



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة سطيف 1
كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير



قسم : العلوم الاقتصادية

مذكرة

مقدمة ضمن متطلبات الحصول على شهادة الماستري في العلوم الاقتصادية
تخصص : اقتصاد كمي
الموضوع :

استخدام شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي (NAR) في التنبؤ
بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر للفترة 1960-2023

تحت إشراف :
خليصة مالي

إعداد الطالبة :
دنيا صوشي

تاريخ المناقشة: 2025/06/30

لجنة المناقشة		
الرئيس	غبولي أحمد	أستاذ محاضراً
المشرف	خليصة مالي	أستاذ مساعد أ
المناقش	معاش فيصل	أستاذ محاضر ب

السنة الجامعية: 2024-2025



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة سطيف 1
كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير



قسم: العلوم الاقتصادية

مذكرة

مقدمة ضمن متطلبات الحصول على شهادة الماستر في العلوم الاقتصادية
تخصص: اقتصاد كمي
الموضوع:

استخدام شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي (NAR) في التنبؤ
النتائج المحلي الإجمالي للجزائر للفترة 1960-2023

تحت إشراف:
خليصة مالي

إعداد الطالبة:
دنيا صوشي

تاريخ المناقشة: 2025/06/30

لجنة المناقشة		
الرئيس	غبولي أحمد	أستاذ محاضراً
المشرف	خليصة مالي	أستاذ مساعد أ
المناقش	معاش فيصل	أستاذ محاضر ب

السنة الجامعية: 2024-2025

الشكر

يقول رسولنا الحبيب: "من لا يشكر الناس لا يشكر الله"

في البداية أشكر الله وأحمده أن أمدني بالقوة والتوفيق لإكمال هذا العمل. أتوجه بجزيل الشكر والتقدير
للمشرفة مالكي خليصة.

كما أتقدم بأسى عبارات ومعاني التقدير إلى جميع أساتذتنا الأفاضل ولكل من سعى إلى إثراء هذه المذكرة
بالنصح والإرشاد والنقد وعلى رأسهم أعضاء لجنة المناقشة المحترمين فجزاكم الله عني خير جزاء.

الإهداء

الحمد لله الذي أنار درب العلم والمعرفة ووفقي على إنجاز هذا العمل ، أهدي ثمرة جهدي هذه:
إلى ذوي الفضل الأسى والفضائل التي لا تمنى المأمور ببرهما وخفض جناح الذل لهما والدي الكريمين حفظهما
الله وأطال عمرهما في طاعته.
إلى من هما سندي وعزتي أخوأي وإلى كل أفراد أسرتي وأقاربي كل باسمه.
إلى الذين رفعوا رايات العلم والتعليم وخدموا رايات الجهل والتجهيل إلى أساتذتنا الأفاضل وإليك أنت من تقرأ
مذكرتي.

فهرس المحتويات

أولاً: الإطار المنهجي للتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة باستخدام شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي		
أ	تمهيد	
أ	مشكلة الدراسة	
ب	فرضيات الدراسة	
ب	أهداف الدراسة	
ب	أهمية الدراسة	
ج	صعوبات الدراسة	
ج	حدود الدراسة	
ج	نموذج الدراسة	
د	التعريفات الإجرائية	
ثانياً: الإطار النظري للنتائج المحلي والدراسات السابقة		
2	تمهيد	
2	النتائج المحلي الإجمالي	1
2	مفهوم النتائج المحلي الإجمالي	1-1
2	طرق حساب النتائج المحلي الإجمالي	2-1
2	طريقة النتائج	1-2-1
2	أسلوب المنتجات النهائية	1-1-2-1
3	أسلوب القيمة المضافة	2-1-2-1
3	طريقة الدخل	2-2-1
4	طريقة الإنفاق	3-2-1
5	أهمية النتائج المحلي الإجمالي	3-1
5	مشاكل النتائج المحلي الإجمالي	4-1
6	تطور النتائج المحلي في الجزائر	5-1
7	الدراسات السابقة	2
7	الدراسات السابقة الأجنبية	1-2
10	فجوة الدراسة	2-2
ثالثاً: منهجية البحث والإطار النظري للشبكات العصبية الاصطناعية		

13	تمهيد	
13	منهجية الدراسة والأسس النظرية	2
13	منهج الدراسة	1-2
13	مصادر جمع البيانات	2-2
13	المصادر الرسمية	1-2-2
13	المصادر الثانوية	2-2-2
13	وصف بيانات الدراسة	3-2
14	أداة الدراسة	4-2
15	مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية	1-4-2
15	مكونات الشبكات العصبية الاصطناعية	2-4-2
15	مستوى المدخلات	1-2-4-2
15	دالة التجميع	1-1-2-4-2
16	دالة التفعيل	2-1-2-4-2
16	مستوى المخرجات	3-1-2-4-2
16	أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية	3-4-2
17	شبكات العصبية الاصطناعية وحيدة المستوى	1-3-4-2
17	شبكات العصبية الاصطناعية متعددة المستويات	2-3-4-2
17	الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية	1-2-3-4-2
18	الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية العكسية	2-2-3-4-2
18	الشبكات العصبية الاصطناعية التنافسية	3-3-4-2
18	الشبكات العصبية الاصطناعية التكرارية	4-3-4-2
19	الشبكات العصبية الاصطناعية والتنبؤ	5-2
19	الأساليب الإحصائية	6-2
رابعا: نتائج تطبيق نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي والتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة		
22	تمهيد	
35-22	مرحلة تحليل البيانات	1-3
	مرحلة تحديد نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية	2-3
	مرحلة تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية وتنفيذها	3-3
	تقييم أداء الشبكة العصبية الاصطناعية	4-3

35	إختبار الفرضيات	5-3
خامسا: مناقشة النتائج والتوصيات		
37	النتائج	1-4
37	المقترحات	2-4
38	الآفاق	3-4
	المراجع	

فهرس الجداول

صفحة	العنوان	رقم
31	مقارنة للنموذج NAR-AR, NAR-SCG, NAR-LM	1
34	نتائج التنبؤ بالنتاج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة	2

فهرس الأشكال

رقم	العنوان	صفحة
1	مخطط يوضح شبكة (NAR) المستخدمة في التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالاسعار الثابتة	ج
2	تطور الناتج المحلي للجزائر خلال الفترة الممتدة من 1960 إلى 2023	7
3	البنية الهيكلية للشبكة العصبية البيولوجية	15
4	أصناف دوال التنشيط المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية	16
5	بنية الشبكة العصبية الاصطناعية	17
6	بنية شبكة الإنحدار الذاتي الغير الخطي (NAR)	19
7	بيانات التحقق والإختبار	22
8	معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية	24
9	خصائص عملية تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام (BR)، (SCG) و (LM)	25
10	نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية (BR)	26
11	نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية (SCG)	28
12	نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية (LM)	30
13	هيكل الشبكة المعتمدة	32
14	نتائج إختبار الشبكة العصبية الاصطناعية	33
15	مخطط التغذية العكسية للشبكة العصبية الاصطناعية (NAR)	33
16	منحنى بياني لقيم الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة المتنبأ به مع السلسلة الفعلية	34

فهرس الملاحق

العنوان	رقم
نتائج عملية تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية للخوارزميات الثلاثة	1
النتائج النهائية لمعاري R و MSE للخوارزميات الثلاثة	2
كود الشبكة العصبية الاصطناعية المستعملة في برنامج MATLAB R2016a	3

أولاً:

الإطار المنهجي للتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر
بالأسعار الثابتة باستخدام شبكة الانحدار الذاتي غير
الخطي

تمهيد:

نظرا للتغيرات والتحديات الاقتصادية العالمية، بات التنبؤ الدقيق بالمؤشرات الاقتصادية الكلية محور اهتمام صناع القرار والباحثين. ففي ظل تزايد تعقيد الديناميكيات الاقتصادية، غدا فهم المسارات المستقبلية لهذه المؤشرات أمراً لا غنى عنه لتحديد التوجهات السياسية الفعالة. في هذا النسق، يتضح الدور الجوهرى للنتائج المحلي الإجمالي، لكونه المقياس الأكثر شمولية للأداء الاقتصادي الكلي، حيث يعكس القيمة السوقية الإجمالية للسلع والخدمات المنتجة داخل الدولة، ويشكل أساساً لتوجيه السياسات الاقتصادية الكلية. إرتكزت التقديرات السابقة للنتائج المحلي الإجمالي بصورة رئيسية على نماذج اقتصادية تقليدية، مثل الإنحدار الخطي والسلاسل الزمنية. والتي غالباً ما تواجه تحديات في إستيعاب العلاقات غير الخطية والمعقدة التي تميز الاقتصادات الحديثة. لذا، فإن اعتماد أدوات تحليلية أكثر تطوراً أصبح ضرورة ملحة، وتبرز هنا الشبكات العصبية الاصطناعية كبديل واعد، نظراً لقدرتها الفائقة على التعامل مع هذه التعقيدات وتحديد الأنماط الخفية في البيانات.

فيما يخص الجزائر، التي تشهد تحولات اقتصادية متنوعة ومتأثرة بتقلبات الاقتصاد العالمي، يمثل التنبؤ الدقيق بالنتائج المحلي الإجمالي تحدياً كبيراً. فالنتائج المحلي الإجمالي الجزائري يتأثر بشكل كبير بمجموعة متشابهة من العوامل الداخلية والخارجية. على الصعيد الداخلي، تلعب الاستثمارات دوراً محورياً كمحرك أساسي للتنمية المستدامة، من خلال توسيع الطاقة الإنتاجية وخلق فرص العمل، بينما يعكس الإنفاق الاستهلاكي حجم الطلب المحلي ويشكل جزءاً كبيراً من الإنفاق الكلي. أما على الصعيد الخارجي، فتمثل التجارة الخارجية نافذة الجزائر على الأسواق العالمية ومصدراً هاماً للعملة الصعبة، ما يجعل الاقتصاد الجزائري شديد التأثر بالمتغيرات الدولية. هذه الديناميكيات المعقدة تجعل النماذج التقليدية قاصرة عن تقديم تنبؤات دقيقة، مما يعزز الحاجة إلى تبني مقاربات أكثر تطوراً، مثل الشبكات العصبية الاصطناعية، لإستشراف مسار النمو الاقتصادي في الجزائر بصورة أكثر فعالية.

مشكلة الدراسة:

رغم اعتماد صناع القرار في الجزائر على البيانات الاقتصادية المتاحة لصياغة السياسات، إلا أن عدم استقرار المؤشرات، لا سيما في ما يتعلق بالنتائج المحلي الإجمالي، يصعب التنبؤ بدقة. من هنا برزت الحاجة إلى نماذج أكثر تطوراً، مثل شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي NAR، القادرة على إلتقاط العلاقات غير الخطية في البيانات الزمنية وتحسين نتائج التوقع:

فما مدى كفاءة تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية بالتحديد شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي

NAR في التنبؤ بمعدلات الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة؟

وتندرج ضمن هذه الإشكالية عدة تساؤلات فرعية تمثلت في:

- إلى أي مدى تعكس تنبؤات شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي البيانات الفعلية؟

- ماهي الخوارزمية الأنسب لتحقيق أعلى دقة تنبؤية للنموذج؟

- هل تعد شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي أداة فعالة للتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة؟
فرضيات الدراسة:

تنطلق الدراسة من فرضية أن شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي **NAR** تمثل أداة فعالة لتقدير الاتجاهات المستقبلية للنتائج المحلي الإجمالي في الجزائر.

للإجابة على الإشكالية الرئيسية والتساؤلات الفرعية وجب إدراج وطرح مجموعة من الفرضيات الفرعية أيضا وهي كالتالي :

- تنبؤات شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي **NAR** تعكس البيانات الفعلية بدقة عالية.

- تعد خوارزمية التدرج المترافق الموزون **SCG** الأكثر ملاءمة في تحقيق أعلى درجات الدقة عند بناء النموذج، مقارنة بالخوارزميات البديلة المستخدمة .

- تعد شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي **NAR** نموذج مثالي للتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي.
أهداف الدراسة:

من خلال طرح الإشكالية وتحليلها تنكشف الأهداف المتوخاة من دراسة هذا الموضوع والتي يمكن تلخيصها في الأهداف التالية:

- استعراض الإطار النظري للتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي.

- تسليط الضوء على أداة إحصائية جديدة (الشبكات العصبية) وكيفية عملها.

- التحقق من دقة وموثوقية هذه التقنية في التنبؤ.

- التوجه إلى استخدام برنامج **MATLAB R2016a** في عملية التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة، بعيدا عن الأدوات المعتادة.

- التنبؤ بالقيم المستقبلية للنتائج المحلي في الجزائر بالأسعار الثابتة للفترة من 2024 إلى 2027.
أهمية الدراسة:

تظهر أهمية هذه الدراسة من خلال ما يلي:

- توفير تنبؤات دقيقة للنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة ، مما يمد صانعي القرار في الجزائر بالرؤى اللازمة لوضع سياسات اقتصادية واستثمارية فعالة تدعم النمو الشامل وتسهم بفاعلية في تحقيق أهداف التنمية المستدامة.

- اعتماد شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي، لما يتميز به النموذج من دقة في التنبؤ، وقدرة على التعامل مع تعقيد البيانات الاقتصادية وتغيراتها السريعة.

- تُعدّ الدراسة إضافة نوعية للأدبيات الاقتصادية في الجزائر، بتطبيقها لمنهجية متطورة وغير مستغلة بالقدر الكافي.

صعوبات الدراسة:

تجدر الإشارة إلى أن طبيعة الدراسات الاقتصادية، خاصة تلك التي تعتمد على النماذج الكمية، قد يرافقها بعض الإشكالات التقنية والمنهجية خلال مراحل الإنجاز. وفي هذا الإطار، عرفت هذه الدراسة بعض الصعوبات التي استدعت تعاملًا بحثيًا مناسبًا، ويمكن الإشارة إليها فيما يلي:

- قلة الأبحاث المتخصصة في التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي في الجزائر باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية وبالاعتماد على نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي NAR.

- حداثة برنامج MATLAB R2016a بالنسبة للباحث، مما استدعى قضاء وقت وجهد في تعلم البرنامج وإتقانه لتنفيذ متطلبات الدراسة.

الحدود المكانية والزمانية:

باعتبار الدراسة قائمة على البيانات السنوية للنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة فقد جاءت كل من الحدود المكانية والزمانية على النحو التالي:

الحدود المكانية: تخص هذه الدراسة الجزائر.

الحدود الزمانية: استندت الدراسة إلى بيانات الفترة الزمنية 1960-2023 .

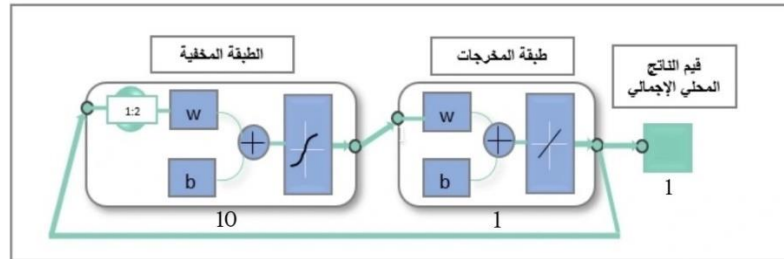
الحدود الموضوعية: تقتصر الدراسة على استخدام نماذج تنبؤية غير خطية تعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية، ويعد نموذج الانحدار الذاتي غير خطي NAR النموذج الأساسي المعتمد في هذه الدراسة.

نموذج الدراسة:

استعملت هذه الدراسة شبكة الانحدار الذاتي NAR في التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار

الثابتة اعتمادًا على قيمه السابقة والتي ترجع للشبكة مُشكَّلةً حلقة مغلقة والشكل التالي يوضح ذلك :

الشكل 01: مخطط يوضح شبكة NAR المستخدمة في التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة



المصدر: من أعداد الطالبة

التعريفات الإجرائية:

المتغير المستهدف لنموذج ANN:

- الناتج المحلي الإجمالي (Gross Domestic Product): في هذه الدراسة، يعرف الناتج المحلي الإجمالي على أنه قيمة كل ما يتم إنتاجه من سلع وخدمات داخل الحدود الجغرافية للجزائر خلال الفترة الزمنية المحددة (1960-2023). وفقا لبيانات البنك الدولي وستأخذ كمتغير تابع للتنبؤ به باستخدام شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي NAR.

- الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks): في سياق هذه الدراسة تعرف الشبكة العصبية الاصطناعية بأنها نموذج رياضي حسابي يستخدم لنمذجة العلاقات غير الخطية والتنبؤ بالسلاسل الزمنية المعقدة. ونستخدم الشبكة العصبية ذات الذاكرة الذاتية غير الخطية NAR بالتحديد كأداة رئيسية للتنبؤ. وهذا النموذج الحسابي المصمم خصيصا للسلاسل الزمنية، يستمد معلوماته من القيم السابقة للناتج المحلي الإجمالي في الجزائر بالأسعار الثابتة خلال الفترة الممتدة من 1960 إلى 2023. وتتألف الشبكة من طبقة إدخال تمثل القيم الزمنية السابقة، وطبقة خفية وحيدة تضم عشرة عصبونات، وطبقة إخراج واحدة. تم تدريب النموذج باستخدام 64 مشاهدة من البيانات ضمن بيئة MATLAB R2016a، وإعتمدنا في عملية التدريب على خوارزمية التدرج المترافق الموزون Scaled Conjugate Gradient التي تعمل على ضبط الأوزان لتقليل الخطأ عن طريق تقدير إتجاه وحجم الخطوة الأمثل بكفاءة في كل تكرار، للتنبؤ بدقة بقيم الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة.

ثانيا:

الإطار النظري للنتاج المحلي والدراسات
السابقة

تمهيد:

إدراكا لأهمية الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة والتي تظهر من خلال إعطائه نظرة عامة لوضع الاقتصاد من عدة جوانب من حيث حجم الاقتصاد ونموه ومن حيث مستويات الإنتاج والنشاط الاقتصادي وكذا من حيث الطلب وجوانب أخرى عديدة، سيجرى التنبؤ به باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية والتي تعد إحدى أبرز أدوات الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي في عصرنا الحالي، بالتحديد شبكة NAR التي تعد أحد أفضل أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية التي تتعامل بشكل خاص مع بيانات السلاسل الزمنية. ولضمان دقة التنبؤ ستستعين دراستنا ببيئة برنامج MATLAB R2016a للقيام بكل من عملية التحقق ، التدريب، الإختبار والتنبؤ.

1- الناتج المحلي الإجمالي:

1-1- مفهوم الناتج المحلي الإجمالي:

يعد الناتج المحلي الإجمالي المؤشر الأساسي لقياس الأداء الاقتصادي للدول على المستويين الوطني والدولي. لا يعتمد عليه الاقتصاديون وصناع القرار فحسب، بل يحظى أيضاً باهتمام غير المختصين من رجال أعمال ومستثمرين وأفراد يرغبون في فهم الاقتصاد وتأثيره على حياتهم اليومية. إن أهميته البالغة في فهم الأداء الاقتصادي جعلت دراسته محورا أساسيا في دراسات علم الاقتصاد. لقد ورد مصطلح الناتج المحلي بعدة تعريفات نذكر منها:

- هو حصيلة القيم النقدية أو القيمة السعيرية للسلع والخدمات النهائية التي يتم إنتاجها باستخدام عناصر الإنتاج المتوفرة في المجتمع المعني خلال فترة معينة. (الوزني، 2002، ص 21).
- هو القيمة الإجمالية للسلع والخدمات المنتجة داخل حدود دولة معينة خلال فترة محددة عادة سنة واحدة، بغض النظر عن جنسية المنتجين بعبارة أخرى هو مقياس جغرافي للإنتاج الاقتصادي داخل الدولة. (العساف، 2014، ص 38).

1-2- طرق قياس الناتج المحلي الإجمالي:

للحصول على قيمة لهذا الناتج المحلي الإجمالي يمكن استخدام عدة طرق لقياسه والتي جاءت كالاتي:

1-2-1- طريقة الناتج:

1-1-2-1- أسلوب المنتجات النهائية:

تعتمد طريقة المنتجات النهائية لحساب الناتج المحلي الإجمالي على التركيز حصريا على سلع والخدمات. التي وصلت إلى مرحلة الإستهلاك النهائي مستبعدة بذلك السلع والخدمات الوسيطة التي تستخدم في العمليات الإنتاجية الأخرى، يعرف المنتج النهائي بأنه أي سلعة أو خدمة يتم إنتاجها أو شراؤها بغرض الاستخدام النهائي،

وليس لإعادة البيع أو الاستخدام في عملية إنتاجية أو البيع مرة أخرى، بناء على ذلك تعتبر جميع السلع والخدمات الاستهلاكية نهائية، وكذلك السلع الإنتاجية التي لم تستخدم خلال نفس الفترة، والآلات والمباني والسلع المعمرة المنتجة خلال السنة، والمنتجات قيد الإعداد في نهاية السنة، إلا أنه يجب استبعاد مخزون أول المدة والمنتجات قيد الإعداد في بدايتها لأننا نحسب الإنتاج الجاري خلال السنة فقط، وبالتالي يجب طرح قيمة هذه المنتجات من إجمالي الإنتاج. أخيراً تخصم قيمة الواردات لأنها جزء من الناتج النهائي لدول أخرى. (الحمداني، 2014، ص 47).

تعتبر طريقة الناتج النهائي وسيلة شاملة لحساب الإنتاج خلال فترة محددة، سواء وصل الإنتاج إلى مرحلة الاستخدام النهائي أم لا، مع تجنب الإزدواجية في الحساب مع ذلك تواجه هذه الطريقة تحديات في التمييز الدقيق بين المنتجات النهائية والوسيطة، وتتطلب متابعة دقيقة للمخزون على المستوى الوطني لتسهيل عملية الحساب. طور الاقتصاديون طريقة بديلة تعرف بطريقة القيمة المضافة والتي تحقق نفس النتيجة بطريقة أكثر سهولة.

1-2-1-2 أسلوب القيمة المضافة (Value-Added Method):

القيمة المضافة هي المساهمة الصافية التي يقدمها أي مشروع أو قطاع اقتصادي في الناتج القومي. وهي تمثل الفرق بين قيمة الإنتاج المشروع و تكلفة مدخلاته الوسيطة، أي أنها تعكس القيمة التي أضافها المشروع إلى تلك المدخلات. هذه القيمة المضافة هي الأساس في احتساب الناتج المحلي الإجمالي، حيث يتم جمع القيم المضافة لجميع المشروعات والقطاعات الاقتصادية في الدولة خلال فترة زمنية محددة. وتكمن أهمية القيمة المضافة في كونها مؤشرات للإنتاجية والكفاءة ومقياساً لنمو الإقتصادي، كما أنها تساهم في توزيع الدخل. (العساف، 2014، ص 44)

1-2-2-2 طريقة الدخل:

يمكن قياس الناتج القومي الإجمالي من خلال تجميع العوائد التي يحصل عليها مالكو عوامل الإنتاج. فنجد أن القيام بالعملية الإنتاجية يتطلب تظافر عوامل الإنتاج ومساهمتهما في العملية الإنتاجية، والحصول على خدمات هذه العوامل يستدعي دفع أثمان لها فتتجلى قيمة الناتج في كل من عوائد الأجور كعائد للعمل والفوائد كعائد لرأس المال والربح كعائد للأرض والأرباح كعائد للتنظيم والابتكار. وفي حالة ازدواجية ملكية عوامل الإنتاج في شخص واحد يدرج الدخل المتولد تحت بند "دخل المالكين". (سعدي، 2006، ص 98)

وبذلك فإن:

الدخل الكلي = الأجور + الفوائد + الربح والإيجار + الأرباح + دخول المالكين. (سعدي، 2006، ص 98)

1-2-3-2 طريقة الإنفاق:

يستند نهج الإنفاق إلى مبدأ أن كل سلعة أو خدمة منتجة ستجد مشترياً، ولذلك فإن القيمة الإجمالية للإنتاج تعادل مجموع الإنفاق الكلي. (Vrbka, 2016, P155) أو يمكن القول أن هذا الأسلوب يعتمد على تجميع كافة النفقات التي يتم إنفاقها في الإقتصاد على السلع والخدمات النهائية المنتجة خلال فترة زمنية معينة، وذلك لقياس الناتج المحلي الإجمالي. وتعطى عبارتها كالتالي :

$$GDP = C + I + G + (E - M) \text{ (معروف، 2005، ص 84)}$$

حيث نجد:

إنفاق قطاع العائلات على السلع والخدمات الاستهلاكية (C)

إنفاق القطاع الإنتاجي على المعدات الاستثمارية (I)

إنفاق القطاع الحكومي على السلع والخدمات بالنسبة للقطاع العائلي وعلى الخدمات العامة كبناء المدارس والمستشفيات وغيرها (G)

إنفاق القطاع الخارجي على المعاملات المالية التي تتم بين الدولة وبقية دول العالم ويتمثل ذلك بإنفاق الأجانب على الصادرات المحلية والإنفاق المحلي على الواردات المنتجة في الخارج (E.M)

إنطلاقاً من المعادلة يمكن أن نستشف بعضاً من محددات الناتج المحلي الإجمالي والمتغيرات التي تؤثر فيه والتي تتمثل في:

الاستهلاك: يمكن تعريف الاستهلاك بأنه تخصيص الأفراد والأسر لمواردهم المالية لشراء السلع التي تلبي حاجاتهم الأساسية واليومية خلال فترة قصيرة. (الغزو، 2017، ص 33) وللاستهلاك تأثير ذو حدين على الناتج؛ إذ يمثل من ناحية، محركاً جوهرياً للنمو الاقتصادي ودافعاً لزيادة الناتج المحلي الإجمالي، وذلك عن طريق تنشيط الطلب على شتى أنواع السلع والخدمات، الأمر الذي يحفز الشركات على رفع مستوى إنتاجها واستيعاب المزيد من الأيدي العاملة. بيد أن الإسراف في الاستهلاك أو الميل نحو إقتناء السلع المستوردة بكميات كبيرة قد يستنزف الموارد الاقتصادية ويقلل من الإقبال على المنتجات الوطنية، وهو ما ينعكس سلباً على الناتج المحلي. (عريقات، 2006، ص 93)

الاستثمار: الاستثمار هو تخصيص موارد مالية حالية بهدف تحقيق نمو أو زيادة في هذه الموارد مستقبلاً، سواء كان ذلك من خلال شراء الأصول أو إنشاء مشاريع تدر عوائد في المستقبل. (أحمد دياب، 2015، ص 97)

الإنفاق الحكومي: هو إجمالي القيم النقدية التي تخصصها الدولة لشراء السلع والخدمات الاستهلاكية والاستثمارية، ويشمل الإنفاق على الخدمات العامة، والاستثمارات الحكومية في البنية التحتية، ورواتب القطاع العام. (الحمداني، 2014، ص 53)

الصادرات: الصادرات هي إجمالي قيمة السلع والخدمات التي تبيعها الدولة إلى الخارج، وتنشأ عندما تنتقل ملكيتها من المقيمين داخل الدولة إلى غير المقيمين. (موسي، 2017 - 2018، ص54)

الواردات: الواردات هي تدفق السلع والخدمات من العالم الخارجي إلى داخل الدولة، وتُمثل قيمة هذه السلع والخدمات التي يتم شراؤها من الخارج. (أحمددياب، 2015، ص120)

1-3- أهمية الناتج المحلي الإجمالي:

تكمن أهمية الناتج المحلي في:

-توفر بيانات الناتج المحلي الإجمالي التاريخية يساعد في التنبؤ بالنمو الإقتصادي المستقبلي، كما يتيح مقارنة إقتصاد دولة بأخرى. (رزق، 2010، ص48)

-يُعد الناتج المحلي الإجمالي مؤشرا هاما في صياغة السياسات السكانية، حيث يؤثر النمو السكاني المرتفع سلبا على نصيب الفرد من الدخل القومي. (معروف، 2005، ص78)

-تعد هذه الأداة وسيلة لاستشراف مستقبل النشاط الاقتصادي بتحديد العوامل المؤثرة في الإنتاج الكلي، مما يمكن من وضع السياسات الاقتصادية اللازمة لمعالجة أي تراجع فيه. (سعدي، 2006، ص96)

1-4- مشاكل الناتج المحلي الإجمالي:

هناك عدة جوانب قصور في الناتج المحلي الإجمالي، مما يجعله غير قادر على تقديم صورة كاملة للاقتصاد ومنها نذكر:

-لا يعكس الناتج المحلي الإجمالي التغيرات في توزيع الدخل فهو يركز فقط على حجم الاقتصاد وليس على كيفية توزيع الثروة بين السكان. (صادق، 2013، ص49)

-لا تفرق تقديرات الناتج المحلي الإجمالي بين أوقات الإزدهار وأوقات المصائب والكوارث. فمثلا إذا وقع زلزال أو كارثة طبيعية في دولة ما، فإن تلك الدولة ستقوم بأعمال إعادة الإعمار والإنفاق، وهذا يعني أن ناتجها المحلي سيرتفع وبالتالي فإن زيادة الناتج لا تعني بالضرورة إزدهارا ورفاهية لتلك الأمة لتحسن وزيادة مستوى استثمار الموارد عن السابق. (الوزني، 2002، ص127)

-الاقتصاد الخفي الذي يشمل الأنشطة الاقتصادية غير القانونية مثل تجارة المخدرات السوق السوداء والدعارة. تمثل مشكلة كبيرة في حساب الناتج المحلي الإجمالي. هذه الأنشطة رغم أنها تنتج سلعا وخدمات حقيقية لا يتم تسجيلها رسميا، مما يؤدي إلى تقليل قيمة الناتج المحلي الإجمالي الظاهر. (ناصر، 2000، ص41)

-لا تعكس حسابات الناتج المحلي الإجمالي بدقة، الرفاهية الاقتصادية الحقيقية. فهو لا يشمل الآثار البيئية السلبية ولا يقيم الخدمات التي تقدمها الطبيعة. فأسعار السوق الحالية لا تعكس التكاليف الكلية للإنتاج، مما يجعلها مؤشرات غير دقيقة للوضع الاقتصادي والاجتماعي. على سبيل المثال، بينما لا يحسب التلوث كضرر عند

حدوثه، فإن إنفاق الأموال على تنظيفه يؤدي لزيادة الناتج والأخطر من ذلك، أن استنزاف الموارد الطبيعية وتدهور رأس المال البيئي لا يخصص من الناتج المحلي الإجمالي، مما يعطي انطباعا مضللا بزيادة الثروة. (Bergh, 2009, P120)

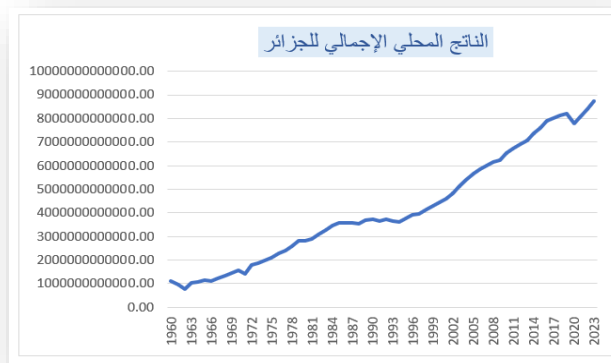
-إيجاده صعوبة في تقدير القيمة الحقيقية للأنشطة الاقتصادية التي لا تمر عبر السوق، مثل الاستهلاك الذاتي للمنتجات الزراعية وخدمات ربات البيوت، فهذه الأنشطة على الرغم من أهميتها الكبيرة، لا يتم تضمينها بشكل كامل في حسابات الناتج الإجمالي، مما يؤدي إلى تقليل قيمته في الحقيقة. (السويدي، 2008، ص 56)

-يتجاهل الناتج المحلي الإجمالي قيمة وقت فراغ الذي يستمتع به الأفراد، فنجد أنه إذا زاد إنتاج السلع تزداد معه ساعات العمل فيقل وقت الفراغ لديهم، صحيح أن الناتج المحلي سيرتفع لكن ليس بالضرورة أن تتحسن الرفاهية الاقتصادية. (صادق، 2013، ص 49)

1-5- تطور الناتج المحلي الإجمالي في الجزائر بالأسعار الثابتة:

الشكل الآتي يوضح تطور الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة:

الشكل 02: تطور الناتج المحلي للجزائر بالأسعار الثابتة خلال الفترة الممتدة من 1960 إلى 2023



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على بيانات البنك الدولي، www.albankaldawli.org، 2025/05/22، الساعة 8:40 مساءً.

يمثل المنحنى تطور الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة خلال الفترة 1960-2023، حيث نلاحظ أن الناتج المحلي الإجمالي يبدأ بمستوى منخفض نسبيا في حدود 1 تريليون دينار جزائري لتأثرها ببداية الاستقلال في منتصف كل من السبعينات والثمانينات يظهر تسارع في نمو الناتج المحلي الإجمالي، يمكن أن يعزى هذا النمو إلى عدة عوامل محتملة، بما في ذلك ارتفاع أسعار النفط خلال هذه الفترة والذي يمثل مصدرا رئيسيا للدخل الجزائري. بالنسبة لآخر الثمانينيات والتسعينات يظهر أن هناك تراجع متواصل للناتج المحلي الإجمالي ليسجل تحسنا طفيفا حتى عام 2002. يرى بعد هذا العام ازدياد وصعود يستمر حتى عام 2008. وتشاهد في هذا العام

انكسار حادة ناجمة عن الضائقة الاقتصادية المعروفة بأزمة الائتمان العقاري، ليستمر الهبوط حتى عام 2010 ليسجل تحسنا مجددا حتى عام 2014 حيث كان التدهور راجع لتدني أثمان النفط عام 2014. بإمكاننا أيضا ملاحظة هبوطا لعام 2019 بسبب وباء COVID-19 وهو ما أثر على الاقتصاد الدولي بأكمله والجزائر من ضمن الدول التي تأثرت به. بعد التعافي من هذه الضائقة نرى عودة الناتج للارتفاع ليصل عام 2023 إلى 8.73 تريليون دينار جزائري.

2- الدراسات السابقة والفجوة البحثية:

1-2- الدراسات السابقة:

تمت دراسة موضوعنا من زوايا متعددة في مجموعة من الدراسات والأعمال نذكر منها:

الدراسات باللغة الانجليزية:

1-Mahmoud Y. Shams and others (2024)

- Predicting Gross Domestic Product (GDP) Using a PC-LSTM-RNN Model in Urban Profiling Areas .

هدفت هذه الدراسة إلى تطوير نموذج جديد للتنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي في المناطق الحضرية، باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي ، وتحسين دقة التنبؤ من خلال استخدام نهج نقل المعلومات وضبط المعلومات التي تم تعليمها من مجموعة بيانات أخرى. كما سعت أيضا لمعالجة فجوة بحثية في مجال التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي، وقدمت مزايا مميزة على الأساليب الحالية من خلال نموذج يحقق R^2 عاليا مع الحد الأدنى من معدلات الخطأ. أظهرت نتائج النموذج الجديد المسمى الشبكة العصبية الاصطناعية المتكررة بذاكرة طويلة، قصيرة المدى وارتباط بيرسون (PC-LSTM-RNN) فعالية عالية في تقدير الناتج المحلي الإجمالي في مناطق التوصيف الحضري حيث حقق أفضل النتائج وأعلى قيمة لمعامل التحديد R^2 .

2- Qing Zhang And others (2022)

- A study on Regional GDP Forecasting Analysis Based on Radial Basis Function Neural Network With Genetic algorithm (RBFNN-GA) For Shandong Economy.

هدفت الدراسة إلى تطوير وتحليل نموذج تنبؤي فعال للناتج المحلي الإجمالي الإقليمي باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الأساس القطري والخوارزمية الجينية. مع التركيز على تحسين كفاءة التدريب والتحقق من قابلية التطبيق. كما هدفت أيضا لتوفير آراء واستراتيجيات مرجعية لسياسات التنمية الاقتصادية في شاندونغ خلال السنوات الخمس القادمة. خلصت هذه الدراسة إلى أن نموذج المحسن RBFNN-GA القائم على دمج الخوارزمية الجينية GA والشبكات العصبية ذات الأساس الشعاعي RBFNN. يوفر تنبؤات أكثر دقة واستقرار

لنتائج المحلي الإجمالي في مقاطعة شانغونغ مقارنة بالنماذج التقليدية. وقد تم تحقيق ذلك من خلال قدرة النموذج على استخلاص المعلومات الخطية وغير الخطية من البيانات الاقتصادية، مما أدى إلى تحسين كبير في دقة التنبؤ. أظهر النموذج المحسن أفضل أداء تنبؤي في التجارب التي تم إجرائها، مما يجعله أداة قيمة وفعالة لدعم عمليات التخطيط الاقتصادي في المنطقة.

3- Amir Masoud Rahmani and others (2022)

- An Intelligent Algorithm to Predict GDP Rate and Find a Relationship Between COVID-19 Outbreak and Economic Downturn

هدفت هذه الدراسة إلى تطوير خوارزمية ذكية للتنبؤ بمعدل الناتج المحلي الإجمالي وتحديد العلاقة بين تفشي فيروس كورونا المستجد والتدهور الاقتصادي. كما هدفت أيضا إلى توظيف الشبكات العصبية والخورزميات الذكية لتحليل البيانات الاقتصادية ومؤشرات كوفيد-19 لتقديم تنبؤات دقيقة لمساعدة الحكومات في صياغة سياسات فعالة للتعامل مع التداعيات الاقتصادية للأوبئة المستقبلية. ولقد توصلت الدراسة إلى أن الخوارزمية الذكية المطورة، والتي تستخدم الشبكات العصبية، حققت دقة تنبؤ عالية بمعدل الناتج المحلي الإجمالي للبلدان قبل شهر إلى ثلاثة أشهر، هذا ما يساعد الحكومات في إدارة الأزمات الاقتصادية الناجمة عن الأوبئة والفيروسات الأخرى.

4-Siqi Hua (2022)

- Back -Propagation Neural Network and ARIMA Algorithm for GDP Trend Analysis.

هدفت هذه الدراسة إلى تطوير نموذج تنبؤ محسن للناتج المحلي الإجمالي من خلال دمج نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل ARIMA ونموذج شبكة الانتشار العكسي العصبية BPNN ومعالجة قيود النماذج الخطية التقليدية، وتحسين دقة التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية، وتقديم أداة مفيدة للعاملين الاجتماعيين وصناع السياسات، وتطبيق النموذج المقترح على بيانات واقعية للتحقق من فعاليته. يظهر تحليل نتائج نماذج التنبؤ المختلفة أن نموذج الاندماج الذي يجمع بين ARIMA وBPNN يحقق أفضل أداء في التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي. حيث يتفوق على النماذج الفردية مثل ARIMA وBPNN من حيث دقة التنبؤ وقيمة متوسط الخطأ المطلق في النسبة المئوية MAPE. تم تطبيق النموذج على بيانات واقعية للناتج المحلي الإجمالي مع مرور الوقت، تم التأكد على أهمية إختيار طريقة الترجيح المناسبة عند دمج النماذج، وتم تحديد نموذج الاندماج التبادلي لمتوسط مربع تباين الخطأ كأفضل نموذج في هذه الدراسة. كما وفرت هذه الدراسة رؤى قيمة حول تحليل الناتج المحلي الإجمالي والتنبؤ به، وتأكد على أهمية استخدام نماذج الاندماج لتحسين دقة التنبؤ.

5- Nur Azura SANUSI and others (2020)

- Neural Network Analysis in Forecasting the Malaysian GDP

هدفت الدراسة إلى تطوير نماذج شبكة عصبية اصطناعية أساسية للتنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي الماليزي، وتقييم فعاليتها وتحديد مدى ملاءمتها وجدواها في توقع النمو الاقتصادي الماليزي. أظهرت نتائج أن نموذج الشبكة الانحدار الذاتي غير الخطي بمدخلات خارجية NARX كان أكثر دقة في التنبؤ بنمو الناتج المحلي الإجمالي الماليزي مقارنة بتقديرات الحكومة. كما أظهرت أن نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي بمدخلات خارجية NARX كان قادراً على تقديم تنبؤات أكثر دقة حتى في ظل الظروف الاقتصادية المتغيرة، مثل تباطؤ الاتجاه الاقتصادي العالمي. ويمكن استخدامه من قبل الحكومة لاتخاذ قرارات اقتصادية أفضل.

6- Pradyot Ranjan Jena and others (2020)

- Impact of covid-19 On GDP of Major economies Application of the Artificial Neural Network Forecaster.

هدفت الدراسة إلى تطوير نموذج تنبؤي دقيق للناتج المحلي الإجمالي لثمانية اقتصاديات رئيسية، باستخدام شبكة عصبية علمية اصطناعية قادرة على التقاط العلاقات غير الخطية في البيانات الاقتصادية الربع السنوية. وتقيم التأثيرات الاقتصادية السلبية لجائحة كوفيد-19 وتحديد حجم الانخفاض المتوقع في الناتج المحلي الإجمالي خلال الربع الثاني من عام 2020. كما سعت الدراسة إلى توفير رؤى دقيقة لصناع السياسات لمساعدتهم في اتخاذ القرارات المناسبة ومواجهة التحديات الاقتصادية، وتقييم فعالية إجراءات الإنقاذ التي تم اتخاذها مع إبراز أهمية نماذج التنبؤ المتقدمة في فهم التحديات الاقتصادية ووضع السياسات المناسبة. أظهرت نتائج هذه الدراسة أن نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية الذي تم تطويره كان فعالاً في التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي لثمانية اقتصاديات رئيسية حيث قدم تنبؤات دقيقة تعكس العلاقة غير الخطية في البيانات. كما كشفت الدراسة عن التأثير الكبير لجائحة كوفيد-19 على هذه الاقتصاديات فتوقعت انخفاضاً ملحوظاً في الناتج المحلي الإجمالي خلال الربع الثاني من عام 2020. مع توقعات بنمو اقتصادي سلبى برقمين في معظم البلدان. وأكدت الدراسة على ضرورة اتخاذ إجراءات تصحيحية من قبل الحكومات والبنوك المركزية، وأيضاً على أهمية استخدام نماذج التنبؤ المتقدمة في فهم التحديات الاقتصادية ووضع السياسات المناسبة لمواجهتها.

2-2- فجوة الدراسة:

بات التنبؤ الدقيق بالناتج المحلي الإجمالي يحظى بأهمية متزايدة، في دعم صياغة السياسات الاقتصادية واتخاذ القرارات الاستراتيجية، غير أن هناك نقص ملحوظ في الدراسات المتعمقة التي توظف نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في هذا المجال وفي الجوائر بالخصوص، وإن وجدت دراسات فتكون في الغالب ذات طبيعة عامة، حيث تركز على اقتصادات أخرى ولم تقدم تحليلاً معمقاً للخصائص الفريدة للاقتصاد الجزائري، وغالباً ما تفتقر هذه الدراسات إلى الشفافية والوضوح في منهجيتها، مقدمةً وصفاً مقتضباً للإجراءات والبرامج

المستخدمة دون تفاصيل كافية لتمكين الباحثين الآخرين من تكرار النتائج أو البناء عليها. في هذا السياق، تبرز الحاجة إلى دراسة شاملة ومتعمقة تستخدم نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة. تسعى هذه الدراسة إلى سد هذه الفجوة المعرفية الهامة من خلال استخدام شبكة الارتباط الذاتي المتكرر غير الخطي NAR، وبيانات اقتصادية جزائرية طويلة الأجل تغطي الفترة من عام 1960 إلى عام 2023، متضمنة بيانات حديثة للسنوات الأخيرة. كما ستقدم شرحًا تفصيليًا خطوة بخطوة لمنهجية التنبؤ باستخدام برنامج MATLAB 2016a. إن التوثيق الشفاف والشامل للمنهجية سيمكن الباحثين وصناع القرار من فهم أعمق لقدرات وقيود هذه النماذج وتطبيقها بشكل فعال في التحليل والتخطيط الاقتصادي للجزائر، وتقديم مساهمة قيمة للأدبيات الحالية حول التنبؤ الاقتصادي وتطبيق نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية.

ثالثاً:

منهجية البحث والإطار النظري للشبكات
العصبية الاصطناعية

تمهيد:

تقدم هذه الدراسة نموذجاً تنبؤياً دقيقاً للناتج المحلي الإجمالي للجزائر، بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية، وبالتحديد شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي NAR. لتحقيق هذا الهدف تم اتباع منهجية علمية واضحة، تعتمد على جمع البيانات من مصادر موثوقة. كما تتضمن المنهجية استخدام أساليب إحصائية متطورة لتحليل البيانات، وتطبيق إجراءات محددة لبناء النموذج التنبؤي وتقييم أدائه. يهدف هذا القسم إلى توضيح المنهجية والطريقة والإجراءات بالتفصيل.

1-2-1- منهج الدراسة:

لتناول المفاهيم الأساسية المتعلقة بالناتج المحلي الإجمالي والشبكات العصبية الاصطناعية تم استخدام المنهج الوصفي، الذي يعتمد على استعراض وتحليل الأدبيات والنظريات ذات الصلة. بالإضافة إلى المنهج التحليلي لتطوير نموذج للتنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية وبالتحديد شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي NAR، وذلك بالاعتماد على البيانات الفعلية للناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة.

2-2-2- مصادر جمع البيانات:

من أجل بناء نموذج تنبؤي دقيق للقيم الناتج المحلي الإجمالي في الجزائر بالأسعار الثابتة، تم جمع البيانات اللازمة من المصادر التالية:

1-2-2- المصادر الرسمية:

اعتمد تحليل الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة بشكل أساسي على بيانات البنك الدولي. توفر هذه البيانات معلومات زمنية دقيقة ومحدثة حول معدلات الناتج المحلي الإجمالي مما جعلها المصدر الرئيسي للدراسة.

2-2-2- المصادر الثانوية:

إضافة إلى البيانات الرئيسية، استند التحليل إلى مصادر ثانوية لإثراء الدراسة وتوفير رؤى أعمق تضمنت هذه المصادر دراسات وكتبا ومقالات علمية منشورة باللغتين العربية والإنجليزية عن الناتج المحلي الإجمالي والشبكات العصبية الاصطناعية.

3-2- وصف بيانات الدراسة:

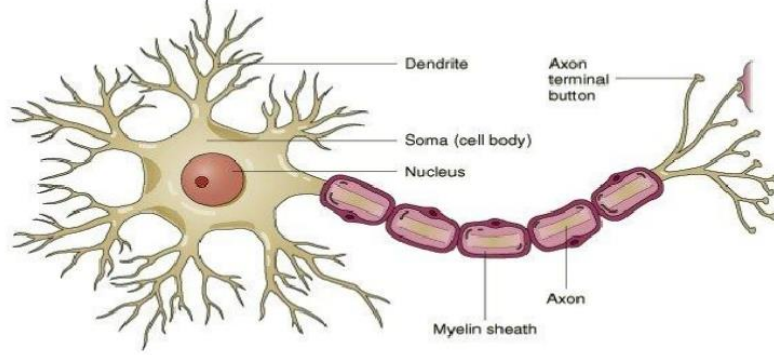
يتمثل مؤشر الدراسة في سلسلة البيانات الزمنية للناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة، والتي تغطي الفترة (1960-2023)، بهدف بناء نموذج تنبؤي دقيق باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي NAR.

4-2-أداة الدراسة:

سعيًا لتقديم نموذج تنبؤي فعال لقيم الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة، اعتمدت الدراسة في استخداماتها على الشبكات العصبية الاصطناعية كأداة تحليلية. كون أن الذكاء الاصطناعي ظهر كأحد أبرز التطورات التكنولوجية التي أحدثت نقلة نوعية في مختلف المجالات، إذ مكن الآلات من أداء مهام معقدة تتطلب تحليل البيانات واتخاذ القرارات بذكاء وفعالية. وتمثل الشبكات العصبية الاصطناعية إحدى تطبيقات الذكاء الاصطناعي التي استوحيت فكرتها من دراسة أنظمة الأعصاب الحيوية. وقد سميت بهذا الاسم لكونها تتكون من شبكة الوحدات الداخلية المتصلة، التي تحاكي في عملها طريقة معالجة البيانات في الدماغ البشري. وتكمن أهمية الذكاء الاصطناعي في قدرته على تحسين الكفاءة والإنتاجية. حيث يساعد في أتمتة العمليات، تقليل الأخطاء وتحليل كميات هائلة من البيانات بسرعة تفوق القدرات البشرية، مما يجعله أداة قوية في العديد من المجالات وتعتمد هذه الشبكات على محاكاة البيانات بهدف بناء نموذج يمكن استخدامه في التحليل، التنبؤ، وأي نوع آخر من المعالجة وذلك دون الحاجة لنموذج رياضي مقترح مسبقاً وهذه المرونة العالية جعلت الشبكات العصبية الاصطناعية محط إهتمام الباحثين والعلماء، حيث تفوقت على العديد من الأساليب الرياضية التقليدية في عملية التعلم، تخزين المعلومات ونقلها عبر الشبكة مما يعزز قدرتها على معالجة البيانات بفاعلية وكفاءة.

لفهم تصميم الشبكات العصبية الاصطناعية التي تعكس تصميم الخلايا العصبية البيولوجية (الوحدات الأساسية للجهاز العصبي)، يجب أولاً استيعاب كيفية عمل الشبكات العصبية البيولوجية في الدماغ البشري. تتكون الخلية العصبية البيولوجية من جسم الخلية، وهو الجزء غير المنتظم الذي يحتوي على النواة ومسؤول عن معالجة الإشارات العصبية، والمحور العصبي وهو الجزء الطويل الممتد من الخلية الذي يقوم بنقل الإشارات العصبية الصادرة إلى عصبونات أخرى، بالإضافة إلى التفرعات العصبية (الشجيرية) التي تستقبل الإشارات الواردة من العصبونات المجاورة. بعد استقبال التفرعات للإشارات من الخلايا المجاورة، تتم معالجتها في جسم الخلية حيث تدمج في إشارة واحدة. إذا كانت هذه الإشارة قوية بما يكفي لتجاوز مستوى العتبة، فإنها تطلق إشارة تنتقل إلى الخلية التالية. هذا السيناريو يحاكي بدقة في الشبكات العصبية الاصطناعية، التي تسعى إلى تكرار عملية تجميع ومعالجة البيانات البيولوجية من خلال خوارزميات مخصصة. (عاشور، 2018، ص20)

الشكل 03: البنية الهيكلية للشبكة العصبية البيولوجية



المصدر: (العجال، 2010، 179)

2-4-1- مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية:

-تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية أحد أساليب التعلم الآلي التي تستوحي فكرتها من دراسة الجهاز للكائنات الحية. فهي تحاول محاكاة الخلايا العصبية الموجودة في الدماغ البشري وذلك للاستفادة من قدرة الدماغ على التفكير والتعلم في حل بعض المشكلات المعقدة (P19، 2018، charnC، Aggarural)

-تعرف الشبكات العصبية الاصطناعية أيضا بأنها نظام يعالج البيانات بشكل متوازي، ويتميز بأداء يحاكي الخلايا العصبية الحيوية. ويمكن إعتبارها توسيعا للنماذج الرياضية في مجال الإدراك البشري أو علم الأعصاب. (P19، 2021، Neha)

2-4-2- مكونات الشبكات العصبية الاصطناعية:

تتألف الشبكة العصبونية من أربعة أجزاء رئيسية متصلة فيما بينها وهي كالتالي:

2-4-2-1- مستوى المدخلات (input):

مستوى المدخلات هو المستوى الأول في نظام الشبكة العصبونية، مهمته إستقبال الإشارة الواردة (البيانات)، حيث يقوم بضربها بالأوزان الرابطة وهذه الأخيرة تكون عبارة عن أرقام كسرية تتراوح بين (1.0)، حيث كلما ضرب المدخل بوزن قريب من 1 دل ذلك على أهميته، بعد ذلك يقوم بإرسال البيانات الواردة إلى دالة التجميع. (الحجيجي، 2022، ص 77)

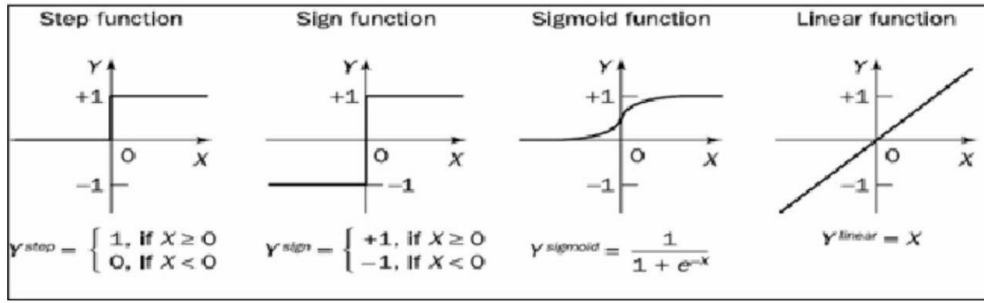
2-4-2-1-1- دالة التجميع (Sum Function):

تقوم هذه الدالة بتجميع الإشارات الوزنية الواردة من مستوى المدخلات، عن طريق ضرب كل إشارة في وزنها ثم جمع النتائج لإنتاج إشارة واحدة موحدة، يتم إرسالها إلى دالة التفعيل لحساب المتوسط المرجح للوزن. (خميس، 2019، ص 10)

2-1-2-4-2-2 دالة التفعيل (Activation Function):

تقوم دوال التفعيل في حصر ناتج دالة الجمع، الذي يمثل إحدى مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية المرغوبة في نطاق معين. يتم ذلك عن طريق تطبيق دالة تنشيط محددة على مجموع المدخلات، ومن ثم مقارنة النتيجة بقيمة العتبة لتحديد القيمة النهائية. (بختاوي، 2018 - 2019، ص 26) ونجد العديد من دوال التنشيط المستخدمة من بينها: دالة الخطوة التي تنتج قيمة مخرجة من (0، 1)، دالة الإشارة التي تنتج قيمة مخرجة من (-1، +1)، الدالة الخطية في هذه الدالة تتناسب المخرجات بشكل مباشر مع المدخلات، مما يسمح بإنتاج نطاق واسع من القيم ودالة سيغمويد تعمل هذه الدالة على تحويل المخرجات إلى قيم تقع ضمن النطاق (0، 1) وتسمى بذلك دالة تنشيط سيغمويد ثنائي، أو إلى (-1، +1) وتسمى بذلك دالة سيغمويد ثنائي القطبية. (سهيلة، 2017 - 2018، ص 160)

الشكل 04: أصناف دوال التنشيط المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية



المصدر: (العربي، 2019، ص 74)

2-1-2-4-2-3 مستوى المخرجات (Output):

يمثل مستوى المخرجات الطبقة الأخيرة في بنية الشبكة، قد يحتوي على وحدة معالجة أو أكثر. هذه الطبقة كنقطة النهاية للشبكة العصبية تستقبل النتائج المعالجة من دالة التنشيط، وتقوم بعد ذلك بتنفيذ عمليات إضافية لتحويل هذه النتائج إلى الصورة النهائية المطلوبة، والتي تمثل مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية. وهذه المخرجات قد لا تكون نهائية، بل تستخدم لتغذية شبكات عصبية اصطناعية أخرى لبناء أنظمة متكاملة. (فاطيمة بواو، 2014 - 2015، ص 138)

2-3-4-2 أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية:

تتعدد أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية ولكل نوع خصائص فريدة تجعله مناسباً لتطبيقات محددة

حيث تصنف كما يلي:

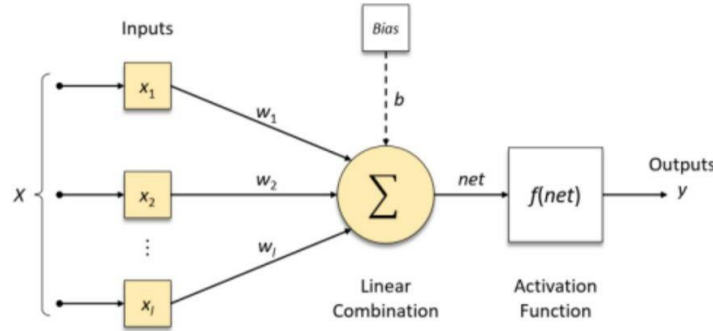
1-3-4-2- شبكات عصبية اصطناعية وحيدة المستوى أو الطبقة (Single level or layer Network):

تشتمل هذه الشبكات العصبية الاصطناعية أحادية الطبقة على طبقة وزن واحدة، وتقتصر فقط على وجود طبقتين، الأولى هي طبقة الإدخال تستقبل إشارات العالم والثانية هي طبقة الإخراج التي يتم من خلالها قراءة إستجابة الشبكة. ويتم تنظيم العلاقات بين هاتين الطبقتين بحيث تتدفق الإشارات من طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات في اتجاه أمامي. (Fausett, 1994, P12)

2-3-4-2- شبكات اصطناعية متعددة المستويات أو الطبقات (Multi level or layer Network):

تتكون الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة المستويات من طبقة خفية واحدة (طبقة وسطية) أو من أكثر من طبقة خفية، بالإضافة إلى طبقتي الإدخال والإخراج وتعمل المستويات الخفية على تحسين القدرة على تحليل البيانات بشكل أكثر فعالية بالإضافة إلى معالجة المدخلات وإظهار النتائج. وتتميز هذه الشبكات بقدرتها على معالجة المسائل الأكثر تعقيدا مقارنة بالشبكات ذات الطبقة الواحدة. و يرجع السبب في ذلك إلى تواجد الطبقات الوسطية التي تتمتع بمرونة أكبر في تصميم العلاقات بين المدخلات والمخرجات، مما يؤدي إلى تحسين الأداء. وطبيعة المسألة هي التي تحدد نوع الشبكة المناسبة للاستخدام ومن بين سلبات هذه الشبكات أنها تستغرق وقت أطول في عملية المعالجة خاصة في مرحلة التدريب. ومع ذلك فإن ميزتها تكمن في قدرتها على إنجاز الحل الأمثل لأي مشكلة معقدة. وتنقسم هذه الشبكات إلى نوعين أساسيين: الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية و الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الخلفية العكسية. (سهيلة، 2017 - 2018، ص 63)

الشكل 05: بنية الشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر: (طعمية، 2022، ص 44)

تنقسم الشبكات العصبية الاصطناعية الى العديد من الأنواع:

1-2-3-4-2- الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية:

هذا النوع من الشبكات العصبية الاصطناعية التقليدية، يتكون من طبقة إدخال وإخراج واحد وطبقة أو أكثر من الطبقات الخفية. تنتقل المعلومات فيه في اتجاه واحد من طبقة الإدخال إلى طبقة الإخراج. حيث

يمكن للإشارة التحرك فقط إلى الأمام وبالتالي فإن مخرجات أي طبقة تؤثر فقط على الطبقة التالية، كما تحتوي كل طبقة على مجموعة من الخلايا العصبية التي تتصل ببعضها البعض بوصلات عصبية. تتميز هذه الشبكات العصبية الاصطناعية بفعاليتها في حل مسائل التصنيف. (التيروآخرون، 2024، ص 267)

2-2-3-4-2- الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية العكسية:

تتسم هذه الشبكات العصبية الاصطناعية بتواصل الخلايا فيما بشكل مترابط. حيث تعاد مخرجاتها كمدخلات جديدة في حلقات متكررة. هذا الترابط، الذي يتضمن اتصال مخرجات الخلية العصبية بمدخلات الخلايا الأخرى داخل نفس الطبقة أو في طبقات لاحقة، يمكنها من تحسين أدائها باستمرار ويقودها إلى أفضل النتائج الممكنة. (إبراهيم، 2023، ص 7)

2-3-3-4-2- الشبكات العصبية الاصطناعية التنافسية أو شبكات التجميع:

تقوم هذه الشبكات العصبية الاصطناعية باكتشاف الأنماط المتشابهة في بيانات التدريب وتجميعها في مجموعات. ويمثل كل مخرج مجموعة، ويصنف كل نمط للمجموعة الأقرب إليه بناءً على المسافة بينه وبين مراكز التجمعات. وتنتج الشبكة تمثيلاً لكل مجموعة. يتم التعلم في هذه الشبكات دون إشراف، لذلك تعرف بالشبكات ذاتية التنظيم، ومن أشهر أمثلتها خرائط كوهينين ذاتية التنظيم وشبكات اكتشاف التجمعات. (أمارة، 2014، ص 140)

2-4-3-4-2- الشبكات العصبية الاصطناعية التكرارية:

الشبكات العصبية الاصطناعية المتكررة هي نوع من الشبكات العصبية الاصطناعية التي تستخدم لنمذجة البيانات المتسلسلة أو الزمنية. تتميز هذه الشبكات بوجود وصلات تغذية راجعة تسمح لها بالاحتفاظ بذاكرة أو حالة داخلية تعكس المعلومات من المدخلات السابقة. هذا يمكنها من معالجة وفهم التبعية الزمنية في البيانات، مما يجعلها مناسبة لمهام مثل التعرف على الكلام والترجمة الآلية والتنبؤ بالسلاسل الزمنية.

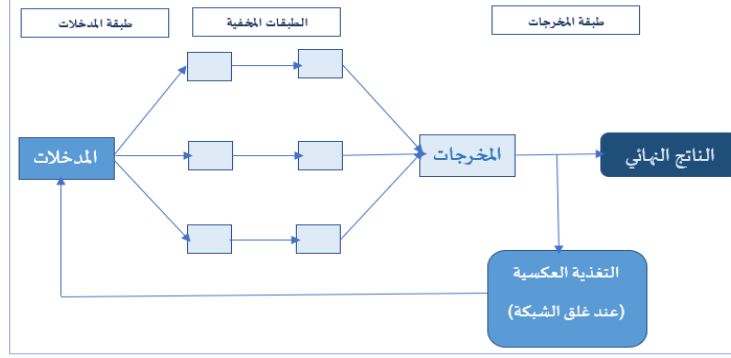
(Carreon-Ortiz, 2023, P3) ونجد من أمثلتها شبكة الإنحدار الذاتي غير الخطي Nonlinear

Autoregressive Network، حيث يتم فيها استقرار القيم المستقبلية لمتغير ما بناءً على سلوكه السابق.

(حسين، 2024، ص 2) رياضياً تأتي معادلتها على النحو الآتي:

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

الشكل 06: بنية شبكة الإنحدار الذاتي الغير الخطي (NAR)



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على (العامري، 2022، ص 29)

تستعمل شبكة الإنحدار الذاتي الغير الخطي ثلاث أنواع من الخوارزميات: خوارزمية ليفنبرغ-ماركوارت (LM) Lveneberg-Maquardt التي يتطلب تطبيقها زمناً أقل ولكن تستهلك ذاكرة وافرة وتتوقف عندما يتحسن المسار الأساسي مع متوسط مربع الخطأ. وعلى النقيض من ذلك، فإن خوارزمية التنظيم البايزي (BR) Bayesian Regulation تستلزم وقتاً في عملية التدريب، إلا أنها توفر خوارزميات رئيسية جيدة، وتظهر أداءً ممتازاً في قواعد البيانات الصغيرة ومجموعات البيانات الكبيرة، وتتوقف عملية التدريب عندما ينخفض الوزن التكيفي. وأخيراً خوارزمية التدرج المترافق الموزون Scaled Conjugate Gradient Algorithm (SCG) ذات كفاءة عالية في قواعد البيانات الصغيرة، ويؤدي تدريبها إلى تحسين المسار الأساسي، أي تقليل متوسط مربع الخطأ وزيادة معدل الصلاحية. (Halimi, 2022, P156)

5-2- الشبكات العصبية الاصطناعية والتنبؤ:

تستخدم الشبكات العصبية على نطاق واسع في مجالات حياتية مختلفة، ويعد التنبؤ أحد أبرز هذه المجالات، ولقد أثبتت هذه الشبكات كفاءتها العالية في التنبؤ. حيث تفوقت نتائجها على أساليب التنبؤ التقليدية في الكثير من الأحيان. (طلبة وآخرون، 1994، ص 405)

للتنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة، تم الاعتماد على شبكة الإنحدار الذاتي غير الخطي NAR. في البداية، جُمعت بيانات الناتج المحلي الإجمالي التاريخية لتشكل المدخلات الأساسية لتدريب النموذج والتحقق من صحته واختباره. قُسمت هذه البيانات إلى مجموعات فرعية وفق نسب محددة: حُصص جزء للتدريب لتعليم النموذج الأنماط الكامنة في البيانات، وجزء للتحقق من الصحة بهدف ضبط المعلمات وتجنب فرط التخصص، وجزء أخير للاختبار النهائي لتقييم أداء النموذج على بيانات لم تُستخدم في التدريب أو التحقق. عقب تقسيم البيانات، تم بناء نموذج شبكة الإنحدار الذاتي غير الخطي NAR مع التركيز على استكشاف مختلف هياكل الشبكة، وذلك من خلال تطبيق ثلاث خوارزميات على الشبكة التنظيم البايزي BR، التدرج

المترافق الموزون SCJ و ليفنبرغ-ماركوارت LM. يهدف هذا النهج التجريبي إلى تحديد البنية المثلى للشبكة من خلال عملية تعلم تكيفية. ولتقييم دقة النموذج في عملية التنبؤ، سيستخدم متوسط مربع الخطأ MSE ومعامل الارتباط R كمعيارين رئيسين للأداء. وبمقارنة أداء التكوينات المختلفة للشبكة بناءً على قيم MSE وقيم R المحسوبة على مجموعة الاختبار، سيختار النموذج الذي يحقق أقل نسبة خطأ وأكبر قيمة لمعامل الارتباط ليكون النموذج النهائي للتنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة.

6-2- الأساليب الإحصائية:

تبنى أساليب هذه الدراسة على مقارنة دقيقة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية للنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة. تشتمل هذه المنهجية على تدريب نماذج الشبكات العصبية باستخدام ثلاث خوارزميات تعلم رئيسية: ليفنبرغ-ماركوارت Levenberg-Marquardt، التدرج المترافق الموزون Scaled Conjugate Gradient والتنظيم البايزي Bayesian Regularization. يتم بعدها تقييم أداء النماذج من خلال قياس متوسط مربع الخطأ MSE الذي يقيس مدى دقة النموذج في التنبؤ، ومعامل الارتباط R الذي يقيس القدرة التفسيرية للنموذج، وذلك بهدف اختيار النموذج الأمثل الذي يضمن أعلى دقة وموثوقية في التنبؤ بقيم النتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة.

رابعاً:

نتائج تطبيق نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي والتنبؤ
بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة

تمهيد:

بعد استعراض الجوانب النظرية والمنهجية، تركز هذه الجزئية تحليل النتائج المتوصل إليها من تطبيق شبكة NAR في التنبؤ بالقيم المستقبلية للناتج المحلي للجزائر بالأسعار الثابتة باستخدام برنامج MATLAB R2016a. سنقوم بعرض وتحليل البيانات، بالإضافة إلى اختبار الفرضيات المتعلقة بدقة النموذج وفعاليتها. تستهل عملية نمذجة الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة باستخدام شبكة NAR العصبية الاصطناعية بمرحلة اختيار المتغيرات والتي تتمثل جوهرياً في السلسلة الزمنية السنوية للناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة خلال الفترة الممتدة من عام 1960 إلى عام 2023، لتشكل بذلك قاعدة بيانات محتوياً 64 مشاهدة سنوية تمثل المدخلات الأولية للشبكة العصبية الاصطناعية. وفي سياق استخدام بيئة MATLAB R2016a التحليلية، يستلزم الأمر تبني أدوات معالجة السلاسل الزمنية المتخصصة، بدأ بكتابة الأمر nnstart في البيئة البرنامج لتظهر لنا نافذة لواجهة الشبكات العصبية الاصطناعية Neural Network وبما أنه لدينا سلسلة زمنية نقوم باختيار آخر أيقونة التي تأتي بإسم Time Series app. وفي مرحلة معالجة البيانات ولأننا إعتدنا على الأنماط والعلاقات المستنبطة من القيم التاريخية لهذه السلسلة، سنحدد الأيقونة التي تشير إلى نموذج الإنحدار الذاتي غير الخطي Nonlinear Autoregressive-NAR وهو الأداة التي تستخدم للتنبؤ بالسلاسل الزمنية بناء على تاريخها الخاص. أما عن مرحلة إدخال البيانات نقوم فيها بتحديد خيار Matrix row بما أنه لدينا سلسلة البيانات عبارة عن مصفوفة عمودية، بعدها تأتي عملية إدراج هذه السلسلة وجب أن تكون قيم السلسلة رقمية وفقط بالإضافة أن يكون إسم الملف بالإنجليزية حتى تتم عملية إستيراد البيانات بنجاح.

1-3- مرحلة تحليل البيانات:

الشكل 07: بيانات التحقق والاختبار

Validation and Test Data
Set aside some target timesteps for validation and testing.

Select Percentages

Randomly divide up the 64 target timesteps:

Category	Percentage	Target Timesteps
Training:	70%	44 target timesteps
Validation:	15%	10 target timesteps
Testing:	15%	10 target timesteps

المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

يتضح من النتائج الموضحة في الشكل البياني أعلاه، أن المدخلات الأولية قد خضعت لعملية تجزئة استراتيجية إلى ثلاث مجموعات أساسية، وذلك على النحو التالي:

مجموعة التدريب (Training Set): تم تخصيص نسبة 70% من إجمالي المشاهدات لعملية التدريب، وهو ما يعادل 45 مشاهدة وذلك بهدف تمكين النموذج من استيعاب الأنماط والعلاقات الكامنة في البيانات. مجموعة التحقق من الصحة (Validation Set): خصصت نسبة 15% من المشاهدات، أي ما يعادل 7 مشاهدات. لتقييم قدرة النموذج على التعميم وتجنب ظاهرة التخصيص المفرط (Overfitting) خلال عملية التدريب.

مجموعة الاختبار (Testing Set): تم تخصيص النسبة المتبقية وقدرها 15% من المشاهدات، أي ما يعادل 7 مشاهدات لتقييم الأداء النهائي للنموذج وقدرته التنبؤية على بيانات لم يسبق له رؤيتها.

2-3- مرحلة تحديد نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية:

تتألف الشبكة العصبية الاصطناعية المستخدمة من ثلاث طبقات هيكلية محددة على النحو التالي:

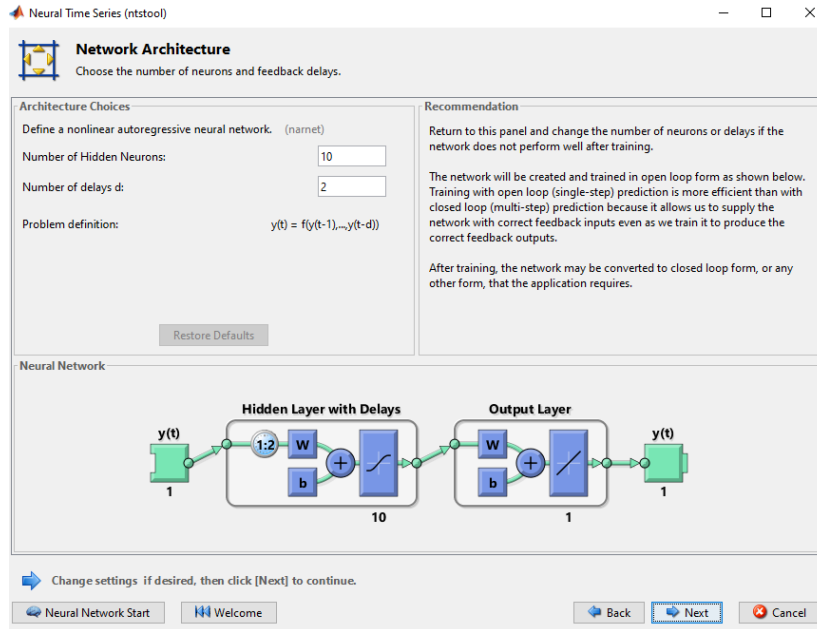
-طبقة المدخلات (Input Layer): تتكون من عصبون واحد .

-الطبقة الخفية (Hidden Layer): تتضمن طبقة مخفية واحدة تحتوي على عشر وحدات عصبية حددت آلياً.

-طبقة المخرجات (Output Layer): تتألف من وحدة واحدة تمثل القيمة المتوقعة للنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة.

افترضنا في البداية أن القيم المتأخرة للنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة لفترة زمنية تساوي فترتين $Lage=2$ ستكون مهمة في عملية التنبؤ. أما بالنسبة لعملية تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية، فسيتم إختيار الطريقة التي تجعل النموذج يتعلم بشكل جيد وبأقل أخطاء ممكنة، وسيتم ضبط عدد دورات التدريب Epochs بشكل تجريبي لتحقيق التقارب الأمثل للنموذج العصبي.

الشكل 08: معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

3-3- مرحلة تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية وتنفيذها:

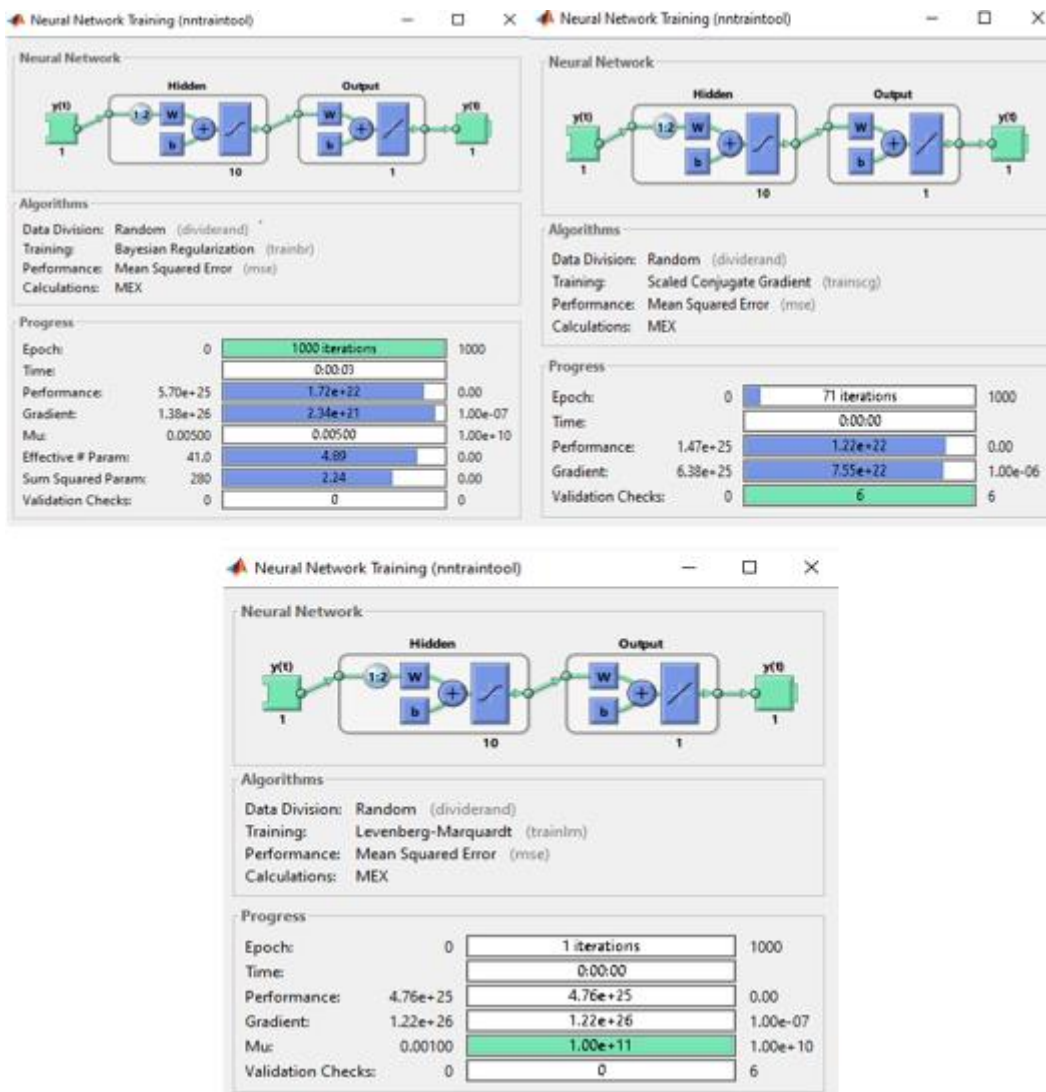
تعتبر مرحلة تدريب الشبكة العصبية الركيزة الأساسية في بناء نموذج تنبؤي فعال. سعيا لتحقيق أقصى دقة في التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة باستخدام شبكة العصبية الاصطناعية NAR، سيتم تقييم أداء ثلاث خوارزميات تدريب رئيسية، خوارزمية التنظيم البايزي BR، خوارزمية ليفنبرغ-ماركوارت LM وخوارزمية التدرج المترافق الموزون SCG تطبق كل واحدة من الخوارزميات على نفس مجموعة البيانات التاريخية المخصصة للناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة.

بعد إتمام عملية التدريب لكل خوارزمية على حدة، ستتم عملية مفاضلة دقيقة بينها، وفقا لمعيارين أساسيين لتقييم الأداء: أولهما هو معامل الارتباط R، الذي يقيس قوة العلاقة الخطية بين القيم الفعلية للناتج المحلي الإجمالي بالأسعار الثابتة والقيم المتنبأ بها من قبل النموذج، حيث يشير اقتراب قيمته من 1 إلى دقة أعلى وتوافق أفضل. أما المعيار الثاني فهو متوسط مربع الخطأ MSE، الذي يعبر عن متوسط مربعات الفروقات بين القيم الحقيقية والمتنبأ بها، ويعتبر مقياسا حاسما لمدى تشتت الأخطاء، حيث تدل القيم الأصغر لـ MSE على جودة أداء أعلى للنموذج. يكمن الهدف من هذه المقارنة في تحديد الخوارزمية التي تنجح في تحسين أوزان وتحيزات

نتائج تطبيق نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي والتنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة

الشبكة بالشكل الأمثل، مما يؤدي إلى تحقيق أدنى قيمة لـ MSE وأعلى قيمة لـ R عند تطبيقها على مجموعة بيانات الإختبار المستقلة. الخوارزمية التي تعبر عن الأداء الأفضل لهذه المعايير ستكون هي المختارة لتنفيذ عملية التنبؤ النهائية بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة. وتظهر مخرجات تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية NAR كما يلي:

الشكل 09: خصائص عملية تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام (BR)، (SCG)، و (LM)

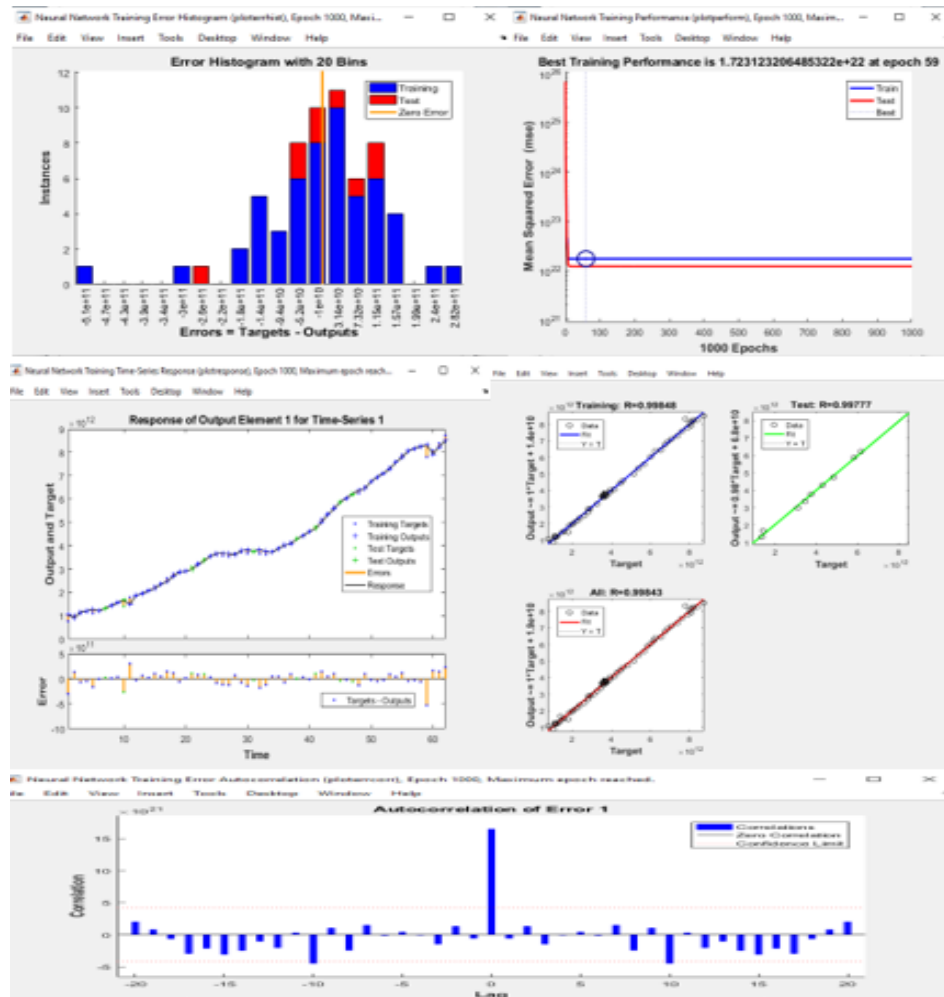


المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

نتائج تطبيق نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي والتنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة

يعرض الشكل أعلاه تقدم التدريب باستخدام الخوارزميات الثلاثة فنجد أنه توقف تقدم التدريب بالنسبة لخوارزمية BR وفقا لتقليل الوزن التكيفي مع الأداء 1.72×10^{22} والتدرج 2.34×10^{21} و $\mu=0.005$ ومعلمات العدد الفعالة 4.89 وعلمتات المجموع التربيعي 2.24 عند النقطة 1000. من حيث وقت المعالجة استغرقت الخوارزمية 0:00:03 أثناء التدريب. توقف تقدم تدريب خوارزمية SCG عند زيادة خطأ التحقق ل 71 تكرار مع الأداء 1.22×10^{22} ، والتدرج 7.55×10^{22} في الدورة 71 من حيث وقت المعالجة استغرقت الخوارزمية 0:00:00 أثناء التدريب. أما بالنسبة لخوارزمية LM توقف تقدم التدريب فيها عند خطأ التحقق 0 تكرار مع أداء 4.76×10^{25} وتدرج 1.22×10^{26} و $\mu=1 \times 10^{11}$ عند الدورة 1، من حيث وقت المعالجة استغرقت الخوارزمية 0:00:00، أثناء التدريب.

الشكل 10: نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية (BR)



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

تظهر نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية BR مايلي:

-مخطط أعمدة توزيع الأخطاء:

يظهر المدرج التكراري للأخطاء أن الأخطاء متناظرة بالنسبة للصفر وبذلك لا يكون هناك إشكال في العينة

التي نريد التنبؤ بقيمها.

-تطور متوسط مربعات الأخطاء عبر مراحل التدريب:

يلاحظ من شكل تطور متوسط مربع الأخطاء عبر مراحل التدريب المختلفة وعدد أن متوسط مربعات الأخطاء تناقص بشكل حاد وفوري بزيادة عدد دورات التدريب، وقد كانت 1000 هي آخر دورة، وبلغ أفضل أداء لمرحلة التحقق $1.7231e+22$ عند النقطة 59. توقف التدريب عندما زاد خطأ التحقق في النقطة المحددة بدائرة، في الإجمال أظهرت النتائج أداء جيد نوعاً ما للشبكة.

-استجابة السلاسل الزمنية للشبكة العصبية الاصطناعية:

يعرض هذا الشكل كيفية تفاعل مخرجات العنصر الأول في نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية مع القيم المستهدفة والأخطاء على امتداد السلسلة الزمنية. نلاحظ من خلال هذا التمثيل أن الشبكة استطاعت تقريب الأهداف من النتائج بشكل جيد بالنسبة لمجموعات التدريب، الإختبار والتحقق. حيث تركز القيم الخاطئة بين 5×10^{11} و 5×10^{11} وهو نطاق صغير للخطأ.

-منحنيات أداء الشبكة العصبية الاصطناعية:

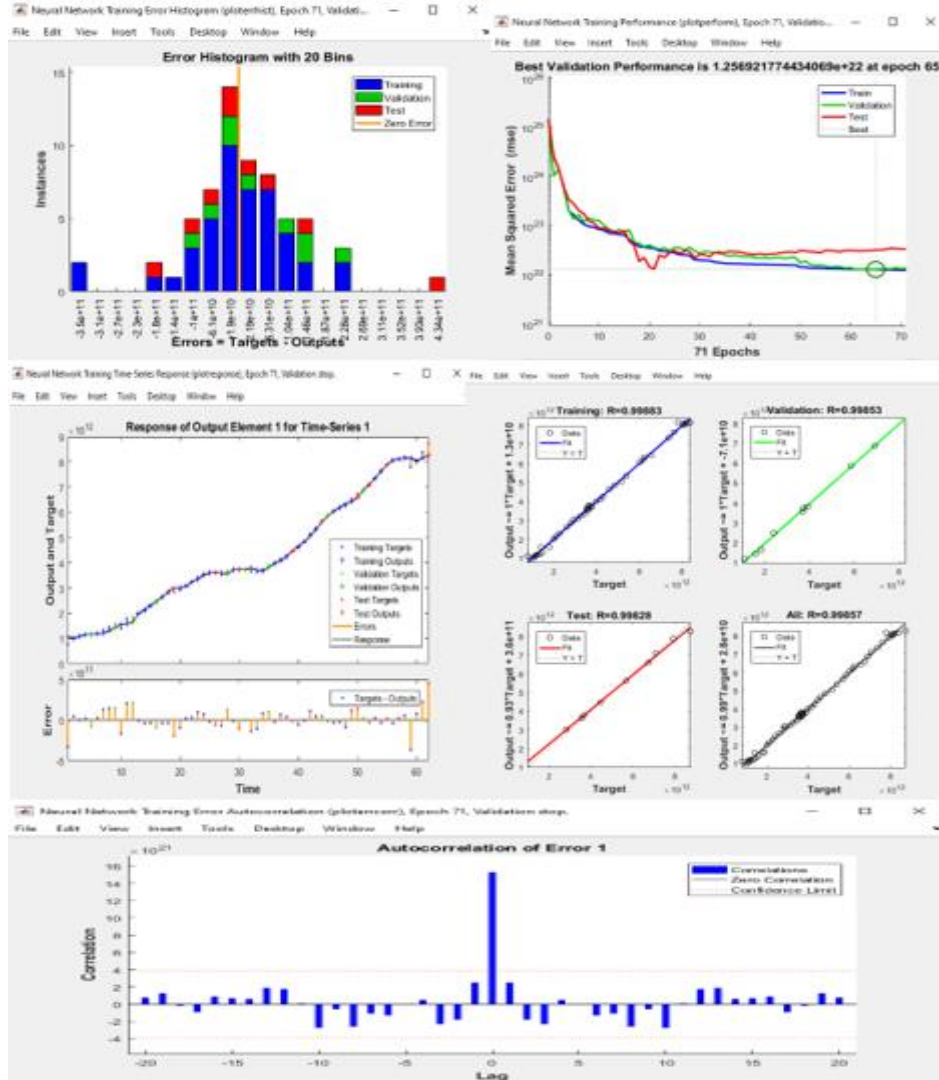
من الشكل أعلاه يمكن ملاحظة أن معاملات الارتباط R لكل من عينة التدريب $R = 0.99884$ والإختبار $R = 0.99777$ بالإضافة للعينة الكلية $R = 0.99843$ كانت قريبة جداً من 1 ومنطبقة على خط 40° أي ينطبق فيها خط الانحدار الخطي الأنسب بين المخرجات والأهداف على الخط المتقطع الذي يمثل أهداف مخرجات النتيجة المثالية مما يعكس قوة الترابط بين القيم المستهدفة والنتيجة، ويؤكد كفاءة النموذج في محاكاة الأهداف المطلوبة.

-دالة الارتباط الذاتي بالأخطاء:

يشير الشكل أعلاه إلى أنه لا يوجد ارتباط بين الأخطاء لأن جميع الارتباطات لنموذج BR باستثناء الارتباط

عند النقطة -10، 0 و 10 تقع داخل مجال الثقة أي ضمن حدود ثقة 95% حول الصفر.

الشكل 11: نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية (SCG)



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

تظهر نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية SCG مايلى:

-مخطط أعمدة توزيع الأخطاء:

يظهر المدرج التكراري للأخطاء أن الأخطاء متناظرة بالنسبة للصفر ولا توجد الكثير من القيم المتطرفة

وبذلك لا يكون هناك إشكال في العينة التي نريد التنبؤ بقيمها.

-تطور متوسط مربعات الأخطاء عبر مراحل التدريب :

يظهر الشكل تطور متوسط مربع الأخطاء عبر مراحل التدريب المختلفة وعدد الدورات. نلاحظ أن متوسط مربعات الأخطاء يتناقص كلما زاد عدد دورات التدريب، وقد كانت 71 هي آخر دورة، وبلغ أفضل أداء لمرحلة التحقق $1.257e+22$ عند النقطة 65. توقف التدريب عندما زاد خطأ التحقق في النقطة المحددة بدائرة، في الإجمال أظهرت النتائج أداء جيد للشبكة.

-استجابة السلاسل الزمنية للشبكة العصبية الاصطناعية:

يوضح هذا الشكل استجابة مخرجات العنصر الأول في نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية مقارنة بالأهداف والأخطاء على امتداد السلسلة الزمنية. يلاحظ بوضوح أن الأهداف والمخرجات تتقرب بشدة عبر مجموعات التدريب، الإختبار والتحقق وتنحصر الأخطاء بين 5×10^{11} و 5×10^{11} وهو مجال صغير للخطأ.

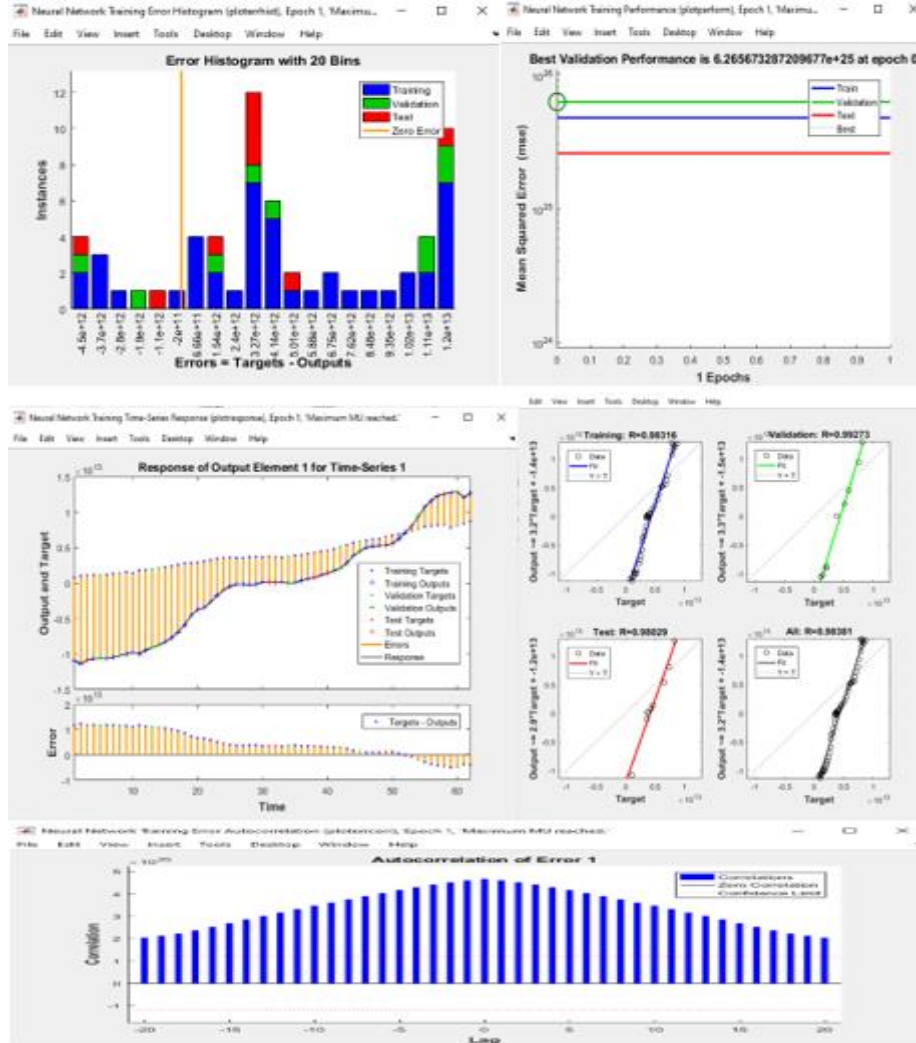
-منحنيات أداء الشبكة العصبية الاصطناعية:

يتضح من الشكل أعلاه أن معاملات الارتباط R لكل من عينة التدريب $R = 0.99883$ ، الإختبار $R = 0.99828$ والتحقق $R = 0.99853$ بالاضافة للعينة الكلية $R = 0.99857$ كانت قريبة جدا من 1 ومنطبقة على خط 40° أي ينطبق فيها خط الإنحدار الخطي الأنسب بين المخرجات والأهداف على الخط المتقطع الذي يمثل أهداف مخرجات النتيجة المثالية مما يدل على قوة ارتباط المخرجات والأهداف.

-دالة الارتباط الذاتي بالأخطاء:

نلاحظ من الشكل أعلاه أنه لا يوجد ارتباط بين الأخطاء لأن جميع الارتباطات لنموذج SCG باستثناء الارتباط عند النقطة 0 تقع داخل مجال الثقة أي ضمن حدود ثقة 95% حول الصفر.

الشكل 12: نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية (LM)



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

تظهر نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام خوارزمية LM ماييلي:

-مخطط أعمدة توزيع الأخطاء:

يظهر المدرج التكراري للأخطاء أن الأخطاء غير متناظرة بالنسبة للصفر وتوجد الكثير من القيم المتطرفة

وبذلك يوجد هناك إشكال في العينة التي نريد التنبؤ بقيمها.

-تطور متوسط مربعات الأخطاء عبر مراحل التدريب:

يظهر الشكل أداء ضعيفا جدا للشبكة، حيث بقيت قيم متوسط مربع الأخطاء عالية للغاية في حدود 10^{26} عند نقطة البداية Epoch= 0 وبعد دورة تدريب واحدة فقط. هذا يشير بوضوح إلى أن النموذج لم يبدأ تعلمه بفعالية بعد، ويحتاج إلى المزيد من الدورات التدريبية لتقليل الخطأ وتحسين الأداء.

-استجابة السلاسل الزمنية للشبكة العصبية الاصطناعية:

يوضح هذا الشكل استجابة مخرجات العنصر الأول في نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية مقارنة بالأهداف والأخطاء على امتداد السلسلة الزمنية. ويتضح أن الأهداف بعيدة جدا عن المخرجات بالنسبة لمجموعات التدريب، الإختبار والتحقق .

-منحنيات أداء الشبكة العصبية الاصطناعية:

يتضح من الشكل أعلاه أن معاملات الارتباط R لكل من عينة التدريب، الإختبار والتحقق بالإضافة للعينة الكلية كانت قريبة من 1 ولكن ير منطبقة منطبقة على خط 40° أي خط الانحدار الخطي الأنسب بين المخرجات والأهداف لا ينطبق مع الخط المتقطع الذي يمثل أهداف مخرجات النتيجة المثالية مما يدل على ارتباط ضعيف للمخرجات بالأهداف.

-دالة الارتباط الذاتي بالأخطاء:

نلاحظ من الشكل أعلاه أنه يوجد ارتباط بين الأخطاء لأن جميع الارتباطات لنموذج LM تقع خارج مجال الثقة .

انطلاقا من تحليل الأشكال السابقة يظهر لنا أن أفضل نموذجين هما نموذج NAR-BR ونموذج NAR-SCG مقارنة بنموذج NAR-LM الذي أظهر نتائج غير مرجوة.

الجدول 01: مقارنة للنموذج NAR-AR, NAR-SCG, NAR-LM

	Target Values	MSE			Regression (R)		
		NAR-BR	NAR-SCG	NAR-LM	NAR-BR	NAR-SCG	NAR-LM
Training	44	2147483647	2147483647	2147483647	0.998476	0.99883	0.983163
Validation	10		2147483647	2147483647		0.998534	0.992733
Testing	10	2147483647	2147483647	2147483647	0.997766	0.998282	0.980289
All	64				0.99843	0.998568	0.983808

المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2016a

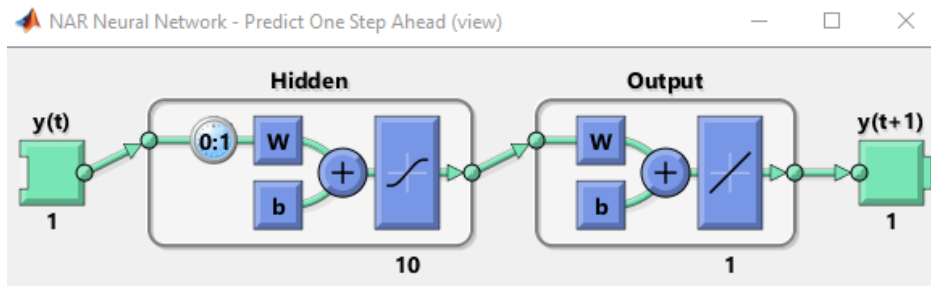
يلخص الجدول النتائج المتحصل عليها من برنامج MATLAB R2016a (أنظر الملحق)، حيث يظهر قيم R و MSE المقاسة للنموذج باستخدام مختلف الخوارزميات فنجد أن قيمة MSE صغيرة وثابتة وهذا يشير إلى أن

النموذج وصل إلى الحد الأقصى للأداء الممكن على مجموعة البيانات المحددة، وعلى هذا الأساس ستكون المفاضلة بين دقة الخوارزميات بالاعتماد على معامل الارتباط فنجد:

تظهر معلمات الارتباط المقاسة على بيانات التدريب، التحقق والإختبار وجود علاقة ارتباط قوية بين المدخلات والمخرجات في نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية المستخدمة في التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر حيث خلص التدريب في نموذج NAR-BR عن دقة 99.8430% لجميع العينات، 99.8476% بالنسبة للتدريب و99.7766% للإختبار. التدريب في نموذج NAR-SCG أسفر عن دقة 99.8568% لجميع العينات، 99.8830% للتدريب، 99.8534% بالنسبة للتحقق و99.8282% للإختبار أما بالنسبة لنموذج NAR-LM فقد أظهر دقة 98.3808% لجميع العينات، 98.3163% للتدريب، 99.2733% للتحقق و98.0289% للإختبار. نجد أن أفضل نموذج هو نموذج NAR-SCG مع 10 عصبونات في الطبقة الخفية و2 تأخيرات، لأن معامل الارتباط فيه كان أكبر $R = 99.8568\%$ من معامل الارتباط في كلا النموذجين الآخرين NAR-BR مع 10 عصبونات في الطبقة الخفية و2 تأخيرات $R = 99.8430\%$ ، ونموذج NAR-LM مع 10 عصبونات في الطبقة الخفية و2 تأخيرات $R = 98.3808\%$ وهو ما يظهر العلاقة الارتباطية القوية بين مدخلاته ومخرجاته، وبذلك يكون NAR-SCG النموذج الذي سيتم الإعتماد عليه في التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر.

أصبحت الآن الشبكة الآن مهيأة للتنبؤ، ويمكن رؤية ذلك في الشكل المرفق :

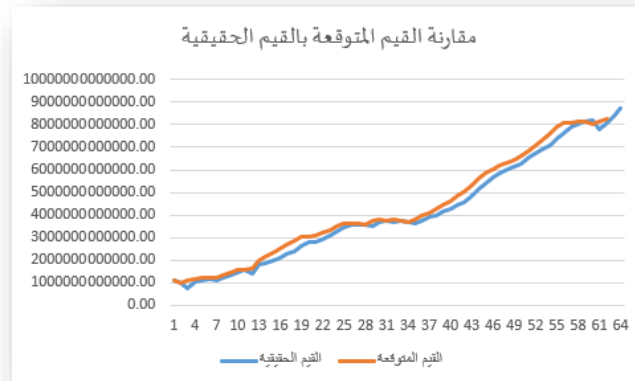
الشكل 13: هيكل الشبكة العصبية الاصطناعية المعتمدة



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

3-4-تقييم أداء الشبكة العصبية الاصطناعية : نقارن تاليا بين القيم الفعلية والمتوقعة.

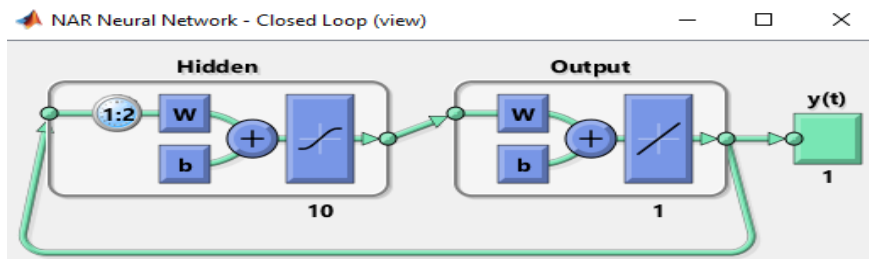
الشكل 14: نتائج اختبار الشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2016a

من الشكل الموضح أعلاه، يمكن ملاحظة أن نتائج المخرجات تعكس القيم الحقيقية بشكل جيد، وذلك من خلال التماثل الواضح بين منحنى مخرجات الشبكة والمنحنى الخاص بالقيم الفعلية للسلسلة الزمنية، مما يدل على كفاءة الشبكة في إنتاج نتائج دقيقة استناداً إلى الأوزان التي تم التوصل إليها أثناء مرحلة التعلم. وبناءً على ذلك، يمكن الاعتماد على هذه الشبكة في توقع قيم الناتج المحلي الإجمالي بالأسعار الثابتة للفترات المقبلة. -إغلاق الشبكة العصبية الاصطناعية NAR: بعد الانتهاء من تدريب الشبكة وتثبيت الأوزان، يتم تحويلها إلى الوضع المغلق Closed Loop بهدف التمكن من التنبؤ لعدة سنوات مستقبلية. وتم تنفيذ العديد من التجارب لفترات زمنية مختلفة وأسفرت النتائج عن أفضل أداء تم تحقيقه كان عند عدد معين من السنوات.

الشكل 15: مخطط التغذية العكسية للشبكة العصبية الاصطناعية (NAR)



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2016a

الآن نقوم بعرض نتائج التنبؤات للناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة على مدى السنوات الأربع

المقبلة (2024-2027)

الجدول 02: نتائج التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة

القيم المتنبأ بها	السنوات
6030400000000	2024
7308100000000	2025
5976000000000	2026
9279800000000	2027

المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2016a

يوضح المنحنى البياني أدناه التطور المتوقع للناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة في السنوات

الأربع القادمة.

الشكل 16: منحنى بياني لقيم الناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة المتنبأ به مع السلسلة الفعلية



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على مخرجات برنامج MATLAB R2016a

استنادا إلى الاتجاهات المتوقعة والمعطيات الاحصائية، يظهر الناتج المحلي الإجمالي في الجزائر بالأسعار

الثابتة وبالعملة المحلية، مسارا متقلبا خلال الفترة الممتدة من 2024 إلى 2027، بعد أن كان قد بلغ مستويات

مرتفعة قاربت 9000 مليار دينار جزائري قبل عام 2024. ففي سنة 2024، يتوقع أن يتراجع إلى نحو 603.04 مليار

دينار، وهو ما قد يعكس تباطؤا اقتصاديا قد يرتبط بضغوطات اقتصادية ناتجة عن اضطراب أسعار البترول

أو تباطؤ وتيرة الإصلاحات. من المنتظر أن يشهد الناتج ارتفاعا ملحوظ في عام 2025 ليصل إلى 730.81 مليار

دينار، مدفوعا على الأرجح بتحسّن في السوق النفطية أو دخول مشاريع استثمارية حيز التنفيذ، قبل أن يعود إلى

الانخفاض في 2026 ليسجل 597.6 مليار دينار، وهو ما قد يعزى إلى انخفاض الطلب العالمي أو تذبذب أسعار الخام. أما في عام 2027، فتشير التوقعات إلى تسجيل انتعاش قوي، حيث يتوقع أن يصل الناتج المحلي إلى 9279.8 مليار دينار، ما قد يعكس نجاح سياسات التنوع الاقتصادي، وتحسن البيئة الاستثمارية، وإطلاق مشاريع هيكلية كبرى. وتعكس هذه التقلبات الحاجة إلى تبني استراتيجيات اقتصادية مرنة وشاملة، تقلل من الاعتماد على المحروقات، وتعزز الإنتاج المحلي، وتبني مناخا جاذبا للاستثمار بما يضمن استقرار النمو وتحقيق تنمية اقتصادية مستدامة.

3-5-إختبار الفرضيات:

يمثل إختبار فرضيات الدراسة جوهر البحث العلمي، فهو يهدف إلى تقييم مدى مطابقة النتائج التجريبية المتحصل عليها للافتراضات الأولية التي انطلقت منها الدراسة. وقد أفضى إختبار الفرضيات المطروحة في مقدمة هذه الدراسة إلى:

○ لقد تأكدنا من صحة الافتراض الأول الذي ينص على أن تنبؤات الشبكات العصبية الاصطناعية تعكس البيانات الفعلية بدقة عالية. إذ أظهرت التقديرات تقاربا كبيرا من الأرقام الحقيقية. وعلاوة على ذلك، برهنت اختبارات الأداء للشبكة العصبية الاصطناعية على كفاءتها العالية، بتسجيل معامل ارتباط بقيمة 0.998568 ومتوسط مربع الخطأ بقيمة 2147483647.

○ تم إثبات الفرضية الثانية والتي تشير إلى أن خوارزمية SCG هي الأكثر ملاءمة في تحقيق أعلى درجات الدقة عند بناء النموذج مقارنة بالخوارزميات البديلة المستخدمة. حيث أظهرت النتائج أن خوارزمية SCG تفوقت على باقي الخوارزميات المستخدمة من حيث دقة النموذج، إذا سجلت أعلى قيمة لمعامل الارتباط مقارنة بخوارزميتي BR و LM. ويعكس هذا التفوق قدرة خوارزمية SCG على التنبؤ بدقة عالية، وعلى تمثيل العلاقات المعقدة داخل البيانات بشكل أكثر فعالية، مما يجعلها الخيار الأمثل لبناء النموذج وتحقيق نتائج أقرب إلى الواقع.

○ ثبتت صحة الفرضية الثالثة والتي مفادها تعد شبكة الإنحدار الذاتي غير الخطي نموذج مثالي للتنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة. فقد اكتسبت الشبكة المرنة فهما عميقا للأنماط التاريخية للناتج المحلي الإجمالي للجزائر من السنوات الماضية، مما أسفر عن توقعات مستقبلية جيدة ومتوافقة مع البيانات الفعلية لهذا المؤشر الحيوي.

خامسا:

مناقشة النتائج والتوصيات

تمهيد:

استنادا إلى ماتم إنجازها في الشقين النظري والتطبيقي في دراستنا حول استخدام شبكة الإنحدار الذاتي غير الخطي NAR في التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة، والتي تضمنت بناء نموذج الشبكة وتدريبها وإختبارها والتنبؤ بالقيم المستقبلية للنتائج الجزائري، ننتقل في هذه المرحلة إلى عرض أهم النتائج التي توصلنا إليها من خلال التحليل، متبوعا بجملة من الاقتراحات العملية التي يمكن أن تساهم في تحسين أداء الاقتصاد الوطني، مع التطرق إلى الآفاق المستقبلية للبحث في هذا المجال.

1-4-النتائج:

- بعد إختيار خوارزمية التدريب SCG التي أعطت أعلى دقة من بين الخوارزميات الثلاث، وبناء نموذج الشبكة العصبية ذات الإنحدار الذاتي غير الخطي NAR، أمكننا الوصول إلى النتائج التالية:
- أن نموذج شبكة الإنحدار الذاتي غير الخطي NAR يتمتع بقدرة عالية على التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي في الجزائر، وذلك من خلال تقليص هامش الخطأ وتحقيق استقرار في النتائج ضمن السلسلة الزمنية محل الدراسة.
 - حققت خوارزمية SCG أداء أفضل من باقي الخوارزميات المستخدمة، مثل BR و LM.
 - بلغ معامل الارتباط R نحو 0.998568، مما يدل على قوة الارتباط بين القيم الفعلية للنتائج المحلي الإجمالي والقيم المتوقعة من طرف النموذج، ويعكس دقته العالية في محاكاة السلوك الفعلي للسلسلة.
 - توفر التنبؤات التي يقدمها نموذج NAR دعامة قوية لصناع القرار الاقتصادي في الجزائر، حيث يمكن الاستناد إليها في التخطيط الاستراتيجي واتخاذ قرارات مبنية على بيانات مستقبلية دقيقة.
 - أحرزت أدنى قيمة لمتوسط مربع الخطأ MSE بلغت 2147483647، مايدل على كفاءة شبكة NAR في التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر، إذ أن انخفاض قيم MSE في مرحلتي التدريب والتحقق يعكس جودة التعلم التي حققتها الشبكة.

2-4-الاقتراحات:

- بعد استعراض جملة نتائج الدراسة و إختبار فرضياتها تم التوصل لمجموعة من المقترحات وفيما يلي عرض لها:
- ضرورة تكوين كفاءات برمجية متخصصة في الشبكات العصبية الاصطناعية لتوفير تنبؤات دقيقة للمؤشرات الاقتصادية المهمة، وذلك لدعم صنع القرار بأحدث التحليلات والمعطيات الموثوقة.
 - وجوب دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي في عملية التنبؤ بالنتائج المحلي لتحسين النتائج.

- لزوم توظيف النماذج المتقدمة في التنبؤ بالمتغيرات الاقتصادية لتقديم قراءة دقيقة لمسارها المستقبلي.
- ينبغي دمج النتائج المتنبؤ بها للنتائج المحلي الإجمالي في عملية صنع القرار الاقتصادي ورسم الاستراتيجيات المستقبلية.

3-4-أفاق الدراسة:

- تفتح هذه الدراسة آفاقا لمواضيع بحثية أخرى، ويمكن تلخيصها فيما يلي:
- دراسة تأثير دمج المتغيرات المؤثرة في الناتج المحلي الإجمالي على الدقة التنبؤية للنماذج العصبية الاصطناعية.
 - محاولة التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي باستخدام أنواع أخرى من الشبكات العصبية الاصطناعية.
 - مقارنة الأداء التنبؤي لشبكة (NAR) مع أنواع أخرى من الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالناتج المحلي الإجمالي.
 - مقارنة فعالية أداء الشبكات العصبية الاصطناعية وأساليب التنبؤ التقليدية في تقدير الناتج المحلي الإجمالي للجزائر أو لدول أخرى.
 - تقييم إمكانية تعميم النموذج على اقتصاديات ذات سمات مشابهة للجزائر.

المراجع

المراجع العربية:

- 1- إبراهيم سليمان قطف و نزار سعد الدين سعدي. 2006. "الاقتصاد الكلي مبادئ وتطبيقات". ط: 1. دم: ط 1.
- 2- أحمد حسين الرفاعي و خالد واصف الوزني. 2002. "مبادئ الاقتصاد الكلي بين النظرية والتطبيق". الأردن: ط 5، دار وائل للنشر، عمان.
- 3- أحمد عارف العساف و آخرون. 2014. "الاقتصاد الكلي". عمان: ط 1. دار المسيرة.
- 4- أحمد عبد الحسين أمارة. 2014. "تصميم نظام معلوماتي مقترح لدعم كفاءات الكادر الواسطي باستخدام تقنية الشبكات العصبية_دراسة حالة جامعة الكوفة". جامعة الكوفة. كلية الإدارة والاقتصاد. العدد 27.
- 5- أحمد عساف، علاء الدين صادق. 2013. "الاقتصاد الكلي". دم: ط 1. دار الفكر.
- 6- إسماعيل أحمد الشناوي و محمد أحمد السويتي. 2008. "مقدمة في الاقتصاد الكلي". دم: الدار الجامعية للنشر والتوزيع.
- 7- إيمان عطية ناصف و آخرون. 2000. "مبادئ الاقتصاد الكلي". دم: الدار الجامعية.
- 8- باسم الحجار و عبد الله رزق. 2010. "الاقتصاد الكلي". دم: ط 1. دار المنهل اللبناني.
- 9- بن نور فريد و نايت مرزوق محمد العربي. 2019. "استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بإحتياجات الصرف الأجنبي في الجزائر_نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية". مجلة اقتصاديات شمال إفريقيا. مجلد 15. العدد 20.
- 10- حربي محمد موسى عريقات. 2006. "مبادئ الاقتصاد والتحليل الكلي". الأردن. عمان: ط 1. دار وائل للنشر والتوزيع.
- 11- حسين الغزو. 2017. "النظرية الاقتصادية الكلية الفكر والسياسات". إربد. شارع الجامعة: ط 17. عالم الكتب الحديث للنشر والتوزيع.
- 12- رفاه شهاب الحمداني. 2014. الاقتصاد الكلي مقدمة رياضية. الأردن عمان: ط 1. دار وائل للنشر.
- 13- سالم طلال الحسنوي و ليث حليم مالك الحجيجي. 2022. "التنبؤ بأسعار الاغلاق للأسهم باستخدام الشبكات العصبية لعينة من المصارف الاسلامية العراقية". مجلة بيت المشورة. العدد 18. قطر.
- 14- ساندرة غسان إبراهيم. 2023. "دور الشبكات العصبية الاصطناعية في إدارة المشاريع الانشائية". مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والسياسية. المجلد 3.
- 15- سعدي قطف. 2006. "الاقتصاد الكلي مبادئ وتطبيقات". دم: ط 1. دار الحامد.
- 16- سهام موسي. 2017 - 2018. "إستراتيجيات تطوير الصادرات كمدخل للريادة الاقتصادية دراسة تحليلية للنموذج الصيني". جامعة محمد خيضر بسكرة، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير. قسم العلوم التجارية: أطروحة مقدمة لنيل دكتوراه الطور الثالث في العلوم التجارية. تخصص تجارة دولية.

- 17- طه حسين وآخرون. 2024. "التنبؤ بالرقم القياسي ومعدل التضخم لاقليم كردستان العراق باستخدام نموذج حركي للشبكات العصبية مع السلاسل الزمنية". مجلة إتحاد الإحصائيين العرب. المجلد السابع. العدد الأول.
- 18- عبد العزيز أحمد دياب، فاروق صالح الخطيب. 2015. "دراسات متقدمة في النظرية الاقتصادية الكلية". فهرسة مكتبة الملك فهد الوطنية أثناء النشر: ط1. خوارزم العلمية.
- 19- عتروس سهيلة. 2017 - 2018. "استخدام منهجية بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز دراسة حالة ولاية بسكرة". جامعة محمد خيضر بسكرة: رسالة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في علوم التسيير.
- 20- عدالة العجال. 2010. "نمذجة التنبؤ بالمبيعات باستخدام الشبكات العصبية دراسة حالة الشركة الوطنية للصناعات الميكانيكية ولواحقها". مجلة العلوم الاجتماعية والإنسانية العدد 22. كلية العلوم الاقتصادية. جامعة مستغانم.
- 21- علاء طعمية. 2022. "التعلم العميق المبادئ والمفاهيم والأساليب". العراق: جامعة القادسية.
- فاطمة علي التير وآخرون. 2024. "استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بمبيعات مصنع إسمنت زليتن". المجلة الأفرو آسيوية للبحث العلمي. ليبيا.
- 22- فاطيمة الزهراء بختاوي. 2018 - 2019. "تحليل فورييه وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج ARIMA للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية_دراسة حالة مؤسسة سونلغاز مقاطعة سعيدة". جامعة أبي بكر بالقايد تلمسان: أطروحة تدخل ضمن متطلبات نيل شهادة الدكتوراه علوم في العلوم الاقتصادية. تخصص الطرق الكمية المطبقة في التسيير.
- 23- فاطيمة بواو. 2014 - 2015. "التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنية الشبكات العصبية الاصطناعية دراسة حالة مؤسسة سونلغاز_شلف". جامعة ابن خلدون. تيارت: أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه الطور الثالث في العلوم الاقتصادية. قسم العلوم التجارية وعلوم التسيير.
- 24- محمد فهمي طلبة وآخرون. 1994. "الحاسب والذكاء الاصطناعي". القاهرة: مطابع المكتب المصري الحديث.
- 25- محمد مصطفى جمعة خميس. 2019. "مدى فعالية استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد الأدوات المقترحة لتحسين دقة التنبؤ بتكاليف الإنتاج_دراسة حالة". مجلة الإسكندرية للبحوث المحاسبية قسم المحاسبة والمراجعة 10.
- 26- مروان عبد الحميد عاشور. 2018. "الشبكات العصبية الاصطناعية وطرائق تنبؤ السلاسل الزمنية". جامعة بغداد. كلية الإدارة والاقتصاد. قسم الإحصاء: الذاكرة للنشر والتوزيع. بغداد. ط1.

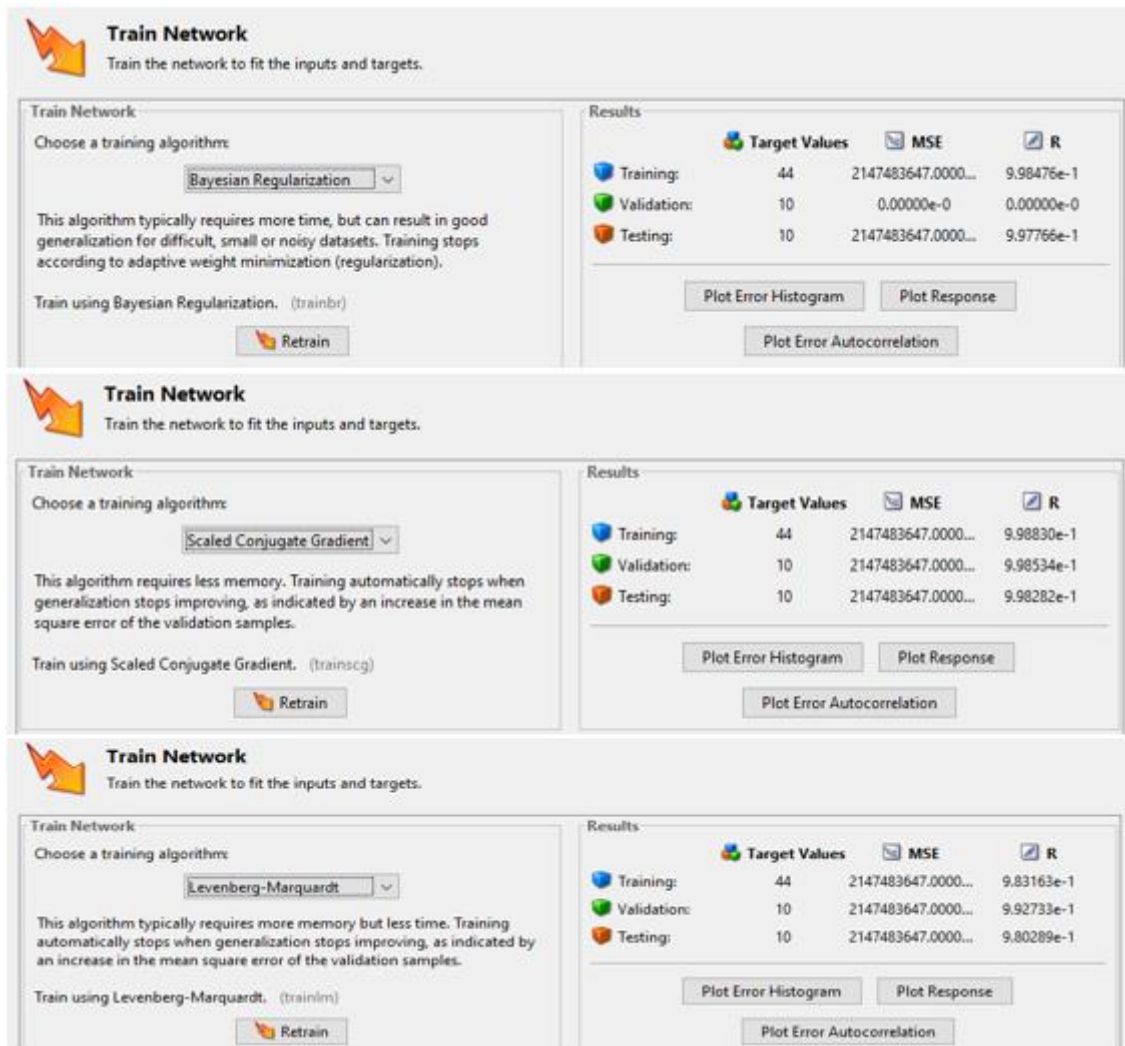
- 27-مصطفى عبد الصاحب فيحان وزهرة حسن عليوي العامري. 2022. "التنبؤ بالأداء المصرفي للمصارف الخاصة العراقية باستعمال الشبكات العصبية". مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعة. العدد 99.
- 28-هوشيار معروف. 2005. "تحليل الإقتصاد الكلي". عمان: ط1. دار صفاء للنشر.

المراجع بالإنجليزية:

- 1-Aggarural, charnC .2018 ."Neural Network and deep learning".1 st ed. Springer.
- 2-Bergh, Jeroen C.J.M. van den. 2009. "The GDP Paradox". Journal of Economic Psychology. 30 Spain
- 3-Fausett, Loran. 1994." Fundamentals of artificial Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications" . Prentice-Hall.
- 4-Halimi, Wafaa Benayad and Wahiba. 2022. "Smart Forecast of Algeria's Unemployment Rates During 1991-2020." Journal of Financial. Accounting and Managerial Studies.volume9.Number2.
- 5-Neha and others. 2021". An Intrduction To Neural Network Methods For Differentail Equations" .Springer.
- 6-Hector Carreon-Ortiz and Others. 2023. "Architecture Optimazation of a Non-Linear Autoregressive Neural Networks for Mackey-Glass time Series Predictoin Using Discret Mycorrhiza Optimization Algorithm." Micromachines.14.149.Tijunna Institute of technology.Mexico.
- 7-Vrbka, Jaromir. 2016. "Predecting Future GDP Development by Means of Artificial Intelligence". Iittera Scripta.Volume 9. Issue 3.University of Zilina.

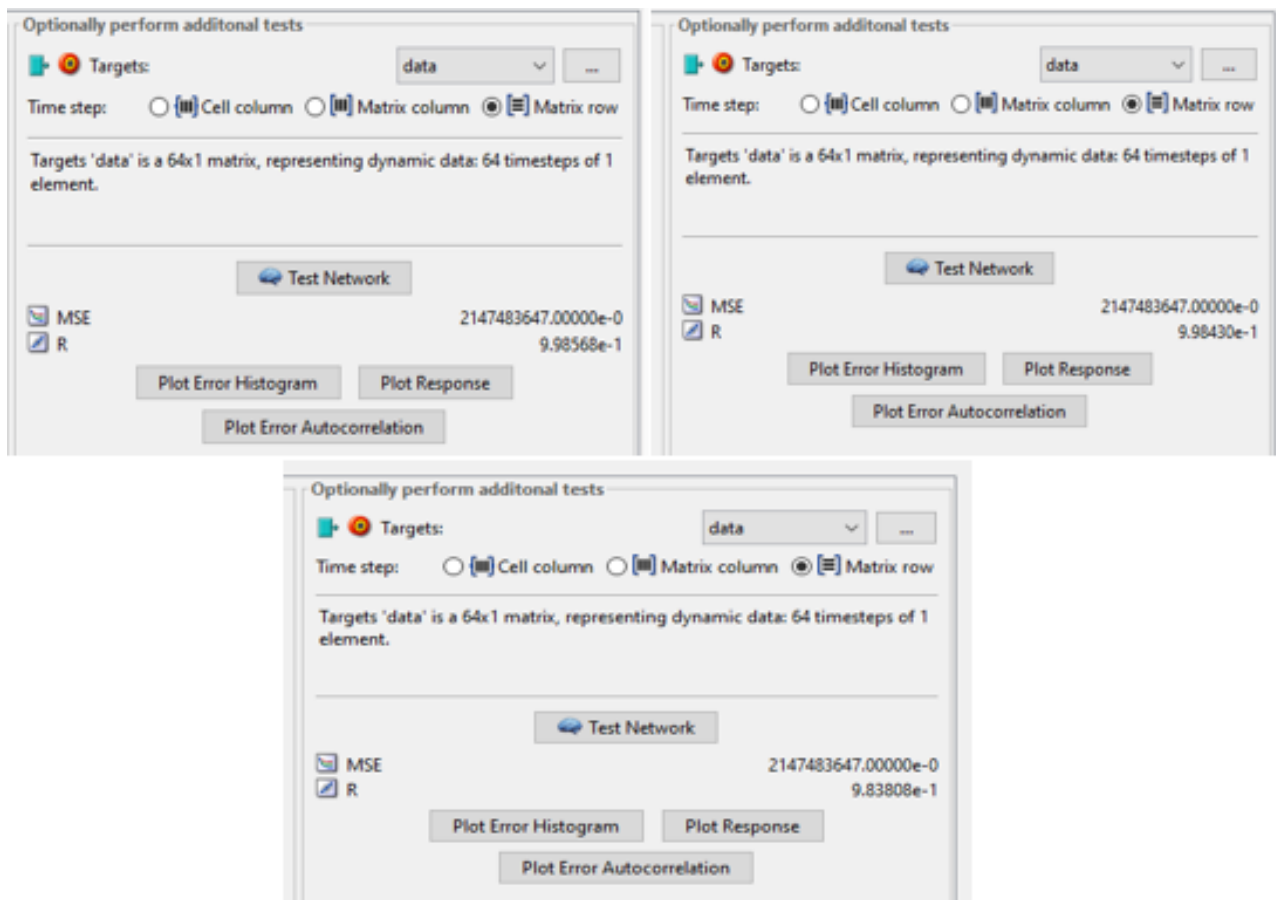
الملاحق

الملحق 01: نتائج عملية تدريب الشبكة العصبية على الخوارزميات الثلاثة



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

الملحق 02: النتائج النهائية لمعاري R و MSE للخوارزميات الثلاثة



المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

الملحق 03: كود الشبكة العصبية المستعملة NAR-SCG في برنامج MATLAB R2016a

```
Editor - Untitled*
Untitled3.m  Untitled*  +

1  % Solve an Autoregression Time-Series Problem with a NAR Neural Network
2  % Script generated by Neural Time Series app
3  % Created 02-Jun-2025 04:55:42
4  %
5  % This script assumes this variable is defined:
6  %
7  % data - feedback time series.
8
9  T = tonndata(data,false,false);
10
11 % Choose a Training Function
12 % For a list of all training functions type: help nntrain
13 % 'trainlm' is usually fastest.
14 % 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
15 % 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
16 trainFcn = 'trainscg'; % Scaled conjugate gradient backpropagation.
17
18 % Create a Nonlinear Autoregressive Network
19 feedbackDelays = 1:2;
20 hiddenLayerSize = 10;
21 net = narnet(feedbackDelays,hiddenLayerSize,'open',trainFcn);
22
23 % Prepare the Data for Training and Simulation
24 % The function PREPARETS prepares timeseries data for a particular network,
25 % shifting time by the minimum amount to fill input states and layer
26 % states. Using PREPARETS allows you to keep your original time series data
27 % unchanged, while easily customizing it for networks with differing
28 % numbers of delays, with open loop or closed loop feedback modes.
29 [x,xi,ai,t] = preparets(net,{}, {},T);
30
31 % Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
32 net.divideParam.trainRatio = 70/100;
33 net.divideParam.valRatio = 15/100;
34 net.divideParam.testRatio = 15/100;
35
36 % Train the Network
37 [net,tr] = train(net,x,t,xi,ai);
38
39 % Test the Network
40 y = net(x,xi,ai);
41 e = gsubtract(t,y);
42 performance = perform(net,t,y)
43
44 % View the Network
```

Editor - Untitled*
Variables - output
Untitled3.m
Untitled*
+

```

44 % View the Network
45 view(net)
46
47 % Plots
48 % Uncomment these lines to enable various plots.
49 %figure, plotperform(tr)
50 %figure, plottrainstate(tr)
51 %figure, ploterrhist(e)
52 %figure, plotregression(t,y)
53 %figure, plotresponse(t,y)
54 %figure, ploterrcorr(e)
55 %figure, plotinerrcorr(x,e)
56
57 % Closed Loop Network
58 % Use this network to do multi-step prediction.
59 % The function CLOSELOOP replaces the feedback input with a direct
60 % connection from the outout layer.
61 netc = closeloop(net);
62 netc.name = [net.name ' - Closed Loop'];
63 view(netc)
64 [xc,xic,aic,tc] = preparets(netc,{}, {},T);
65 yc = netc(xc,xic,aic);

```

Editor - Untitled*
Variables - output
Untitled3.m
Untitled*
+

```

62 netc.name = [net.name ' - Closed Loop'];
63 view(netc)
64 [xc,xic,aic,tc] = preparets(netc,{}, {},T);
65 yc = netc(xc,xic,aic);
66 closedLoopPerformance = perform(net,tc,yc)
67
68 % Step-Ahead Prediction Network
69 % For some applications it helps to get the prediction a timestep early.
70 % The original network returns predicted y(t+1) at the same time it is
71 % given y(t+1). For some applications such as decision making, it would
72 % help to have predicted y(t+1) once y(t) is available, but before the
73 % actual y(t+1) occurs. The network can be made to return its output a
74 % timestep early by removing one delay so that its minimal tap delay is now
75 % 0 instead of 1. The new network returns the same outputs as the original
76 % network, but outputs are shifted left one timestep.
77 nets = removedelay(net);
78 nets.name = [net.name ' - Predict One Step Ahead'];
79 view(nets)
80 [xs,xis,ais,ts] = preparets(nets,{}, {},T);
81 ys = nets(xs,xis,ais);
82 stepAheadPerformance = perform(nets,ts,ys)

```

المصدر: من إعداد الطالبة بالاعتماد على برنامج MATLAB R2016a

المخلص

ملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى استخدام شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي NAR في التنبؤ الدقيق بالنتائج المحلي الإجمالي للجزائر بالأسعار الثابتة للفترة الممتدة من 1960 إلى 2023، وتندرج ضمن جهود تطوير أساليب التنبؤ الاقتصادي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية. وقد توصلت الدراسة إلى نتائج تؤكد الفعالية العالية لنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية في هذا المجال، حيث أظهرت القيم المتنبأ بها تقاربًا كبيرًا مع القيم الحقيقية. من جانبها، كشفت المفاضلة بين خوارزميات تدريب النموذج عن تفوق خوارزمية التدرج المترافق الموزون NAR-SCG كأفضل أداء. وبناءً على هذه النتائج، تم تقديم تنبؤات للنتائج المحلي الإجمالي للجزائر للسنوات الأربع القادمة (2024-2027)، مما يوفر رؤى استشرافية لدعم التخطيط الاقتصادي.

الكلمات المفتاحية: الناتج المحلي الإجمالي، النمو الإقتصادي، التنبؤ، الشبكات العصبية الاصطناعية، شبكة الإنحدار الذاتي الغير خطي.

Abstract:

This study aims to use a Non-linear Autoregressive NAR neural network for accurate forecasting of Algeria's Gross Domestic Product GDP based on constant prices for the period extending from 1960 to 2023. The research falls within the broader efforts to develop economic forecasting methods through the application of artificial neural networks. The study's findings confirm the high effectiveness of the artificial neural network model in GDP forecasting, demonstrating a significant convergence between the predicted and actual values. Furthermore, a comparison among the algorithms used to train the model revealed that the NAR-SCG algorithm yielded the best performance. Based on these results, GDP forecasts for Algeria for the next four years (2024-2027) were generated, offering prospective insights to support economic planning.

Keywords: Gross Domestic Product, Economic Growth, Forecasting, Artificial Neural Networks, Nonlinear Autoregressive Network.