

# استخدام نماذج الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والتنبؤ بها

د. عز الدين حيدر<sup>1</sup>

زين العابدين نصره<sup>2</sup>

المستخلص

هدف البحث الى دراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية في سورية (من الشهر 9-2014 حتى 3-2023) من خلال تصميم نموذجين باستخدام الشبكات العصبونية وقياس دقتهما والمفاضلة بين نتائجهما والتنبؤ من خلال النموذج الافضل بتكاليف المعيشة للأسرة السورية.

تم التوصل في هذا البحث الى بناء نموذج شبكة عصبونية باستخدام شبكة دالة القاعدة الشعاعية (1-9-8) RBF، وبناء نموذج شبكة عصبونية باستخدام شبكة البيرسبترون متعدد الطبقات (1-6-8) MLP.

تبين أن متغير سعر البنزين غير المدعوم الأكثر تأثير على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية وفق النموذجين حيث تفوق نموذج MLP وأعطى نتائج أفضل وقدرة عالية في التنبؤ بتكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية وفق المعايير الإحصائية RMSE، MSE وتم اعتماده للتنبؤ بالسلسلة الزمنية لتكاليف المعيشة الغذائية الشهرية للأسرة السورية خلال الـ 12 شهر القادمة من نيسان 2023 الى اذار 2024.

**الكلمات المفتاحية:** الشبكة العصبونية ذات الانتشار العكسي، شبكة دالة القاعدة الشعاعية المشتقات النفطية، تكاليف المعيشة الغذائية.

<sup>1</sup> أستاذ في كلية الاقتصاد- جامعة تشرين- قسم الاحصاء والبرمجة.

lzeddin.hidar@tishreen.edu.sy

<sup>2</sup> طالب دكتوراه في قسم الاحصاء والبرمجة- كلية الاقتصاد- جامعة تشرين- سورية.

Zeinnassra@gmail.com.

# Using neural network models to study and predict the impact of oil derivatives prices on the food costs of living for Syrian families

Dr. Izeddin hidar<sup>1</sup>

Zain al Abedin Najdat Nasra<sup>2</sup>

## ABSTRACT:

The research aimed to study the impact of oil derivatives prices on the food costs of living in Syria (from 2014–9 to 2023–3) by designing two models using neural networks, measuring their accuracy, comparing their results, and predicting through the best model the costs of living for the Syrian family.

In this research, we have built a neural network model using the Radial Base Function network RBF (8–9–1), and built a neural network model using the multi-layer perceptron network MLP (8–6–1).

It was found that the non-subsidized gasoline price variable has the greatest impact on the food costs of living for the Syrian family according to the two models, as the MLP model excelled and gave better results and a high ability to predict the food costs of living for the Syrian family according to the statistical standards MSE and RMSE. It was adopted to predict the time series of the monthly food costs of living for the Syrian family. During the next 12 months, from April 2023 to March 2024.

**Keywords:** Back propagation neural network, radial basis function network, oil derivatives, food cost of living.

Professor at the faculty of Economics, Tishreen University, Department of <sup>1</sup> Statistics and Programming Izeddin.hidar@tishreen.edu.sy.

PhD student in the Department of Statistics and Programming, Faculty of <sup>2</sup> Economics, Tishreen University, Syria. Zeinnassra@gmail.com.

- مقدمة:

تعتبر مصادر الطاقة المتوفرة والمستخدمة في أي بلد الأساس الموجه لكل اقتصاد، لعلاقتها المباشرة بتكلفة انتاج ونقل السلع والمواد الامر الذي ينعكس بشكل مباشر على أسعار هذه السلع وعلى القدرة الشرائية للمواطن ومستوى معيشتة.

لقد ازداد الاهتمام المشتقات النفطية في السنوات الأخير على الصعيد الدولي والعالمي نظراً لاستخدامها ودخولها بكافة مجالات الحياة اليومية وأيضاً نظراً لطبيعية الحياة العصرية التي فرضت الاعتماد عليها بشكل كبير وأساسي فهي محور لكل العمليات الصناعية والزراعية والتجارية والحكومية والسياسية والاقتصادية. وتعتبر أسعار المشتقات النفطية من أكثر العوامل تأثير على النمو الاقتصادي للمجتمع بالتالي على مستوى المعيشة لأفراده.

سيتم في هذا البحث استخدام نموذجين من نماذج الشبكات العصبونية لدراسة وتحليل أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة للأسرة السورية والتنبؤ به، والوصول الى تفسير التغير في تكاليف المعيشة للأسرة السورية وفق تغير أسعار المشتقات النفطية مما يساعد في تحديد السياسات التي تسهم في خفض هذه التكاليف ورسم السياسات الاقتصادية.

2- مشكلة البحث:

يشكل قطاع المحروقات دور كبير ومهم على الوضع الاقتصادي والمالي للبلد، فإن ارتفاع أسعار المشتقات النفطية يزيد من آثار ظاهرة التضخم ويرفع معدلاتها، مما يؤدي الى صعوبة الحصول على متطلبات الحياة من السلع والخدمات مؤثرةً بذلك على تكاليف المعيشة للأسرة السورية، ومن هنا فإن مشكلة البحث الأساسية تتمثل في التساؤلات الآتية:

1- ما هو أثر ارتفاع أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة

السورية باستخدام نماذج الشبكات العصبونية؟

2- ما دقة نماذج الشبكات العصبونية في التنبؤ بتكاليف المعيشة الغذائية للأسرة

السورية؟

3- هل يمكن التنبؤ بتكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية باستخدام نماذج الشبكات العصبونية؟

### 3- أهمية البحث:

تتبع أهمية البحث من أنه يتناول أحد المواضيع الاقتصادية المهمة وهي دراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية باستخدام إحدى أساليب الذكاء الاصطناعي وهو الشبكات العصبونية التي تعتبر من التقنيات الحديثة، والاستفادة من نتائج التي تم التوصل لها ومن التنبؤات المستقبلية والتي ستسهم في تحسين عمليات اتخاذ القرارات والسياسات الاقتصادية المتبعة بما يصب في تحسين الوضع المعيشي للأسرة السورية.

### 4- أهداف البحث:

- 1- تصميم نموذجين باستخدام الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية.
- 2- قياس دقة نماذج الشبكات العصبونية المصممة لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والمفاضلة بين نتائجها.
- 3- التنبؤ بتكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية باستخدام نموذج الشبكات العصبونية.
- 4- بناء توجهات مستقبلية تسهم في تحسين الوضع المعيشي للأسرة السورية.

### 5- فرضيات البحث:

- 1- لا يوجد أثر ذو دلالة احصائية لأسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية باستخدام الشبكة العصبونية متعددة الطبقات؟
- 2- لا يوجد أثر ذو دلالة احصائية لأسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية باستخدام الشبكة العصبونية ذات دالة القاعدة الشعاعية؟
- 3- لا يوجد فروق ذات دلالة احصائية في فعالية تقدير أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية بين أسلوب الشبكات العصبونية؟

4- لا يمكن التنبؤ بتكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية لفترات القادمة بالاعتماد على نماذج الشبكات العصبونية؟

#### 6- متغيرات البحث:

○ المتغيرات المستقلة: أسعار المشتقات النفطية الشهرية بالليرات السورية (سعر البنزين المدعوم، سعر البنزين غير المدعوم، سعر مازوت مدعوم، سعر مازوت غير مدعوم، سعر الغاز المنزلي، سعر الغاز الصناعي، سعر غاز غير مدعوم منزلي، سعر غاز غير مدعوم صناعي).

○ المتغير التابع: تكلفة المعيشة الغذائية الكلية المحسوبة للعائلة السورية.

#### 7- حدود البحث:

الحدود المكانية: الجمهورية العربية السورية.  
الحدود الزمانية: خلال الفترة الممتدة (2014-2023).

#### 8- الإطار النظري:

- الشبكات العصبونية: احدى منتجات الذكاء الاصطناعي التي تضم مجموعات مترابطة من الخلايا العصبية الاصطناعية التي تحاكي عمل الشبكات العصبية البيولوجية بالمخ البشري في التعلم والتذكر والمحاكاة المنطقية المبنية على التجارب والخبرة السابقة المكتسبة، والاستفادة من إمكانيات وسرعة الحاسبات المستخدمة لتطبيق النماذج والأساليب اللامعلمية في تحليل البيانات. [1]

كما عرفها كل من Michael A. Arbib عام 1964 و Stephen Grossberg عام 1982 و Robert Hecht Nielson عام 1988 الشبكات العصبونية بأنها " تركيبات للمعالجة المتوازية الموزعة تعتمد أساساً على عنصر المعالجة القادر على العمل كذاكرة محلية مع إجراء عمليات المعالجة المختلفة والذي له ناتج واحد يتفرع إلى كثير من التفرعات التي تحمل نفس الإشارة الخارجة منه مع بقاء المعالجة محلية ، أي أنها تعتمد على القيم المدخلة وكذلك القيم المخزونة بالذاكرة المحلية لهذه العناصر الحاسوبية. [2]

## - المكونات الأساسية للشبكات العصبونية:

فيما يلي عناصر الشبكة العصبونية:

1- طبقة المدخلات Input Layer: وهي عبارة عن الطبقة الأولى والوحيدة التي لا تتم فيها أي معالجات حسابية، تغذي الشبكة بالبيانات النوعية أو الكمية من الخارج، ويكون عدد خلاياها يساوي عدد المتغيرات المدخلة (المستقلة) الممثلة للمشكلة المراد حلها، ويمكن أن تكون على صورة بيانات وصفية أو كمية أو مخرجات لوحدة معالجة أخرى أو نصوص أو صور أو أشكال.

2- الوصلات البينية (الأوزان) Weights: وهي عبارة عن ذاكرة الشبكة التي تقوم بوصل الطبقات المختلفة، تقوم بنقل البيانات أو الاشارات الموزونة بين الطبقات، وفيها يتم ضبط الأوزان، حيث أن كل عقدة لها أوزان تربطها مع طبقات سابقة وأوزان تربطها مع طبقات لاحقة، وتحتوي الشبكة على ثلاث طبقات من هذه الأوزان وهي:

- ✓ أوزان طبقة المدخلات والطبقة الخفية الأولى.

- ✓ أوزان بين الطبقات الخفية (في حال وجود أكثر من طبقة خفية).

- ✓ أوزان بين الطبقة الخفية الأخيرة وطبقة المخرجات. [3]

3- الطبقة الخفية Hidden Layer: هي طبقة تقع بين طبقتي المدخلات والمخرجات، وتتم فيها عمليات معالجة البيانات وعمليات تدريب وتعليم الشبكة، حيث تقوم بتصنيف وتمييز وتحليل المدخلات بإعطاء وزن نسبي لكل منها ومن ثم استخدام الدوال التحليلية لتعديل هذه الأوزان النسبية، وقد لا تحتوي الشبكة على أي طبقة خفية وقد تحوي على طبقة واحدة أو أكثر،

4- العقد Nodes: هي نقاط الارتباط العصبي بين مستويات الشبكة العصبية.

5- طبقة المخرجات Output Layer: وهي الطبقة الأخيرة التي يتم عبرها إخراج ناتج

الحل النهائي ويكون عدد خلاياها يساوي عدد المتغيرات الخارجة (التابعة). [4]

- الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي Back Propagation Neural Network (BPNN):

تسمى شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) Multilayer Perceptron (التراجع الخلفي للخطأ) تعد من أكثر الشبكات استخدام، تتعلم بالإشراف، لها العديد من

التطبيقات في معالجة الصور ومعالجة الإشارة والتعرف على الكلام، تهدف الشبكة الى تقليل الخطأ من خلال تعديل الأوزان، وذلك بمقارنة إخراج الشبكة الحقيقي مع الإخراج المطلوب، من أكثر الشبكات العصبونية استخداماً في مجال السلاسل الزمنية والتنبؤ، وتستخدم لحل المشاكل غير الخطية.

تقوم فكرة هذه الشبكة على استخدام القيم السابقة للسلسلة الزمنية كمدخلات للشبكة، وقيم تجميع الأوزان في الطبقة الخفية بالنسبة للمدخلات، يتم استخدام دالة التنشيط غير الخطية Sigmoid، تستقبل طبقة المخرجات مخرجات الطبقة الخفية وتطبق عليها التحويلة الخطية، ثم يتم الحصول على القيم المتنبأ بها للسلسلة الزمنية. [5]

النموذج العام لشبكة MLP الذي يستخدم في التنبؤ يعطى بالعلاقة:

$$\hat{X}(t) = w_0 + \sum_{j=1}^n w_{ifj} \left[ \sum_{i=1}^n w_{ij} x(K-1) \right] + w_{j0} \quad (1)$$

حيث: h: عدد وحدات الطبقة الخفية.

n: الأوزان بين المدخلات للطبقة الخفية وطبقة المخرجات.

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

f<sub>j</sub>( ): دالة تحفيز سيغمويد في الوحدات الخفية. [6]

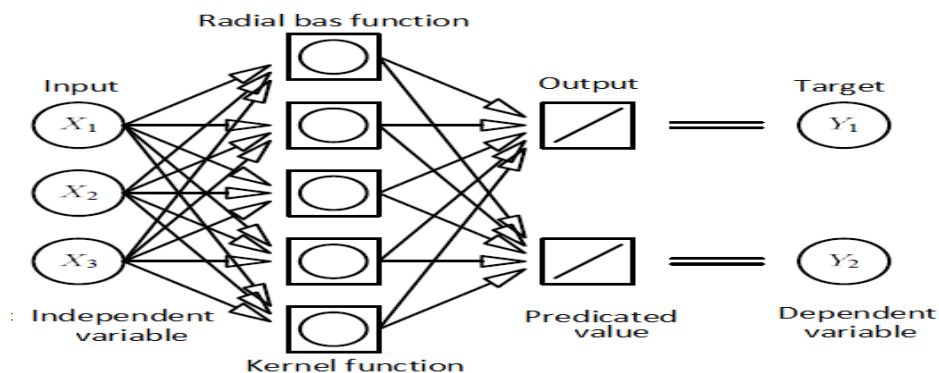
- شبكة دالة القاعدة الشعاعية (RBF) Radical Basis Function :

تم صياغة هذه الشبكة من قبل Broomhaed and lowe في عام 1988، استخدمت في العديد من المجالات في التصنيف ومراقبة النظام وكدالة تقريب التنبؤ الزمنية، [7] وتعتبر شبكة ذات تغذية أمامية، تحتوي على طبقة ادخال وطبقة اخراج و طبقة مخفية أو أكثر ودالة التنشيط غير خطية لهذه الطبقة تدعى Basis Function، تقوم هذه الشبكة بتحويل المدخلات بطريقة غير خطية، يكون التعليم بدون معلم بين طبقة الادخال والطبقة المخفية، يكون التعليم مع معلم بين طبقة المخفية والطبقة المخرجات، ويتم الاعتماد على نسبة الخطأ بالاعتماد على المخرجات، وتتميز ببساطة الدالة المستخدمة ومنحى الدالة يكون سلس وشعاعي التناظر، ولديها القدرة على التكيف والتعديل عن طريق التعلم لإيجاد دوال الربط بين المدخلات والمخرجات والوصول الى

استخدام نماذج الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والتنبؤ بها

القرار المناسب للمشكلة [5] وتكون المخرجات خطية وعبرة عن مجموع مرجح من الطبقة الخفية، [8] ويعتبر تدريب شبكة RBF أسرع من MLP وتمثيل الطبقة الخفية في RBF أسهل من تمثيلها في MLP ، وإن MLP تعطي تمثيل توزيع بشكل أفضل من RBF. [9]

الشكل رقم (1) معمارية شبكة دالة القاعدة الشعاعية



المصدر: (Sarle,1994)[10]

## 9- الدراسات السابقة:

- دراسة (ساهد وآخرون، 2014) [11] بعنوان:

'دراسة مقارنة بين الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول'

هدفت الدراسة: إلى المقارنة بين طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية وطريقة استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم للتنبؤ بأسعار البترول في الجزائر خلال 12 شهر، وتم الاعتماد على معيار متوسط القيم المطلقة لنسبة الخطأ للمفاضلة بين هاتين الطريقتين.

نتائج الدراسة: أثبتت طريقة استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم تفوقها على طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بأسعار البترول.



2- دراسة (الخَيْر، 2016) [12] بعنوان:

"أثر الدعم الحكومي لقطاع الطاقة على التنمية في سورية "

هدفت الدراسة: الى دراسة تأثير الدعم الحكومي بقطاع الطاقة في سورية على بعض مؤشرات التنمية الاقتصادية والاجتماعية (الانفاق العام، إجمالي أعداد السكان، إجمالي رواتب وأجور العاملين، الإنفاق الحكومي على قطاعي التعليم والصحة، القيمة المضافة لقطاعي الزراعة والصناعة، صادرات وواردت السلع، نصيب الفرد من النفقات النهائية لاستهلاك الأسر المعيشية) خلال الفترة 2001-2012.

نتائج الدراسة: بلغ متوسط الدعم الكلي للطاقة في سورية خلال الفترة 2001-2012، والنتائج من دعم المازوت والغاز المنزلي والكهربائي ما يقارب 117160255463.33 ليرة سورية، حيث أنّ الرقم القياسي الثابت للدعم الكلي للطاقة بالنسبة لعام 2001 أخذ اتجاهًا متزايداً بمعدلات مختلفة باستثناء العام 2002.

إنّ تأثير الدعم الحكومي على مؤشرات التنمية الاقتصادية والاجتماعية التي تناولتها الدراسة هو تأثير إيجابي باستثناء متوسط نصيب الفرد من النفقات النهائية لاستهلاك الأسر المعيشية.

- دراسة ( Yuan et al ، 2015 ) [13] في الصين بعنوان:

"The relationship among energy prices and energy consumption in China"

العلاقة بين أسعار الطاقة واستهلاك الطاقة في الصين.

هدفت الدراسة: الى دراسة العلاقة بين أسعار الطاقة في الصين واستهلاك الطاقة من خلال معادلات التكامل المشترك، ووظائف الاستجابة النبضية، والسببية، وتحليل التباين، نظراً لعدم تماشي الصين في تسعير الطاقة مع المعايير الدولية، فالحكومة هي التي تتحكم بشكل كلي أو جزئي بهذه الأسعار.

نتائج الدراسة: أظهرت علاقات التكامل المشترك بين أسعار الطاقة واستهلاك الطاقة والمخرجات الاقتصادية أن ارتفاع أسعار الطاقة سيقول من استهلاك الطاقة في القطاعات الصناعية الصينية ولكنه لن يقلل الناتج الاقتصادي على المدى الطويل.

أظهرت علاقة التكامل المشترك بين سعر الطاقة واستهلاك الطاقة المنزلية أن ارتفاع أسعار الطاقة سيقلل من استهلاك الطاقة المنزلية على المدى الطويل ويزيدها على المدى القصير.

يتعين على الحكومة الصينية تعميق إصلاح آلية تسعير الطاقة، وزيادة أسعار الطاقة بشكل معقول لتوفير الطاقة.

- دراسة ( Szoplik ،2015 ) [14] في بولندا بعنوان:

### "Forecasting of natural gas consumption with artificial neural networks"

التنبؤ باستهلاك الغاز الطبيعي باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية. هدفت الدراسة: الى تحليل التغيرات الموسمية واليومية لاستهلاك الغاز من قبل المستفيدين (الأفراد والصناعات)، وذلك من خلال دراسة الاستهلاك الشهري والاسبوعي واليومي وعدد ساعات الاستهلاك من الغاز وعوامل الطقس (درجة الحرارة) باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية.

نتائج الدراسة: بناء نموذج الشبكة العصبية (شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات MLP 1-36-22) بنجاح يمكن استخدامها للتنبؤ باستهلاك الغاز في أي يوم من أيام السنة وفي أي ساعة.

ما يميز الدراسة الحالية عن الدراسات السابقة هو دراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة للأسرة السورية والتنبؤ به باستخدام الشبكات العصبونية كأسلوب حديث ومتطور.

### 10- منهجية البحث:

تم في هذا البحث الاعتماد على المنهج الوصفي لوصف الظاهرة المدروسة والتعرف على واقع أسعار المشتقات النفطية و تكاليف المعيشة للأسرة السورية واستخدام أسلوب نماذج الشبكات العصبونية لإيجاد العلاقة بين أسعار المشتقات النفطية و تكاليف المعيشة للأسرة السورية بالاستعانة بالبرنامج الاحصائي SPSS، وذلك بالاعتماد على البيانات المنشورة من قبل المجموعة الإحصائية السورية و تقاريرها، والمكتب المركزي

للإحصاء، ونشرات الأسعار في مديرية التموين وحماية المستهلك، والشركة السورية لتخزين وتوزيع المحروقات في اللاذقية سادكوب ومديرية المالية في سورية للفترة (2014-2023).

## 11- الاطار العملي:

أولاً: بناء نموذج التنبؤ باستخدام الشبكة العصبية ذات الدالة الشعاعية:

تم استخدام شبكة دالة القاعدة الشعاعية RBF لبناء نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية لتحليل الانحدار للبيانات.

- معمارية نموذج الشبكات العصبونية:

تتمثل معمارية نموذج الشبكات العصبونية (1-9-8) RBF كما يلي:

عقد المدخلات: يتكون النموذج من 8 عقد وهي التي تمثل المتغيرات المستقلة على أساس البيانات التي تم اعدادها.

(أسعار حوامل الطاقة باللييرة السورية)

X1: سعر البنزين المدعوم. X2: سعر البنزين غير المدعوم. X3: سعر مازوت مدعوم.

X4: سعر مازوت غير مدعوم. X5: سعر الغاز المنزلي. X6: سعر الغاز الصناعي.

X7: سعر غاز غير مدعوم منزلي. X8: سعر غاز غير مدعوم صناعي.

عقد الطبقات الخفية: تتمثل الطبقة الخفية في 9 عقد في الطبقة الخفية الواحدة، وهذا العدد نستطيع تحديده أو يحدده البرنامج المستخدم حسب احتياجات التدريب، وبناء على قدرته على التعرف على البيانات.

عقد طبقة الخرج: تتمثل المخرجات في  $y$ : تكلفة المعيشة الغذائية الشهرية الكلية للعائلة السورية المكونة من خمسة أفراد باللييرة السورية.

استخدام نماذج الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والتنبؤ بها

جدول رقم (1) الأسعار الشهرية للمشتقات النفطية في سورية وتكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية للفترة (2020-2023)

الشهر والعام	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	Y
2014	115	115	80	80	1283	1283	1283	1283	28048
2015	150	150	125	125	1783	1783	1783	1783	38359
2016	195	195	180	180	2500	2500	2500	2500	54955
2017	225	225	180	300	5000	2500	5000	2500	66365
2018	225	225	180	300	5500	2500	5500	2500	80585
2019	275	275	180	300	6000	2650	6000	2650	120820
1 - 2020	220	420	180	293	6000	2650	6000	2650	223105
3 - 2020	250	420	180	293	6000	2650	6000	2650	223105
10 - 2020	450	650	180	650	6000	2650	6000	2650	223105
1 - 2021	470	670	180	650	6000	2650	6000	2650	437750
3 - 2021	750	750	180	650	9200	3850	9200	3850	437750
8 - 2021	750	750	500	650	9200	3850	9200	3850	437750
10 - 2021	750	750	500	650	49000	30600	9200	3850	437750
12 - 2021	1100	2500	500	1700	49000	30600	42800	9991	437750
5 - 2022	1100	2500	500	2500	49000	30600	42800	9991	567140
6 - 2022	1100	3500	500	2500	49000	30600	42800	9991	567140
8 - 2022	2500	4000	500	2500	49000	30600	42800	9991	567140
12 - 2022	3000	4900	700	3000	49000	30600	42800	9991	567140
2 - 2023	3000	4900	700	5400	49000	30600	42800	9991	566450
3 - 2023	3000	4900	700	5400	51000	32000	45000	11500	566450

المصدر: المجموعة الإحصائية السورية - مديرية التميمين وحماية المستهلك - الشركة

السورية لتخزين وتوزيع المحروقات في اللاذقية سادكوب

نتائج تحليل الشبكة العصبونية:

جدول رقم (2) بيانات التدريب والاختبار المستخدمة في الشبكة

	N	Percent
Sample Training	71	68.9%
Testing	32	31.1%
Valid	103	100.0%
Total	103	

المصدر: مخرجات برنامج spss

تم استخدام جميع البيانات بنسبة 100% حيث استخدم 71 عينة في تدريب الشبكة بنسبة 68.9% من البيانات و 32 عينة في اختبار الشبكة بنسبة 31.1% من البيانات.

جدول رقم (3) مكونات الشبكة العصبونية

**Network Information**

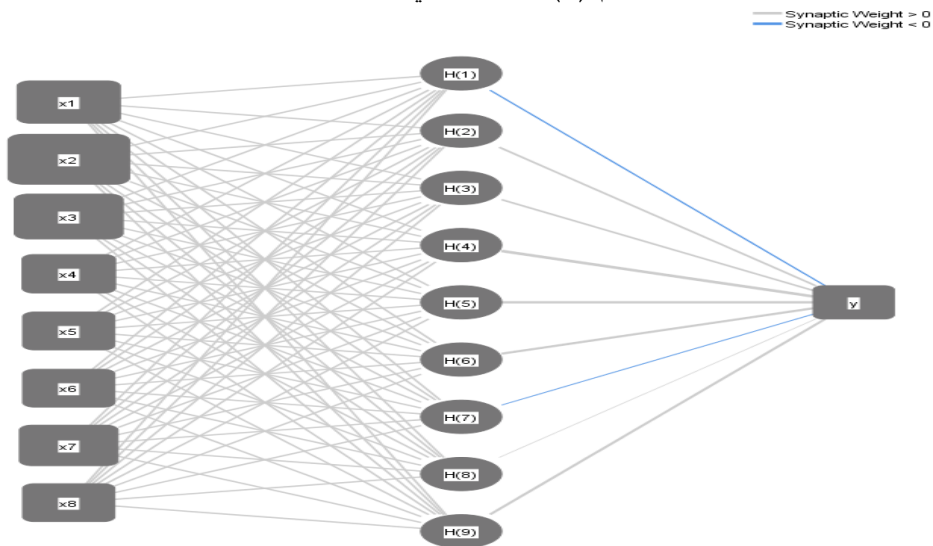
Input Layer	Covariates	1	بنزين مدعوم
		2	بنزين غير مدعوم
		3	مازوت مدعوم
		4	مازوت غير مدعوم
		5	غاز منزلي
		6	غاز صناعي
		7	غاز منزلي غير مدعوم
		8	غاز صناعي غير مدعوم
	Number of Units		8
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
Hidden Layer	Number of Units		9 <sup>a</sup>
	Activation Function		Softmax
Output Layer	Dependent Variables	1	تكلفة السلعة الغذائية
	Number of Units		1
	Rescaling Method for Scale Dependents		Standardized
	Activation Function		Identity
	Error Function		Sum of Squares

a. Determined by the testing data criterion: The "best" number of hidden units is the one that yields the smallest error in the testing data.

المصدر: مخرجات برنامج spss

الجدول السابق يوضح مكونات الشبكة العصبونية حيث تتكون طبقة المدخلات من ثمانية متغيرات مستقلة، اما الطبقة الخفية تتكون من طبقة خفية واحدة تحوي تسع عصبونات (وحدات معالجة) ودالة التنشيط هي Softmax وهي الدالة اللوجستية، والطبقة الأخيرة طبقة المخرجات تتكون من عقدة واحدة ودالة التنشيط المستخدمة فيها هي Identity.

الشكل رقم (2) الشكل البياني للشبكة العصبونية



Hidden layer activation function: Softmax  
Output layer activation function: Identity

المصدر: مخرجات برنامج spss

الشكل السابق يحوي ثماني عقد في طبقة المدخلات بالإضافة الى الثابت Bias وتسع عقد خفية في الطبقة الخفية بالإضافة الى الثابت Bias وطبقة واحدة في طبقة المخرجات.

جدول رقم (4) ملخص عملية تدريب واختبار الشبكة العصبونية

#### Model Summary

Training	Sum of Squares Error	1.203
	Relative Error	.034
	Training Time	0:00:00.02
Testing	Sum of Squares Error	.878 <sup>a</sup>
	Relative Error	.047

Dependent Variable: تكلفة السلّة الغذائية

المصدر: مخرجات برنامج spss

من الجدول رقم (4) يتضح لنا أن مجموع مربعات الأخطاء في عينة التدريب 1.203 ونسبة توقع الخطأ فيها 0.034، بينما كانت مجموع مربعات الأخطاء في عينة الاختبار

0.878 ونسبة توقع الخطأ فيها 0.047، وهذه النسب صغيرة مما يدل على جودة النموذج.

جدول رقم (5) تقديرات المعلمات في الشبكة العصبونية Parameter Estimates

		Hidden Layer <sup>a</sup>									Output Layer
		H(1)	H(2)	H(3)	H(4)	H(5)	H(6)	H(7)	H(8)	H(9)	y
Input Layer	x1	-0.526	.322	.322	2.801	3.509	.818	-0.429	-0.265	.222	
	x2	-0.521	-0.037	-0.037	2.594	3.322	1.582	-0.435	-0.221	-0.053	
	x3	-0.702	1.817	1.817	1.817	3.172	1.817	-0.351	-0.351	-0.351	
	x4	-0.607	.078	.078	2.507	3.164	1.719	-0.422	-0.182	.078	
	x5	-0.692	.131	.131	2.392	2.392	2.392	-0.351	-0.311	.020	
	x6	-0.582	-0.081	-0.081	2.429	2.429	2.429	-0.383	-0.320	-0.141	
	x7	-0.519	-0.310	2.199	2.199	2.199	2.199	-0.432	-0.422	-0.338	
	x8	-0.583	-0.184	2.190	2.190	2.190	2.190	-0.424	-0.374	-0.231	
Hidden Unit Width		.061	.053	.053	.053	.053	.314	.053	.146	.161	
Hidden Layer	H(1)										-0.795
	H(2)										1.301
	H(3)										1.301
	H(4)										1.986
	H(5)										1.985
	H(6)										1.815
	H(7)										-0.766
	H(8)										.090
	H(9)										1.338

a. Displays the center vector for each hidden unit.

المصدر: مخرجات برنامج spss

الجدول السابق يظهر الأوزان المتشابهة بين العقد في طبقة المدخلات والعقد في الطبقة الخفية، وبين العقد في طبقة الخفية والعقد في طبقة المخرجات فالوزن بين عقدة المتغير الأول X1 والعقدة الأولى في الطبقة الخفية يساوي -0.526، والوزن بين العقدة الأولى في الطبقة الخفية وعقدة المخرجات تساوي -0.795.

التنبؤ باستخدام طبقة المدخلات والطبقة الخفية وطبقة المخرجات كالتالي:

$$H(1:1) = -0.526 X_1 - 0.521 X_2 - 0.702 X_3 - 0.607 X_4 - 0.692 X_5 - 0.582 X_6 - 0.519 X_7 - 0.583 X_8$$

$$H(1:2) = +0.322 X_1 - 0.037 X_2 + 1.817 X_3 + 0.078 X_4 + 0.131 X_5 - 0.081 X_6 - 0.310 X_7 - 0.184 X_8$$

$$H(1:3) = +0.322 X_1 - 0.037 X_2 + 1.817 X_3 + 0.078 X_4 + 0.131 X_5 - 0.081 X_6 + 2.199 X_7 + 2.190 X_8$$

$$H(1:4) = 2.801 X_1 + 2.594 X_2 + 1.817 X_3 + 2.507 X_4 + 2.392 X_5 + 2.429 X_6 + 2.199 X_7 + 2.190 X_8$$

$$H(1:5) = 3.509 X_1 + 3.322 X_2 + 3.172 X_3 + 3.164 X_4 + 2.392 X_5 + 2.429 X_6 + 2.199 X_7 + 2.190 X_8$$

$$H(1:6) = +0.818 X_1 + 1.582 X_2 + 1.817 X_3 + 1.719 X_4 + 2.392 X_5 + 2.429 X_6 + 2.199 X_7 + 2.190 X_8$$

$$H(1:7) = -0.429 X_1 - 0.435 X_2 - 0.351 X_3 - 0.422 X_4 - 0.351 X_5 - 0.383 X_6 - 0.432 X_7 - 0.424 X_8$$

$$H(1:8) = -0.265 X_1 - 0.221 X_2 - 0.351 X_3 - 0.182 X_4 - 0.311 X_5 - 0.320 X_6 - 0.422 X_7 - 0.374 X_8$$

$$H(1:9) = 0.222 X_1 - 0.053 X_2 - 0.351 X_3 + 0.078 X_4 + 0.020 X_5 - 0.141 X_6 - 0.338 X_7 - 0.231 X_8$$

$$Y = -0.795 H(1:1) + 1.301 H(1:2) + 1.301 H(1:3) + 1.986 H(1:4) + 1.985 H(1:5) + 1.815 H(1:6) - 0.766 H(1:7) + 0.090 H(1:8) + 1.338 H(1:9)$$



جدول رقم (6) الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة

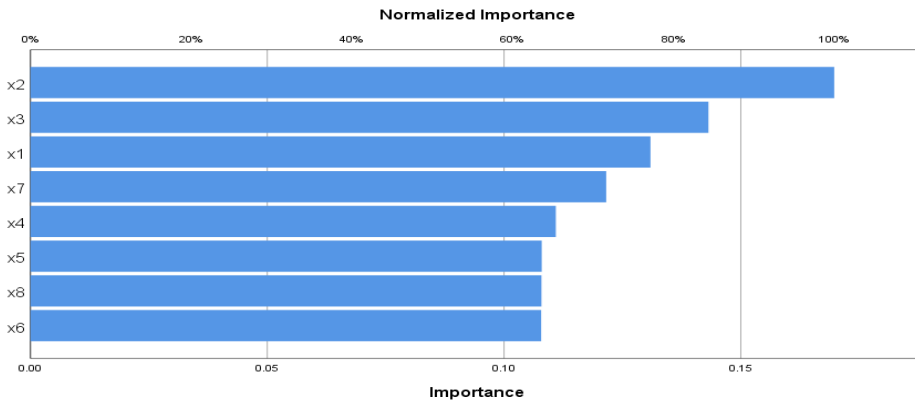
**Independent Variable Importance**

	Importance	Normalized Importance
بنزين مدعوم	.131	77.1%
بنزين غير مدعوم	.170	100.0%
مازوت مدعوم	.143	84.4%
مازوت غير مدعوم	.111	65.4%
غاز منزلي	.108	63.6%
غاز صناعي	.108	63.5%
غاز منزلي غير مدعوم	.122	71.6%
غاز صناعي غير مدعوم	.108	63.6%

المصدر: مخرجات برنامج spss

من الجدول رقم (6) نستطيع تحديد الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة في تأثيرها على المتغير التابع.

الشكل رقم (3) التمثيل البياني للأهمية النسبية لمتغيرات الشبكة



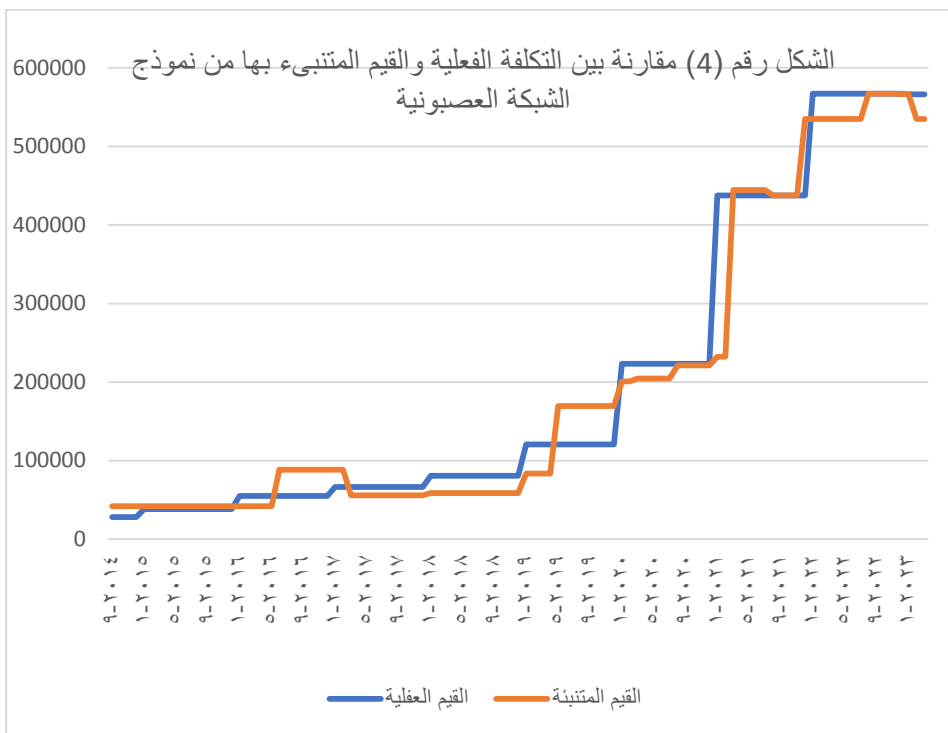
المصدر: مخرجات برنامج spss

من خلال الجدول رقم (6) والرسم البياني رقم (3) يتبين لنا أهم المتغيرات المستقلة التي تؤثر على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية وبالتالي على مستوى المعيشة، فنجد أن متغير سعر البنزين غير المدعوم له أعلى نسبة أهمية بين المتغيرات بنسبة 100%، مما يدل على أنه أكثر المتغيرات تأثيراً على تكاليف المعيشة الغذائية، يليه متغير سعر

استخدام نماذج الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والتنبؤ بها

مازوت مدعوم بنسبة 84.4%، يليه متغير سعر البنزين المدعوم بنسبة 77.1%، يليه متغير سعر الغاز المنزلي غير المدعوم بنسبة 71.6%، يليه متغير سعر المازوت غير المدعوم بنسبة 65.4%، يليه متغير سعر الغاز منزلي وسعر الغاز الصناعي غير المدعوم 63.6%، يليه متغير سعر غاز صناعي بنسبة 63.3%.

وفيما يلي تمثيل بياني يوضح قيمة Y الفعلية مقارنة ب Y المتنبئ بها من نموذج الشبكة العصبونية:



المصدر: من اعداد الباحث اعتماد على word

نلاحظ من خلال الشكل البياني السابق اقتراب القيم المقدره بها من خلال نموذج الشبكة العصبونية من القيم الفعلية لمعظم سنوات الدراسة، وهذا يدل على جودة الشبكة العصبونية.

ثانياً: بناء نموذج التنبؤ باستخدام الشبكة العصبية البيروسترون متعدد الطبقات:

تم استخدام شبكة البيروسترون متعدد الطبقات MLP لبناء نموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية لتحليل الانحدار للبيانات.

- معمارية نموذج الشبكات العصبونية:

تتمثل معمارية نموذج الشبكات العصبونية (1-6-8) MLP كما يلي:

عقد المدخلات: يتكون النموذج من 8 عقد وهي التي تمثل المتغيرات المستقلة على أساس البيانات التي تم اعدادها.

عقد الطبقات الخفية: تتمثل الطبقة الخفية في 6 عقد في الطبقة الخفية الواحدة، وهذا العدد نستطيع تحديده أو يحدده البرنامج المستخدم حسب احتياجات التدريب، وبناء على قدرته على التعرف على البيانات.

عقد طبقة الخرج: تتمثل المخرجات في  $y$ : تكلفة المعيشة الغذائية الكلية للعائلة السورية بالليرة السورية.

- نتائج تحليل الشبكة العصبونية:

جدول رقم (7) البيانات التدريب والاختبار المستخدمة في الشبكة

### Case Processing Summary

		N	Percent
Sample	Training	71	68.9%
	Testing	32	31.1%
Valid		103	100.0%
Excluded		0	
Total		103	

المصدر: مخرجات برنامج spss

تم استخدام جميع البيانات بنسبة 100% حيث استخدم 71 عينة في تدريب الشبكة بنسبة 68.9% من البيانات و 32 عينة في اختبار الشبكة بنسبة 31.1% من البيانات.

استخدام نماذج الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والتنبؤ بها

جدول رقم (8) مكونات الشبكة العصبونية

**Network Information**

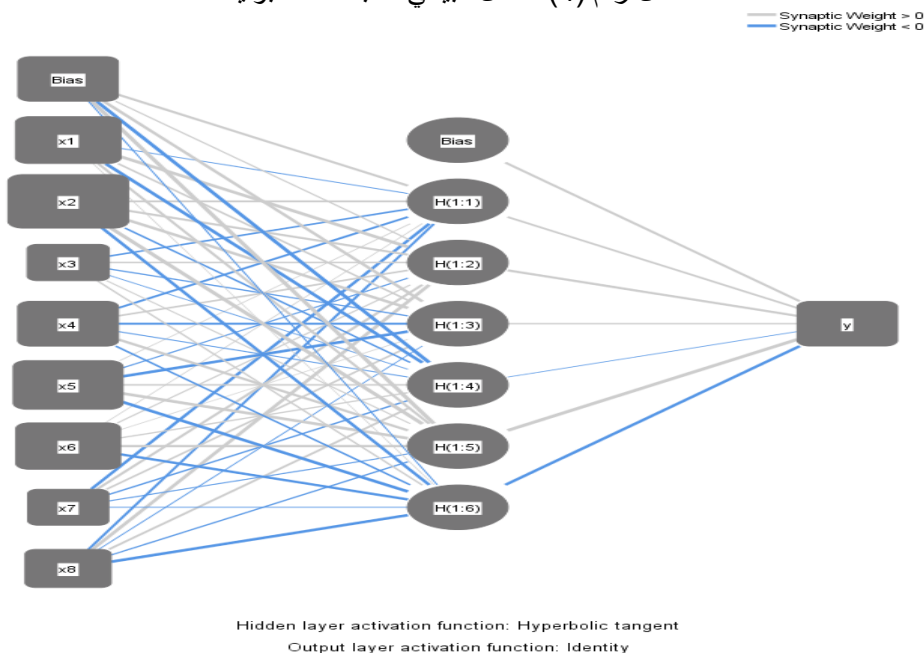
Input Layer	Covariates	1	بنزين مدعوم
		2	بنزين غير مدعوم
		3	مازوت مدعوم
		4	مازوت غير مدعوم
		5	غاز منزلي
		6	غاز صناعي
		7	غاز منزلي غير مدعوم
		8	غاز صناعي غير مدعوم
	Number of Units <sup>a</sup>		8
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1 <sup>a</sup>		6
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	تكلفة السلّة الغذائية
	Number of Units		1
	Rescaling Method for Scale Dependents		Standardized
	Activation Function		Identity
	Error Function		Sum of Squares

a. Excluding the bias unit

المصدر: مخرجات برنامج spss

الجدول السابق يوضح مكونات الشبكة العصبونية حيث تتكون طبقة المدخلات من ثماني متغيرات مستقلة، أما الطبقة الخفية تتكون من طبقة خفية واحدة تحوي ست عصبونات (وحدات معالجة) إضافة الى حد التحيز Bias ودالة التنشيط هي Hyperbolic tangent، والطبقة الأخيرة طبقة المخرجات تتكون من عقدة واحدة ودالة التنشيط المستخدمة فيها هي Identity.

الشكل رقم (4) الشكل البياني للشبكة العصبونية



المصدر: مخرجات برنامج spss  
الشكل السابق يحوي ثماني عقد في طبقة المدخلات بالإضافة الى الثابت Bias وستة عقد خفية في الطبقة الخفية بالإضافة الى الثابت Bias وطبقة واحدة في طبقة المخرجات.

جدول رقم (9) ملخص عملية تدريب واختبار الشبكة العصبونية

### Model Summary

Training	Sum of Squares Error	1.304
	Relative Error	.037
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error <sup>a</sup>
	Training Time	0:00:00.00
Testing	Sum of Squares Error	.660
	Relative Error	.035

Dependent Variable: تكلفة السلة الغذائية

a. Error computations are based on the testing sample.

المصدر: مخرجات برنامج spss

استخدام نماذج الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والتنبؤ بها

من الجدول رقم (9) يتضح لنا أن مجموع مربعات الأخطاء في عينة التدريب 1.304 ونسبة توقع الخطأ فيها 0.037، بينما كانت مجموع مربعات الأخطاء في عينة الاختبار 0.660 ونسبة توقع الخطأ فيها 0.035، وهذه النسب صغيرة مما يدل على جودة النموذج.

جدول رقم (10) تقديرات المعلمات في الشبكة العصبونية

### Parameter Estimates

Predictor	Predicted						Output Layer y
	Hidden Layer 1						
	H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	H(1:5)	H(1:6)	
Input Layer (Bias)	.352	.122	.414	-.468	.610	-.062	
x1	-.059	.812	.219	-.448	.300	.001	
x2	.309	.329	.460	-.180	1.026	-.371	
x3	-.255	.184	-.129	-.051	.093	.149	
x4	-.298	.266	-.322	-.070	.406	-.211	
x5	.014	-.102	-.509	.260	.793	-.560	
x6	.012	.119	.006	.143	.440	-.419	
x7	-.361	.320	.239	-.160	-.078	-.057	
x8	-.276	.447	-.054	.296	-.129	-.483	
Hidden Layer 1 (Bias)							.321
H(1:1)							.288
H(1:2)							.363
H(1:3)							.165
H(1:4)							-.029
H(1:5)							1.086
H(1:6)							-.427

المصدر: مخرجات برنامج spss

الجدول السابق يظهر الاوزان المتشابهة بين العقد في طبقة المدخلات والعقد في الطبقة الخفية، وبين العقد في طبقة الخفية والعقد في طبقة المخرجات فالوزن بين عقدة المتغير الأول X1 والعقدة الأولى في الطبقة الخفية يساوي -0.035، والوزن بين العقدة الأولى في الطبقة الخفية وعقدة المخرجات تساوي 0.321.

التنبؤ باستخدام طبقة المدخلات والطبقة الخفية وطبقة المخرجات كالتالي:

$$H(1:1) = 0.352 - 0.059 X_1 + 0.309 X_2 - 0.255 X_3 - 0.298 X_4 + 0.014$$

$$X_5 + 0.012 X_6 - 0.361 X_7 - 0.276 X_8$$

$$H(1:2) = 0.122 + 0.812 X_1 + 0.329 X_2 + 0.184 X_3 + 0.266 X_4 - 0.102$$

$$X_5 + 0.119 X_6 + 0.320 X_7 + 0.447 X_8$$

$$H(1:3) = 0.414 + 0.219 X_1 + 0.640 X_2 - 0.129 X_3 - 0.322 X_4 - 0.509$$

$$X_5 + 0.006 X_6 + 0.239 X_7 - 0.054 X_8$$

$$H(1:4) = -0.468 - 0.448 X_1 - 0.180 X_2 - 0.051 X_3 - 0.070$$

$$X_4 + 0.260 X_5 + 0.143 X_6 - 0.160 X_7 + 0.296 X_8$$

$$H(1:5) = 0.610 + 0.300 X_1 + 1.206 X_2 + 0.093 X_3 + 0.406 X_4 + 0.793$$

$$X_5 + 0.440 X_6 - 0.078 X_7 - 0.129 X_8$$

$$H(1:6) = -0.062 + 0.001 X_1 - 0.371 X_2 + 0.149 X_3 - 0.211 X_4 -$$

$$0.560 X_5 - 0.419 X_6 - 0.57 X_7 - 0.483 X_8$$

$$Y = 0.321 + 0.288 H(1:1) + 0.363 H(1:2) + 0.165 H(1:3) - 0.029$$

$$H(1:4) + 1.089 H(1:5) - 0.427 H(1:6)$$

استخدام نماذج الشبكات العصبونية لدراسة أثر أسعار المشتقات النفطية على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية والتنبؤ بها

جدول رقم (11) الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة

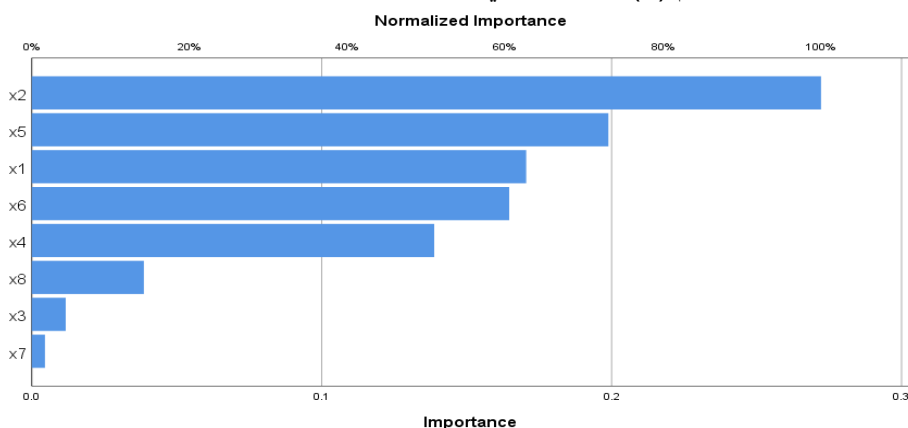
**Independent Variable Importance**

	Importance	Normalized Importance
بنزين مدعوم	.171	62.6%
بنزين غير مدعوم	.272	100.0%
مازوت مدعوم	.012	4.3%
مازوت غير مدعوم	.139	51.0%
غاز منزلي	.199	73.1%
غاز صناعي	.165	60.5%
غاز منزلي غير مدعوم	.005	1.7%
غاز صناعي غير مدعوم	.039	14.2%

المصدر: مخرجات برنامج spss

من الجدول رقم (11) نستطيع تحديد الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة في تأثيرها على المتغير التابع.

الشكل رقم (5) التمثيل البياني للأهمية النسبية لمتغيرات الشبكة



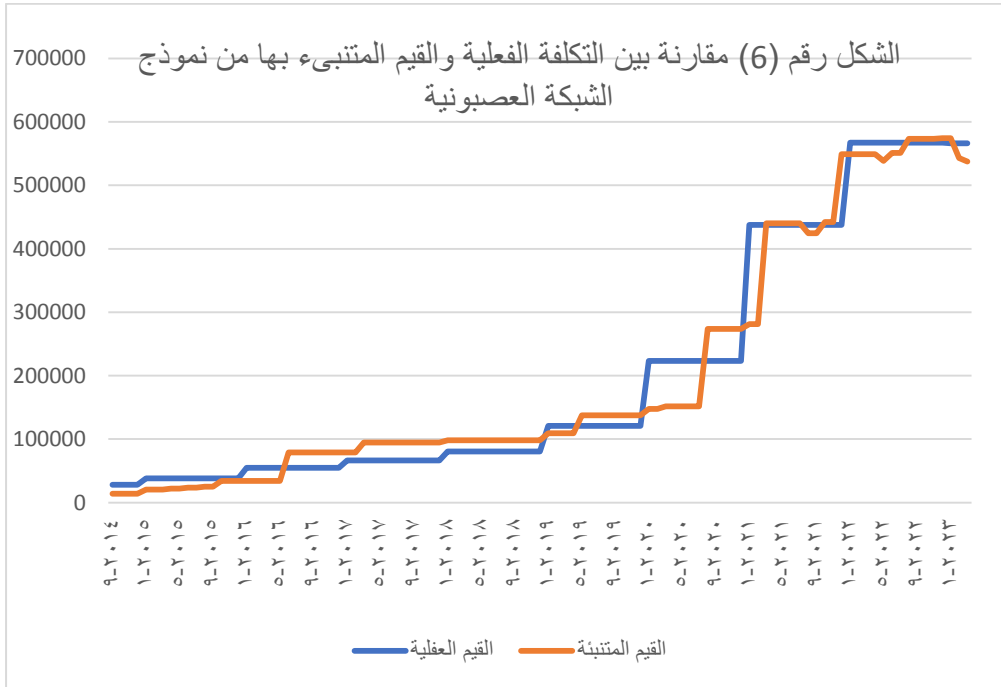
المصدر: مخرجات برنامج spss

من خلال الجدول رقم (11) والرسم البياني رقم (5) يتبين لنا أهم المتغيرات المستقلة التي تؤثر على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية وبالتالي على مستوى المعيشة، فنجد أن متغير سعر البنزين غير المدعوم له أعلى نسبة أهمية بين المتغيرات بنسبة 100%، مما يدل على أنه أكثر المتغيرات تأثيراً على تكاليف المعيشة الغذائية، يليه



متغير سعر الغاز المنزلي بنسبة 73.1%، يليه متغير سعر البنزين المدعوم بنسبة 62.6%، يليه متغير سعر الغاز الصناعي بنسبة 60.5%، يليه متغير سعر المازوت غير المدعوم بنسبة 51%، يليه متغير سعر الغاز الصناعي غير المدعوم 14.2%، يليه متغير سعر المازوت المدعوم بنسبة 4.3%، يليه متغير سعر الغاز المنزلي غير المدعوم بنسبة 1.7%.

وفيما يلي تمثيل بياني بالخطوط المقارنة بين التكلفة الفعلية والمنتبئ بها من نموذج الشبكة العصبونية:

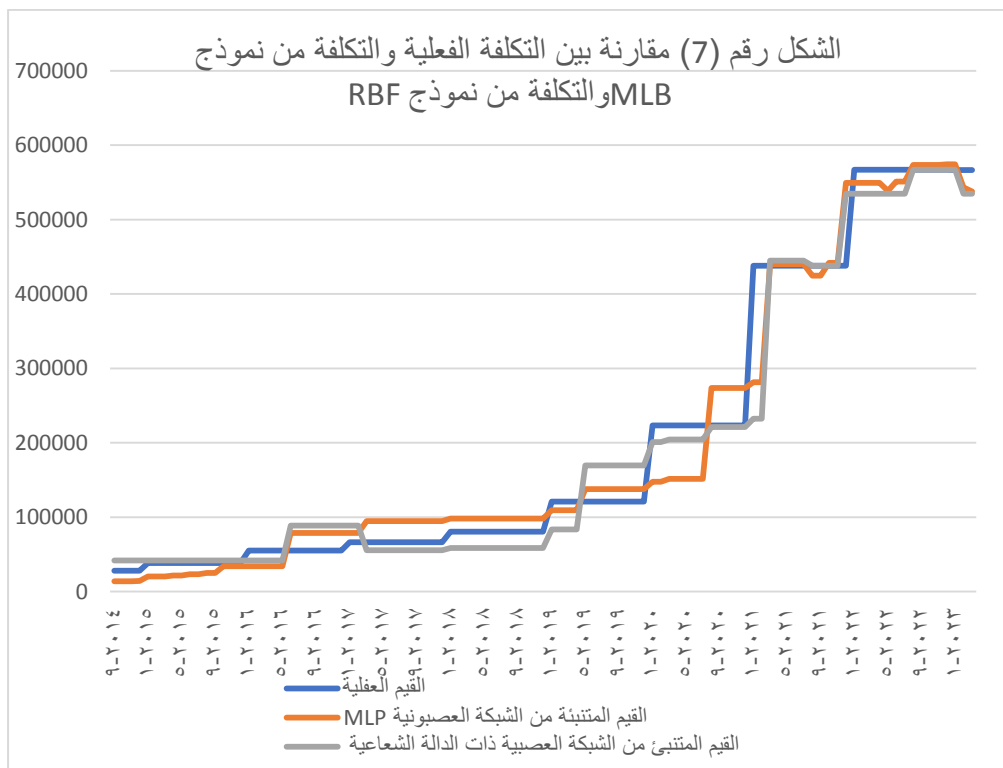


المصدر: من اعداد الباحث اعتماد على word

نلاحظ من خلال الشكل البياني السابق اقتراب القيم المقدره بها من خلال نموذج الشبكة العصبونية من القيم الفعلية لمعظم سنوات الدراسة، وهذا يدل على جودة الشبكة العصبونية.

- المقارنة بين نتائج النموذجين:

فيما يلي تمثيل بياني بالخطوط للمقارنة بين القيم الحقيقية والمقدرة من نموذج MLB ونموذج RBF:



المصدر: من اعداد الباحث اعتماد على word

نلاحظ من الجدول السابق اختلاف نتائج شبكة MLP عن نتائج شبكة RBF، حيث نجد أن مدى انخفاض الفروق بين القيم الفعلية والقيم التنبؤية من خلال شبكة MLP في معظم السنوات بالمقارنة بالقيم المقدرة من شبكة RBF.

جدول رقم (12) المقارنة بين نموذج MLB ونموذج RBF

شبكة MLP	شبكة RBF	وجه المقارنة
1- سعر البنزين غير المدعوم. 2- سعر الغاز المنزلي. 3- سعر البنزين المدعوم. 4- سعر الغاز الصناعي. 5- سعر المازوت غير المدعوم.	1- سعر البنزين غير المدعوم. 2- سعر المازوت المدعوم. 3- سعر البنزين المدعوم. 4- سعر غاز منزلي غير مدعوم. 5- سعر المازوت غير المدعوم.	العوامل الأكثر تأثير في المتغير التابع
1365006777	1445022906	MSE
36945.99812	38013.45691	RMSE

المصدر: من اعداد الباحث

من خلال الجدول رقم (12) نجد أن شبكة MLP أفضل من شبكة RBF وفق المعايير الإحصائية المدرجة في الجدول السابق حيث وجدنا أن شبكة MLP أكثر دقة بحسب القيم المتنبئة وأقل MSE, RMSE.

- التنبؤ: بناءً على ما سبق سنقوم بالتنبؤ بالقيم المستقبلية لتكلفة المعيشة الغذائية الكلية للعائلة السورية لاثني عشر شهر قادم وفق نموذج شبكة MLP.

جدول رقم (13) القيم المتنبأ بها لاثني عشر شهر قادمة باستخدام نموذج شبكة MLP

التاريخ	القيم التنبؤية المستقبلية	الحد الأدنى لمجال الثقة	الحد الأعلى لمجال الثقة
01/04/2023	537679.66	537679.66	537679.66
01/05/2023	544835.2806	499605.24	590065.33
01/06/2023	550497.8939	489616.82	611378.96
01/07/2023	556160.5071	482873.81	629447.21
01/08/2023	561823.1204	477923.96	645722.28
01/09/2023	567485.7337	474153.56	660817.91
01/10/2023	573148.347	471234.56	675062.14
01/11/2023	578810.9603	468967.20	688654.72
01/12/2023	584473.5735	467219.18	701727.96
01/01/2024	590136.1868	465897.53	714374.85
01/02/2024	595798.8001	464933.93	726663.67
01/03/2024	601461.4134	464276.48	738646.35

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على برنامج excel

نلاحظ من الجدول رقم (13) توقع تزايد مستمر في تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية في الأشهر القادمة.

## 12- النتائج:

- تم بناء نموذج الشبكات العصبونية باستخدام شبكة دالة القاعدة الشعاعية RBF (1-9-8)، والذي تكونت معماريته من ثلاث طبقات وهي: طبقة مدخلات (ثمانية متغيرات وهي أسعار حوامل الطاقة)، طبقة خفية (تسع عقد)، وطبقة مخرجات (عقدة واحدة تكلفة المعيشة الغذائية للأسرة الشهرية) ، وبلغت قيمة متوسط مربع الخطأ للنموذج المقدر تساوي 1445022906، وكان متغير سعر البنزين غير المدعوم الأكثر تأثير على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية، يليه سعر المازوت المدعوم، ثم سعر البنزين المدعوم، ثم سعر غاز منزلي غير مدعوم ، ثم سعر المازوت غير المدعوم، وذلك وفق نموذج الشبكات العصبونية باعتماد الأسعار الشهرية بالليرة السورية للفترة (9-2014 الى 3-2023).

- تم بناء نموذج الشبكات العصبونية باستخدام شبكة البيرسبترون متعدد الطبقات (1-6-8) MLP والذي تكونت معماريته من ثلاث طبقات وهي: طبقة مدخلات (ثمانية متغيرات وهي أسعار حوامل الطاقة)، طبقة خفية (ستة عقد)، وطبقة مخرجات (عقدة واحدة تكلفة المعيشة الغذائية للأسرة الشهرية) ، وبلغت قيمة متوسط مربع الخطأ للنموذج المقدر تساوي 1365006777، وكان متغير سعر البنزين غير المدعوم الأكثر تأثير على تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية، يليه سعر الغاز المنزلي، ثم سعر البنزين المدعوم، ثم سعر الغاز الصناعي، ثم سعر المازوت غير المدعوم، وذلك وفق نموذج الشبكات العصبونية باعتماد الأسعار الشهرية بالليرة السورية للفترة (9-2014 الى 3-2023).

- تفوق نموذج الشبكات العصبونية باستخدام شبكة البيرسبوترون متعدد الطبقات (1-6-8) MLP على نموذج الشبكات العصبونية باستخدام شبكة دالة القاعدة الشعاعية (1-9-8) RBF، حيث أعطى نتائج أفضل وقدرة عالية في التنبؤ بتكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية وفق المعايير الإحصائية MSE, RMSE وتم اعتماده للتنبؤ بالسلسلة الزمنية لتكاليف المعيشة الغذائية الشهرية للأسرة السورية وتم التنبؤ من خلاله ل 12 شهر قادم من نيسان 2023 الى اذار 2024.

- تزايد تكاليف المعيشة للأسرة السورية في الأشهر القادمة.

### 13- التوصيات:

- القيام بالعديد من الأبحاث المتعلقة بأثر أسعار حوامل الطاقة في مجالات أخرى على مستوى المعيشة نظراً لأهميتها.

- الاستفادة من النموذج الذي تم التوصل اليه عند القيام بدراسات الاقتصادية للتوقعات المستقبلية المتعلقة بأسعار حوامل الطاقة ومستوى المعيشة بما ينعكس إيجاباً على تقليل تكاليف المعيشة الغذائية للأسرة السورية وبالتالي تحسن المستوى المعيشي للأسرة السورية.

- استخدام نماذج هجينة مع الشبكات العصبونية في دراسة تغيرات أسعار المشتقات النفطية وتكاليف المعيشة.

#### 14- المراجع:

##### -المراجع باللغة العربية:

- [5]- أمينة، دربال. (2014). محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي. رسالة دكتوراه، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة أبي بكر بلقايد- تلمسان: الجزائر.
- [6]- أحمد، إبراهيم محمد إبراهيم. (2015). دراسة مقارنة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات باستخدام نموذجي دالة التحويل والشبكات العصبية الاصطناعية. رسالة دكتوراه، كلية الدراسات العليا، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا: السودان.
- [3]- الحسيني، هدى؛ المعموري، علي. (2015). استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تطوير دور مراقب الحسابات في اكتشاف الاخطاء الجوهرية: بحث تطبيقي في الشركة العامة للصناعات الكهربائية وشركة نصر العامة للصناعات الميكانيكية. مجلة دراسات محاسبية ومالية، العراق، 31(74)، 10-121.
- [12]- الخير، سارة. (2016). أثر الدعم الحكومي لقطاع الطاقة على التنمية في سورية. رسالة ماجستير. كلية الاقتصاد، جامعة تشرين: سورية.
- [11]- ساهد، عبد القادر؛ مكديش، محمد. (2014). دراسة مقارنة بين الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول. مجلة الباحث، الجزائر، (14)، 109-122.
- [2]- الشرقاوي، محمد علي. 1996 - الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية. مصر: مطبعة المكتب المصري الحديث.
- [9]- عاشور، مروان عبد الحميد. (2020). نماذج متعدد المتغيرات باستعمال الشبكات العصبية الاحصائية. مجلة اتحاد الاحصائيين العرب، 5(1)، 188-198.
- [1]- مرهج، منذر. (2015). التنبؤ بقيم سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية واتجاهاتها. مجلة جامعة تشرين، سورية، 35(5)، 243-260.

[5]- Amina, Darbal. (2014). Trying to predict Arab financial market indicators using standard models. Case study: Dubai Financial Market Index. Doctoral dissertation, Faculty of Economic, Commercial and Management Sciences, Abu Bakr Belkaid University - Tlemcen: Algeria. (In Arabic)

[6]- Ahmed, Ibrahim Muhammad Ibrahim. (2015). A comparative study of multivariate time series forecasting using transfer function models and artificial neural networks. Doctoral dissertation, College of Graduate Studies, Sudan University of Science and Technology: Sudan. (In Arabic)

[9]- Ashour, Marwan Abdel Hamid. (2020). Multivariate models using statistical neural networks. Journal of the Union of Arab Statisticians, 5(1), 188-198.

[3]- Al-Husseini, Huda; Al-Maamouri, Ali. (2015). The use of artificial neural networks in developing the role of the auditor in detecting fundamental errors: applied research in the General Company for Electrical Industries and Nasr General Company for Mechanical Industries. Journal of Accounting and Financial Studies, Iraq, 31(74), 121-10. (In Arabic)

[12] - Al-Khair, Sarah. (2016). The impact of government support for the energy sector on development in Syria. Master Thesis. Faculty of Economics, Tishreen University: Syria. (In Arabic)

[1]- Merhej, Munther. (2015). Predicting the values of the Damascus Stock Exchange using artificial neural networks and their trends. Tishreen University Journal, Syria, 35(5), 243-260.

(In Arabic)

[7]-Novakovic, J. Đ., & Veljovic, A. (2017). Solving medical classification problems with RBF neural network and filter

methods. International Journal of Reasoning-based Intelligent Systems, 9(2), 80-89.

[4]- Alshabbani, Y, A. (2017). A Comparison between spectral analysis and artificial neural networks to determine the best prediction model with application. Doctoral dissertation, College of Computer of sciences & Mathematics, University of AL-Qadisiya: Iraq.

[10]-Sarle, W. S. (1994, April). Neural networks and statistical models. Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference. SAS Institute Inc: USA

[2]- Al-Sharqawi, Muhammad Ali. 1996 - Artificial Intelligence and Neural Networks. Egypt: Modern Egyptian Office Press. (In Arabic)

[11]- Sahid, Abdul Qadir; Makedish, Muhammad. (2014). A comparative study between fuzzy regression using objective programming and artificial neural networks to predict oil prices. Al-Baheth Magazine, Algeria, (14), 109-122. (In Arabic)

[14]-SZOOLIK, J. (2015). Forecasting of natural gas consumption with artificial neural networks. Energy, 85, 208-220.

[8]- Tan, N, W, Clarence. (1997). Artificial Neural Networks: A Financial Tool as Applied in the Australian Market. Doctoral dissertation, Bond University: Australia.

[13]- YUAN, C; Liu, S; & Wu, J. (2010). The relationship among energy prices and energy consumption in China. Energy Policy, 38(1), 197-207.