انتماء كما هو مبين في العلاقة التالية:

$$x^* = \frac{\sum_{k=1}^m c_k h_k}{\sum_{k=1}^m h_k}$$

حيث c_k يمثل القيمة القصوى للمجموعة المبهمة A_k و h_k يمثل ارتفاع القطع للمجموعة المبهمة. والشكل (3-20) يوضح ذلك.

شكل (20-3): فك الإبهام بطريقة العضوية القسوى



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.46

2.7.1.3 طريقة النقطة الوسطى Centroid method

تعرف كذلك بطريقة مركز الجاذبية Centre of gravity وهي الطريقة الأكثر استعمالاً. وتعتمد

على إيجاد مركز المساحة المحددة بدالة الانتماء.

في حالة الدوال المستمرة يحسب المركز بالعلاقة التالية:

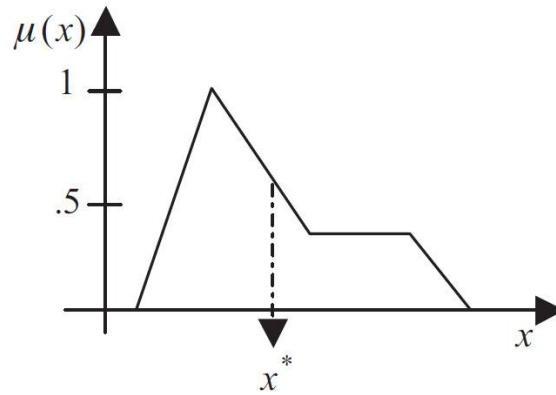
$$x^* = \frac{\int x \cdot \mu_c(x) dx}{\int \mu_c(x) dx}$$

وفي حالة الدوال المنفصلة يحسب المركز بالعلاقة التالية:

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^m x_i \cdot \mu_c(x_i)}{\sum_{i=1}^m \mu_c(x_i)}$$

والشكل (21-3) يوضح ذلك.

شكل (21-3): فك الإبهام بطريقة النقطة الوسطى



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.46

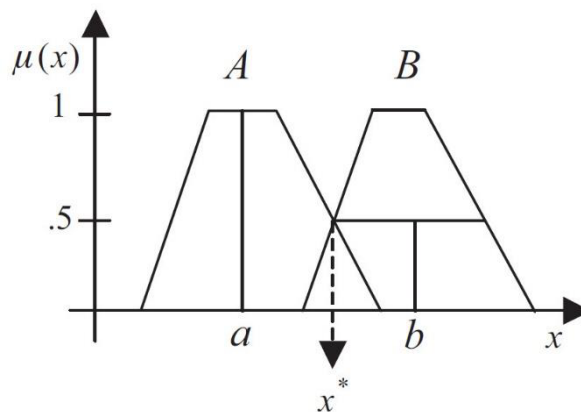
3.7.1.3 طريقة الوسط المرجح Weighted average method

تستخدم هذه الطريقة فقط لدوال الانتماء المتناظرة، ويحسب الوسط المرجح بالعلاقة التالية:

$$x^* = \frac{\sum x' \cdot \mu_c(x)}{\sum \mu_c(x)}$$

وهذه الطريقة موضحة في الشكل (22-3).

شكل (22-3): فك الإبهام بطريقة الوسط المرجح



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.46

4.7.1.3. طريقة متوسط العضوية القصوى Mean-max membership

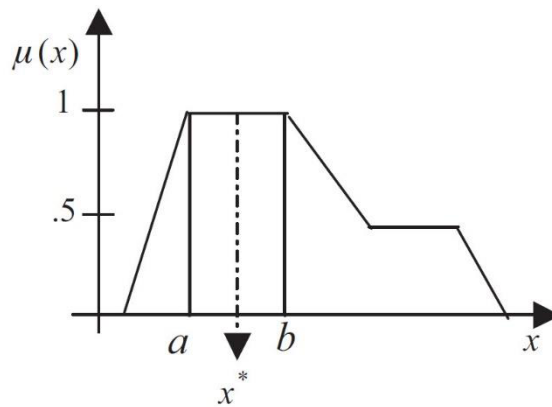
تعتمد هذه الطريقة على حساب متوسط جميع القيام القصوى لدوال العضوية بالعلاقة التالية:

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{max}(x_i)}{N}$$

حيث $\mu_{max}(x_i)$ تمثل أقصى قيمة لدالة الانتماء، و N هو عدد دوال الانتماء.

الشكل (23-3) يوضح ذلك.

شكل (23-3): فك الإبهام بطريقة متوسط العضوية القصوى



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.46

5.7.1.3. طريقة مركز المجاميع Center of sums

تشبه هذه الطريقة طريقة النقطة الوسطى، وتختلف عنها في كونها تعتمد على حساب مجموع

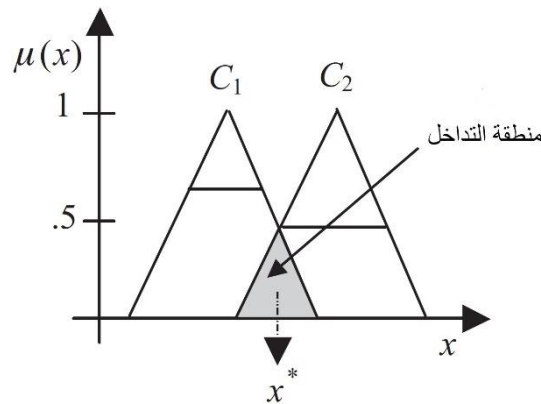
المساحات لكل مجموعة مبهمه بدلا من حساب اتحاد هذه المجموعات وذلك بالعلاقة التالية:

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^m x_i \sum_{k=1}^n \mu_k(x_i)}{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n \mu_k(x_i)}$$

يعاب على هذه الطريقة أن المناطق المتداخلة تحسب مرتين، والشكل (24-3) يوضح ذلك،

حيث أن المنطقة المظللة تمثل تداخل المجموعتين C_1 و C_2 .

شكل (3-24): فك الإبهام بطريقة مركز المجاميع



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.46

8.1.3 أنظمة الاستدلال المبهم Fuzzy Inference Systems

نظام الاستدلال المبهم (FIS) هو قاعدة حاسوبية تعتمد على المفاهيم المتعلقة بكل من نظرية المجموعة المبهمة، قواعد if-then المبهمة، والاستدلال المبهم. وله تطبيقات في عدة مجالات، مثل التحكم التلقائي automatic control، تصنيف البيانات data classification، تحليل القرارات، الأنظمة الخبيرة expert systems، التنبؤ بالسلاسل الزمنية، والروبوتات (Jang, Sun, & robotics Mizutani, 1998, p. 73).

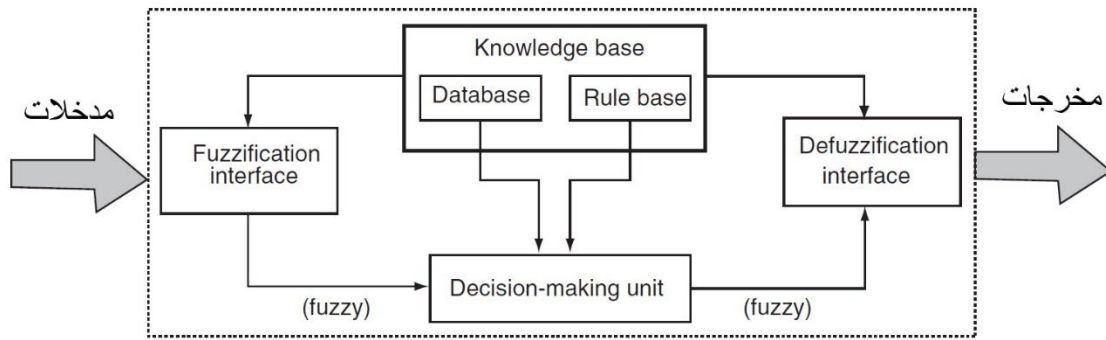
1.8.1.3 هيكل نظام الاستدلال المبهم

حسب (Jang J. S., 1993) يتكون نظام الاستدلال المبهم من خمسة أجزاء وظيفية والمتمثلة

في:

- القواعد rule base : والتي تضم مجموعة من قواعد if-then المبهمة.
- قاعدة البيانات database : وتحدد دوال الانتماء للمجموعات المبهمة المستخدمة في القواعد المبهمة.
- وحدة صنع القرار decision-making unit : وهي التي تقوم بتنفيذ عمليات الاستدلال على القواعد.

- واجهة الإبهام **fuzzification interface** : تقوم بتحويل المدخلات المحددة إلى درجات مطابقة للقيم اللغوية (المبهمة).
 - واجهة فك الإبهام **defuzzification interface** : والتي تقوم بتحويل النتائج المبهمة للنظام إلى مخرجات واضحة ومحددة.
 - تشكل كل من قاعدة البيانات والقواعد ما يسمى بقاعدة المعرفة knowledge base والشكل (25-3) يوضح بنية نظام الاستدلال المبهم.
- شكل (25-3): نظام استدلال مبهم Fuzzy Inference System



Source: Jang, J. S. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. p.666

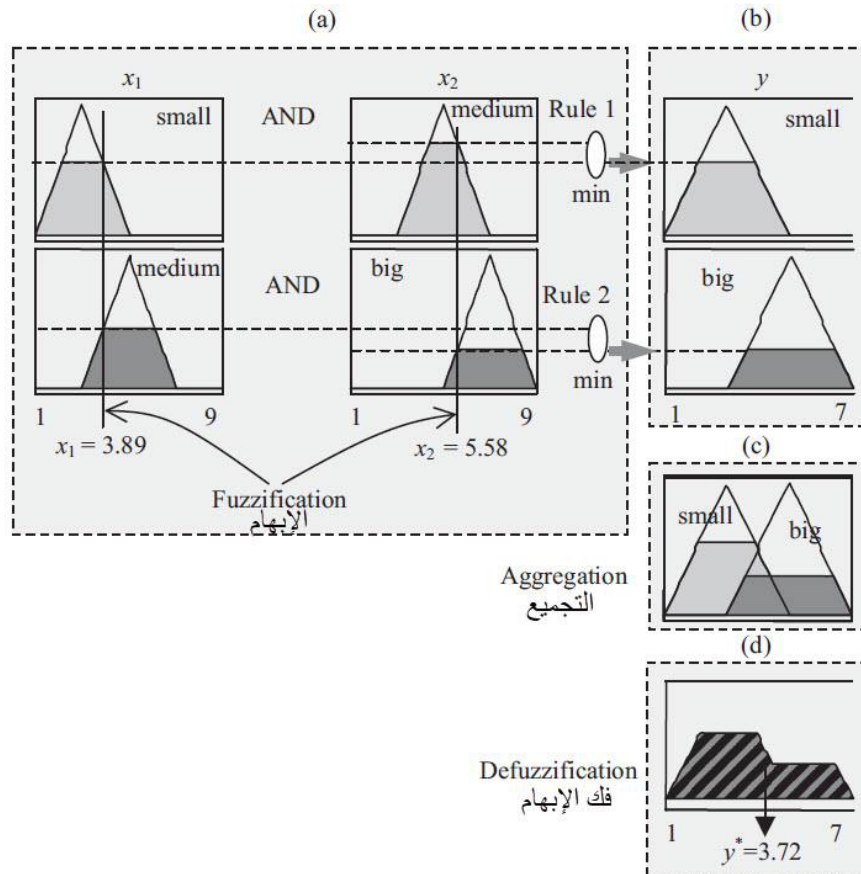
2.8.1.3. مراحل الاستدلال المبهم

يقوم نظام الاستدلال المبهم بعملية الاستدلال عبر أربع خطوات (Sivanandam, Sumathi, Deepa, 2007, p. 119):

- (1) مقارنة متغيرات الإدخال مع دوال العضوية في السوابق وذلك للحصول على درجة العضوية لكل قيمة (الإبهام fuzzification).
- (2) جمع درجات العضوية للسوابق بغرض استيفاء كل قاعدة على حدة.
- (3) توليد نتائج كل قاعدة اعتماداً على الإسقاط (firing strength).
- (4) تجميع النتائج المبهمة التي تم توليدها للحصول على مخرجات واضحة ومحددة (فك الإبهام defuzzification).

هذه الخطوات موضحة عبر مثال في الشكل (3-26). حيث يمثل الشكل مراحل الاستدلال لنظام استدلال مبهم بمدخلات تتكون من متغيرين x_1 و x_2 ومخرجات تتمثل في المتغير y .

شكل (3-26): مراحل الاستدلال المبهم



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.48

3.8.1.3 طرق الاستدلال المبهم

هناك ثلاث طرق للاستدلال المبهم والتي استخدمت بشكل واسع في الدراسات والتطبيقات. والفرق بين هذه الطرق يكمن أساسا في أنواع الاستدلال وقواعد if-then المبهم المستخدمة. تتمثل هذه الطرق في:

- طريقة مامداني للاستدلال المبهم Mamdani fuzzy inference method
- طريقة سوجينو للاستدلال المبهم Sugeno fuzzy inference method

1.3.8.1.3 طريقة مامداني للاستدلال المبهم Mamdani fuzzy inference

method

تعتبر طريقة مامداني من أولى الطرق التي استخدمت في أنظمة التحكم باستخدام نظرية المجموعات المبهمة. تم اقتراح هذه الطريقة من طرف مامداني Mamdani سنة 1975 كحالة للتحكم في المحركات البخارية وذلك من خلال تجميع قواعد تحكم لغوية تم الحصول عليها من العمال ذوي الخبرة (Mamdani & Assilian, 1975).

تكون قواعد if-then المبهمة في نظام مامداني بالشكل التالي (Siddique & Adeli, 2013,

p. 49)

$$IF x \text{ is } A_i^k \text{ AND } y \text{ is } B_j^k \text{ THEN } z \text{ is } C_l^k$$

حيث: $k = 1, 2, \dots, R$ هو رقم القاعدة مع

C_l و A_i, B_j هي دوال الانتماء لكل من المتغيرات x, y و z على الترتيب مع

$$i = 1, 2, \dots, N ; j = 1, 2, \dots, M ; l = 1, 2, \dots, L$$

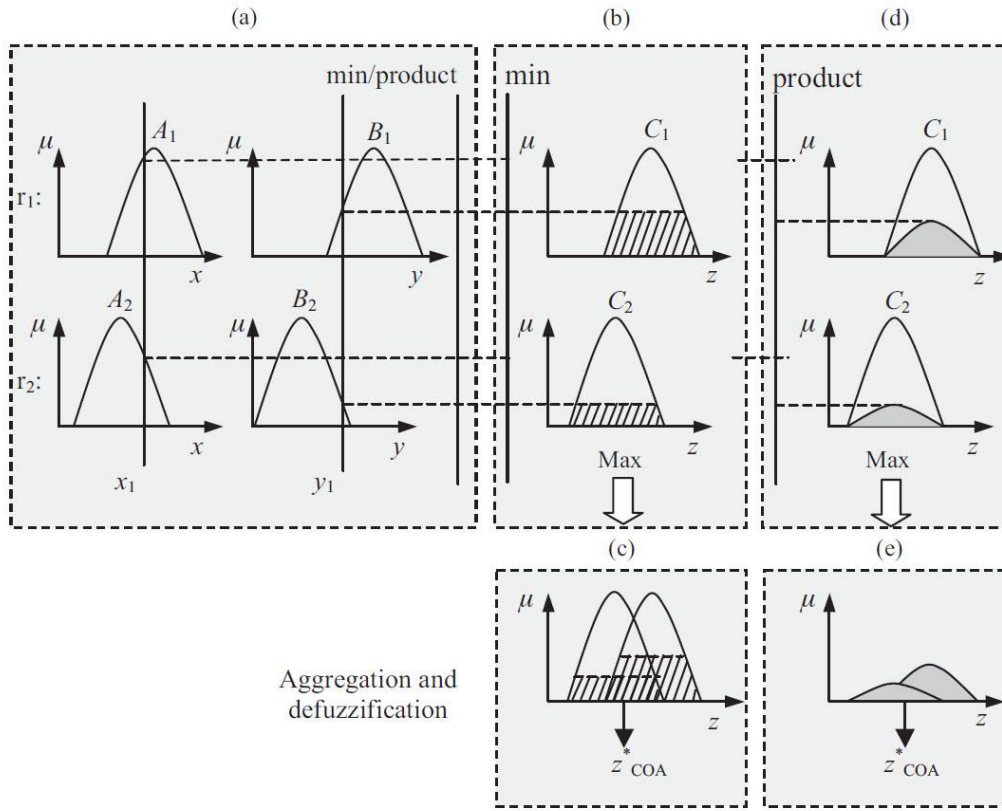
وبالتالي يكون العدد الأقصى للقواعد في نظام مامداني للاستدلال هو $N \times M$.

الشكل (3-27) يوضح آلية الاستدلال من خلال القاعدتين:

$$r1: IF x \text{ is } A_1 \text{ AND } y \text{ is } B_1 \text{ THEN } z \text{ is } C_1$$

$$r2: IF x \text{ is } A_2 \text{ AND } y \text{ is } B_2 \text{ THEN } z \text{ is } C_2$$

شكل (3-27): طريقة مامداني للاستدلال المبهم



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.48

المدخلات عبارة عن قيم محددة (crisp values)، وتم أخذ القيمتين x_1 و y_1 على سبيل المثال.

في الشكل (3-26) يوضح الجزء a عملية الإبهام والاستدلال باستخدام إحدى القاعدتين min أو product لتوليد النتائج. والجزءان b و d يوضحان نتائج الاستدلال لكل قاعدة. وأخيرا التجميع وفك الإبهام في الجزئين c و e.

2.3.8.1.3 طريقة سوجينو للاستدلال المبهم Sugeno fuzzy inference method

تم اقتراح هذه الطريقة من طرف تاكاجي وسوجينو (Takagi & Sugeno, 1985) سنة 1985 في محاولة لتطوير طريقة لتوليد قواعد مبهمة من مجموعة مدخلات ومخرجات.

يختلف نظام سوجينو للاستدلال عن نظام مامداني في أن دالة الانتماء للمخرجات تكون خطية أو ثابتة (Singh & New YorkLone, 2019, p. 119).

تكون قواعد if-then المبهمة في نظام مامداني بالشكل (Siddique & Adeli, 2013, p. 50):

$$IF\ x\ is\ A_i^k\ AND\ y\ is\ B_j^k\ THEN\ z^k = f(x, y)$$

حيث: x و y تمثل مدخلات النظام و z يمثل المخرجات.

$$k = 1, 2, \dots, R$$

A_i و B_j هي دوال الانتماء للمتغيرات x, y على الترتيب مع:

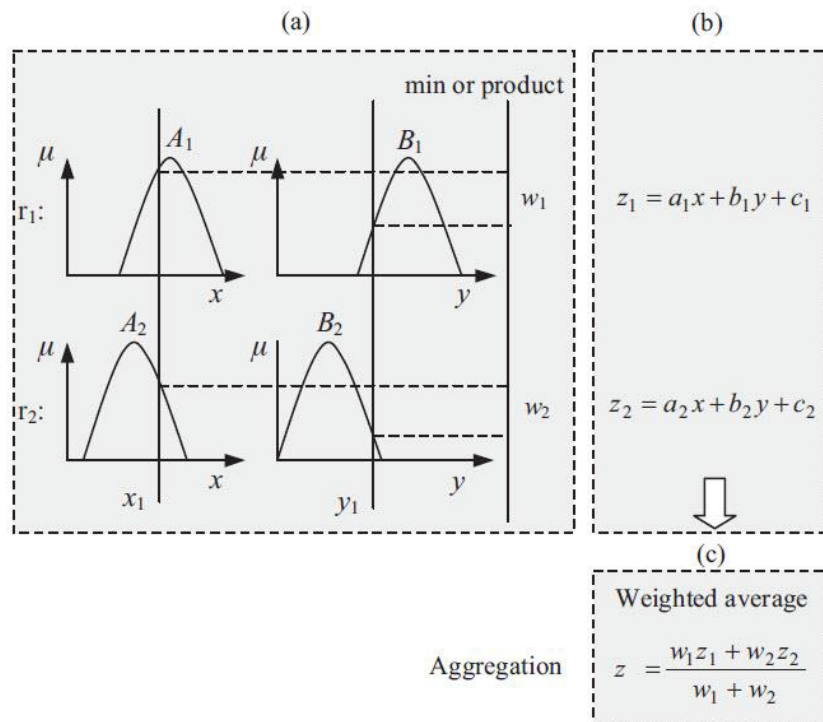
$$i = 1, 2, \dots, N ; j = 1, 2, \dots, M$$

الشكل (28-3) يوضح آلية الاستدلال بنظام سوجينو من خلال القاعدتين:

$$r1: IF\ x\ is\ A_1\ AND\ y\ is\ B_1\ THEN\ z_1 = a_1x + b_1y + c_1$$

$$r2: IF\ x\ is\ A_2\ AND\ y\ is\ B_2\ THEN\ z_2 = a_2x + b_2y + c_2$$

شكل (28-3): طريقة سوجينو للاستدلال المبهم



Source: Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley. p.51

تم أخذ القيمتين x_1 و y_1 كمدخلات في نظام سوجينو الموضح في الشكل (3-27).
يوضح الجزء a عملية الإبهام والاستدلال باستخدام إحدى القاعدتين min أو product لتوليد
النتائج w_1 و w_2 . والجزء b يوضح نتائج الاستدلال لنظام سوجينو حيث يتم حساب z_1 و z_2 . وأخيرا
التجميع وفك الإبهام في الجزء c بطريقة الوسط المرشح للقيمتين z_1 و z_2 حسب العلاقة التالية:

$$z = \frac{w_1 z_1 + w_2 z_2}{w_1 + w_2}$$

2.3. الشبكات العصبية الاصطناعية

1.2.3. ظهور الشبكات العصبية الاصطناعية

يعود تاريخ أول منشور متعلق بالحوسبة العصبية (neurocomputing) إلى سنة 1943 عندما قام ماكولوتش وبيتس (McCulloch & Pitts, 1943) بعرض نموذج رياضي مستوحى من الخلايا العصبية البيولوجية في أول عرض لمفهوم الخلايا العصبية الاصطناعية.

وفي سنة 1949 قام هيب (Hebb) باقتراح أول طريقة لتدريب الشبكات العصبية الاصطناعية والتي سميت آنذاك بقاعدة هيب. واعتمد في ذلك على فرضيات وملاحظات الطبيعة الفيزيولوجية العصبية (Hebb, 1949). وفي سنة 1958 طور روزنبلات (Rosenblatt) أول نظام عصبي حيث صاغ النموذج الأساسي للبيرسيبترون Perceptron. كما طور هوف (Hoff) في سنة 1960 شبكة ADALINE وهي اختصار لـ (Adaptive Linear Element).

شجعت هذه الأعمال العديد من الباحثين في ذلك الوقت على إجراء بحوث في هذا المجال إلى غاية عام 1969 الذي عانت فيه الحوسبة العصبية من انتكاسة كبيرة مع نشر كتاب "البيرسيبترونات: مقدمة في الهندسة الحاسوبية" من طرف مينسكي وبارت (Minsky and Papert)، حيث ناقش المؤلفان محدودية الشبكات العصبية في ذلك الوقت من حيث التعلم من العلاقة بين المدخلات والمخرجات والتي كانت تتكون من طبقة واحدة، مثل Perceptron و ADALINE.

قلّت البحوث بعدها كثيرا في مجال الشبكات العصبية الاصطناعية لتعود من جديد في أواخر الثمانينيات، ويعود ذلك إلى أسباب مختلفة، مثل تطوير أجهزة كمبيوتر ذات قدرات معالجة عالية، وخوارزميات تحسين أكثر قوة وكفاءة، والنتائج الجديدة حول الجهاز العصبي البيولوجي. كان أحد الأعمال الأساسية في ذلك الوقت هو نشر كتاب "المعالجة الموزعة المتوازية" لروملهارت، هينتون وويليامز (Rumelhart, Hinton and Williams) في سنة 1986 والذي سلط الضوء على خوارزمية تسمح بتعديل مصفوفات الأوزان للشبكات العصبية متعددة الطبقات، والتي سميت بخوارزمية الانتشار العكسي (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986)، وهذا ما أدى إلى إحياء وتحفيز البحث في الشبكات العصبية الاصطناعية من جديد.

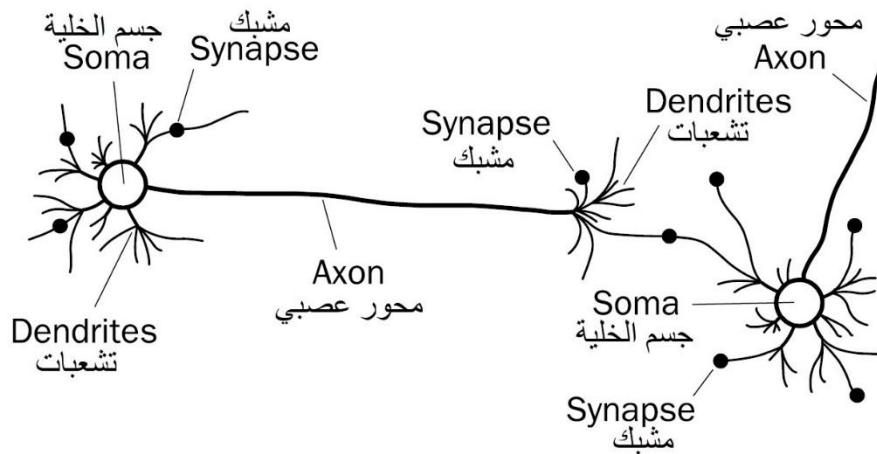
وفي السنوات الأخيرة، ومع تزايد التطبيقات العملية في العديد من المجالات، ظهرت العديد من الأبحاث الجديدة والمختلفة التي طورت الشبكات العصبية الاصطناعية. ومن أهم هذه الأبحاث خوارزمية التعلم القائمة على طريقة Levenberg-Marquardt التي حسنت من كفاءة الشبكات العصبية الاصطناعية (Hagan & Menhaj, 1994)؛ والشبكات العصبية الاصطناعية القائمة على أشعة الدعم الآلي (SVM) والتي تستخدم في تمييز الأنماط وفي الانحدار الخطي (Vapnik, 1998).

2.2.3. الشبكات العصبية البيولوجية

يتكون الدماغ من مجموعة مترابطة من وحدات معالجة المعلومات الأساسية تسمى بالخلايا العصبية. ويشتمل دماغ الإنسان على ما يقارب 10 مليار خلية عصبية و 60 تريليون اتصال ومشابك بينها. ويمكن للدماغ أداء وظائفه باستخدام عصبونات متعددة في وقت واحد وبشكل أسرع بكثير من أسرع الحواسيب الموجودة اليوم (Michael, 2005, p. 166).

بالرغم من أن كل عصبون له بنية بسيطة للغاية، فإن التجمع الكبير لهذه العصبونات يشكل قوة معالجة هائلة. ويتكون العصبون من جسم الخلية المسمى بالسوما (soma)، وعدد من الألياف تسمى التشعبات (dendrites) تنفرع حول السوما، وليف طويل يسمى بالمحور العصبي (axon) يمتد إلى التشعبات والسوما لعصبونات أخرى. والشكل (3-29) يمثل رسماً تخطيطياً لشبكة عصبية بيولوجية.

شكل (3-29): رسم تخطيطي لشبكة عصبية بيولوجية



Source: Michael, N. (2005). Michael N. (2005). Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley. p.166

يتم نشر الإشارات من خلية عصبية إلى أخرى عن طريق تفاعلات كهروكيميائية معقدة. تتسبب المواد الكيميائية المنبعثة من المشابك العصبية (synapses) في حدوث تغير في التيار الكهربائي لجسم الخلية. عندما يصل التيار إلى عتبة معينة يتم إرسال نبضة كهربائية عبر المحور العصبي. تنتشر هذه النبضة لتصل إلى نقاط المشابك العصبية، مما يؤدي إلى زيادة أو تخفيض وضعها الطاقوي. واستجابة لنظ التحفيز، تُظهر الخلايا العصبية تغيرات في المدى الطويل في قوة اتصالاتها. كما يمكن للخلايا العصبية أيضاً تكوين روابط جديدة مع خلايا عصبية أخرى. حتى أنه يمكن لمجموعات كاملة من الخلايا العصبية أن تهاجر أحياناً من مكان إلى آخر. وتشكل هذه الآليات أساس التعلم في الدماغ (He & Xu, 2010, p. 21).

يتم تخزين المعلومات في الدماغ ومعالجتها في شبكة عصبية في وقت واحد عبر الشبكة بأكملها، وليس في مواقع محددة. كما يتم تعزيز الروابط بين الخلايا العصبية التي تؤدي إلى "إجابة صحيحة" بينما تضعف تلك التي تؤدي إلى "إجابة خاطئة". ولذلك تتمتع الشبكات العصبية بالقدرة على التعلم من خلال الخبرة. ويعتبر التعلم خاصة أساسية ومهمة للشبكات العصبية البيولوجية.

أدت هذه الطبيعة والسهولة التي يمكن أن يتعلم بها الدماغ إلى محاولات محاكاة لشبكة عصبية بيولوجية في أجهزة الكمبيوتر (Michael, 2005, p. 166).

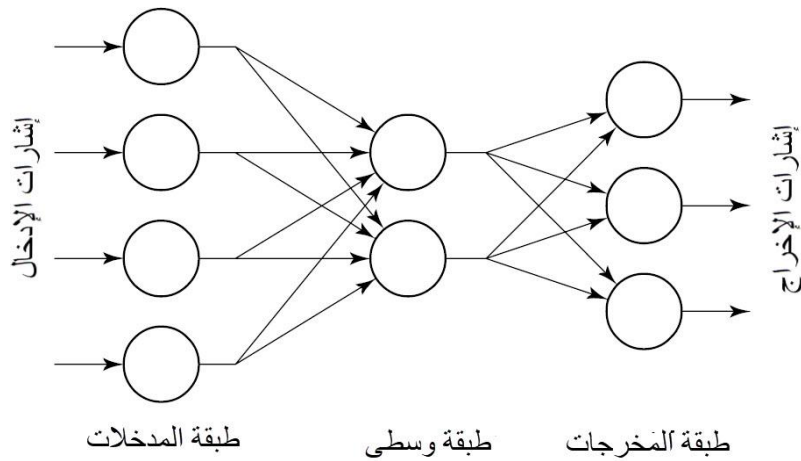
3.2.3. الشبكات العصبية الاصطناعية

تم تطوير الشبكات العصبية الاصطناعية من نماذج معروفة من الجهاز العصبي البيولوجي والدماغ البشري. وتتكون من وحدات معالجة تسمى بالخلايا العصبية الاصطناعية وهي نماذج مبسطة للخلايا العصبية البيولوجية. واستلهمت هذه النماذج من تحليل كيفية قيام غشاء الخلية في الخلايا العصبية بتوليد ونشر النبضات الكهربائية (Nunes, Hernane, Andrade, Liboni, & dos Reis, 2017, p. 11).

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من عدد من المعالجات البسيطة والمتراصة تسمى بالخلايا العصبية الاصطناعية، والتي تشبه الخلايا العصبية البيولوجية في الدماغ. ترتبط الخلايا العصبية فيما بينها بروابط مرحة تمرر الإشارات من عصبون إلى آخر. يتلقى كل عصبون عدداً من إشارات الإدخال من خلال الروابط، ولا ينتج أكثر من إشارة إخراج واحدة. تنتقل إشارة الإخراج من خلال عصبون وتنقسم بدورها إلى عدد من الفروع التي تنقل نفس الإشارة. تنتهي هذه الفروع عند الاتصالات الواردة للخلايا العصبية الأخرى في الشبكة (Medsker & Liebowitz, 1994).

ويمثل الشكل (30-3) بنية شبكة عصبية اصطناعية.

شكل (30-3): بنية شبكة عصبية اصطناعية



Source: Medsker, L., & Liebowitz, J. (1994). Design and Development of Expert Systems and Neural Computing. New York: Macmillan College Publishing Company.

ترتبط الخلايا العصبية بروابط ولكل رابط وزن رقمي مرتبط به. وتعتبر الأوزان عن قوة وأهمية كل مدخل من مدخلات الخلايا العصبية. وتتعلم الشبكة العصبية من خلال التعديلات المتكررة لهذه الأوزان.

تتكون الشبكات العصبية الاصطناعية النموذجية كما هو موضح في الشكل (3-2) من تسلسل عدد من الطبقات، ويتم ترتيب الخلايا العصبية في الشبكات على طول هذه الطبقات. وتشكل الخلايا العصبية المتصلة بالبيئة الخارجية طبقات المدخلات والمخرجات. يتم تعديل الأوزان لمواءمة سلوك مدخلات

ومخرجات الشبكة مع سلوك البيئة الخارجية. تعتبر كل خلية عصبية هي وحدة أولية لمعالجة المعلومات، ولديها وسيلة لحساب مستوى التنشيط بناءً على المدخلات والأوزان العددية (Michael, 2005, p. 168).

ويظهر الجدول (1-3) أوجه التشابه بين عناصر الشبكات العصبية البيولوجية والشبكات العصبية الاصطناعية.

جدول (1-3): أوجه التشابه بين عناصر الشبكات العصبية البيولوجية والشبكات العصبية الاصطناعية.

الشبكات العصبية الاصطناعية	الشبكات العصبية البيولوجية
العصبون Neuron	جسم الخلية Soma
المدخلات Input	التشعب Dendrite
المخرجات Output	المحور العصبي Axon
الوزن Weight	المشبك العصبي Synapse

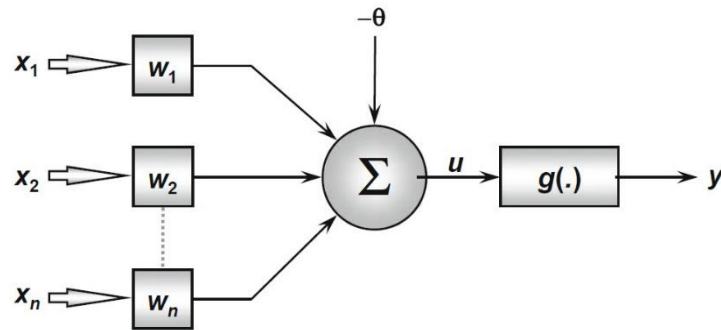
Source: Medsker, L., & Liebowitz, J. (1994). Design and Development of Expert Systems and Neural Computing. New York: Macmillan College Publishing Company.

4.2.3. النموذج الرياضي للعصبون

في ما سبق، قنا بتحليل بنية وآلية معالجة المعلومات في الخلايا العصبية البيولوجية، ومن الواضح أنه من المستحيل محاكاتها بشكل تام في أجهزة الكمبيوتر، لذا يجب إجراء العديد من التبسيطات لمحاكاتها. يعتبر العصبون وحدة معالجة المعلومات الأساسية للشبكة العصبية، وأبسط نموذج للخلايا العصبية تم اقتراحه من طرف McCulloch و Pitts سنة 1943، ولا يزال النموذج الأكثر استخداماً في بنيات الشبكات العصبية الاصطناعية المختلفة (He & Xu, 2010, p. 22).

في هذا النموذج يمكن تمثيل الخلية العصبية الاصطناعية كما هو موضح في الشكل (3-31).

شكل (3-3): نموذج العصبون الاصطناعي



Source: Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017). Artificial Neural Networks: A Practical Course. Berlin: Springer. p.12

إشارات الإدخال المتعددة ممثلة من خلال المجموعة $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ وهي مماثلة للنبضات الكهربائية الخارجية التي تجمعها التشعبات في العصبون البيولوجي. يتم ترجيح جميع المعلومات الخارجية التي تصل إلى العصبون عن طريق تنفيذ مجموعة من الأوزان $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ من خلال الوصلات المشبكية على العصبون الاصطناعي، وذلك لحساب أهمية كل مدخل x_i من مدخلات الخلايا العصبية عن طريق ضربها بالوزن المشبكي المقابل لها w_i . تتكون الخلايا العصبية الاصطناعية من سبعة عناصر أساسية، كما هو موضح في الشكل (3-3) (Nunes, Hernane, Andrade, Liboni, & dos Reis, 2017, p. 12):

- إشارات الإدخال $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$: وهي الإشارات القادمة من البيئة الخارجية.
- الأوزان المشبكية $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$: وهي القيم المستخدمة لوزن كل واحد من متغيرات الإدخال، والتي تمكن من تحديد مدى أهميتها المتعلقة بوظيفة العصبون.
- المجموع الخطي (Σ): يجمع جميع إشارات المدخلات المرجحة بالأوزان المشبكية لإنتاج جهد التنشيط.
- عتبة التنشيط (θ): هو متغير يستخدم لتحديد العتبة المناسبة للجهد الذي يجب أن ينتجه المجموع الخطي.

- جهد التنشيط (u): وهو الفرق بين جهد التنشيط الخطي وعتبة التنشيط؛ فإذا كانت هذه القيمة موجبة، أي إذا كان $u \geq \theta$ ، عندها ينتج العصبون جهداً مثيراً (excitatory potential).
- دالة التنشيط (g): وتحدد مخرجات الخلية العصبية ضمن مجال محدد من القيم.
- إشارة الإخراج (y): تمثل في القيمة النهائية التي ينتجها، والتي يمكن استخدامها أيضاً كمداخلات لخلايا عصبية أخرى.

العلاقتان التاليتان تعبران عن مخرجات الخلايا العصبية الاصطناعية التي اقترحها McCulloch

و Pitts:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta$$

$$y = g(u)$$

ويمكن تلخيص عمل الخلايا العصبية الاصطناعية في ما يلي:

- تقديم مجموعة من القيم إلى الخلايا العصبية، تمثل متغيرات الإدخال،
- ضرب كل مدخل في وزنه المشبكي المقابل،
- الحصول على جهد التنشيط الناتج عن المجموع المرجح لإشارات الإدخال وطرح عتبة التنشيط،
- تطبيق دالة التنشيط المناسبة لتحديد مخرجات الخلية العصبية،
- وتجميع المخرجات باستخدام دالة التنشيط العصبي.

5.2.3 دوال التنشيط Activation Functions

تحتوي كل خلية عصبية اصطناعية على دالة تنشيط وعتبة تنشيط؛ عتبة التنشيط هي الحد الأدنى للقيمة التي يجب أن تكون لدى المدخل لتنشيط العصبون، ويتم تطبيق دالة التنشيط لتمر المخرجات إلى الخلايا العصبية التالية في الشبكة.

تقوم دالة التنشيط بمحصر مخرجات الخلية العصبية عادة بين القيمتين 0 و1، أو بين القيمتين -1 و +1. وفي معظم الحالات، يتم استخدام نفس دالة التنشيط لكل الخلايا العصبية في الشبكة (Da Costa Lewis, 2017, p. 20).

توجد العديد من دوال التنشيط والتي سنعرض فيما يلي أهم هذه الدوال وأكثرها استخداماً في الشبكات العصبية الاصطناعية.

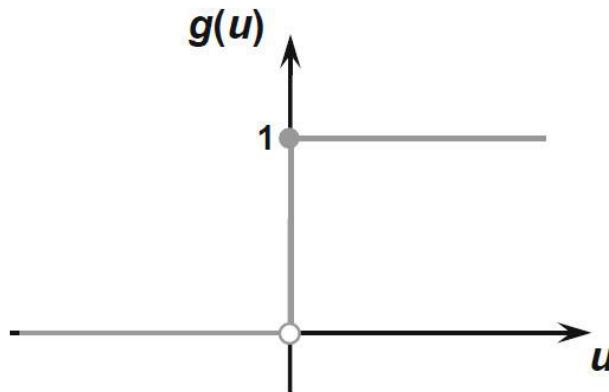
1.5.2.3. الدالة الدرّجية Step function

تكون الدالة الدرّجية مساوية للواحد عندما يكون جهد تنشيط الخلايا العصبية أكبر أو يساوي الصفر؛ وتكون معدومة في غير ذلك. وبالتالي تكون كما يلي (Michael, 2005, p. 169):

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{if } u \geq 0 \\ 0, & \text{if } u < 0 \end{cases}$$

والتمثيل البياني لهذه الدالة موضح في الشكل (32-3).

شكل (32-3): الدالة الدرّجية Step function



Source: Michael, N. (2005). Michael N. (2005). Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley. p.169

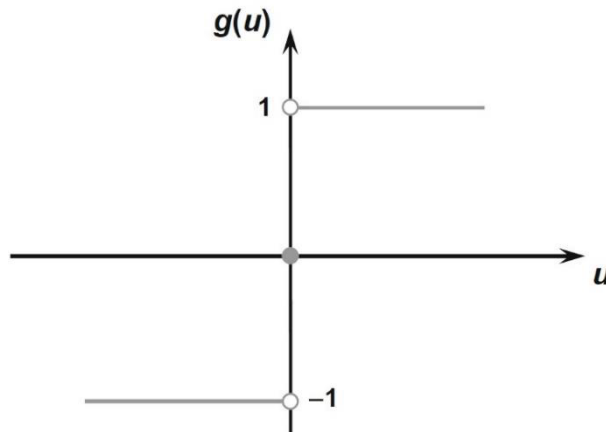
2.5.2.3. الدالة الدرجية ثنائية القطب Bipolar step function

تعرف أيضا بدالة الإشارة (Signal function) ، وتكون تساوي 1 عندما يكون جهد تنشيط الخلايا العصبية أكبر تماما من الصفر؛ ومعدومة عندما يكون جهد التنشيط معدوما، وتكون مساوية لـ -1 عندما يكون جهد التنشيط سالبا. وبالتالي تكون معرفة كما يلي:

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{if } u > 0 \\ 0, & \text{if } u = 0 \\ -1, & \text{if } u < 0 \end{cases}$$

والتمثيل البياني لهذه الدالة موضح في الشكل (33-3).

شكل (33-3): الدالة الدرجية ثنائية القطب Bipolar step function



Source: Michael, N. (2005). Michael N. (2005). Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley. p.169

3.5.2.3. الدالة اللوجستية Logistic function

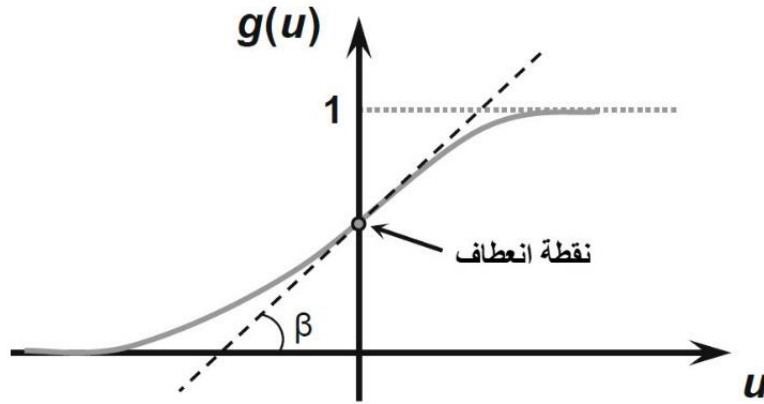
تكون قيمة الدالة اللوجستية محصورة بين الصفر والواحد، وهي معرفة كما يلي:

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta \cdot u}}$$

حيث β هو ثابت حقيقي يمثل عن ميل منحنى الدالة عند نقطة انعطافها كما هو موضح في

الشكل (34-3).

شكل (34-3): الدالة اللوجستية Logistic function



Source: Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017). Artificial Neural Networks: A Practical Course. Berlin: Springer. p.16

4.5.2.3 دالة الظل الزائدية Hyperbolic tangent function

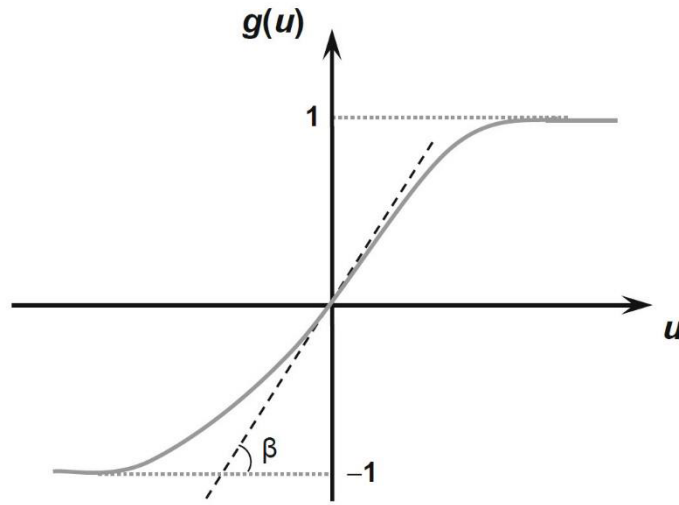
تكون قيمة الدالة محصورة بين -1 و 1 ، وهي معرفة كما يلي (Nunes, Hernane, Andrade,

:Liboni, & dos Reis, 2017, p. 16)

$$g(u) = \frac{1 - e^{-\beta \cdot u}}{1 + e^{-\beta \cdot u}}$$

حيث β يمثل ميل منحنى الدالة عند نقطة انعطافها كما هو موضح في الشكل (35-3).

شكل (3-35): دالة الظل الزائدية Hyperbolic tangent function



Source: Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017). Artificial Neural Networks: A Practical Course. Berlin: Springer. p.16

5.5.2.3 الدالة الخطية Linear function

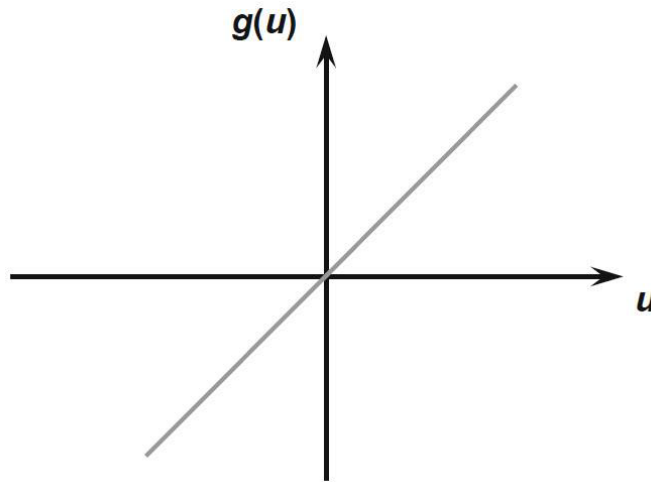
تكون الدالة مساوية لجهد تنشيط الخلايا العصبية، وهي معرفة كما يلي (Michael, 2005, p.

:169)

$$g(u) = u$$

والتمثيل البياني لهذه الدالة موضح في الشكل (3-36).

شكل (3-36): الدالة الخطية Linear function



Source: Michael, N. (2005). Michael N. (2005). Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley. p.169

6.2.3. التدريب والتعليم في الشبكات العصبية

أهم ما تتميز به الشبكات العصبية الاصطناعية هو قدرتها على التعلم من خلال عرض العينات (الأنماط patterns)، والتي تعبر عن سلوك النظام. وبالتالي، بعد تعلم الشبكة العلاقة بين المدخلات والمخرجات، يمكنها تعميم ما تعلمته على مدخلات أخرى، مما يعني أن الشبكة يمكنها توليد متغيرات قريبة من المخرجات المتوقعة (أو المطلوبة) لأي قيم إدخال معينة (Nunes, Hernane, Andrade, Liboni, & dos Reis, 2017, p. 26).

عملية التدريب لشبكة عصبية تكون عبر خطوات منسقة لضبط الأوزان المشبكية وعتبات التنشيط للخلايا العصبية، وذلك من أجل تعميم الحلول التي تولدت من مخرجاتها. وتسمى هذه الخطوات المنسقة المستخدمة لتدريب الشبكة بخوارزمية التعلم (algorithm learning).

عادة يتم تقسيم مجموعة البيانات (المدخلات) إلى مجموعتين: المجموعة الأولى للتدريب والمجموعة الثانية للاختبار. تستخدم مجموعة التدريب والمكونة من 60-90٪ من العينات العشوائية من مجموعة البيانات بشكل أساسي في عملية التعلم، كما تستخدم مجموعة الاختبار والتي تكون من 10-40٪ من مجموعة

العينات للتحقق مما إذا كانت الشبكة قادرة على تعميم الحلول ضمن المستويات المقبولة مع مراعاة الخصائص الإحصائية للبيانات.

1.6.2.3. التعليم بالإشراف Supervised Learning

يقوم التعليم الخاضع للإشراف بضبط أوزان الشبكة من خلال مقارنة مباشرة بين مخرجات الشبكة الفعلية والمخرجات المطلوبة. وهو عبارة عن نظام تغذية عكسية مغلق، حيث يكون الخطأ هو إشارة هذه التغذية العكسية. يتم استخدام مقياس الخطأ الذي يعبر عن الفرق بين مخرجات الشبكة والمخرجات من عينات التدريب في توجيه عملية التعلم. ويتم عادة قياس الخطأ بمتوسط مربعات الأخطاء (MSE). وذلك حسب العلاقة التالية (Du & Swamy, 2013, p. 25):

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

حيث:

N : هو عدد الثنائيات (مدخلات-مخرجات) للعينه؛

y_i : هو المخرج رقم i من عينة التدريب؛

\hat{y}_i : هو المخرج الشبكة العصبية الناجم عن المدخل رقم i من عينة التدريب.

يتم حساب الخطأ E لكل مخرج من المخرجات، ويتم إنهاء عملية التعلم عندما يكون الخطأ صغيراً

بما فيه الكفاية.

ويمكن تطبيق نموذج التعليم بالإشراف على الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية

(Feedforward Neural Networks) والشبكات العصبية المتكررة (Recurrent Neural

Networks) (Tebelskis, 1995, p. 37).

2.6.2.3. التعلم بدون إشراف Unsupervised Learning

التعلم بدون إشراف لا يحتاج إلى المخرجات المطلوبة للمقارنة، وإنما يعتمد فقط على الارتباطات والخواص المشتركة لبيانات الإدخال. ويحاول تقسيم هذه المدخلات إلى مجموعات بناءً على خواصها المشتركة (Du & Swamy, 2013, p. 26).

التقنيات شائعة الاستخدام في التعلم بدون إشراف هي التحليل العنقودي (Cluster analysis)، تحليل المكونات الرئيسية (Principal Component Analysis PCA)، تحليل المكونات المستقلة (Independent Component Analysis ICA)، وبعض الشبكات العصبية مثل شبكات الخصومة التوليدية (Generative Adversarial Networks GANs) وأجهزة الترميز التلقائي (Autoencoders AEs) (De Marchi, 2019, p. 11).

7.2.3. أنواع الشبكات العصبية

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية بشكل عام من ثلاثة أجزاء تسمى بالطبقات، وتميز ثلاث أنواع من الطبقات (Girish S. Katkar, 2019, p. 60):

- **طبقة الإدخال (Input layer):** وهي الطبقة مسؤولة عن استقبال البيانات أو الإشارات من البيئة الخارجية. ويتم تعديل هذه المدخلات في حدود القيم التي تنتجها دوال التنشيط.
- **الطبقات المخفية (Hidden layers):** وتتكون هذه الطبقات من الخلايا العصبية المسؤولة عن استخراج الأنماط المرتبطة بالعملية أو النظام الذي يتم تحليله. وتقوم هذه الطبقات بتنفيذ معظم المعالجات الداخلية في الشبكة.
- **طبقة الإخراج (Output layer):** تتكون هذه الطبقة من الخلايا العصبية المسؤولة عن إنتاج وعرض مخرجات الشبكة النهائية، والتي تنتج عن المعالجة التي تقوم بها الخلايا العصبية في الطبقات السابقة.

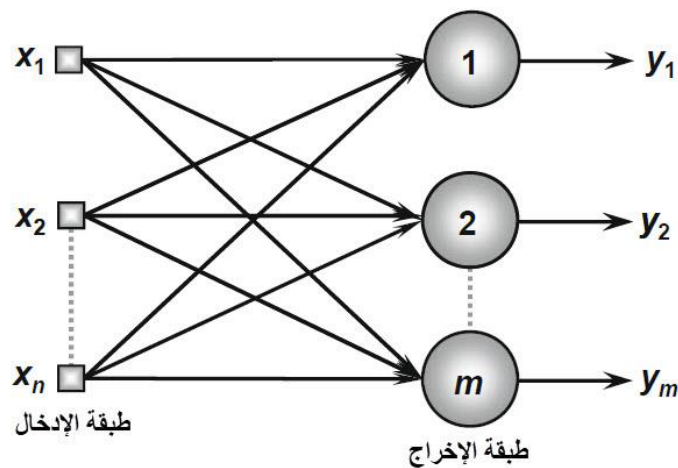
بناءً على ترتيب الخلايا العصبية ووظيفتها وكيفية ترابطها وكيفية تكوين طبقاتها، يمكننا التمييز بين عدة أنواع من الشبكات العصبية الاصطناعية: شبكة التغذية الأمامية أحادية الطبقة (single-layer)

(multilayer feedforward شبكات التغذية الأمامية متعددة الطبقات feedforward network) networks)، والشبكات المتكررة (recurrent networks).

1.7.2.3. شبكات التغذية الأمامية أحادية الطبقة (Single-layer feedforward network)

تحتوي هذه الشبكة العصبية الاصطناعية على طبقة إدخال وطبقة عصبية واحدة، والتي هي طبقة الإخراج كما هو موضح في الشكل (3-37).
تندفق المعلومات في اتجاه واحد من طبقة الإدخال إلى طبقة الإخراج. كما أن عدد مخرجات الشبكة مساو لعدد الخلايا العصبية في الشبكة.

شكل (3-37): شبكة التغذية الأمامية أحادية الطبقة (Single-layer feedforward network)



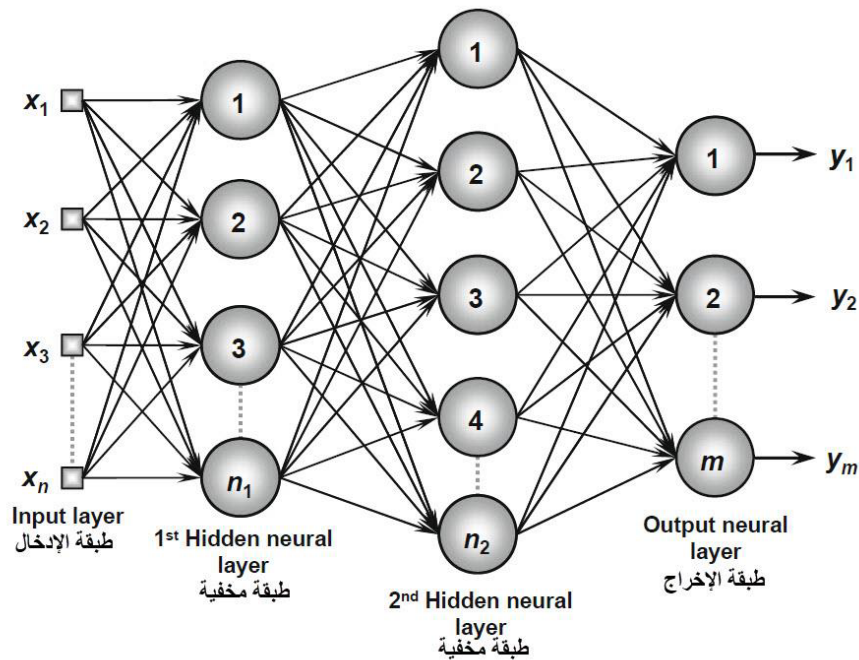
Source: Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017). Artificial Neural Networks: A Practical Course. Berlin: Springer. p.42

2.7.2.3. شبكات التغذية الأمامية متعددة الطبقات (Multilayer feedforward networks)

تتكون شبكات التغذية الأمامية ذات الطبقات المتعددة من طبقة عصبية مخفية واحدة أو أكثر، يتم توظيفها في حل عدة مشاكل، مثل مشاكل تقريب الدوال، تصنيف الأنماط، التحكم في العمليات، والروبوتات وغيرها.

يوضح الشكل (38-3) شبكة تغذية أمامية متعددة الطبقات تتكون من طبقة إدخال وطبقتين عصبيتين مخفيتين وطبقة إخراج.

شكل (38-3): شبكة تغذية أمامية متعددة الطبقات (Multilayer feedforward network)



Source: Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017).

Artificial Neural Networks: A Practical Course. Berlin: Springer. p.23

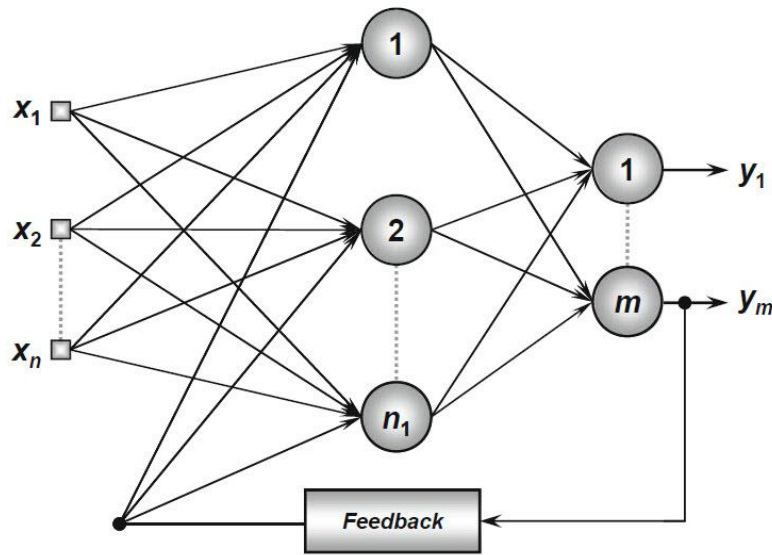
عدد الخلايا العصبية المكونة للطبقة المخفية الأولى يختلف عادة عن عدد المدخلات في طبقة الإدخال، وغالبا ما يعتمد عدد الطبقات المخفية وعدد الخلايا العصبية المكونة للشبكة على طبيعة وتعقيد

المشكلة التي يتم تمثيلها بواسطة الشبكة، وكيفية البيانات المتاحة حول هذه المشكلة (Girish S. Katkar, 2019, p. 61).

3.7.2.3. الشبكات المتكررة (Recurrent networks)

في هذه النوع من الشبكات يتم استخدام مخرجات الخلايا العصبية كمدخلات تغذية مرتدة للخلايا العصبية الأخرى. تجعل ميزة التغذية العكسية هذه الشبكات قادرة على معالجة المعلومات الديناميكية، مما يعني أنه يمكن استخدامها في الأنظمة المتغيرة مع الزمن، مثل التنبؤ بالسلاسل الزمنية، وتحديد الأنظمة وتحسينها (Maniar Swity, 2017, p. 43).

شكل (3-39): شبكة متكررة (Recurrent network)



Source: Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017).

Artificial Neural Networks: A Practical Course. Berlin: Springer. p.24

يوضح الشكل (3-39) مثالاً لشبكة متكررة، حيث يتم تغذية الطبقة الوسطى بإحدى إشارات الإخراج. وبالتالي ينتج هذا النوع من الشبكات مخرجات حالية مع مراعاة قيم المخرجات السابقة.

8.2.3. مميزات وحدود الشبكات العصبية الاصطناعية

تميز الشبكات العصبية الاصطناعية بخصائص هامة تجعلها تتفوق على التقنيات الكلاسيكية الخاصة بالإعلام الآلي، ونلخص هذه المزايا فيما يلي (Ciaburro & Venkateswaran, 2017, p. 38):

- الشبكات العصبية مرنة ويمكن استخدامها لكل من مشاكل الانحدار والتصنيف، كما يمكنها استخدام أي بيانات يمكن جعلها رقمية في النموذج، لأن الشبكة العصبية هي نموذج رياضي مع دوال تقريب.
 - الشبكات العصبية جيدة لنمذجة البيانات غير الخطية باستخدام عدد كبير من المدخلات مثل الصور. ويمكن الاعتماد عليها في نمذجة المهام التي تحوي العديد من المميزات، حيث تعمل على تقسيم المشكلة إلى شبكة بعدة طبقات لمعالجة هذه الجزئيات بشكل منفصل.
 - بمجرد تدريب الشبكة العصبية، تكون توقعات الشبكة سريعة جداً لأي مدخلات جديدة.
 - يمكن تدريب الشبكات العصبية بأي عدد من المدخلات وأي عدد من الطبقات.
- وبالرغم من كل هذه المميزات للشبكات العصبية الاصطناعية إلا أن لها بعض الحدود نذكر منها:
- الشبكات العصبية الاصطناعية هي عبارة عن صناديق سوداء (black boxes)، مما يعني أننا لا نستطيع معرفة مدى تأثير كل متغير مستقل على المتغيرات التابعة.
 - تعتبر مكلفة من الناحية الحاسوبية، وتستغرق وقتاً كبيراً للتدريب على المعالجة المركزية التقليدية (CPUs).
 - تعتمد الشبكات العصبية كثيراً على بيانات التدريب، هذا يؤدي إلى مشكلة التجهيز والتعميم. يعتمد الوضع بشكل أكبر على بيانات التدريب ويمكن ضبطه على البيانات.

9.2.3. الأنظمة العصبية المبهمة Neuro Fuzzy Systems

تميز الشبكات العصبية بقدرتها العالية على التعلم، ولكن ما يعيبها هو صعوبة فهم المنطق الذي تقوم من خلاله بربط المدخلات بالمخرجات. ومن جهة أخرى يمتلك المنطق المبهم قدرة جيدة على التفسير

كما يمكن أيضا دمج معرفة الخبراء. وبهذا إذا تم الدمج بين كل من الشبكات العصبية والمنطق المبهم فإن هذا ينتج نموذجا قادرا على التعلم والتفسير الجيد مع دمج للمعرفة السابقة. هذا الدمج يمكن أن يكون في أشكال مختلفة، قد يكون النموذج الأبسط هو النموذج العصبي المبهم المتزامن، حيث يعمل كل من النظام المبهم والشبكة العصبية بشكل منفصل، ويمكن استعمال مخرجات أحد النظامين كمدخلات للنظام الآخر. كما يوجد شكل آخر للدمج بين الشبكات العصبية والمنطق المبهم وهو النموذج العصبي المبهم التعاوني، حيث يتم استخدام أحد النظامين لتكييف معلمات النظام الآخر. وكذلك يمكن استخدام الشبكات العصبية لمعرفة قيم درجات العضوية للأنظمة المهمة لإنشاء قواعد IF-THEN المهمة والتقليل من الأخطاء كما هو في أنظمة الاستدلال العصبية المهمة التكيفية Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS) (Du & Swamy, 2013, p. 687).

1.9.2.3 الشبكات التكيفية Adaptive Networks

الشبكة التكيفية هي أحد الأمثلة على شبكات التغذية الأمامية متعددة الطبقات. وغالبا ما تستخدم هذه الشبكات خوارزمية التعلم الخاضع للإشراف في عملية التعلم. كما أن الشبكة التكيفية تتمتع بعدد من العصبونات التكيفية المترابطة مباشرة دون أي قيمة للأوزان بينها، وكل عصبون في هذه الشبكة له وظائف ومهام مختلفة، ويعتمد الإخراج على الإشارات والمعلومات الواردة والمتوفرة في العصبون. وكما يوحي اسمها، فإن الشبكة التكيفية هي شبكة يتم تحديد المدخلات والمخرجات الكلية من خلال مجموعة من المعلمات القابلة للتعديل.

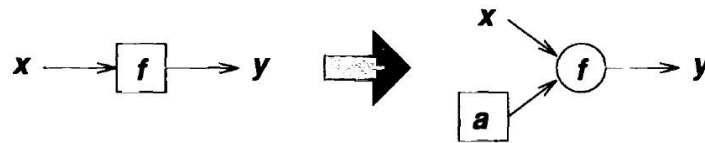
تتوزع معلمات الشبكة التكيفية على خلاياها العصبية، بحيث تحتوي كل خلية على مجموعة معلمات محلية. واتحاد مجموعات المعلمات المحلية هذه هو مجموعة معلمات الشبكة الكلية. إذا كانت المجموعة المحلية لمعلومات خلية عصبية غير فارغة فإن دالة التنشيط لهذه الخلية تعتمد على قيمة هذه المعلمات (سنستخدم مبعبا لتمثيل هذا النوع من الخلايا التكيفية). ومن جهة أخرى إذا كان خلية عصبية مجموعة معلمات محلية خالية فسيتم تعديل دالة التنشيط لهذه الخلية (سنستخدم دائرة لتمثيل هذا النوع من الخلايا التكيفية) (Jang, Sun, & Mizutani, 1998, p. 201).

الشكل (3-40) يوضح مثلا لشبكة تكيفية بخلية عصبية واحدة، والمثلة بالدالة:

$$y = f(x, a)$$

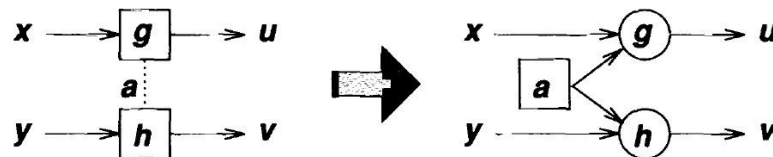
حيث تمثل x و y المدخلات والمخرجات على الترتيب، و a هي معلمة الخلية العصبية. التمثيل المكافئ لهذه الخلية هو نقل المعلمة خارج الخلية ووضعها في خلية مستقلة تسمى بخلية المعلمة (parameter node). من الواضح أن خلية المعلمة هي حالة خاصة للخلية التكوينية التي لا توجد فيها مدخلات والمخرج هو المعلمة نفسها. تعتبر خلية المعلمة مفيدة في حل عدة مشاكل مثل مشكلة مشاركة المعلمات الموضحة في الشكل (3-41)، حيث تشترك خليتان تكيفيتان $u = g(x, a)$ و $v = h(y, a)$ المعلمة a ، كما يوضحه الخط المتقطع الذي يربط هاتين الخليتين. ومن خلال إخراج المعلمة ووضعها في خلية معلمة، يمكننا أن ندرج عملية مشاركة المعلمة في بنية الشبكة العصبية، وهذا يبسط تمثيل الشبكة وكذلك تنفيذ البرامج لها.

شكل (3-40): شبكة عصبية تكيفية (Adaptive neural network)



Source: Jang, J., Sun, C., & Mizutani, E. (1998). Neuro-fuzzy And Soft Computing - A Computational Approach To Learning And Machine Intelligence. Proceedings of the IEEE. 86, pp. 600-603. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ: IEEE. p.201

شكل (3-41): مشكلة مشاركة المعلمات (parameter sharing problem)



Source: Jang, J., Sun, C., & Mizutani, E. (1998). Neuro-fuzzy And Soft Computing - A Computational Approach To Learning And Machine Intelligence. Proceedings of the IEEE. 86, pp. 600-603. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ: IEEE. p.201

2.9.2.3. أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة التكيفية Adaptive Neuro Fuzzy

Inference Systems (ANFIS)

اقترح روجر جانج Jang, J.S.R في ورقة بحثية (Jang J. S., 1993) شبكة عصبية تماثل في وظائفها نظام الاستدلال المبهم سوجينو Sugeno. والذي سماه بنظام الاستدلال العصبي المبهم التكيفي Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems ويرمز له اختصاراً بـ ANFIS.

ومن أجل التبسيط، نفترض أن نظام ANFIS له مدخلان هما x_1 و x_2 ومخرج واحد y . يتم تمثيل كل مدخل بمجموعتين مبهمتين، ويتم تمثيل المخرج بواسطة كثير حدود من الدرجة الأولى. ويستخدم نظام ANFIS في هذا المثال أربع قواعد:

• القاعدة الأولى:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \quad \text{Then } y = f_1 = k_{10} + k_{11}x_1 + k_{12}x_2$$

• القاعدة الثانية:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2 \quad \text{Then } y = f_2 = k_{20} + k_{21}x_1 + k_{22}x_2$$

• القاعدة الثالثة:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \quad \text{Then } y = f_3 = k_{30} + k_{31}x_1 + k_{32}x_2$$

• القاعدة الرابعة:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2 \quad \text{Then } y = f_4 = k_{40} + k_{41}x_1 + k_{42}x_2$$

حيث:

x_1 و x_2 هي مدخلات النظام،

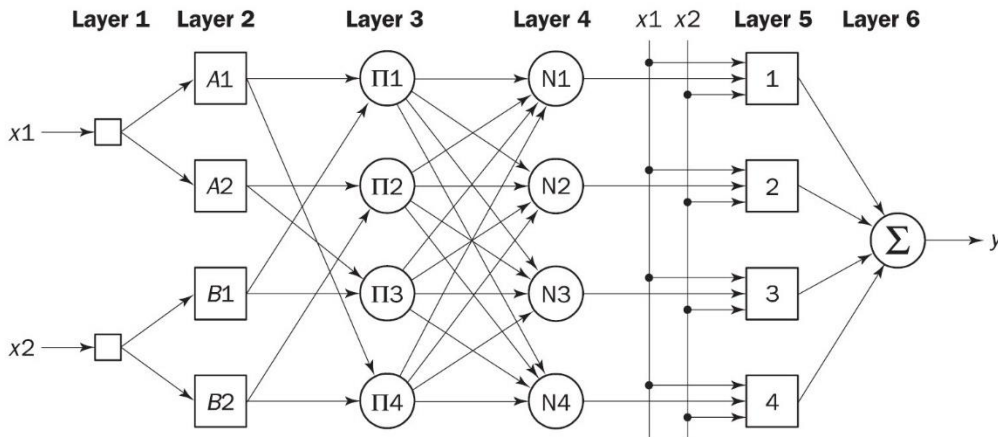
A_1 و A_2 هي المجموعات المبهمة في المجتمع X_1 ،

B_1 و B_2 هي المجموعات المبهمة في المجتمع X_2 ،

k_{i0}, k_{i1}, k_{i2} هي مجموعة من المعاملات الخاصة بالقاعدة i .

شكل (3-42): نظام استدلال عصبي مبهم تكيفي Adaptive Neuro Fuzzy Inference

System (ANFIS)



Source: Michael, N. (2005). Michael N. (2005). Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley. p.277

يتم تمثيل ANFIS عادةً بشبكة عصبية ذات تغذية أمامية مكونة من خمس طبقات كما جاء في الورقة التي نشرها جانغ (Jang J. S., 1993)، وهي نفسها الطبقات من الثانية إلى السادسة كما هو موضح في الشكل (3-42)، تحتوي الطبقتان الأولى والرابعة على خلايا عصبية تكيفية، بينما تحتوي الطبقات الأخرى على خلايا ثابتة (Suparta & Alhasa, 2015, p. 12).

وفيما يلي شرح مختصر لكل طبقة من طبقات هذا النظام (Michael, 2005, p. 278):
 الطبقة الأولى: (طبقة الإدخال)، وتقوم الخلايا العصبية في هذه الطبقة ببساطة بتمرير إشارات خارجية واضحة إلى الطبقة 2. أي:

$$y_i^{(1)} = x_i^{(1)}$$

حيث $x_i^{(1)}$ و $y_i^{(1)}$ هما مدخلات ومخرجات العصبون i على التوالي في الطبقة الأولى.

الطبقة الثانية: (طبقة الإبهام fuzzification layer) حيث تقوم الخلايا العصبية في هذه الطبقة بإجراء عملية الإبهام معتمدة في ذلك على دالة تنشيط على شكل الجرس (bell activation function). وذلك كما يلي:

$$y_i^{(2)} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i^{(2)} - a_i}{c_i} \right)^{2b_i}}$$

حيث $x_i^{(2)}$ و $y_i^{(2)}$ هما مدخلات ومخرجات العصبون i على التوالي في الطبقة الثانية، و a_i ، b_i و c_i هي معاملات تتحكم في مركز وعرض وميل دالة التنشيط في الخلايا العصبية.

الطبقة الثالثة: (طبقة القاعدة rule layer)، كل خلية عصبية في هذه الطبقة تقابل قاعدة مبهم واحدة. تستقبل الخلايا العصبية في هذه الطبقة مدخلات من الخلايا العصبية في طبقة الإبهام وتحسب نتائج القاعدة التي تمثلها بالاعتماد على الاسقاط (firing strength). وتكون مخرجات الخلايا العصبية في الطبقة الثالثة كما يلي:

$$y_i^{(3)} = \prod_{j=1}^k x_{ji}^{(3)}$$

حيث $x_{ji}^{(3)}$ و $y_i^{(3)}$ هما مدخلات ومخرجات العصبون i على التوالي في الطبقة الثالثة. الطبقة الرابعة: تتلقى كل خلية عصبية في هذه الطبقة مدخلات من جميع الخلايا العصبية في طبقة القاعدة، وتحسب نسبة كل مدخل بالنسبة لمجموع جميع المدخلات، وتمثل هذه النسبة مساهمة نتيجة كل قاعدة في النتيجة النهائية. وتكون مخرجات الخلايا العصبية في هذه الطبقة كما يلي:

$$y_i^{(4)} = \frac{x_{ii}^{(4)}}{\sum_{j=1}^n x_{ji}^{(4)}}$$

حيث $x_{ji}^{(4)}$ يمثل المدخل من العصبون j في الطبقة الثالثة إلى العصبون i في الطبقة الرابعة، و n هو عدد الخلايا العصبية في الطبقة الثالثة.

الطبقة الخامسة: (طبقة فك الإبهام defuzzification layer)، كل خلية عصبية في هذه الطبقة متصلة بالخلايا العصبية في الطبقة الرابعة، كما تتلقى أيضاً المدخلات الأولية x_1 و x_2 . وتحسب الخلايا العصبية لفك الإبهام القيمة الناتجة المرجحة لقاعدة معينة كما يلي:

$$y_i^{(5)} = x_i^{(5)} (k_{i0} + k_{i1}x_1 + k_{i2}x_2)$$

حيث $x_{ji}^{(5)}$ و $y_i^{(5)}$ هما مدخلات ومخرجات العصبون i على التوالي في الطبقة الخامسة، و k_{i0} ، k_{i1} ، k_{i2} هي مجموعة المعلمات الناتجة للقاعدة i .

الطبقة السادسة: وتمثل هذه الطبقة في خلية عصبية واحدة (عصبون الجمع) والتي تقوم بجمع جميع مخرجات العصبونات في طبقة فك الإبهام (الطبقة الخامسة) لتنتج في الأخير المخرج النهائي للنظام كما يلي:

$$y = \sum_{i=1}^n x_i^{(6)}$$

خلاصة

قنا في هذا الفصل بعرض الجوانب المختلفة للمنطق المبهم، دوال العضوية، طرق الإبهام وفك الإبهام وكيفية تشكيل القواعد المبهمة وتجميعها وتحليلها. وتوفر الأدوات الرياضية المبهمة وحساب قواعد IF-THEN المبهمة نموذجاً مفيداً للغاية لأتمتة وتنفيذ مجموعة واسعة من المعارف البشرية. وشرحنا كذلك مختلف أنظمة الاستدلال المبهم (مامداني وسوجينو) ومزاياهما والمقارنة بينهما.

كما تم التطرق إلى المفاهيم المتعلقة بالشبكات العصبية التي تم تطويرها من نماذج معروفة من الجهاز العصبي البيولوجي والدماغ البشري. وقنا كذلك بشرح مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية وآلية عملها حيث تقوم بمعالجة المدخلات التي تمر عبر مجموعة من الطبقات بداية من طبقة الإدخال ومروراً بالطبقات المخفية وصولاً إلى طبقة الإخراج من خلال دوال التنشيط التي تضبط الأوزان المشبكية خلال عملية التعلم لتحديد العلاقة التي تربط مخرجات الشبكة بمدخلاتها. وفي الأخير تم عرض نظام الاستدلال العصبي المبهم (ANFIS) الذي هو عبارة عن نظام هجين يجمع بين الشبكات العصبية وأنظمة الاستدلال المبهمة، حيث تتميز الشبكات العصبية بقدرتها العالية على التعلم، كما يمتلك المنطق المبهم قدرة جيدة على التفسير.

الفصل الرابع: الدراسة التطبيقية

تمهيد

عرفت سياسة سعر الصرف في الجزائر عدة تغيرات وتطورات بسبب المراحل المتعددة للاقتصاد الجزائري، ففي فجر الاستقلال تم الاعتماد على النهج الاشتراكي الذي يركز على التخطيط المركزي، حيث تم تبني نظام سعر الصرف الثابت، مما جعل العملة المحلية غير مرتبطة بالوظائف الاقتصادية والمالية للدولة، مما أدى إلى تدهور في المؤشرات الاقتصادية كالتضخم والمديونية الخارجية. وهذا ما دفع إلى القيام بإصلاحات اقتصادية واتباع نظام اقتصاد السوق الذي أرجع لسعر الصرف دوره في الاقتصاد من خلال تبني نظام سعر الصرف العائم الذي يتحدد فيه قيمة العملة في سوق الصرف وفق قانوني العرض والطلب. ولكن كان التعويم مدارا وموجها بسبب إدارة البنك المركزي لسعر صرف الدينار الجزائري قصد التصدي لأي تقلبات أو صدمات محتملة.

وبعد عرض الإطار النظري لأسعار الصرف وكذا المفاهيم الخاصة بالمنطق المهم وأنظمة الاستدلال المهمة والشبكات العصبية، سنقوم في هذا الفصل باستخدام هذه الأدوات في عملية التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري.

تم تقسيم هذا الفصل إلى خمسة أجزاء، سنقوم أولاً بعرض المنهجية المتبعة في الدراسة التطبيقية وشرح البيانات المستخدمة فيها وكيفية تحضيرها لعملية التنبؤ، ثم بناء النماذج المناسبة لذلك واختبارها لاستخدامها في عملية التنبؤ والمقارنة بينها من حيث الأداء.

1.4. منهجية الدراسة التطبيقية

سيتم تطبيق نماذج الشبكات العصبية ANN وأنظمة الاستدلال العصبية المبهمة ANFIS للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي. والمقارنة بينها للوصول إلى أكثر النماذج دقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة.

أولا سيتم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) للتنبؤ وذلك ببناء نظامين للشبكات العصبية، الأول أحادي المتغير (Univariate) أي أنه يعتمد في مدخلاته على سلسلة سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدينار الأمريكي فقط أو متغيرات مشتقة منها مثل التباطؤات الزمنية لنفس السلسلة، والنظام الثاني متعدد المتغيرات (Multivariate) ويعتمد في مدخلاته على عدة متغيرات والمتمثلة في محددات سعر صرف الدينار الجزائري.

بعد ذلك سيتم استخدام أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة (ANFIS) للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري. ومثل ما سيتم العمل به في أنظمة الشبكات العصبية، سيتم بناء أنظمة استدلال عصبي مبهم ANFIS، أحدها أحادي المتغير (Univariate) والأخرى متعددة المتغيرات (Multivariate). وفي الأخير ستم المقارنة بين أنظمة التنبؤ التي تم بناؤها لتحديد النموذج الأكثر دقة في عملية التنبؤ.

2.4. بيانات الدراسة

كما رأينا سابقا، تتميز أنظمة الشبكات العصبية (ANN) وكذا أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة (ANFIS) بقدرتها على التعلم، وكلما كانت البيانات المستخدمة في التعلم كبيرة كلما زادت كفاءة ودقة مخرجات هذه الأنظمة واقتربت أكثر من القيم المراد التنبؤ بها. ولهذا سنستخدم أكبر حجم من البيانات يمكن الحصول عليه، للاعتماد عليها كمدخلات للأنظمة التي سيتم بناؤها.

1.2.4. متغيرات الدراسة

تم الاعتماد في هذه الدراسة على البيانات الشهرية لأسعار صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي للفترة الممتدة بين جانفي 1990 إلى ديسمبر 2019، والتي تم الحصول عليها من قواعد بيانات صندوق النقد الدولي (IMF) وكذا من قاعدة بيانات أسعار الصرف (OANDA).

كما تم الحصول على البيانات الخاصة بمحددات سعر صرف الدينار الجزائري خلال نفس الفترة الزمنية (جانفي 1990 إلى ديسمبر 2019) من قواعد بيانات صندوق النقد الدولي، البنك الدولي ومنظمة أوبك. وتمثلت هذه البيانات في الناتج المحلي الإجمالي، أسعار النفط، معدل التضخم، الصادرات، الواردات، المديونية الخارجية واحتياطي الصرف.

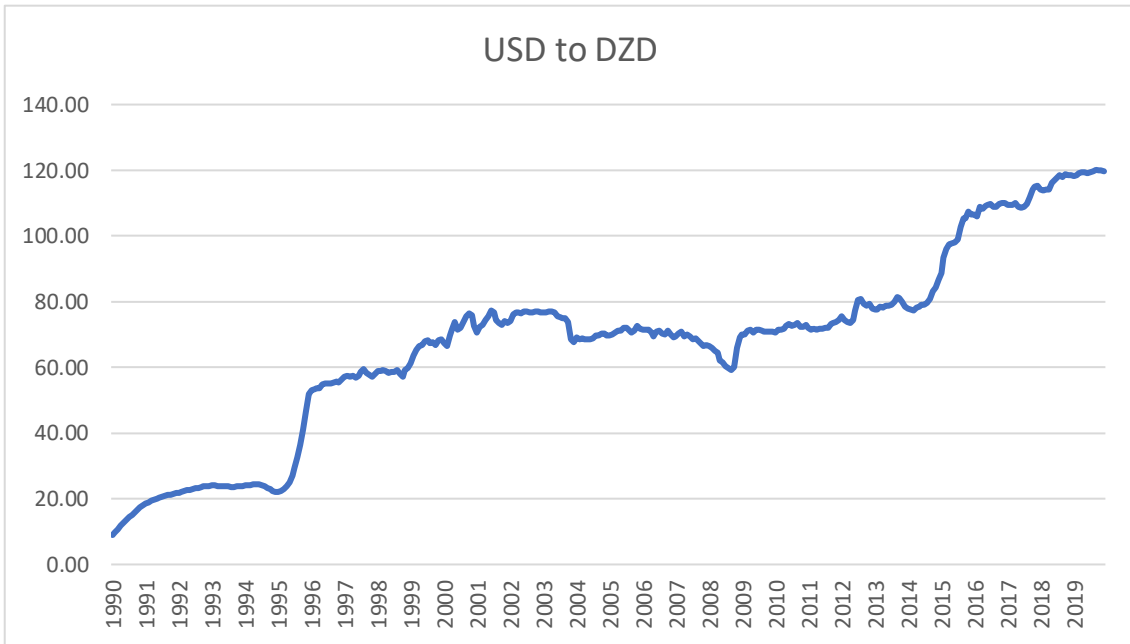
1.1.2.4. سعر صرف الدينار الجزائري

شهد سعر صرف الدينار الجزائري في الفترة (1990-1999) تدهورا في قيمته حيث انتقل من 8.96 دينار سنة 1990 مقابل الدولار إلى 68.62 دينار مقابل الدولار سنة 1999 وهذا بسبب تخفيض قيمة الدينار خلال هذه الفترة بعد إبرام الجزائر اتفاق الاستعداد الائتماني الأول والثاني والثالث بهدف اتباع سياسة نقدية أكثر حذرا مقابل تقديم الدعم من صندوق النقد الدولي (بوروشة، 2015). بعدها عرف سعر صرف الدينار الجزائري استقرارا نسبيا خلال الفترة (2000-2014) حيث تغير بين 67.33 و86.59 دينار مقابل الدولار الأمريكي بهدف الحد من الواردات ورفع الإنتاج وتحسينه. وخلال السنوات (2014-2019) تم تخفيض قيمة الدينار بهدف تضخيم مداخيل النفط الذي تراجعت أسعاره مما أدى إلى عجز في الميزانية، كما اتسع فارق التضخم بين الجزائر وشركائها التجاريين. وبالتالي ارتفع سعر صرف الدينار من 88.80 إلى 119.65 مقابل الدولار الأمريكي.

والشكل (1-4) يوضح تطور سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي خلال فترة

الدراسة.

شكل (1-4): تطور سعر صرف الدينار الجزائري خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر 2019

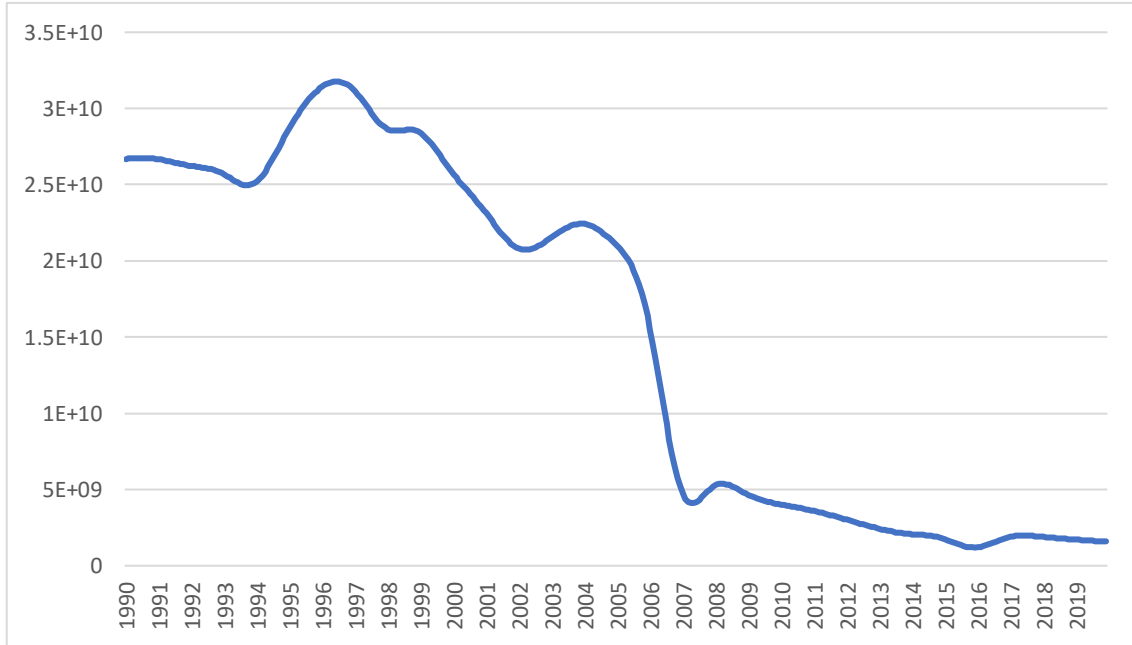


المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على بيانات OANDA و IMF.

2.1.2.4. أرصدة الدين الخارجي

كما هو موضح في الشكل (2-4)، كانت المديونية الخارجية مرتفعة خلال السنوات 1990-1993 وذلك بسبب انخفاض أسعار النفط الذي أدى إلى تراجع صادرات الجزائر وبسبب تخفيض قيمة الدينار، وهذا ما أدى إلى تزايد الدين الخارجي وخدماته (السعيدي، 2011).

شكل (4-2): تطور أرصدة الدين الخارجي، طويل الأجل (الدين المستحق والمنصرف، بالأسعار الجارية للدولار الأمريكي) خلال الفترة جانفي 1990 - ديسمبر 2019



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على بيانات البنك الدولي.

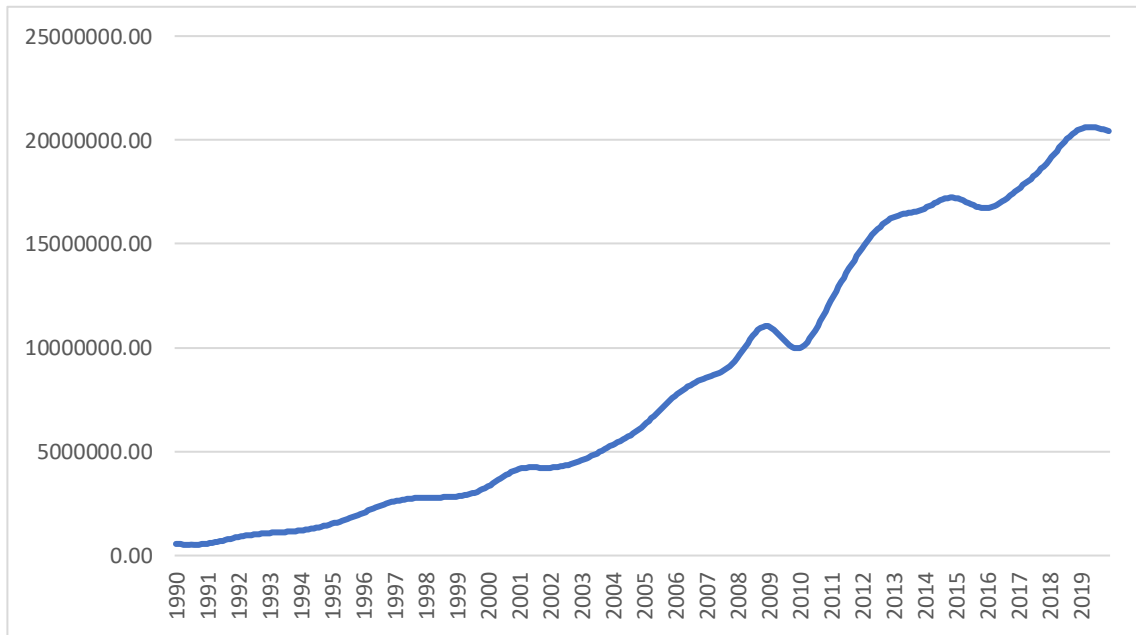
بعدها اعتبرت الجزائر كبلد متوقف عن دفع ديونه مما دفعها للتفاوض مع صندوق النقد الدولي سنة 1994 لإعادة جدولة ديونها أين استفادت من جدولة 4.4 مليار دولار ثم 4.8 مليار دولار سنة 1995، 3.35 مليار دولار سنة 1996، 2.22 مليار دولار سنة 1997 و 0.517 مليار دولار سنة 1998. وعلى الرغم من ذلك بلغ الدين الخارجي ذروته سنة 1996 حيث وصل إلى 33.64 مليار دولار (شبيبي، بطاهر، وشكوري، 2010). وفي السنوات 1999-2006 انتعشت أسعار النفط وعرفت نوعا من الاستقرار مما أدى إلى تحسن المؤشرات الاقتصادية الكلية وهو ما تم استغلاله في التسيير الجيد للمديونية الخارجية التي انخفضت من 28 مليار دولار سنة 1999 إلى 15.5 مليار دولار سنة 2006. وعرف حجم المديونية استقرارا بعد ذلك خلال السنوات 2007-2019 بسبب تحسن المؤشرات الاقتصادية الكلية في الجزائر نتيجة انتعاش أسعار النفط.

3.1.2.4. الناتج المحلي الإجمالي

سجل الناتج المحلي الإجمالي نمواً منخفضاً خلال السنوات 1990-1993 بسبب أعباء المديونية الخارجية التي عرقلت جهاز الإنتاج الذي يستورد المواد الأولية وتجهيزات الإنتاج. ثم حقق ارتفاعاً في الفترة 1994-1996 بسبب ارتفاع في أسعار الفائدة، ثم عرف انخفاضاً خلال السنتين 1997-1998 بسبب انخفاض عائدات النفط. ومع تبني برنامج الإنعاش الاقتصادي وارتفاع أسعار النفط وتزامنه مع تحسن الوضع الأمني سجل الناتج المحلي الإجمالي ارتفاعاً ملحوظاً بداية من سنة 2000 ثم تسجيل انخفاض طفيف في الفترة 2008-2009 نتيجة لأزمة 2008 ليعود للارتفاع مرة أخرى بسبب الاستمرار في نفس السياسة الاقتصادية الذي وفر للدولة احتياطي صرف كبير. والشكل (3-4) يوضح تطور الناتج المحلي الإجمالي في الجزائر.

شكل (3-4): تطور الناتج المحلي الإجمالي بالدينار الجزائري خلال الفترة جانفي 1990 -ديسمبر

2019



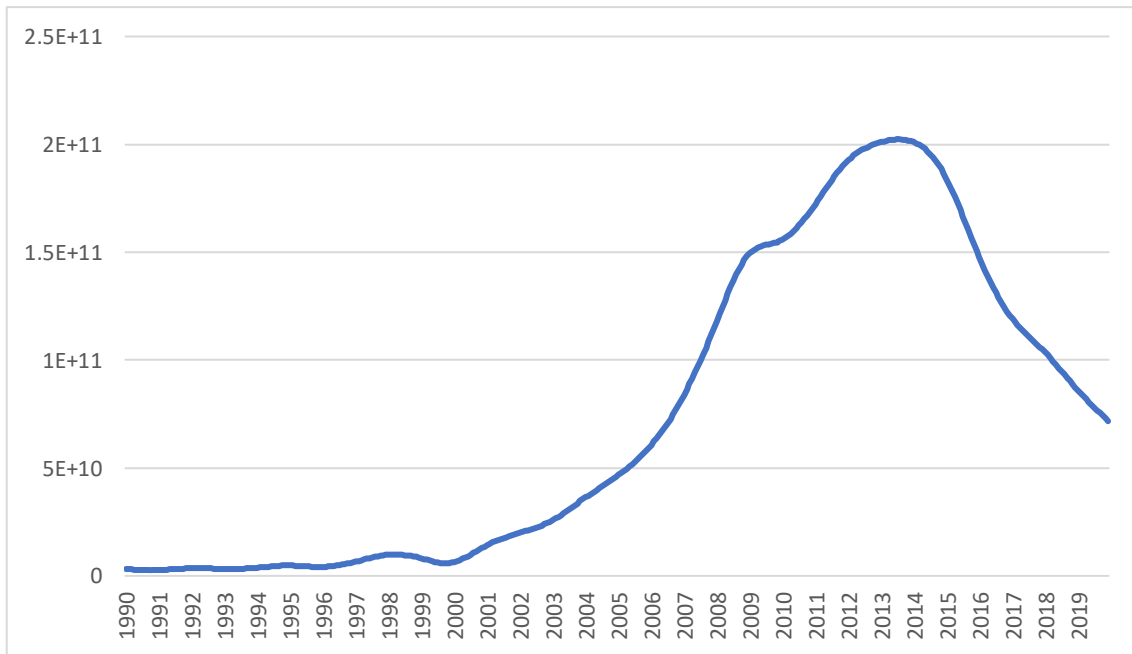
المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على بيانات IMF.

4.1.2.4. احتياطات الصرف

تلعب احتياطات الصرف دورا هاما في الوقوف في وجه الضغوطات الخارجية التي تتسبب في عجز ميزان المدفوعات خاصة المتعلقة بالصدمات البترولية. ويوضح الشكل (4-4) تطور احتياطات الصرف في الجزائر خلال الفترة 1990-2019.

شكل (4-4): تطور احتياطات الصرف في الجزائر بالدولار الأمريكي خلال الفترة جانفي

1990 - ديسمبر 2019



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على بيانات البنك الدولي.

عرفت احتياطات سعر الصرف ضعفا في الفترة 1990-1999 بسبب تراجع أسعار النفط زيادة على تفاقم المديونية الخارجية وكذا الإصلاحات التي مست نظام الصرف والتي أدت إلى فقدان جزء كبير من احتياطات الصرف.

وبعد سنة 2000 عرفت أسعار النفط ارتفاعا كبيرا ومتزايدا والذي انعكس إيجابيا على رصيد المدفوعات وتقلصت المديونية الخارجية مما أدى إلى الزيادة الكبيرة والمتسارعة في الاحتياطات الرسمية والتي انتقلت من 12.84 مليار دولار سنة 2000 إلى ما يقارب 200 مليار دولار في نهاية سنة 2013.

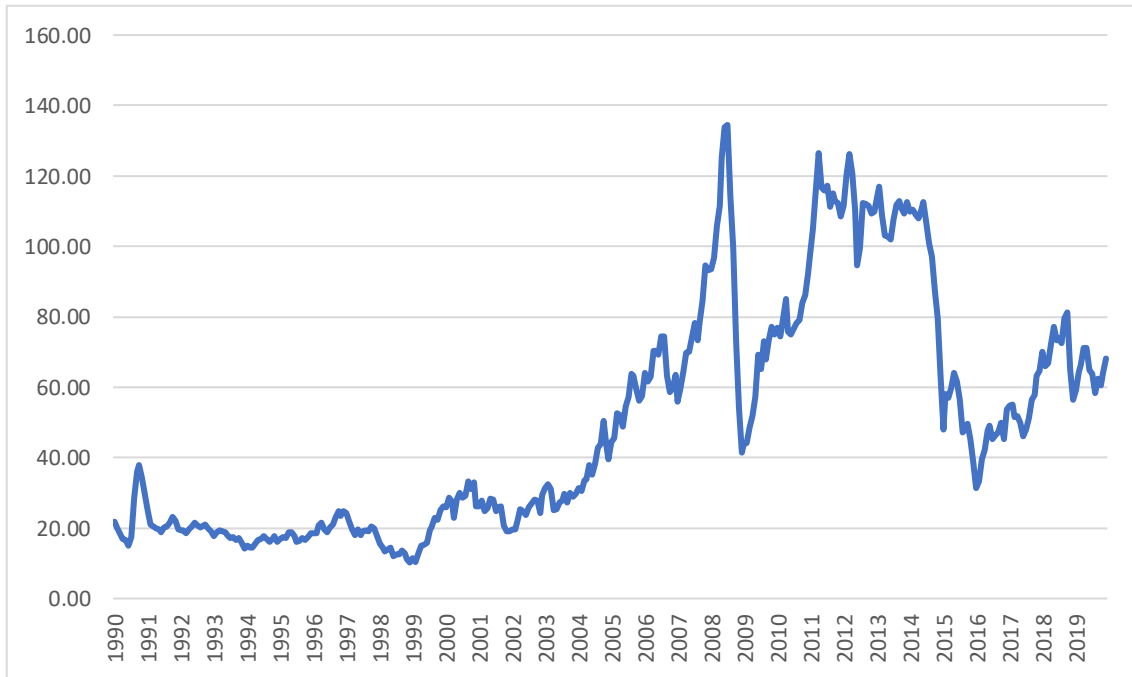
وبعد تراجع أسعار النفط وتزايد الواردات بداية من سنة 2014 انخفضت احتياطات الصرف من 200 مليار دولار سنة 2014 إلى 71.79 مليار دولار في سنة 2019.

5.1.2.4. أسعار النفط

كما يوضح الشكل (4-5) كانت أسعار النفط في حدود الـ 20 دولارا للبرميل في الفترة 1990-1999، وانخفضت إلى غاية 15 دولارا للبرميل في سنة 1994 الفترة بسبب اندلاع حرب الخليج. كما تدهورت الأسعار أكثر في سنة 1998 لتصل إلى غاية 10 دولار للبرميل بسبب الاختلال الكبير في العرض والطلب. ومع نهاية سنة 1999 عرفت الأسعار تحسنا نسبيا حيث فاقت حاجز الـ 20 دولارا للبرميل بسبب خفض الإنتاج في دول الأوبك وخارج الأوبك.

شكل (4-5): تطور أسعار مزيج الصحراء النحام الجزائري بالدولار الأمريكي خلال الفترة جانفي

1990 - ديسمبر 2019



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على بيانات OPEC.

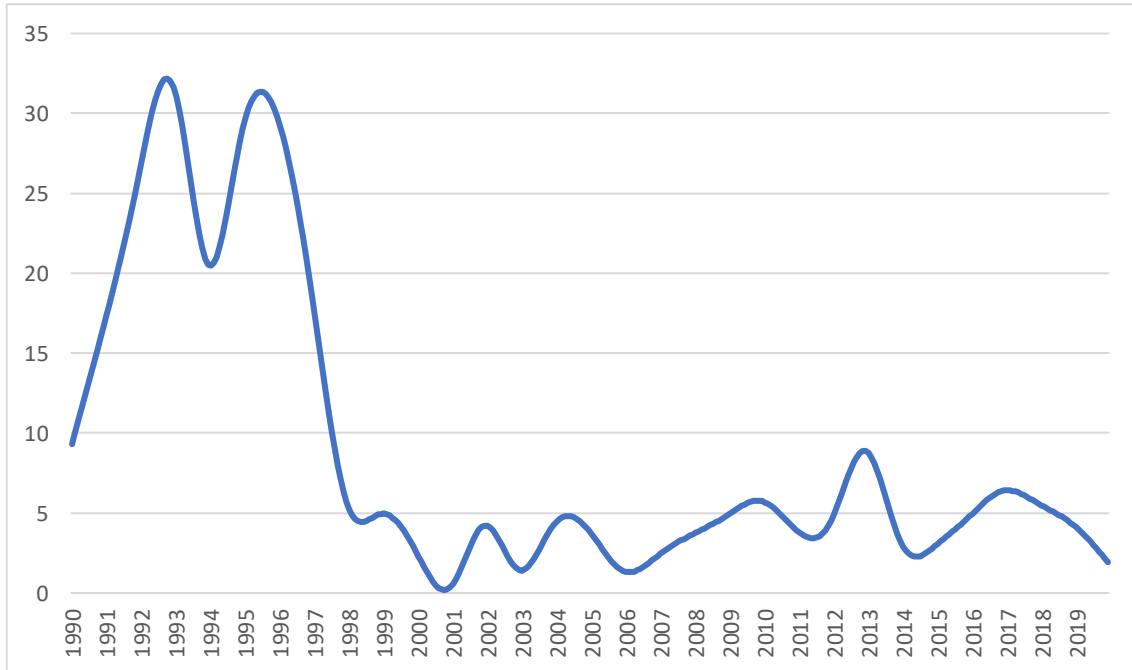
ثم عرفت الأسعار نموا متزايدا بداية من سنة 2000، واستمر هذا النمو إلى بداية سنة 2008، وهذا راجع إلى الطلب العالمي على النفط الذي عرف ارتفاعا كبيرا في هذه الفترة على غرار الولايات

المتحدة الأمريكية، الاتحاد الأوروبي، الهند والصين. ووصلت الأسعار إلى ذروتها في بداية سنة 2008 حيث شهدت أعلى سعر لها في التاريخ والذي بلغ 147 دولارا للبرميل، إلا أنها انهارت خلال نفس العام لتصل إلى 40 دولارا للبرميل بسبب الأزمة العالمية نتيجة انهيار شركات الرهن العقاري في الولايات المتحدة الأمريكية وإفلاس كبريات المصارف العالمية. بعدها تحسنت الأسعار وفاقته 100 دولارا للبرميل في سنة 2011 بسبب القرار التاريخي لخفض الإنتاج الذي اتخذته دول الأوبك عند اجتماعها بمدينة وهران الجزائرية. واستمرت الأسعار على هذا المستوى المرتفع والمستقر إلى غاية سنة 2014، والتي انهارت مجددا بعدها لتصل إلى 40 دولارا للبرميل بسبب رفع سقف الإنتاج إلى 30 مليون برميل في اليوم (شانتا وليلي، 2016). ثم ارتفع مجددا بداية من سنة 2017 بسبب اتفاقية أوبك لخفض الإنتاج، وبلغت 74 دولارا للبرميل في سنة 2019 بسبب ارتفاع الطلب (World Bank, 2019).

6.1.2.4. معدل التضخم

بالنظر إلى الشكل (4-6)، شهد الاقتصاد الجزائري في بداية التسعينات ضغوطا تضخمية شديدة كان لها أثر كبير على الاقتصاد الوطني.

شكل (4-6): تطور معدل التضخم في الجزائر خلال الفترة جانفي 1990 - ديسمبر 2019



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على بيانات البنك الدولي.

وبلغ معدل التضخم أقصاه سنة 1992 بنسبة 31.7 %، وانخفض في سنة 1993 إلى 20,5 % ليعاود الارتفاع في سنة 1995 إلى حدود 29 % بسبب انخفاض قيمة الدينار الجزائري التي أثرت على مستويات الأسعار التي مست المواد الغذائية التي كانت مدعمة من طرف الدولة، مما زاد في تغذية وتيرة ارتفاع التضخم من سنة لأخرى، وكذلك ضعف النشاط الاقتصادي في هذه الفترة الذي تسبب في انخفاض العرض الكلي عن الطلب الكلي. بعدها انخفض معدل التضخم إلى 18% في سنة 1996 و 5% في 1998 بسبب الإجراءات المعتمدة في برنامج التعديل الهيكلي وخصوصا تحرير التجارة الخارجية وعدم وجود تضخم مستورد لضعف معدل التضخم عند أبرز شركاء الجزائر التجاريين. واستمر في الانخفاض إلى غاية 0.34% في سنة 2000 بسبب تحرير الأسعار وتعديل أسعار الفائدة وذلك لتحكم في أخطار التضخم، ثم ارتفعت نسبة التضخم نسبيا في سنة 2001 بسبب ضخ كتلة نقدية إضافية تدخل في إطار برنامج دعم الإنعاش الاقتصادي (قويدر، 2008، صفحة 297).

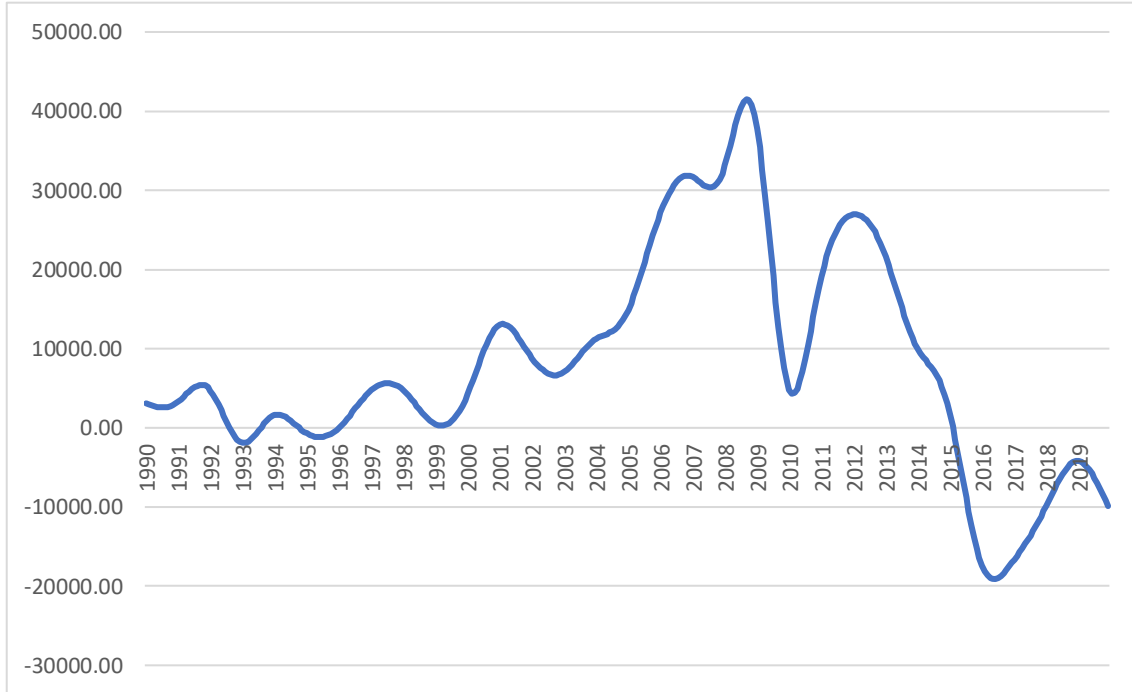
بعدها عرفت معدلات التضخم تذبذبات نسبية تراوحت بين 4.1% و 8.8 % خلال الفترة 2001-2019 بسبب ارتفاع أسعار السلع الاستهلاكية في الأسواق العالمية ورفع الأجرور في 2012 دون مقابل إنتاجي.

7.1.2.4. ميزان المدفوعات

كما هو موضح الشكل (4-7)، سجلت الصادرات في الفترة 1990-1991 ارتفاعا ب 7% وانخفضت الواردات ب 12% مما انعكس إيجابا على الميزان التجاري، ولكن في سنة 1992 انخفضت الصادرات ب 4.8% مقابل زيادة الواردات ب 7.6% وبالتالي تراجعت نسبة تغطية الصادرات للواردات. واستمر هذا التراجع إلى سنة 1994 ليشهد الميزان التجاري عجزا في هذه السنة قدر ب 0.26 مليار دولار (عزي، 2012).

شكل (4-7): تطور رصيد ميزان المدفوعات في الجزائر بالدولار الأمريكي خلال الفترة جانفي

1990 - ديسمبر 2019



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على بيانات IMF.

وفي الفترة 1995-1997 عرفت أسعار النفط ارتفاعا محسوسا مما رفع من الصادرات التي زادت نسبة تغطيتها للواردات. ولكن تراجع رصيد الميزان التجاري مرة أخرى ابتداء من نهاية 1997 إلى سنة 1999 بسبب تراجع أسعار النفط خلال هذه الفترة. بعدها وابتداء من سنة 2000 شهد الميزان التجاري تحسنا مستمرا وذلك يعود إلى التحسن في أسعار البترول الذي نتج عنه ارتفاع الصادرات البترولية من 21 مليار دولار سنة 2000 إلى 77 مليار دولار سنة 2008.

ونظرا إلى التراجع الحاد لأسعار النفط بسبب تداعيات الأزمة العالمية في سنة 2008، تقلصت الإيرادات بشكل كبير، مما أدى إلى انخفاض رصيد الميزان التجاري من 37 مليار دولار سنة 2008 إلى 3.8 مليار دولار سنة 2009 (الجوزي، 2012). غير أنه ابتداء من سنة 2010 إلى غاية 2013 عرف رصيد الميزان التجاري تحسنا، لكن هذا التحسن لم يستمر حيث سجل عجزا خلال السنوات 2015-2019 بسبب انخفاض أسعار البترول.

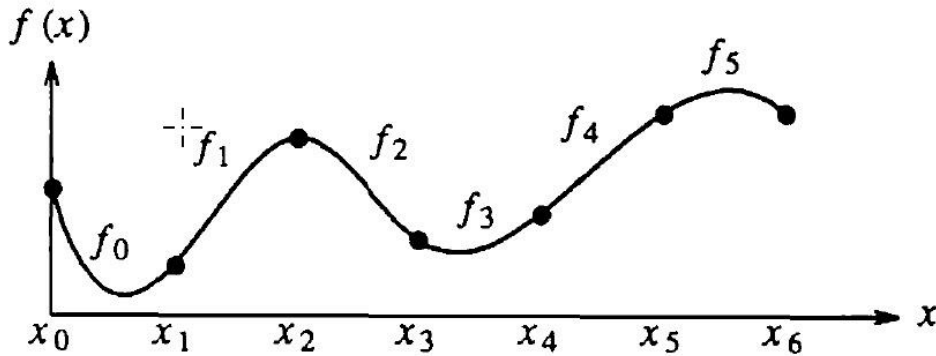
2.2.4. تحضير البيانات

الشبكات العصبية (ANN) وأنظمة الاستدلال العصبية المبهمة (ANFIS) هي تقنيات تعتمد بشكل كبير على البيانات، لذلك، يعد تحضير البيانات خطوة مهمة للغاية في بناء نموذج فعال. ومن المستحيل تطوير نموذج تنبئي مفيد بدون مجموعة بيانات جيدة وكافية. وغالبا ما تعتمد موثوقية نماذج الشبكة العصبية وأنظمة الاستدلال العصبية المبهمة على جودة البيانات.

1.2.2.4. تحديد حجم البيانات المستخدمة

أولا يجب تحديد حجم العينة المستخدمة لبناء النموذج كمرحلة أولى، وبما أنه لا توجد قاعدة محددة يمكن اتباعها لتحديد حجم العينة في جميع الحالات، فإنه يجب توفير عينة كبيرة، ليس فقط لأن أنظمة الذكاء الاصطناعي لديها عادة عدد كبير من المعلمات لتقديرها، ولكن أيضا من الضروري تقسيم البيانات إلى عدة أجزاء لاختيار النماذج، وتقييمها ومقارنتها. أكد (Box & Jenkins, 1976) فيما يخص نماذج التنبؤ بالسلاسل الزمنية على أنه من الضروري لبناء نماذج الانحدار الذاتي للمتوسطات المتحركة المتكاملة (ARIMA) توفر ما لا يقل عن 50 أو حتى 100 مشاهدة، وعلى هذا الأساس، يجب أن يكون حجم العينة أكبر من ذلك بالنسبة للنماذج غير الخطية. لذلك اعتمدنا في هذه الدراسة على أكبر حجم من المشاهدات يمكن توفيره، حيث تم جمع البيانات الشهرية لمتغيرات الدراسة من جانفي 1990 إلى ديسمبر 2019 بمجموع 360 مشاهدة، وتمت معالجة القيم المفقودة في هذه السلاسل الزمنية بطريقة المنحنى التكعيبي (cubic spline)، وتقوم هذه الطريقة بتعيين كل قيمة مفقودة في السلسلة بمراقبة القيمة المرتفعة الأولى أو الأخيرة المرتبطة بفترة التردد، ثم تضع جميع النقاط المتوسطة على منحنى تكعيبي يربط جميع النقاط. وكمثال على ذلك يمثل الشكل (4-8) منحنى تكعيبي يمر بمجموعة من النقاط (Wolberg, 1988).

شكل (8-4): منحنى تكعيبي لمجموعة من النقاط



Source: Wolberg, G. (1988). Cubic Spline Interpolation: A Review. New York: Department of Computer Science, Columbia University.

2.2.2.4. تقسيم البيانات

بعد تحديد حجم العينة تأتي المرحلة الثانية والمتمثلة في تقسيم البيانات. وبالنسبة لتطبيقات الذكاء الاصطناعي عادة تقسم جميع البيانات المتاحة إلى عينة داخلية (in-sample) وعينة خارجية (out-of-sample)، وتستخدم بيانات العينة الداخلية لبناء النماذج واختيارها، بينما تستخدم بيانات العينة الخارجية لتقييم القدرة التنبؤية للنموذج. كما يتم تقسيم بيانات العينة الداخلية إلى عينة للتدريب (training sample) وعينة للتحقق (validation sample)، وتخصص العينة الخارجية للاختبار (testing sample) وهذا التقسيم للبيانات يعني أن الحجم الحقيقي للعينة المستخدمة في بناء النموذج أصغر من حجم العينة الأولي.

وعلى الرغم من عدم وجود اتفاق بين الباحثين بشأن كيفية تقسيم البيانات، إلا أن جلّ الدراسات خصصت الجزء الأكبر من البيانات لبناء النماذج واختيارها، حيث استخدمت نسبة لتقسيم البيانات بين العينات الداخلية والعينات الخارجية، مثل 70:30%، 80:20% و 90:10%. والملاحظ أن المسألة في تقسيم البيانات لا تتعلق بنسبة البيانات التي ينبغي تخصيصها لكل عينة، بل تتعلق بحجم البيانات الكافي في كل عينة لضمان التعلم الكافي والتحقق من صحتها واختبارها. وفقاً لـ (Chatfield, 2001) فإن الباحثين يخصصون عادة نحو 10% من البيانات كعينة خارجية، ويقترح (Granger,

(1993) تخصيص 20% على الأقل من البيانات كعينة خارجية في النماذج غير الخطية، وأوصى (Hoptroff, 1993) بضرورة إدراج عشر مشاهدات على الأقل في عينة الاختبار. وعلى هذا الأساس سيتم تقسيم بيانات الدراسة إلى ثلاث عينات: عينة للتدريب، عينة للإثبات وعينة للاختبار كما هو موضح في الجدول (1-4).

جدول (1-4): تقسيم بيانات الدراسة

النسبة	عدد المشاهدات	الفترة	العينة
70%	252	2010-1990	عينة التدريب (training sample)
26.66%	96	2018-2011	عينة التحقق (validation sample)
3.33%	12	2019	عينة الاختبار (testing sample)
100%	360	2019-1990	المجموع

المصدر: من إعداد الطالب.

3.4. التنبؤ باستخدام نماذج الشبكات العصبية

إن بناء وتطوير نماذج الشبكات العصبية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية ليس بالمهمة البسيطة. فعلى الرغم من أنه توجد العديد من البرامج التي تساعد في بناء نماذج الشبكات العصبية، إلا أنه من المهم أن يفهم الباحث الذي يريد القيام بعملية التنبؤ العديد من الأمور المهمة حول عملية بناء النموذج. كما تجدر الإشارة إلى أن بناء الشبكة العصبية الفعالة هو مزيج من الفن والعلوم، والبرامج وحدها لا تكفي لحل جميع المشاكل في هذه العملية، فمن الخطأ أن يتم إلقاء البيانات في حزمة برامج على أمل أن تعطي تلقائياً توقعات مرضية. تتضمن نمذجة الشبكة العصبية اختيار نوع الشبكة ومعماريتها، خوارزمية التدريب، بالإضافة إلى التحقق من صحة النموذج والتقييم والاختيار. ويمكن مواجهة بعض المشاكل التي يتم حل بعضها خلال عملية بناء النموذج، في حين يجب النظر بعناية في بعضها الآخر والتخطيط لها قبل بدء النمذجة الفعلية. وعليه سيتم تحديد المكونات الأساسية للشبكة العصبية كما يلي:

أولاً: نوع الشبكة العصبية

سيتم استخدام الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية Feedforward neural network للتنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري. وكما رأينا في الفصل الثالث، يتميز هذا النوع من الشبكات بمعماريتها التي تتحدّد بعدد الطبقات، عدد الخلايا العصبية في كل طبقة، دوال التنشيط المستخدمة في كل طبقة، وكذلك كيفية توصيل الخلايا العصبية في كل طبقة بالخلايا في الطبقات المجاورة، وغالبا فإن الشبكات العصبية الأكثر استخداما هي الشبكات المتصلة تماما، أي التي تكون فيها كل خلية عصبية في طبقة معينة متصلة مع جميع الخلايا في الطبقة المجاورة.

ثانيا: طبقات الإدخال والإخراج

عادة ما يتم تحديد عدد الخلايا العصبية في طبقة المخرجات حسب طبيعة المشكلة، وفي معظم مشاكل التنبؤ بالسلاسل الزمنية يتم استخدام خلية عصبية واحدة في طبقة المخرجات للتنبؤ بقيمة مستقبلية واحدة.

ويعدّ تحديد عدد الخلايا العصبية في طبقة المدخلات من أهم مراحل تصميم الشبكة العصبية. ويتوافق هذا العدد مع عدد المتغيرات المستقلة التي يُعتقد أنها مهمة في عملية التنبؤ بالمتغير التابع بالنسبة لنماذج التنبؤ متعددة المتغيرات (Multivariate model). وبالنسبة لنماذج التنبؤ أحادية المتغيرات (Univariate model)، فإن عدد الخلايا العصبية في طبقة المدخلات هو عدد التباطؤات الزمنية المستخدمة للمتغير التابع.

ثالثا: الطبقات المخفية

على الرغم من أن هناك مرونة كبيرة في اختيار عدد الطبقات المخفية وعدد الخلايا العصبية فيها، إلا أن معظم تطبيقات التنبؤ لا تستخدم سوى طبقة مخفية واحدة وعدد صغير من العصبونات المخفية. وعمليا يتم تحديد عدد الخلايا العصبية المخفية في كثير من الأحيان عن طريق تجربة عدد من الخيارات لاختيار العدد المناسب والأفضل من حيث الأداء. وأظهرت عدد من الدراسات أن الأداء التنبؤي للشبكات العصبية ليس حساساً جداً لهذا المعيار ومنها دراسة (Bakirtzis, Petridis, Kiartzis, Alexiadis, & Maissis, 1996)، دراسة (Khotanzad, et al., 1997) ودراسة (Zhang & Berardi, 2001).

رابعاً: خوارزمية التدريب

بعد تحديد بنية شبكة عصبية معينة، يجب تدريبها بهدف تقدير الأوزان المشبكية. ولكي تكون هذه المهمة فعالة، يلزم اختيار خوارزمية تدريب جيدة.

1.3.4. التنبؤ بنموذج شبكات عصبية أحادي المتغيرات (Univariate model)

لغرض التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي سنقوم ببناء نموذج شبكات عصبية أحادي المتغيرات (Univariate model) كما يلي:

يعتمد النموذج في مدخلاته على 12 تباطؤاً زمنياً للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري، أي أن نموذج التقدير سيكون كالآتي:

$$Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-12})$$

حيث: Y_t يمثل سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي في الفترة الزمنية t . وسيتم تقسيم هذه البيانات كما وضعنا سابقاً في الجدول (1-4). تم بناء شبكة عصبية مكونة من ثلاث طبقات كما يلي:

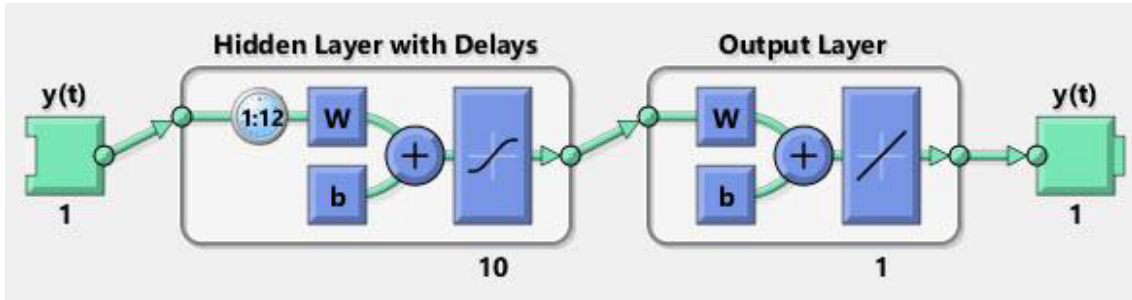
الطبقة الأولى: المتمثلة في طبقة المدخلات التي تتكون من 12 خلية عصبية وهو مطابق لعدد المدخلات المتمثل في التباطؤات الزمنية للمتغير التابع.

الطبقة الثانية: وهي الطبقة المخفية، والمكونة من 10 خلايا عصبية مخفية تم تحديدها بعد القيام بعدة اختبارات لمجموعة من الخيارات، حيث تم تجربة أربعة مستويات من الخلايا العصبية المخفية (4، 8، 10 و 12) مع أن الأداء التنبؤي للشبكات العصبية ليس حساساً جداً لهذا المعيار كما أشرنا سابقاً. وتم استخدام دالة الظل الزائدية (Hyperbolic tangent function) كدالة تنشيط في هذه الطبقة.

الطبقة الثالثة: تتمثل في طبقة المخرجات وتحتوي على خلية عصبية واحدة للتنبؤ بقيمة سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي، وتم استخدام الدالة الخطية Linear function كدالة تنشيط في هذه الطبقة.

تم الاعتماد على برنامج MATLAB R2020b لبناء هذه الشبكة العصبية بالخصائص التي أشرنا إليها سابقاً والشكل (4-9) يوضح هيكل هذه الشبكة في البرنامج.

شكل (4-9): نموذج شبكة عصبية أحادي المتغيرات (Univariate model).



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

تم تدريب الشبكة العصبية عن طريق التعليم الخاضع للإشراف (Supervised Learning) بالاعتماد على خوارزمية Levenberg-Marquardt، حيث يتم ضبط أوزان الشبكة من خلال مقارنة مباشرة بين مخرجات الشبكة الفعلية والمخرجات المطلوبة، ليحسب الخطأ بمتوسط مربعات الأخطاء (Mean Squared Error MSE) حيث:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

حيث:

N : هو عدد الثنائيات (مدخلات-مخرجات) للعينة؛

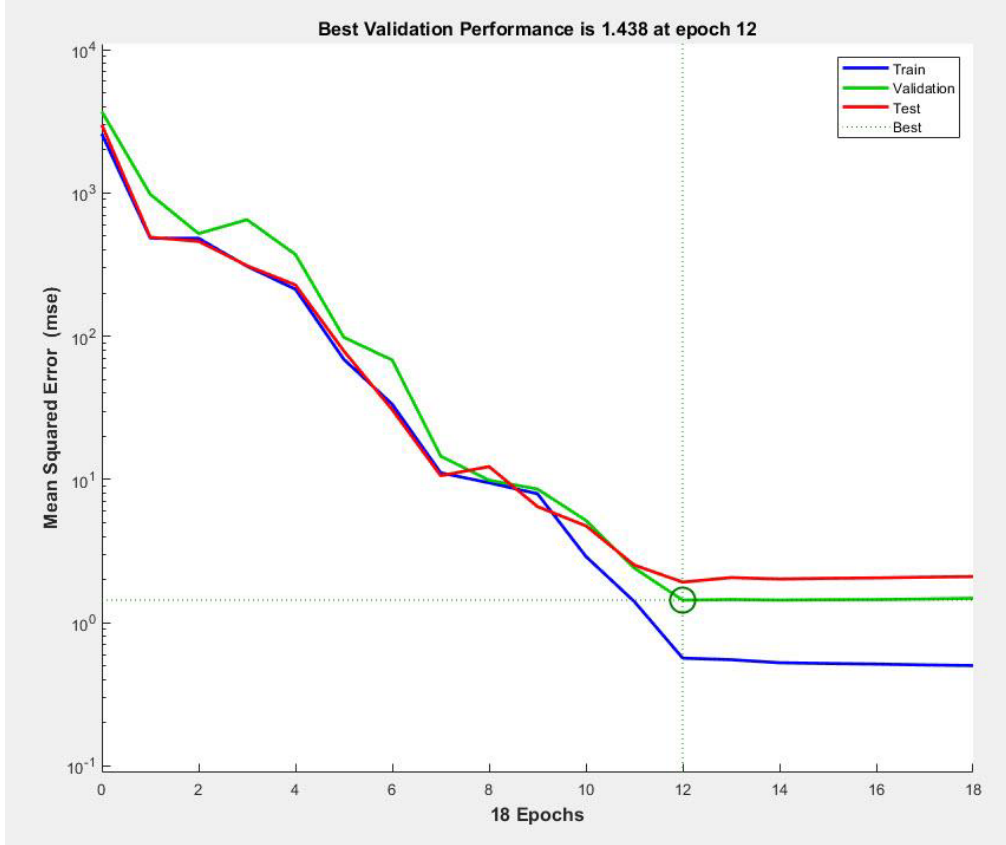
y_i : هو الملاحظة رقم i من عينة التدريب؛

\hat{y}_i : هو مخرج الشبكة العصبية الناجم عن المدخلات رقم i من عينة التدريب.

يعتبر تمرير جميع البيانات في الشبكة العصبية مرحلة واحدة في تعليمها (Epoch)، وغالبا تحتاج الشبكة إلى عدة مراحل حتى تكون عملية التعلم كافية. ويتم إنهاء عملية التعلم عندما يكون متوسط مربعات الأخطاء MSE صغيرا بما فيه الكفاية.

شكل (4-10): تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية أحادية

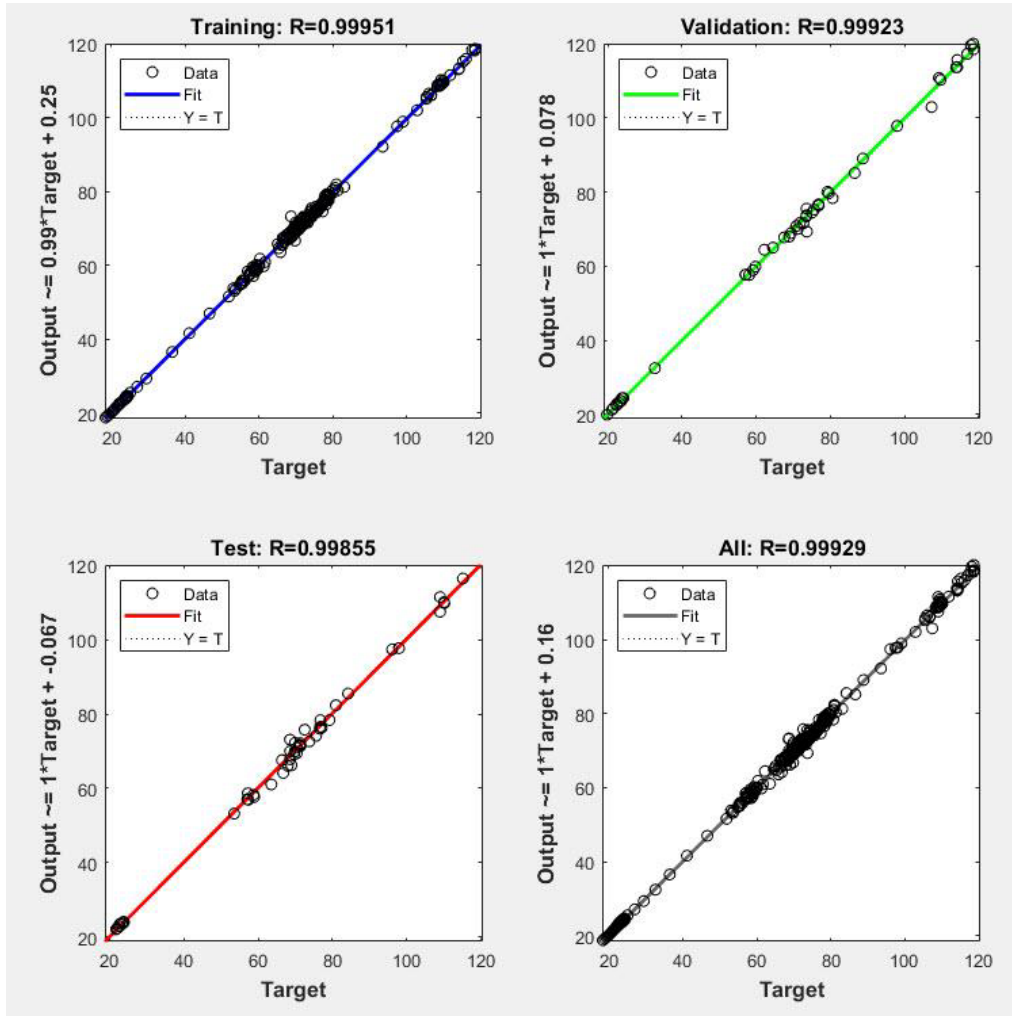
المتغيرات.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

يوضح الشكل (4-10) تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية، حيث يظهر أن أفضل أداء للشبكة كان بعد 12 مرحلة بعد أن تم تسجيل أقل قيمة لمتوسط مربعات الأخطاء MSE. كما يظهر أن منحنى التحقق (validation) ومنحنى الاختبار (test) متقاربان جدا وهذا مؤشر على أنه لم تكن هناك أي مشاكل في عملية التدريب. لاختبار أداء الشبكة العصبية بعد عملية التدريب، يتم حساب معامل الارتباط بين مخرجات الشبكة والقيم الفعلية لأسعار صرف الدينار الجزائري، والشكل (4-11) يوضح ذلك.

شكل (4-11): أداء الشبكة العصبية أحادية المتغيرات.

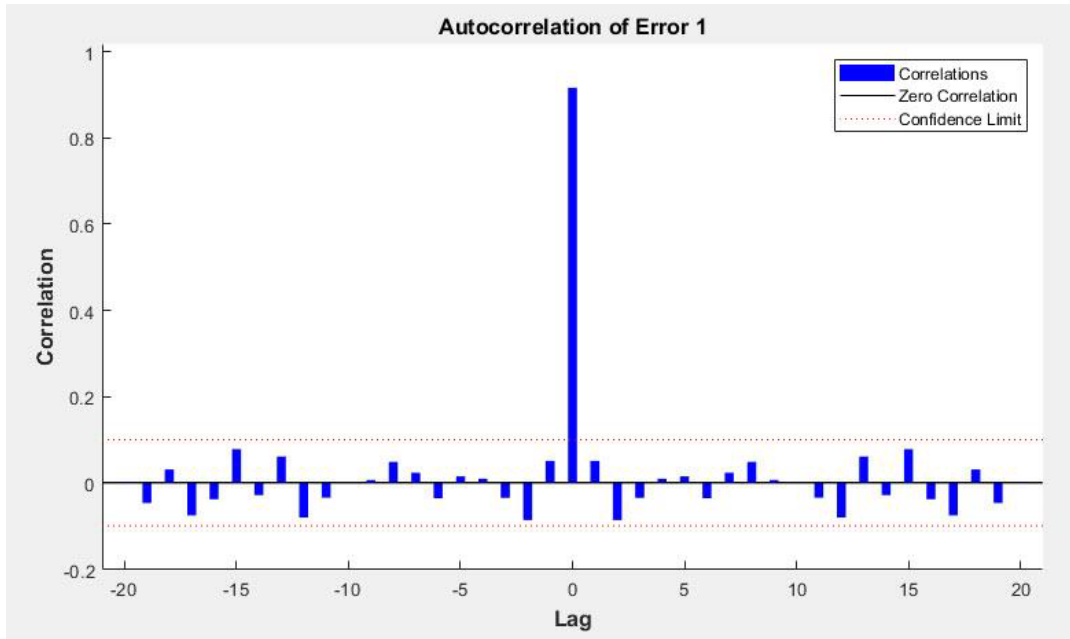


المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

تمثل الأشكال البيانية أعلاه خطوط الانحدار للبيانات الفعلية لسعر صرف الدينار الجزائري ومخرجات الشبكة العصبية في كل من مراحل التدريب، التحقق والاختبار. ويظهر أن أغلب النقاط تقترب بشكل كبير من خط الانحدار، وهو ما يتوافق مع قيم معاملات الارتباط R العالية التي كانت قريبة من الواحد.

كما يبين الشكل (4-12) الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير، حيث يظهر أن جميع معاملات الارتباط تقع داخل مجال الثقة المحدد بالخطوط الحمراء المتقطعة مما يدل على كفاءة النموذج.

شكل (4-12): الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير للشبكة العصبية أحادية المتغيرات.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

2.3.4. التنبؤ بنموذج شبكات عصبية متعدد المتغيرات (Multivariate model)

بعد بناء نموذج الشبكات العصبية أحادي المتغيرات واختبار ملاءمته وكفاءته في التنبؤ، سنقوم ببناء وتطوير نموذج آخر متعدد المتغيرات (Multivariate model) والذي يعتمد في مدخلاته إلى جانب بيانات سعر صرف الدينار الجزائري على بيانات متغيرات أخرى والمتمثلة في محددات سعر صرف الدينار الجزائري.

يعتمد النموذج في مدخلاته على 12 تباطؤاً زمنياً للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري وكذلك المتغيرات المتمثلة في محددات سعر الصرف (أرصدة الدين الخارجي، الناتج المحلي الإجمالي، احتياطات الصرف، أسعار النفط، معدل التضخم وصيد ميزان المدفوعات)

وبالتالي يكون نموذج التقدير كالتالي:

$$Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-12}, X_{1t-1}, X_{1t-2}, \dots, X_{1t-12}, X_{2t-1}, X_{2t-2}, \dots, X_{2t-12}, \dots, X_{6t-1}, X_{6t-2}, \dots, X_{6t-12})$$

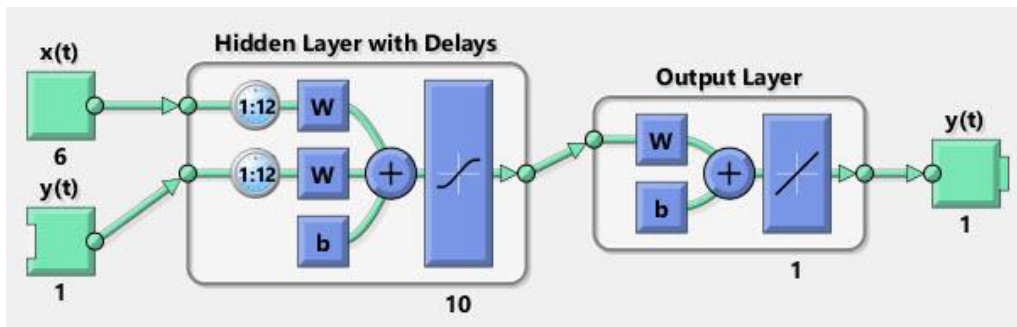
حيث:

Y_t : يمثل سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي في الفترة الزمنية t .
 $X_{1t}, X_{2t}, \dots, X_{6t}$: تمثل أرصدة الدين الخارجي، الناتج المحلي الإجمالي، احتياطات الصرف، أسعار النفط، معدل التضخم ورصيد ميزان المدفوعات على الترتيب في الفترة الزمنية t .
 وسيتم تقسيم هذه البيانات إلى عينة للتدريب، عينة للتحقق وعينة للاختبار كما تم توضيحه سابقا في الجدول (1-4).

تم بناء شبكة عصبية ملائمة للنموذج الجديد، مكونة من ثلاث طبقات كما يلي:
 الطبقة الأولى: المتمثلة في طبقة المدخلات، وتتكون من 84 خلية عصبية وهو مطابق لعدد المدخلات المتمثل في التباطؤات الزمنية للمتغيرات التابعة.
 الطبقة الثانية: تم اعتماد 10 خلايا عصبية مخفية في هذه الطبقة بعد القيام بعدة اختبارات لمجموعة من الخيارات، حيث تم تجربة أربعة مستويات من الخلايا العصبية المخفية (8، 10، 14 و 18).
 وتم استخدام دالة الظل الزائدية (Hyperbolic tangent function) كدالة تنشيط في هذه الطبقة.
 الطبقة الثالثة: تمثل في طبقة المخرجات وتحتوي على خلية عصبية واحدة للتنبؤ بقيمة سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي، وتم استخدام الدالة الخطية Linear function كدالة تنشيط في هذه الطبقة.

الشكل (13-4) يوضح هيكل هذه الشبكة في برنامج MATLAB R2020b.

شكل (13-4): نموذج شبكة عصبية متعدد المتغيرات (Multivariate model).

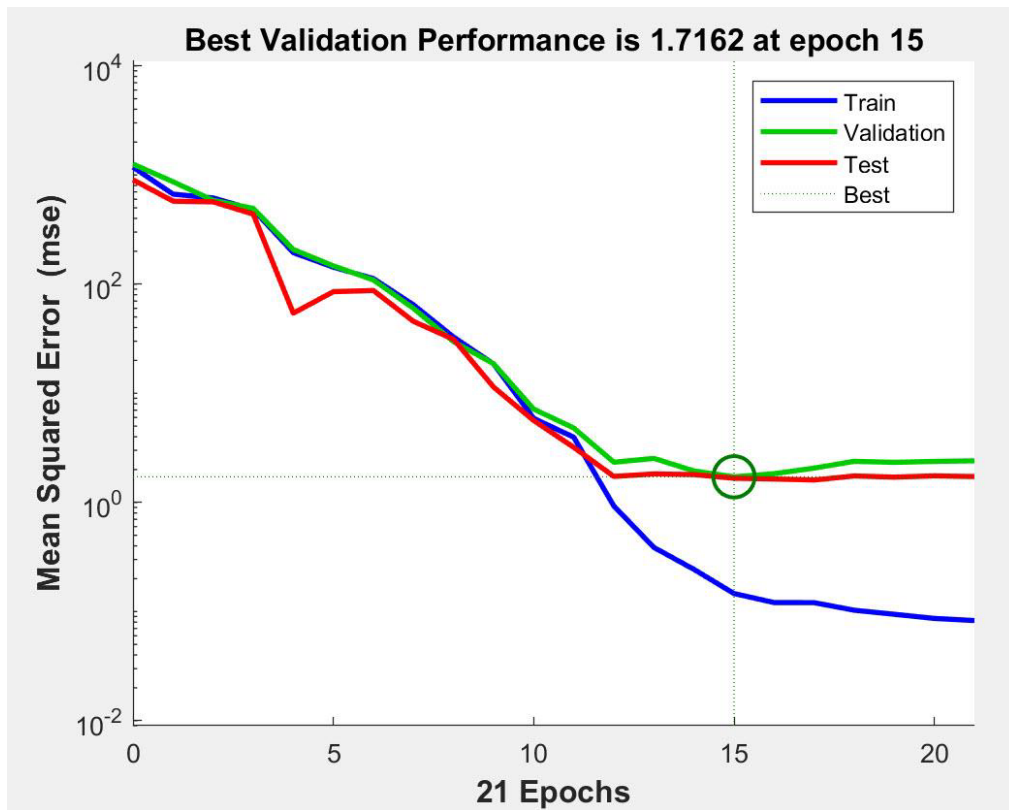


المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

تم تدريب الشبكة العصبية عن طريق التعليم الخاضع للإشراف (Supervised Learning) بالاعتماد على نفس خوارزمية التعليم في الشبكة السابقة، وتم ضبط أوزان الشبكة من خلال مقارنة مخرجات الشبكة الفعلية بالمخرجات المطلوبة وحساب متوسط مربعات الأخطاء (Mean Squared Error MSE).

شكل (4-14): تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية متعددة

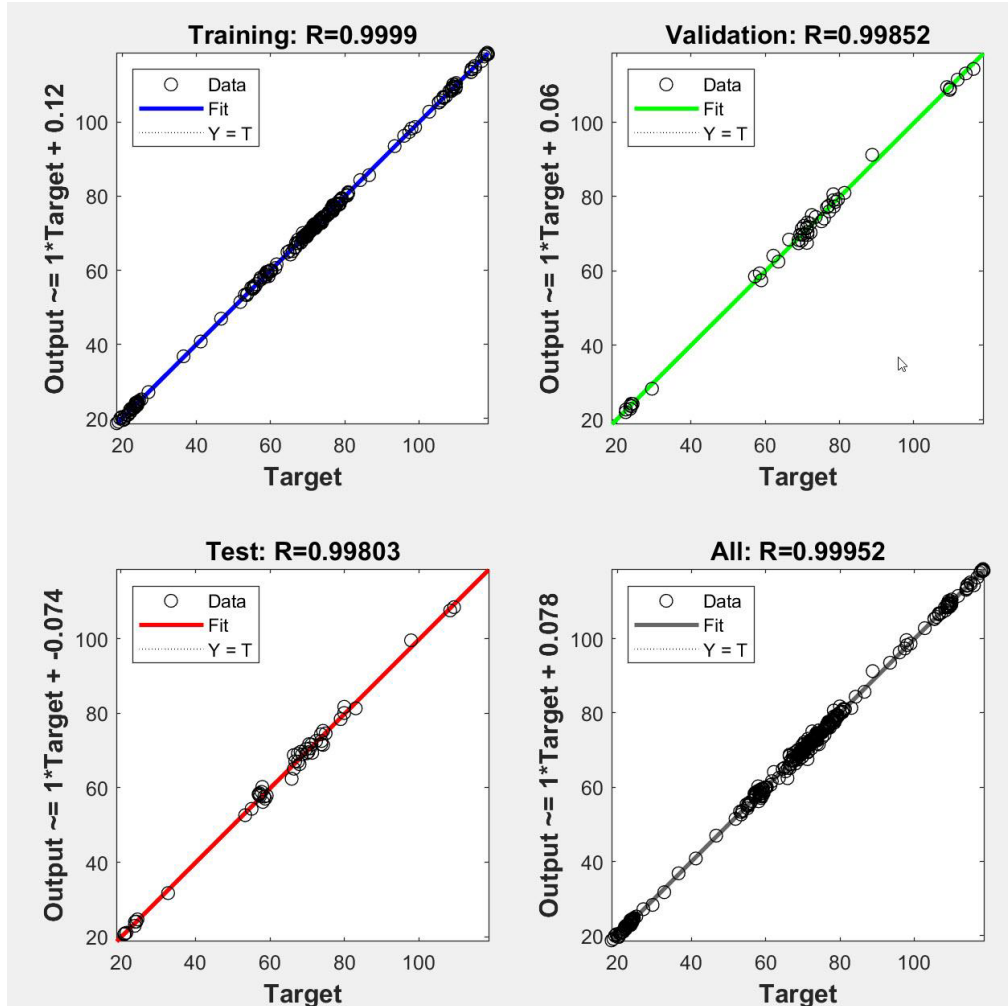
المتغيرات.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

يوضح الشكل (4-14) تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية، حيث يظهر أن أفضل أداء للشبكة كان بعد 12 مرحلة بعد أن تم تسجيل أقل قيمة لمتوسط مربعات الأخطاء MSE والتي قدرت بـ 1.7162. كما يظهر أن منحنى التحقق (validation) ومنحنى الاختبار (test) متقاربان جدا وهذا مؤشر على أنه لم تكن هناك أي مشاكل في عملية التدريب.

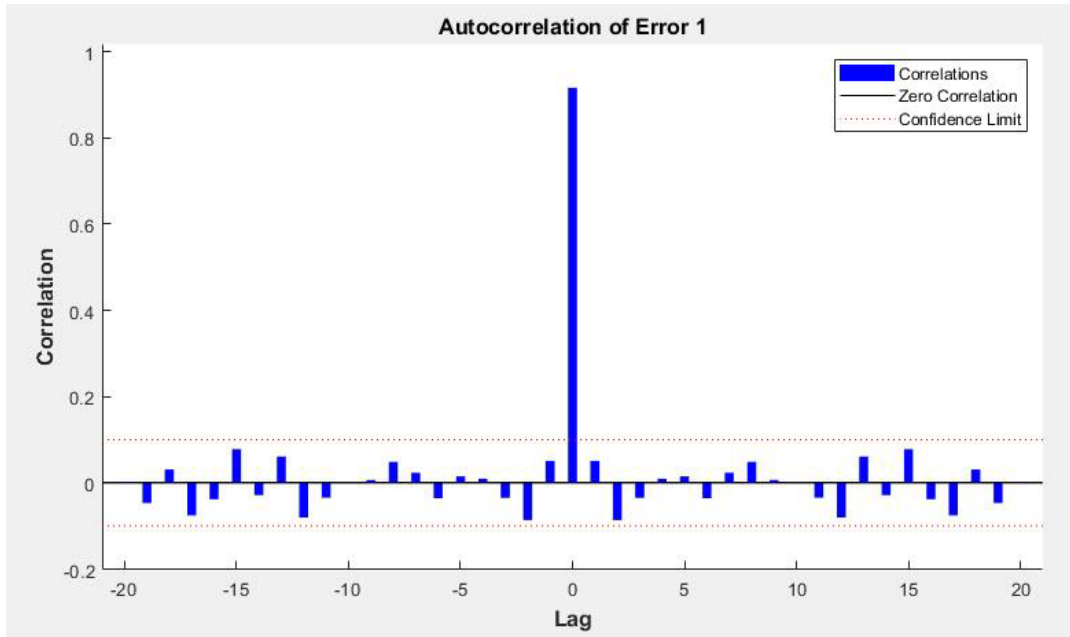
لاختبار أداء الشبكة العصبية بعد عملية التدريب، يتم حساب معامل الارتباط بين مخرجات الشبكة والقيم الفعلية لأسعار صرف الدينار الجزائري، والشكل (4-13) يوضح ذلك. شكل (4-15): أداء الشبكة العصبية متعددة المتغيرات.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

تمثل الأشكال البيانية الموضحة في الشكل (4-15) خطوط الانحدار للبيانات الفعلية لسعر صرف الدينار الجزائري ومخرجات الشبكة العصبية في كل من مراحل التدريب، التحقق والاختبار. ويظهر أن أغلب النقاط تقترب بشكل كبير من خط الانحدار، وهو ما يتوافق مع قيم معاملات الارتباط R العالية التي كانت قريبة من الواحد.

شكل (4-16): الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير للشبكة العصبية أحادية المتغيرات.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

يبين الشكل (4-16) الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير، حيث يظهر أن جميع معاملات الارتباط تقع داخل مجال الثقة المحدد بالخطوط الحمراء المتقطعة مما يدل على كفاءة النموذج.

4.4. التنبؤ باستخدام أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة (ANFIS)

لبناء أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة (ANFIS)، سنعتمد على المنهجية المقترحة من طرف البيانات ومعالجتها، إنشاء القواعد المبهمة وتقييم الأداء. (Tarno, Subanar, Rosad, & Suhartono, 2013) والمكونة من ثلاث خطوات أساسية: تحديد

وعليه سيكون بناء نظام الاستدلال العصبي المبهم (ANFIS) للتنبؤ بأسعار صرف الدينار

الجزائري كما يلي:

أولاً: تحديد المدخلات

يتم تحديد عدد المدخلات في نموذج (ANFIS) انطلاقاً من تحديد عدد المتغيرات المستقلة التي

يُعتقد أنها مهمة في عملية التنبؤ بالمتغير التابع بالنسبة لنماذج التنبؤ متعددة المتغيرات (Multivariate)

(model). أما بالنسبة لنماذج التنبؤ أحادية المتغيرات (Univariate model)، فإن عدد المدخلات هو عدد التباطؤات الزمنية للمتغير التابع والمناسبة لعملية التنبؤ.

ثانياً: تحديد نوع دوال العضوية للمدخلات

بعد تحديد متغيرات الإدخال للنموذج، يتم تعيين دوال العضوية التي يمكن تطبيقها على هذه المتغيرات.

ثالثاً: توليد القواعد المبهمة

ترتبط المخرجات بكل مجموعة من المدخلات بناء على درجات العضوية، ويتم توليد قواعد If-Then المبهمة باستخدام نظام سوجينو للاستدلال المبهم (Sugeno fuzzy inference).

رابعاً: ضبط معاملات نظام الاستدلال العصبي المبهم

يتم ضبط معاملات فرضيات ونتائج نظام الاستدلال العصبي المبهم عن طريق بيانات التدريب.

خامساً: التنبؤ وتقييم أداء النموذج

بعد ضبط النموذج ومعلماته، يستخدم للتنبؤ بحساب القيم المتوقعة باستخدام بيانات التدريب وبيانات التحقق وذلك بغرض استخراج قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) بالعلاقة التالية:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}}$$

ويتم اختيار النموذج الذي يحقق أدنى قيمة لـ RMSE.

1.4.4. التنبؤ بنموذج ANFIS أحادي المتغيرات (Univariate model)

سنقوم بالتنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي ببناء نظام استدلال عصبي

مبهم أحادي المتغيرات (Univariate model) باتباع المنهجية التي عرضنا سابقاً كما يلي:

أولاً: تحديد المدخلات

بعد القيام باختبار عدة خيارات متعلقة بعدد التباطؤات الزمنية التي يجب تحديدها، تم الاعتماد على 12 تباطؤاً زمنياً للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري كمدخلات للنموذج، أي أن نموذج التقدير سيكون كالآتي:

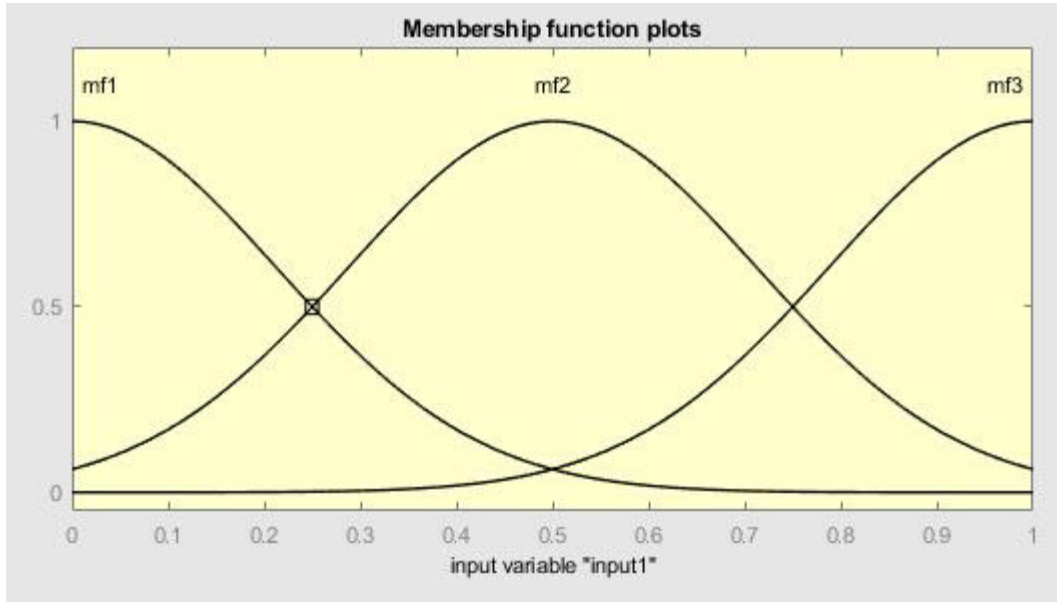
$$Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-12})$$

حيث: Y_t يمثل سعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي في الفترة الزمنية t .
وتم تقسيم هذه البيانات كما تم توضيحه سابقاً في الجدول (1-4).

ثانياً: تحديد نوع دوال العضوية للمدخلات

يقوم نموذج ANFIS بتعيين 3 دوال عضوية غاوسية (Gaussian MF) لكل متغير من المتغيرات كما هو موضح في الشكل (17-4).

شكل (17-4): دوال الانتماء لمتغيرات الإدخال لنموذج ANFIS أحادي المتغيرات.

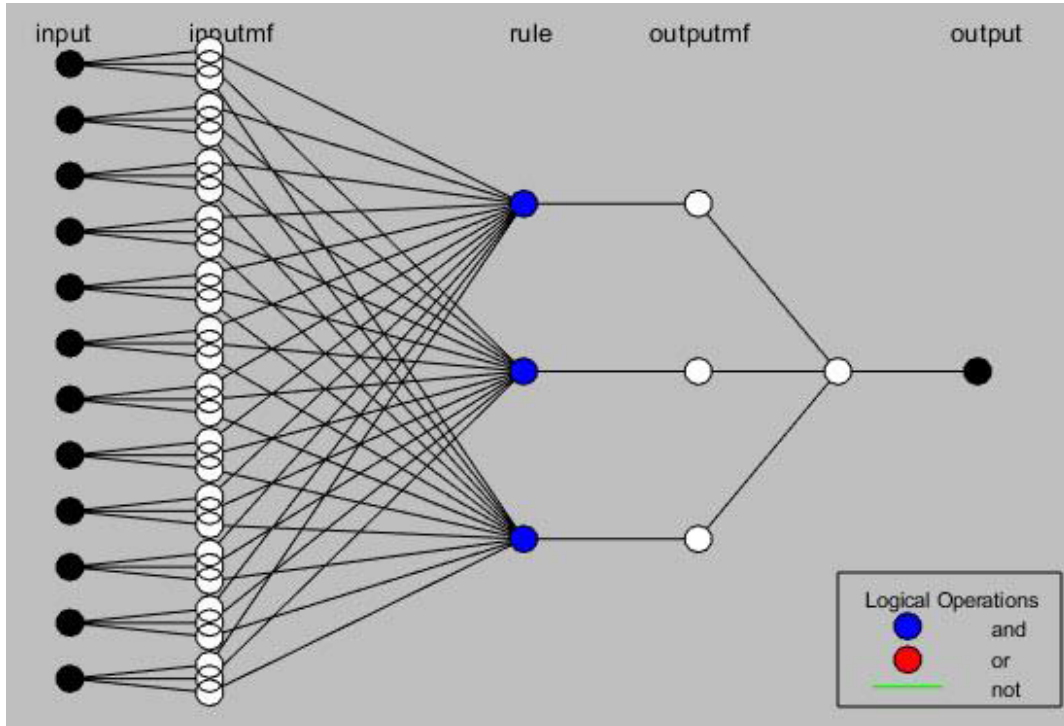


المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

ثالثاً: توليد القواعد المبهمة

تم توليد قواعد If-Then المبهمة باستخدام نظام سوجينو للاستدلال المبهم (Sugeno fuzzy inference)، وذلك لدوال الانتماء الثلاث لمتغير الإخراج. وبالتالي يكون هيكل نظام الاستدلال العصبي المبهم كما هو موضح في الشكل (4-18).

شكل (4-18): هيكل نظام الاستدلال العصبي المبهم ANFIS أحادي المتغيرات.

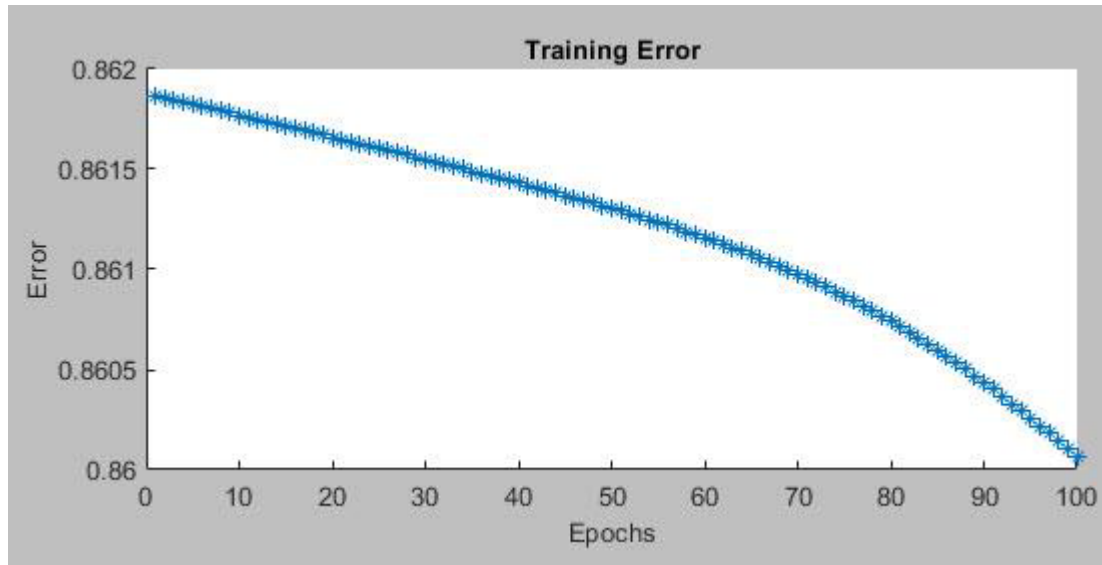


المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

رابعاً: ضبط معاملات نظام الاستدلال العصبي المبهم

تم ضبط معاملات فرضيات ونتائج نظام الاستدلال العصبي المبهم عن طريق بيانات التدريب عبر 100 مرحلة (أي تمرير بيانات التدريب 100 مرة) حتى تم الوصول إلى أدنى قيمة للأخطاء والتي قدرت بـ 0.861867. والشكل (4-19) يوضح تطور قيمة الخطأ عبر مراحل التدريب.

شكل (4-19): تطور قيمة الخطأ عبر مراحل تدريب نموذج ANFIS أحادي المتغيرات.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

2.4.4. التنبؤ بنموذج ANFIS متعدد المتغيرات (Multivariate model)

سنقوم ببناء عدة أنظمة استدلال عصبي مبهم متعددة المتغيرات (Multivariate models) وذلك بغرض معرفة أهم المتغيرات التي تؤثر على أسعار صرف الدينار الجزائري. وعليه تم بناء خمسة أنظمة (ANFIS) باتباع نفس المنهجية التي عرضناها سابقا، وتختلف هذه الأنظمة عن بعضها البعض من حيث المدخلات، وفيما يلي نوضح هيكل هذه الأنظمة:

أولا: تحديد المدخلات

تعتمد النماذج الخمسة في مدخلاتها على محددات سعر صرف الدينار الجزائري (أرصدة الدين الخارجي، الناتج المحلي الإجمالي، احتياطات الصرف، أسعار النفط، معدل التضخم وصيد ميزان المدفوعات) إضافة إلى التباطؤات الزمنية للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري ($Y_{t-1}, Y_{t-6}, Y_{t-12}$). والجدول (4-2) يوضح مدخلات كل نموذج من النماذج الخمسة.

جدول (2-4): مدخلات نماذج ANFIS متعددة المتغيرات

النموذج	المدخلات
ANFIS 1 المتغيرات	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد < التباطؤات الزمنية للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري ($Y_{t-1}, Y_{t-6}, Y_{t-12}$). < أرصدة الدين الخارجي، الناتج المحلي الإجمالي، احتياطات الصرف، أسعار النفط، معدل التضخم ورسيد ميزان المدفوعات.
ANFIS 2 المتغيرات	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد < التباطؤات الزمنية للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري ($Y_{t-1}, Y_{t-6}, Y_{t-12}$). < الناتج المحلي الإجمالي، أسعار النفط، معدل التضخم ورسيد ميزان المدفوعات.
ANFIS 3 المتغيرات	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد < التباطؤات الزمنية للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري ($Y_{t-1}, Y_{t-6}, Y_{t-12}$). < أسعار النفط، معدل التضخم ورسيد ميزان المدفوعات.
ANFIS 4 المتغيرات	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد < التباطؤات الزمنية للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري ($Y_{t-1}, Y_{t-6}, Y_{t-12}$). < أسعار النفط ورسيد ميزان المدفوعات.
ANFIS 5 المتغيرات	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد < التباطؤات الزمنية للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري ($Y_{t-1}, Y_{t-6}, Y_{t-12}$). < الناتج المحلي الإجمالي ورسيد ميزان المدفوعات.

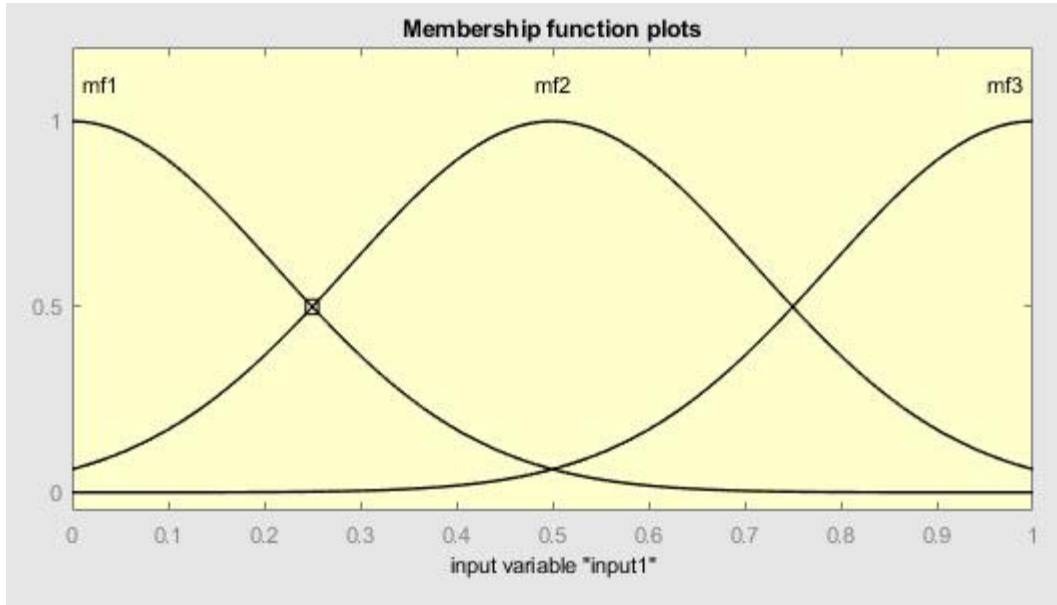
المصدر: من إعداد الطالب.

ثانيا: تحديد نوع دوال العضوية للمدخلات

يقوم نموذج ANFIS بتعيين 3 دوال عضوية غاوسية (Gaussian MF) لكل متغير من

المتغيرات كما هو موضح في الشكل (20-4).

شكل (4-20): دوال الانتماء لمتغيرات الإدخال لنماذج ANFIS متعددة المتغيرات.

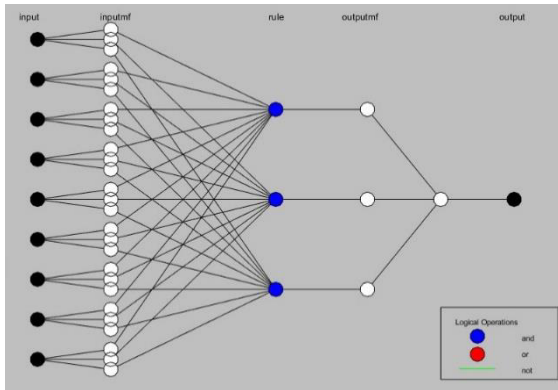


المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

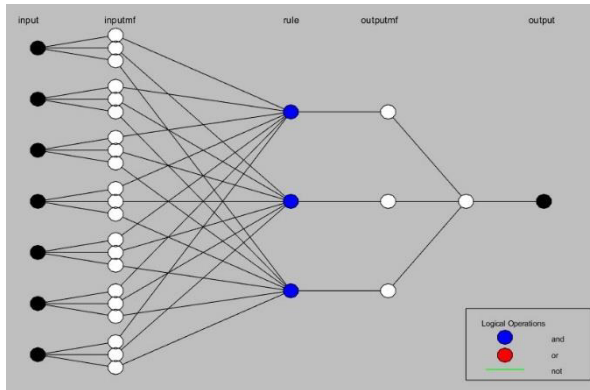
ثالثاً: توليد القواعد المبهمة

تم توليد قواعد If-Then المبهمة باستخدام نظام سوجينو للاستدلال المبهم (Sugeno fuzzy inference). وبالتالي يكون هيكل أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة كما هو موضح في الشكل (4-19).

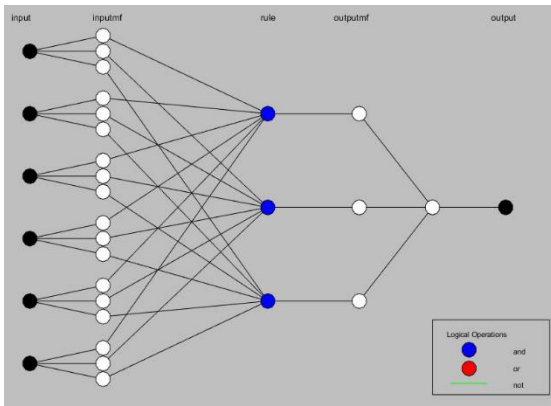
شكل (4-21): هيكل أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة ANFIS متعددة المتغيرات.



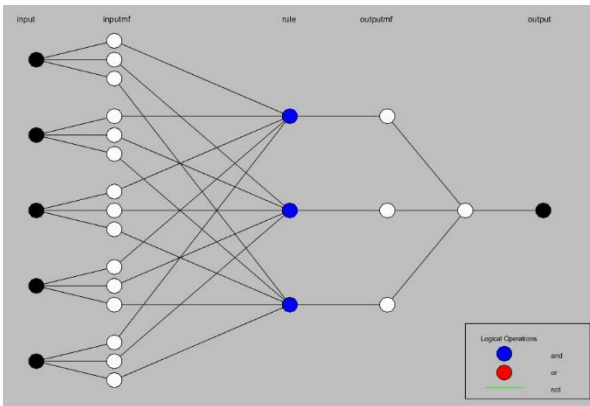
ANFIS 1



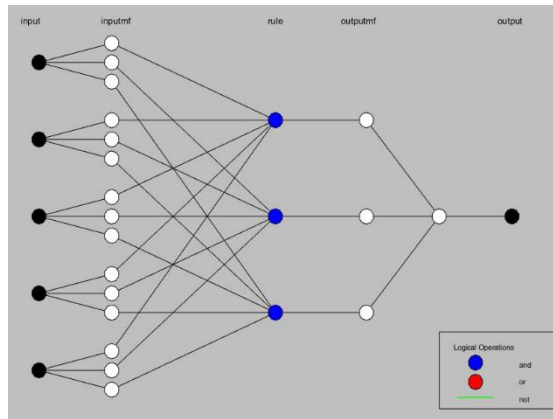
ANFIS 2



ANFIS 3



ANFIS 4



ANFIS 5

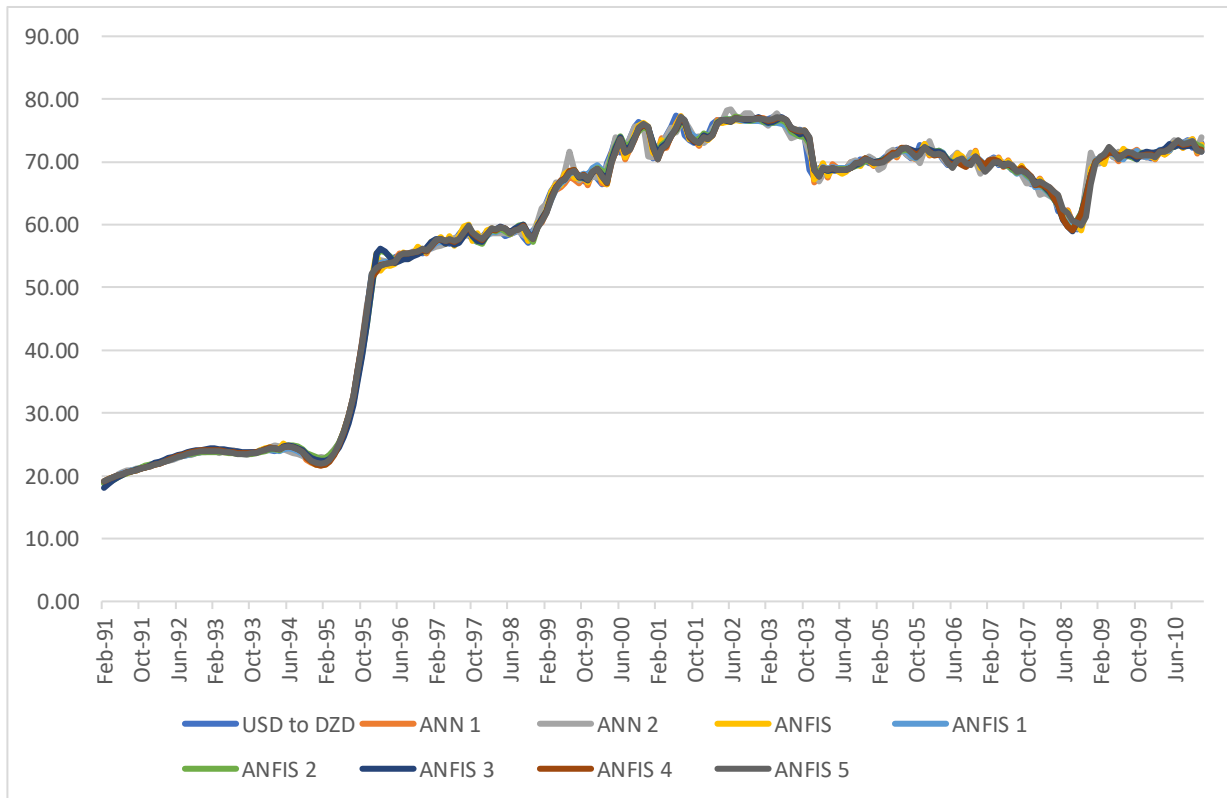
المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

رابعاً: ضبط معاملات نظام الاستدلال العصبي المبهم

تم ضبط معاملات فرضيات ونتائج نظام الاستدلال العصبي المبهم عن طريق بيانات التدريب عبر 100 مرحلة (أي تمرير بيانات التدريب 100 مرة) حتى تم الوصول إلى أدنى قيمة للأخطاء بين مخرجات النماذج والقيم الفعلية.

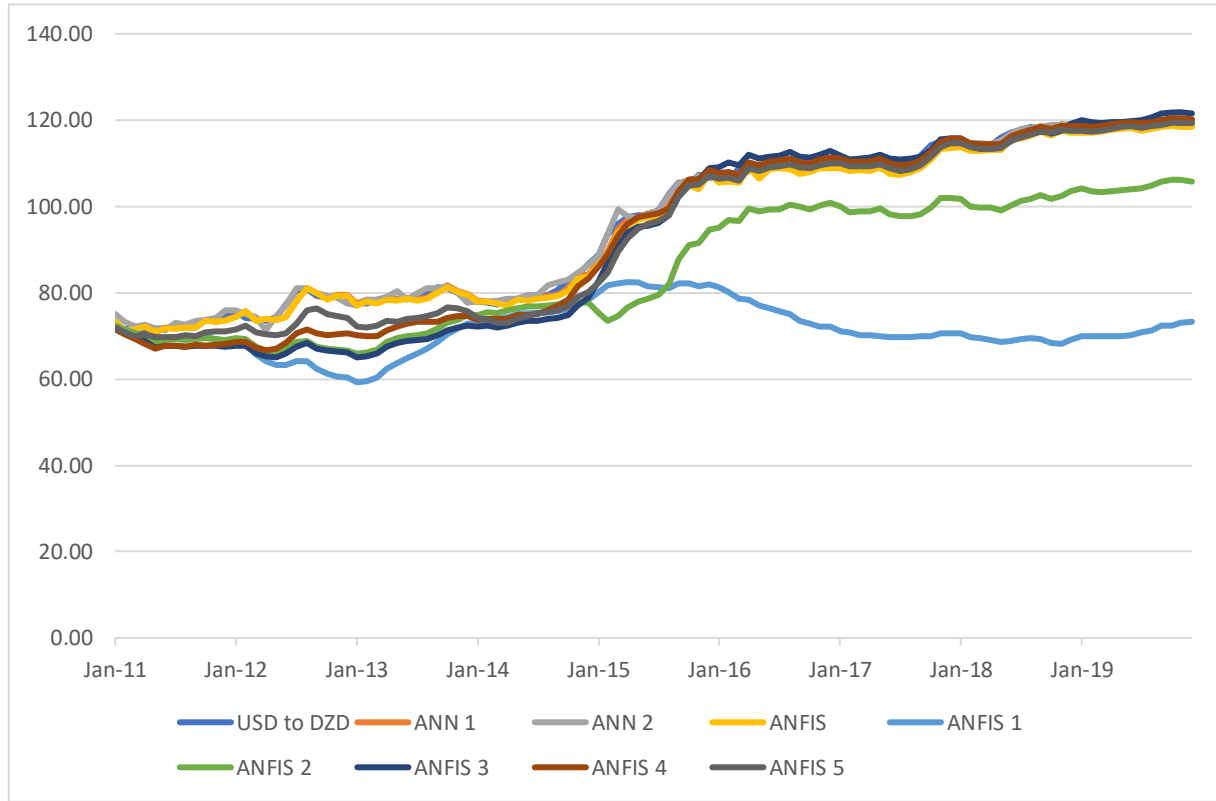
5.4. أداء النماذج في عملية التنبؤ

بعد تحديد النماذج المناسبة للتنبؤ بالشبكات العصبية (ANNs) وأنظمة الاستدلال العصبية المبهمة (ANFIS)، قمنا بالتنبؤ بـ سعر صرف الدينار الجزائري في العينة الداخلية (in-sample) والعينة الخارجية (out-of-sample)، والشكلان (22-4) و(23-4) يوضحان ذلك. شكل (22-4): القيم المتنبئ بها مقارنة بالقيم الفعلية للعينة الداخلية.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

شكل (4-23): القيم المتنبئ بها مقارنة بالقيم الفعلية للعينة الخارجية.



المصدر: من إعداد الطالب بالاعتماد على برنامج MATLAB R2020b.

تم بعد ذلك قياس القدرة التنبئية لهذه النماذج في العينة الداخلية (in-sample) والعينة الخارجية (out-of-sample) والمقارنة بين أدائها على أساس جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE). وتم تلخيص النتائج المحصل عليها في الجدولين (4-3) و (4-4).

جدول (3-4): أداء النماذج في التنبؤ داخل العينة

RMSE	النموذج
0.87	الشبكة العصبية أحادية المتغيرات (ANN 1)
0.74	الشبكة العصبية متعددة المتغيرات (ANN 2)
0.86	نظام الاستدلال العصبي المبهم أحادي المتغيرات (ANFIS)
0.77	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 1)
0.85	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 2)
0.90	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 3)
0.84	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 4)
0.93	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 5)

المصدر: من إعداد الطالب.

جدول (4-4): أداء النماذج في التنبؤ خارج العينة

RMSE	النموذج
0.96	الشبكة العصبية أحادية المتغيرات (ANN 1)
0.81	الشبكة العصبية متعددة المتغيرات (ANN 2)
1.54	نظام الاستدلال العصبي المبهم أحادي المتغيرات (ANFIS)
30.05	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 1)
11.74	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 2)
5.89	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 3)
4.13	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 4)
3.32	نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 5)

المصدر: من إعداد الطالب.

نلاحظ من الجدول (3-4) أن أداء جميع نماذج الشبكات العصبية وأنظمة الاستدلال العصبية المهمة في عملية التنبؤ في العينة الداخلية كان متقاربا إلى حد كبير، وكانت قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) صغيرة والتي تراوحت بين 0.74 و 0.93 ، وذلك راجع إلى أن البيانات المستخدمة في التنبؤ هي نفسها التي استخدمت في عملية التدريب، وبالتالي فالأداء الجيد للنماذج كان أمرا طبيعيا ومتوقعا، وعليه فإن الأداء الفعلي للنماذج يظهر باستخدام بيانات أخرى تختلف عن التي استخدمت في عملية التدريب، أي باختبار أدائها في التنبؤ خارج العينة، وهذا ما يوضحه الجدول (4-4).

يظهر من الجدول (4-4) أن قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) لنماذج الشبكات العصبية كانت صغيرة، وهذا يدل على جودة أدائها في التنبؤ خارج العينة، مع تفوق طفيف للشبكة العصبية متعددة المتغيرات على الشبكة العصبية أحادية المتغيرات حيث كانت قيم (RMSE) 0.81 و 0.96 لكل منهما على التوالي.

والملاحظ أيضا أن أداء نظام الاستدلال العصبي المبهم أحادي المتغيرات كان أفضل من أنظمة الاستدلال العصبية المهمة متعددة المتغيرات، حيث كانت قيمة جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) لهذا النظام 1.54 وهي أقل منها بالنسبة لباقي أنظمة الاستدلال العصبية المهمة متعددة المتغيرات. كما أن أنظمة الاستدلال العصبية المهمة متعددة المتغيرات تفاوتت من حيث قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE)، حيث بلغت 30.05 ، 11.74 ، 5.89 ، 4.13 و 3.23 لكل من الأنظمة (ANFIS 1)، (ANFIS 2)، (ANFIS 3)، (ANFIS 4) و (ANFIS 5) على التوالي.

6.4. تفسير النتائج

يمكن تفسير النتائج المتحصل عليها كما يلي:

← التفوق الطفيف للشبكة العصبية متعددة المتغيرات على الشبكة العصبية أحادية المتغيرات من حيث الأداء راجع إلى أن مدخلات الشبكة الأولى هي نفسها مدخلات الشبكة الثانية إضافة إلى المتغيرات المتمثلة في محددات سعر الصرف (أرصدة الدين الخارجي، الناتج المحلي الإجمالي، احتياطات الصرف، أسعار النفط، معدل التضخم وصيد ميزان

المدفوعات)، وهذا يعني أن المتغيرات التي تم إدراجها ليس لها تأثير كبير على سعر صرف الدينار الجزائري.

◀ أداء نظام الاستدلال العصبي المبهم أحادي المتغيرات كان أفضل من أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة متعددة المتغيرات بسبب أن سعر صرف الدينار الجزائري يتأثر بالقيم السابقة له أكثر من تأثره بالمتغيرات الأخرى التي تم استخدامها في عملية التنبؤ، وهذا راجع إلى الانخفاض المستمر في قيمته.

◀ نظام الاستدلال العصبي المبهم متعدد المتغيرات (ANFIS 5) كان أفضل من بقية أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة متعددة المتغيرات من حيث الأداء وتليه على الترتيب الأنظمة (ANFIS 2)، (ANFIS 3)، (ANFIS 4) و (ANFIS 5)، ويمكن تفسير ذلك على أن الناتج المحلي الإجمالي ورصيد ميزان المدفوعات هي أهم المتغيرات التي تؤثر على سعر صرف الدينار الجزائري، ويليهما معدل التضخم وأسعار البترول.

◀ مما سبق نستنتج أن سعر صرف الدينار الجزائري لا يتأثر كثيرا بالمتغيرات الاقتصادية كأرصدة الدين الخارجي، والناتج المحلي الإجمالي، واحتياطيات الصرف، وأسعار النفط، ومعدلات التضخم ورصيد ميزان المدفوعات عند إدراجها في النموذج، وإنما يتأثر أساسا بالقيم السابقة له.

خلاصة

في هذا الفصل قمنا بعرض النماذج المستخدمة في عملية التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري وذلك بعد عرض المنهجية المتبعة في الدراسة والتعريف بمتغيراتها، كما تم تحضير البيانات اللازمة لذلك. تم الاعتماد في الأخير على ثمانية نماذج متمثلة في شبكة عصبية أحادية المتغيرات، شبكة عصبية متعددة المتغيرات، نظام استدلال مبهم أحادي المتغيرات ونحسة أنظمة استدلال مبهمة متعددة المتغيرات، وبعد اختبار النماذج وقدرتها على التنبؤ قمنا باستخدامها في عملية التنبؤ داخل العينة وخارجها بغرض المقارنة بينها من حيث الأداء.

أظهرت النتائج أن أداء جميع نماذج الشبكات العصبية وأنظمة الاستدلال العصبية المبهمة في عملية التنبؤ في العينة الداخلية كان متقاربا إلى حد كبير. كما أن أداء الشبكات العصبية كان جيدا في التنبؤ خارج العينة، مع تفوق طفيف للشبكة العصبية متعددة المتغيرات على الشبكة العصبية أحادية المتغيرات. وكان أداء نظام الاستدلال العصبي المبهم أحادي المتغيرات أفضل من أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة متعددة المتغيرات، حيث بلغت قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) 30.05 ، 11.74 ، 5.89 ، 4.13 و 3.23 لكل من الأنظمة (ANFIS 1) ، (ANFIS 2) ، (ANFIS 3) ، (ANFIS 4) و (ANFIS 5) على التوالي.

خاتمة عامة

يعتبر سعر الصرف الأداة التي تربط الاقتصاد الوطني بالاقتصاد الخارجي، وذلك من خلال العلاقات المتبادلة بين مختلف العملات، إذ أنه يمثل سعر تبادل عملة بأخرى في زمن معين. ويمثل سعر الصرف المرآة التي تعكس مركز الدولة التجاري مع العالم الخارجي وذلك من خلال العلاقة بين الصادرات والواردات، لذلك يعد أداة ربط بين اقتصاد مفتوح وباقي الاقتصاديات، ومن خلاله يتم معرفة تكاليف وأسعار السلع والخدمات الدولية ويقوم بتسهيل المعاملات الدولية المختلفة وتسويتها.

ويعد التنبؤ بأسعار الصرف مشكلة في القطاع المالي الدولي، بسبب حالة اللايقين والتقلبات التي تتميز بها. ومن هذا المنطلق، قننا في هذا البحث بعرض المفاهيم المتعلقة بأسعار الصرف، والنظريات والمقاربات المفسرة لها، وكذلك العوامل المؤثرة فيها. كما تطرقنا إلى الإطار النظري للأدوات التي استخدمت في عملية التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري، والمتمثلة في أنظمة الاستدلال المبهم والشبكات العصبية الاصطناعية، ليم بعد ذلك التنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري باستخدام النماذج التي تم بناؤها بالاعتماد على بيانات أسعار صرف الدينار الجزائري وبعض المتغيرات الاقتصادية خلال الفترة الممتدة بين جانفي 1990 وديسمبر 2019.

نتائج اختبار الفرضيات:

- الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية والمنطق المبهم يمكن أن يكون في أشكال مختلفة، والنموذج الأبسط هو النموذج العصبي المبهم المتزامن، حيث يعمل كل من النظام المبهم والشبكة العصبية بشكل منفصل، ويمكن استعمال مخرجات أحد النظامين كمدخلات للنظام الآخر. كما يوجد شكل آخر للدمج وهو النموذج العصبي المبهم التعاوني، حيث يتم استخدام أحد النظامين لتكييف معلمات النظام الآخر. وكمثال يمكن استخدام الشبكات العصبية لمعرفة قيم درجات العضوية للأنظمة المبهمة لإنشاء قواعد IF-THEN المبهمة والتقليل من الأخطاء كما هو في أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة التكيفية Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS).
- سعر صرف الدينار الجزائري لا يتأثر كثيرا بالمتغيرات الاقتصادية كأرصدة الدين الخارجي، والنتائج المحلي الإجمالي، واحتياطات الصرف، وأسعار النفط، ومعدلات التضخم ورصيد ميزان

المدفوعات، وإنما يتأثر أساساً بالقيم السابقة له بسبب التدهور المستمر في قيمته، إضافة إلى تدخل البنك المركزي لاستهداف سعر صرف مستقر لفترة طويلة بهدف مواجهة الصدمات الاقتصادية الحقيقية.

نتائج الدراسة:

- يعتبر سعر الصرف أداة ربط بين الاقتصاديات الدولية ومقياساً هاماً لمجم التبادلات، ويمكن توضيح دور سعر الصرف في ربط الاقتصاد المحلي بالاقتصاد العالمي من خلال ثلاثة أسواق وعلى المستويين الكلي والجزئي وهذه الأسواق هي سوق الأصول وسوق السلع وسوق عوامل الإنتاج حيث يربط سعر الصرف بين أسعار السلع في الاقتصاد المحلي وأسعارها في السوق العالمية ويحدد سوق الصرف الحقيقي عدد وحدات السلع الأجنبية اللازمة لشراء وحدة واحدة من السلع المحلية ومن ثم فهو يقيس القدرة على المنافسة.
- يوجد نوعان من أنظمة أسعار الصرف هما نظام سعر الصرف الثابت ونظام سعر الصرف العائم، وبينهما توجد أنظمة أسعار صرف متعددة يقترب بعضها من نظام سعر الصرف الثابت والبعض الآخر من نظام سعر الصرف العائم.
- يتأثر سعر الصرف بعدة متغيرات اقتصادية كمعدلات التضخم وعرض النقود وأسعار الفائدة والناجح المحلي الإجمالي وأرصدة الدين الخارجي إضافة إلى عوامل أخرى غير اقتصادية كالتدخل الحكومي والإشاعات.
- تعد أنظمة الاستدلال المبهمة (FIS) قاعدة حاسوبية تعتمد على المفاهيم المتعلقة بكل من نظرية المجموعة المبهمة، قواعد if-then المبهمة، والاستدلال المبهم. ولها تطبيقات في عدة مجالات، مثل التحكم التلقائي، تصنيف البيانات، تحليل القرارات، الأنظمة الخبيرة والتنبؤ بالسلاسل الزمنية.
- تم تطوير الشبكات العصبية الاصطناعية من نماذج معروفة من الجهاز العصبي البيولوجي والدماغ البشري، وتتكون من وحدات معالجة تسمى بالخلايا العصبية الاصطناعية وهي

نماذج مبسطة للخلايا العصبية البيولوجية. واستلهمت هذه النماذج من تحليل كيفية قيام غشاء الخلية في الخلايا العصبية بتوليد ونشر النبضات الكهربائية.

- تتميز الشبكات العصبية بقدرتها العالية على التعلم، ولكن ما يعيها هو صعوبة فهم المنطق الذي تقوم من خلاله بربط المدخلات بالخرجات. ومن جهة أخرى يمتلك المنطق المبهم قدرة جيدة على التفسير كما يمكن أيضا دمج معرفة الخبراء. وبهذا إذا تم الدمج بين كل من الشبكات العصبية والمنطق المبهم فإن هذا ينتج نموذجا قادرا على التعلم والتفسير الجيد مع دمج للمعرفة السابقة.

- تعتبر أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة التكيفية (ANFIS) شكلا من أشكال الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية والمنطق المبهم، ويمكن للشبكات العصبية من خلاله معرفة قيم درجات العضوية للأنظمة المبهمة لإنشاء قواعد IF-THEN المبهمة والتقليل من الأخطاء.

- أداء نماذج الشبكات العصبية وأنظمة الاستدلال العصبية المبهمة في عملية التنبؤ في العينة الداخلية (in-sample) كان متقاربا إلى حد كبير، وكانت قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) صغيرة والتي تراوحت بين 0.74 و 0.93 ، وذلك راجع إلى أن البيانات المستخدمة في التنبؤ هي نفسها التي استخدمت في عملية التدريب، وعليه فإن الأداء الفعلي للنماذج يظهر باستخدام بيانات أخرى تختلف عن التي استخدمت في عملية التدريب، أي باختبار أدائها في التنبؤ خارج العينة (out-of-sample).

- قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) لنماذج الشبكات العصبية كانت صغيرة، وهذا يدل على جودة أدائها في التنبؤ خارج العينة، مع تفوق طفيف للشبكة العصبية متعددة المتغيرات على الشبكة العصبية أحادية المتغيرات حيث كانت قيم (RMSE) 0.81 و 0.96 لكل منهما على التوالي.

- أداء نظام الاستدلال العصبي المبهم أحادي المتغيرات كان أفضل من أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة متعددة المتغيرات، حيث كانت قيمة جذر متوسط مربعات الخطأ

(RMSE) لهذا النظام 1.54 وهي أقل منها بالنسبة لباقي أنظمة الاستدلال العصبية المهمة متعددة المتغيرات.

- تفاوتت أنظمة الاستدلال العصبية المهمة متعددة المتغيرات في الأداء، حيث بلغت قيم جذر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) 30.05 ، 11.74 ، 5.89 ، 4.13 و 3.23 لكل من الأنظمة (ANFIS 1)، (ANFIS 2)، (ANFIS 3)، (ANFIS 4) و (ANFIS 5) على التوالي.

- محددات سعر صرف الدينار الجزائري (أرصدة الدين الخارجي، الناتج المحلي الإجمالي، احتياطات الصرف، أسعار النفط، معدل التضخم وصيد ميزان المدفوعات)، لم يكن لها تأثير كبير عند إدراجها في نماذج الشبكات العصبية، مما يدل على أن سعر صرف الدينار الجزائري لا يتأثر كثيرا بهذه المتغيرات وإنما يتأثر أساسا بالقيم السابقة له بسبب التدهور المستمر في قيمته.

- رغم محاولة تحرير أسعار صرف الدينار الجزائري إلا أنها لا تزال تحت نظام مدار بسبب تدخل البنك المركزي في سوق الصرف حفاظا على استقراره بغرض مواجهة الاختلالات المؤقتة في ميزان المدفوعات والصدمات الاقتصادية.

التوصيات:

- تعزيز استقلالية السلطات النقدية المتمثلة في بنك الجزائر ومجلس النقد والقرض لتمكينها من أداء وظائفها بكفاءة بما يتماشى والأهداف الاقتصادية المسطرة.
- دعم الجهاز الإنتاجي لزيادة الصادرات خارج المحروقات التي تعتبر المصدر الرئيسي للعملة الصعبة في الجزائر.
- فتح مكاتب الصرف لاحتواء سوق الصرف الموازية وتقليص الفوارق بين أسعار الصرف في السوقين الرسمية والموازية.

- العمل على توفير مصادر رسمية وموثوقة للبيانات فإذا توفرت للباحثين وصناع القرار معلومات صحيحة ودقيقة، كانت نتائج البحوث والقرارات قريبة للصحة والصواب، وإذا كانت المعلومات غير دقيقة ومتضاربة تكون القرارات خاطئة ومكلفة.

المراجع

باللغة العربية:

1. أحمد بن العاربية، و الشيخ ساوس. (2018). التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية. مجلة الاقتصاد وإدارة الأعمال، 02(06)، 25-07.
2. الحسيني، ع. ت. (1999). التمويل الدولي. عمان، الأردن: دار مجدلاوي للنشر.
3. الشريف، ر. ا. (2000). المالية الدولية. عمان: المسيرة للطباعة والنشر والتوزيع.
4. الصادق علي توفيق. (1997). أساسيات وإدارة أسعار الصرف في البلدان العربية. سلسلة بحوث ومناقشات حلقات العمل (3).
5. العباس، ب. (2002). سياسات أسعار الصرف. جسر التنمية، 33(2).
6. الفريجي، ح. ن. (2006). أثر تقلب صرف اليورو في المخاطر المصرفية. المجلة العراقية للعلوم الاقتصادية، 10(10).
7. أمين رشيد كونه. (1980). الاقتصاد الدولي. بغداد: مطبعة الجامعة المستنصرية.
8. بديع أحمد محمد حمدان. (2015). التنبؤ بأسعار صرف الدولار مقابل الشيكل باستخدام نموذج ARIMA-ANN الهجين. غزة: جامعة الأزهر.
9. بسام الحجار. (2003). العلاقات الاقتصادية الدولية. بيروت: المؤسسة الجامعية للدراسات والنشر والتوزيع.
10. بن الزاوي، عبد الرزاق. (2017). سعر الصرف الحقيقي التوازني. عمان، الأردن: دار اليازوري العلمية للنشر والتوزيع.
11. توفيق عبد الرحيم يوسف حسن. (2010). الإدارة المالية الدولية و التعامل بالعملات الأجنبية. عمان، الأردن: دار الصفاء للنشر والتوزيع.
12. جميل محمد خالد. (2014). أساسيات الاقتصاد الدولي. دبي، الإمارات العربية المتحدة: المنهل.

13. جميلة الجوزي. (2012). ميزان المدفوعات الجزائري في ظل السعي للانضمام إلى المنظمة العالمية للتجارة. مجلة الباحث، 11(11)، 225-236.
14. حادة مدوري، و محمد مكيديش. (2017). دراسة مقارنة بين نماذج الذاكرة الطويلة Arfima و الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري. دراسة مقارنة بين نماذج الذاكرة الطويلة Arfima و الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري، 17، 159-171.
15. خليفة عزوي. (2012). سعر صرف الدينار الجزائري بين نظام التثبيت ونظام التعويم المدار وتأثيره على ميزان المدفوعات (1985-2008) - دراسة مقارنة - . المسيلة: مذكرة ماجستير، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة المسيلة.
16. ديفاراجان شاننا، و متقي ليلي. (2016). "أسعار النفط.. إلى أين؟" الموجز الاقتصادي الفصلي لمنطقة الشرق الأوسط وشمال أفريقيا. واشنطن: البنك الدولي.
17. زكريا عبد الحميد باشا. (1989). نقود وبنوك من جهة نظر إسلامية. الكويت: دار المعرفة.
18. زينب حسين عوض الله. (2008). العلاقات الاقتصادية الدولية. الإسكندرية: دار الجامعة الجديدة للنشر.
19. زينب حسين عوض الله. (2008). العلاقات الاقتصادية الدولية. الإسكندرية: دار الجامعة الجديدة للنشر.
20. سعيدة شطباني. (2012). محددات سعر صرف الدينار الجزائري ودوره في تحقيق الاستقرار الاقتصادي. المسيلة، الجزائر: رسالة ماجستير، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير - جامعة المسيلة.
21. طاهر لطرش. (2003). تقنيات البنوك. الجزائر: ديوان المطبوعات الجامعية.

22. عبد الرحيم شبيبي، سمير بطاهر، و سيدي محمد شكوري. (ديسمبر، 2010). القدرة غلى الاستمرار في تحمل المديونية الخارجية بالجزائر. les cahiers du mecas، 6 (1)، 141-163.
23. عبد القادر دربال، و محمد رملي. (2016). دراسة قياسية للتنبؤ بسعر الصرف الاسمي للدينار الجزائري على المدى القصير. مجلة الاقتصاد والتنمية - مخبر التنمية المحلية المستدامة، 5-23.
24. عبير محمد جاسم الحسيني. (2006). عوامل القدرة التنافسية الدولية للتجارة السلعية ودور سعر الصرف فيها. بغداد: أطروحة دكتوراه مقدمة إلى كلية الإدارة والاقتصاد، قسم الاقتصاد، جامعة بغداد.
25. فليح حسن خلف. (2004). التمويل الدولي. عمان، الأردن: مؤسسة وراق للنشر والتوزيع.
26. كريم بوروشة. (2015). أثر السياسة النقدية على آليات معالجة اختلال ميزان المدفوعات دراسة حالة الجزائر. ورقلة، الجزائر: رسالة ماجستير، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة ورقلة.
27. مال الله حسين علي سلمان . (2008). دور سعر الفائدة و سعر الصرف الأجنبي في حركة التدفقات المالية الدولية. رسالة ماجستير في العلوم الاقتصادية، جامعة بغداد، العراق.
28. محمود سيد عابد. (2001). التجارة الدولية. الاسكندرية: مكتبة ومطبعة الإشعاع الفنية.
29. محمود مجدي شهاب، و عدلي سوزي ناشد. (2010). أسس العلاقات الاقتصادية الدولية. بيروت لبنان: منشورات الحلبي الحقوقية.
30. مختارية بوزيان، و يحيى بن يحيى. (2020). تقييم دور البنك المركزي الجزائري في توجيه وتحديد سعر الصرف: دراسة قياسية على سعر الصرف الإسمي للدينار مقابل الدولار

- الأمريكي خلال الفترة (1990-2017). مجلة أبحاث اقتصادية وإدارية، 14(2)، 441-462.
31. معيزي قويدر. (2008). فعالية السياسة النقدية في تحقيق التوازن الإقتصادي حالة الجزائر (1990-2006). الجزائر: أطروحة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في العلوم الإقتصادية، كلية العلوم الإقتصادية وعلوم التسيير، جامعة الجزائر.
32. نعمان السعيد. (2011). البعد الدولي لنظام النقد الدولي برعاية صندوق النقد الدولي. الجزائر: دار بلقيس.
33. وداد يونس. (2000). النظرية النقدية. الموصّل: دار الكتب للطباعة والنشر.

باللغة الأجنبية:

34. Alizadeh, M., Rada, R., Balagh, A. K., & Esfahani, M. M. (2009). Forecasting Exchange Rates: A Neuro-Fuzzy Approach. IFSA/EUSFLAT Conf., (pp. 1745-1750). Lisbon, Portugal.
35. Arch, L. (2018). The Regulation of the London Clearing Banks, 1946–1971: Stability and Compliance. Berlin, Germany: Springer.
36. Bakirtzis, A. G., Petridis, V., Kiartzis, S. J., Alexiadis, M. C., & Maissis, A. H. (1996). A neural network short term load forecasting model for the Greek power system. IEEE Transactions on Power Systems, 11(2), 858-863.
37. Begum, J. (2000). Real Exchange Rates and Productivity: Closed-Form Solutions and Some Empirical Evidence. Washington, D.C.: International Monetary Fund.
38. Bhowmik, D. (2020). Determinants of Nominal Effective Exchange Rate (NEER) and Real Effective Exchange Rate (REER) of Chinese Renminbi

-
- (RMB). London Journal of Research in Humanities and Social Sciences, 20(15), 47-64.
39. Black, M. (1990). Vagueness: an exercise in logical analysis. *International Journal of General Systems*, 17, 107–128.
 40. Box, G., & Jenkins, G. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th Edition. San Francisco: Holden-Day.
 41. Brown, R. (1963). *Smoothing, Forecasting and Prediction*. New Jersey: Englewood Cliffs.
 42. Chatfield, C. (2001). *Time-Series Forecasting*. Florida, United States: Chapman & Hall/CRC.
 43. Chien, A. J., & Leung, M. T. (2003). A Bayesian vector error correction model for forecasting exchange rates. *Computers & Operation Research*, 887-900.
 44. Ciaburro, G., & Venkateswaran, B. (2017). *Neural Networks with R: Smart models using CNN, RNN, deep learning, and artificial intelligence principles*. Birmingham: Packt Publishing.
 45. Da Costa Lewis, N. (2017). *Neural Networks for Time Series Forecasting with R: An Intuitive Step by Step Blueprint for Beginners*. South Carolina, United States: CreateSpace Independent Publishing Platform.
 46. De Marchi, L. (2019). *Hands-On Neural Networks: Learn How to Build and Train Your First Neural Network Model Using Python*. Birmingham: Packt Publishing.
 47. DeLong, J. B., & Olney, M. L. (2006). *Macroeconomics*. New York: McGraw-Hill Higher Education.

48. Du, K.-L., & Swamy, M. N. (2013). *Neural Networks and Statistical Learning*. London: Springer.
49. Einstein, A. (1921). *Geometrie und Erfahrung*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
50. Engle, P. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 987-1007.
51. Eun, C. S., & Resnick, B. G. (2009). *International Financial Management*. New York: McGraw-Hill Irwin.
52. Fahimifar, S. M., Homayounif, M., Sabouhi, M., & Moghaddamn, A. R. (2009). Comparison of ANFIS, ANN, GARCH and ARIMA Techniques to Exchange Rate Forecasting. *Journal of Applied Sciences*, 9(20), 3641-3651.
53. Faust, J., & Rogers, J. H. (2003). Monetary Policy's Role in Exchange Rate Behavior. *Journal of Monetary Economics*, 50(7), 1403-1424.
54. George, B., & Maria, B. (2007). *Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management* (2nd Edition ed.). Singapore: World Scientific.
55. Gharlegghi, B., Shaari, A. H., & Shafighi, N. (2014). Predicting exchange rates using a novel "cointegration based neuro-fuzzy system". *International Economics*, 137, 88-103.
56. Girish S. Katkar, M. V. (2019). *Artificial Neural Network – An Overview*. 2nd National Conference of Recent Trends in Computer Science and Information Technology (p. 60). Nagpur, India: G. H. Rasoni Institute of Information Technology.

57. Gottfries, N. (2013). *Macroeconomics*. New York, United States: Macmillan International Higher Education.
58. Granger, C. W. (1993). Strategies for Modelling Nonlinear Time-Series Relationships. *Economic Record*, 69(3), 233-238.
59. Hagan, M. T., & Menhaj, M. B. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6), 989–993.
60. He, X., & Xu, S. (2010). *Process Neural Networks: Theory and Applications*. Berlin: Springer.
61. Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior: A neuropsychological theory*. New York, USA: Wiley.
62. Hoptroff, R. G. (1993). The principles and practice of time series forecasting and business modelling using neural nets. *Neural Computing & Applications*, 1(1), 59-66.
63. Hyman, D. N. (1999). *Economics, Fourth Edition*. North Coroline: North Coroline State University.
64. Jang, J. S. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 665-685.
65. Jang, J., Sun, C., & Mizutani, E. (1998). *Neuro-fuzzy And Soft Computing - A Computational Approach To Learning And Machine Intelligence*. Proceedings of the IEEE. 86, pp. 600-603. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ: IEEE.

66. Khotanzad, A., Afkhami-Rohani, R., Lu, T.-L., Abaye, A., Davis, M., & Maratukulam, D. (1997). ANNSTLF-a neural-network-based electric load forecasting system. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 8(4), 835-846.
67. Klein, J. J. (1978). *Money and Economy*, Fourth Edition. New York: Harcourt Brace Jovanovich Inc.
68. Korol, T. (2014). A fuzzy logic model for forecasting exchange rates. *Knowledge-Based Systems*, 67, 49-60.
69. Lee, K. H. (2009). *First Course on Fuzzy Theory and Applications*. Berlin: Springer Science & Business Media.
70. Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1-15.
71. Maniar Swity, M. (2017). *Content Based Image Retrieval (CBIR) Using Novel Gaussian Fuzzy Feed Forward-Neural Network*. Gujarat, India: Phd thesis. Government Engineering College, Gujarat Technological University.
72. McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1 15-133.
73. Medsker, L., & Liebowitz, J. (1994). *Design and Development of Expert Systems and Neural Computing*. New York: Macmillan College Publishing Company.
74. Michael, N. (2005). Michael N. (2005). *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems*. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley.

75. Mordechai E. Kreinin, D. P. (2013). *International Economics: A Policy Approach*. London, United Kingdom: Pearson Learning Solutions.
76. Nellis, J. G., & Parker, D. (2006). *Principles of Business Economics*. New Jersey, United States: Financial Times Prentice Hall.
77. Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017). *Artificial Neural Networks: A Practical Course*. Berlin: Springer.
78. Parkin, M. (2003). *Macroeconomics (6 ed.)*. New York: Pearson Education.
79. Parkin, M. (2012). *Microeconomics*. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley.
80. Parot, A., Michell, K., & Kristjanpoller, W. D. (2019). Using Artificial Neural Networks to forecast Exchange Rate, including VAR-VECM residual analysis and prediction linear combination. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 26(1), 3-15.
81. Pilbeam, K. (2006). *International Finance*. London: Palgrave Macmillan.
82. Pugel, T. (2007). *International Economics*. New York, United States: McGraw-Hill Companies.
83. Qu, Y., & Zhao, X. (2019). Application of LSTM Neural Network in Forecasting Foreign Exchange Price. *Journal of Physics*, 42-36.
84. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). *Parallel Distributed Processing*. Cambridge, Massachusetts, USA: MIT Press.
85. SAMUELSON, P. A., & NORDHAUS, W. D. (2009). *ECONOMICS*. New York: McGraw-Hill Irwin.

86. Sarno, L., James, J., & Marsh, I. W. (2012). Handbook of exchange rates. New Jersey: John Wiley & Sons.
87. Siddique, N. (2014). Intelligent Control: A Hybrid Approach Based on Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms. Switzerland: Springer International Publishing.
88. Siddique, N., & Adeli, H. (2013). Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing. Chichester, United Kingdom: Wiley.
89. Singh, H., & New YorkLone, Y. (2019). Deep Neuro-Fuzzy Systems with Python: With Case Studies and Applications from the Industry. New York: Apress.
90. Sivanandam, S., Sumathi, S., & Deepa, S. (2007). Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
91. Stéphane , B., & Frédéric, S. (2009). Algèbre et analyse Cours de mathématiques de première année avec exercices corrigés. Lyon: PPUR presses polytechniques.
92. Suparta, W., & Alhasa, K. (2015). Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS. Switzerland: Springer International Publishing.
93. Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 15(1), 116-132.

94. Tarno, Subanar, Rosad, D., & Suhartono. (2013). Analysis of Financial Time Series Data Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *IJCSI International Journal of Computer Science*, 10(2), 491-496.
95. Tebelskis, J. (1995). *Speech Recognition using Neural Networks*. Pennsylvania, United States: Phd thesis. School of Computer Science, Carnegie Mellon University.
96. Triggs, D. (1967). Exponential smoothing with adaptive response rate. *Operations Research Quarterly*(18), 53-59.
97. Vapnik, V. N. (1998). *Statistical learning theory*. New York, USA: Wiley.
98. Wolberg, G. (1988). *Cubic Spline Interpolation: A Review*. New York: Department of Computer Science, Columbia University.
99. World Bank. (2011). *World Development Indicators 2011*. Washington, D.C., United States: World Bank Publications.
100. World Bank. (2019). *Commodity Markets Outlook*. Washington: World Bank Group.
101. Yudong Z, L. W. (2009). Stock market prediction of S&P 500 via combination of improved BCO approach and BP neural network. *Expert Syst Appl*, 36(5), 8849-8854.
102. Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 338-353.
103. Zadeh, L. A. (2008). Is There a Need for Fuzzy Logic? *Information Sciences*, 2751-2779.

104. Zhang, G. P., & Berardi, V. L. (2001). Time series forecasting with neural network ensembles: an application for exchange rate prediction. *Journal of the Operational Research Society*, 52(6), 652-664.
105. Zhang, Y.-Q., & Wan, X. (2007). Statistical fuzzy interval neural networks for currency exchange rate time series prediction. *Applied Soft Computing*, 7(4), 1149-1156.

الملخص:

الهدف من هذه الدراسة هو التنبؤ بأسعار صرف الدينار الجزائري باستخدام نظام استدلال عصبي مبهم (ANFIS). اعتمدنا على البيانات الشهرية لمحددات وأسعار صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي للفترة الممتدة بين جانفي 1990 إلى ديسمبر 2019. وتم بناء نماذج شبكات عصبية وأنظمة استدلال مبهمة لهذا الغرض. وأظهرت النتائج أن أداء جميع النماذج في عملية التنبؤ في العينة الداخلية كان متقاربا إلى حد كبير، كما أن أداء الشبكات العصبية كان جيدا في التنبؤ خارج العينة، مع تفوق طفيف للشبكة العصبية متعددة المتغيرات على الشبكة العصبية أحادية المتغيرات. وكان أداء نظام الاستدلال العصبي المبهم أحادي المتغيرات أفضل من أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة متعددة المتغيرات. وخلصت الدراسة إلى أن سعر صرف الدينار الجزائري لا يتأثر كثيرا بالمتغيرات الاقتصادية كأرصدة الدين الخارجي، والنتائج المحلي الإجمالي، واحتياطات الصرف، وأسعار النفط، ومعدلات التضخم ورصيد ميزان المدفوعات، وإنما يتأثر أساسا بالقيم السابقة له.

الكلمات المفتاحية: أسعار الصرف، الدينار الجزائري، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية، المنطق المبهم، أنظمة الاستدلال العصبية المبهمة.

Abstract:

The aim of this study is to predict the exchange rates of the Algerian dinar using an ANFIS model. The monthly data of exchange rates of the Algerian dinar against the US dollar and its determinants for the period 1990-2019 were used. ANN and ANFIS models have been built for this purpose. The results showed that the performance of all models in the in-sample prediction was very close, with a slight superiority of the multivariate ANN on the univariable ANN. Also, the univariate ANFIS system performed better than the multivariate ANFIS. The study concluded that the exchange rate of the Algerian dinar was not very influenced by economic variables such as external debt, GDP, currency reserves, oil prices, inflation rates and balance-of-payments, but was mainly influenced by its earlier values.

Keywords: exchange rates, Algerian dinar, artificial intelligence, neural networks, fuzzy logic, adaptive neuro-fuzzy inference system.