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

A Comparative Study of Fuzzy Regression to Using Goal Programming and Artificial Neural Networks to forecast Oil Price

عبد القادر ساهد (*) & محمد مكيديش(**)
جامعة أبي بكر بلقايد تلمسان- الجزائر

ملخص : تُعد دراسة التنبؤ بأسعار البترول من أكثر الدراسات تعقيدا نظرا لتعدد المتغيرات الديناميكية التي تؤثر في هذه السلعة الإستراتيجية فبالإضافة إلى القوانين الاقتصادية التي تتحكم في أسعارها كقانون العرض والطلب نجد متغيرات أخرى أكثر تحكما في أسعارها وهي الظروف السياسية خاصة إذا تعلق الأمر بدولة تساهم كثيرا في الإنتاج العالمي. وقد تزايد الاهتمام بموضوع التنبؤ خلال السنوات الأخيرة وظهرت أساليب حديثة خاصة، منها الشبكات العصبية الاصطناعية، نظرية المجموعات المبهمة ونماذج الانحدار المبهم. فقد تم المقارنة بين طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية وطريقة استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم للتنبؤ بأسعار البترول، وتم الاعتماد على معيار متوسط القيم المطلقة لنسبة الخطأ للمفاضلة بين هاتين الطريقتين. وأثبتت طريقة استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم تفوقها على طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية.

الكلمات المفتاح : برمجة بالأهداف ، انحدار مبهم ، شبكات عصبية اصطناعية ، أسعار البترول.

Abstract : The study of forecast oil prices is considered among the most complex studies due to the various dynamic variables which influence on these strategic goods. In addition to the economic laws that control its prices such as the law of supply and demand, we find other variables which control more over its prices characterized in the political conditions, especially if it is concerned with the state that contributes a lot to the world production. There has been proving interest in the subject of forecasting during recent years and there have appeared specific modern methods for example, Artificial Neural Networks, Fuzzy Sets Theory and Fuzzy Regression Models. For this reason, there has a comparison between Artificial Neural Networks and the modern ones has been tackled in this research as well as with the use of Goal Programming in the analysis of Fuzzy Regression Models to forecast the oil prices, and Mean Absolute Percentage Error has been adopted to make a comparison between the methods. Goal Programming Method has proved its superiority over the usual and modern methods in analyzing Fuzzy Regression Models.

Keywords : Goal programming, fuzzy regression, artificial neural networks, oil prices.

Jel Classification Codes : C61. E01.

I- تمهيد :

يعتبر البترول السلعة الإستراتيجية الأكثر شهرة في العالم إذ يعتبر المادة الحيوية الأساسية للصناعة و التجارة الدولية حيث يؤثر في جميع أوجه النشاط الاقتصادي لهذا يطلق عليه باسم الذهب الأسود فقد ارتبط التاريخ الاقتصادي الحديث بهذه السلعة الذي كان لها الأثر الأكبر في تشكيل معالم الخريطة الاقتصادية العالمية فليس من الصدفة أن تجد سلعة أساسية، نادرة ومحدودة جدا، تتحكم في اقتصاديات كاملة و تعد الورقة الرابحة التي يستعملها أصحاب القرار لبسط نفوذهم على شعوب لازالت تحت رحمة" حرب الأسعار " وقد تكفي صدمة بترولية واحدة لتشل اقتصاديات قائمة وتحدث حركة فاعلة في الاقتصاد، لتصل فيما بعد إلى إحداث شرخ في العلاقات الاقتصادية الدولية، بل تعدت أبعاد البترول إلى ميادين أخرى أكثر حساسية كالسياسة حيث أصبح يمثل سلاحا هجوميا و دفاعيا في الوقت ذاته و سببا كافيا لإعلان الحروب.

وتعد دراسة أسعار البترول من أكثر الدراسات تعقيد نظرا للمتغيرات الديناميكية الضخمة التي تحيط بهذه السلعة الإستراتيجية فبالإضافة إلى القوانين الاقتصادية التي تتحكم في أسعارها كقانون العرض والطلب نجد متغيرات أخرى أكثر تحكما في أسعارها وهي الظروف السياسية خاصة إذا تعلق الأمر بدولة تساهم كثيرا في الإنتاج العالمي مثل العراق إيران زد إلى ذلك الظروف المناخية كل هذه الأمور تجعل من دراسة أسعار البترول وإمكانية التنبؤ بها من الدراسات الصعبة جدا.

eMail : (*) : sahed14@yahoo.fr & (**) : mkidiche@yahoo.fr

يبدو أن إشكالية تحديد أسعار البترول تعتمد في جزء أساسي منها على ما تحدثه عوامل العرض والطلب في السوق العالمية، فضلا عن وجود قوى محركة أخرى لها تأثيرها في الأسعار منها التوقعات المستقبلية والمضاربة وسعر صرف الدولار....

يعدُّ تحليل الانحدار من أهم الأدوات التي يلجأ إليها الباحث لقياس معلمات أو مرونات الظواهر الاقتصادية المدروسة، يوفر الشكل العام إمكانية قياس أثر كل متغير من المتغيرات المستقلة في المتغير التابع، لكن هذا الشكل لا يبين مدى أثر المعلمات المبهمة والمتغير التابع المبهم على جودة النموذج. بالطبع هذا النوع من الدراسة مازال غير شائع بين الاقتصاديين لمعرفة أثر استخدام نظرية المجموعات المبهمة على جودة النموذج.

تتبلور مشكلة البحث في محاولة الوصول إلى أساس كمي مناسب للتنبؤ بأسعار البترول، فعدم وجود نموذج إحصائي مناسب للتنبؤ الدقيق بأسعار البترول المستقبلية ينعكس بدوره على رسم السياسات المالية والاقتصادية في المستقبل مما يكون له آثارا سلبية على عملية التخطيط بشكل عام.

من هنا ارتأينا طرح الإشكالية التالية كنقطة رئيسية يعالجها موضوعنا:

كيف يمكن استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم للتنبؤ بأسعار البترول ومدى أثر المعلمات المبهمة والمتغير التابع المبهم على جودة النموذج مقارنتا مع طريقة الشبكات العصبية؟

ولقد حظي موضوع التنبؤ بأسعار البترول بأهمية بالغة لدى الباحثين والمتخصصين، فتناول هؤلاء الباحثون دراسة التنبؤ بأسعار البترول من جوانب عدة، وسنعرض أهم تلك الدراسات:

في العام [2005] قدم (Wang et al)[1] منهجية مختلطة للتنبؤ أسعار البترول الخام شهريا. يتكون النموذج من مزيج من ثلاثة عناصر منفصلة، قواعد نظام استخراج، بالإضافة ANN، ونماذج ARIMA. هذه العناصر الثلاثة تعمل على تفكيك وتكامل سويا للحصول على النتائج النهائية.

وفي العام [2005] قدم (Moshiri & Foroutan)[2] دراسة حول مقارنة نماذج الخطية وغير الخطية للتنبؤ بأسعار البترول الخام أي المقارنة بين نماذج ARIMA ونماذج ANN، حيث أثبتت نتائج التنبؤات تفوق الشبكات العصبة الاصطناعية ANN.

وفي العام [2007] قدم (Liu et al)[3] تم اقترح طريقة جديدة للتنبؤ بأسعار البترول عن طريق التهجين بين نظرية المجموعات المبهمة والشبكات العصبية الاصطناعية. وأظهرت النتائج أن لهذه الطريقة دقة عالية في عملية التنبؤ.

وفي العام [2007] قدم (Yu et al)[4] تم اقترح طريقة لتحليل السلاسل الزمنية قبل التدريب الشبكات العصبية للتنبؤ بأسعار البترول الخام. بحيث تم اقتراح نموذج الشبكة العصبية المتعددة الطبقات، تعتمد على التحلل وضعيه التجريبية (EMD) لسعر البترول الخام التنبؤ. وتم تطبيق النموذج المقترح الشبكة العصبية المتعددة الطبقات للتنبؤ بأسعار.

وفي العام [2007] قدم (Knetsch)[5] دراسة التنبؤ بأسعار البترول الخام عن طريق التوقعات الملائم للعائد، بحيث تم تطور تقنية للتنبؤ بسعر البترول تقوم على نموذج القيمة الحالية للتسعير السلع عقلانية، ويتم فحص دقة التنبؤات باستخدام الجذر التربيعي الخطأ فضلا عن الخطأ.

وفي العام [2007] قدم (Chen & Chen)[6] دراسة حول العلاقة طويلة الأجل بين أسعار النفط العالمية ومعدلات صرف الدولار باستخدام بيانات شهرية لأقطار (G7). وكانت النتائج أن أسعار النفط مصدر مهم لتفسير تحركات أسعار صرف الدولار. وهناك علاقة مستقرة بينها وإمكانية استخدام أسعار النفط العالمية للتنبؤ بالعوائد المستقبلية لسعر الصرف.

وفي العام [2008] قدم (Coppola)[7] دراسة إحصائية تحليلية للتنبؤ بحركات أسعار البترول وذلك باستغلال المعلومات من سوق الأسهم المستقبلية. بحيث استخدم نموذج متجه تصحيح الخطأ (VECM)، لتقييم الأداء التنبؤ، تم استخدام نموذج السير العشوائي (RWM) كمعيار، وجد أن والمعلومات سوق العقود الآجلة يمكن أن تفسر جزءا لا بأس به من حركات أسعار البترول.

وفي العام [2008] قدم (Haidar, Kulkarni, and Pan)[8] دراسة تتمثل في استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول الخام. بحيث تعرض في هذه الورقة إلى استخدام نموذج التنبؤ بأسعار البترول في المدى القصير على أساس ثلاثة طبقة للشبكة العصبية . كما اهتمام بإيجاد بنية الشبكة المثلى. وتم اختبار عدد من الميزات باعتبارها مدخلات. فقد بينت النتائج أن تصميم شبكة والاختيار المناسب لمدخلات واستخدام طريقة التدريب قادرة على التنبؤ بدقة عالية.

وفي العام [2009] قدم (Nikbakht)[9] دراسة حول العلاقة الطويلة الأجل بين أسعار النفط ومعدلات صرف عملات دول الأوبك مقابل الدولار، بيانات شهرية للمدة (2000-2007) وباستخدام نموذج التكامل المشترك وسببية جرانجر وجاءت النتائج تشير بأن أسعار صرف الدولار مصدر مؤثر جدا في تحركات أسعار النفط العامية، ووجود علاقة ارتباط طويلة الأجل بينها.

وفي العام [2009] قدم (Kuo, Hit, and Chen)[10] اقتراح تطوير خوارزمية الشبكة العصبية RBF للتنبؤ بأسعار البترول. بحيث تهدف هذه الورقة إلى اقتراح خوارزمية التعلم القائم على التطور، وتطبيقه على التنبؤ بأسعار البترول. وأظهرت النتائج أن هذه الطريقة قادرة على تحقيق الدقة في عملية التنبؤ بأسعار البترول، كما أثبتت أيضا أن الخوارزمية المقترحة تتوفق على طريقة (ARIMA) في الدقة.

وفي العام [2010] قدم (Alizadeh)[11] دراسة استخدام الشبكات العصبية للتنبؤ بأسعار البترول ومؤشر الأزمة. وتعرض في هذه الورقة إلى استخدام نموذج GRNN للتنبؤ بأسعار البترول الخام، كما يولي اهتمام دقيق في إيجاد المتغيرات المستقلة لتحقيق أفضل أداء للنموذج. أيضا للتغلب على الظروف الحرجة غير المتوقعة، بحث يتم تعريف مؤشر الأزمة. فقد بينت النتائج أن اختيار المناسب من خلال عملية التدريب والبيانات مؤشر الأزمة أن النموذج قادر على التنبؤ بأسعار البترول في الظروف العادية والحرجة.

وفي العام [2010] قدم (Hog & Tsiaras)[12] دراسة تتمثل في استخدام نماذج ARCH للتنبؤ بكثافة أسعار البترول الخام، بحيث بينت الدراسة ان نماذج ARCH تأخذ بعين الاعتبار تطاير سلسلة أسعار البترول في عملية التنبؤ.

ومن خلال هذه الدراسات السابقة يتضح لنا أن المساهمة الجديدة في موضوع التنبؤ بأسعار البترول هو استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم (FRGP) للتنبؤ بأسعار البترول ومقارنتها مع طريقة الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN)، من أجل معرفة أي الطرق أكثر دقة في عملية التنبؤ بأسعار البترول.

II - الطريقة :

1- الشبكات العصبية الاصطناعية :

تعد الشبكات العصبية الاصطناعية أحد حقول الذكاء الاصطناعي الذي شكل تطورات ملحوظا في طريقة ميكنة التفكير الإنساني. إن فكرة الشبكات العصبية تتمحور حول محاكاة المخ بأستخدام الحاسب الآلي، ولعل الفضل في تطور هذا الحقل يعود بدرجة كبيرة إلى الدراسات العديدة التي تمت في حقل المعالجة العصبية والذي يدرس النشاط العصبي في مخ الإنسان. هذه الدراسات تعمل على محاولة محاكة العقل البشري في طريقة حله للمسائل التي تواجهه وذلك من خلال إتباع عملية التعليم الذاتية التي تحدث في العقل والتي يتم فيها الاستفادة من الخبرات التي مرت عليه في السباق في سبيل الوصول إلى نتائج أفضل في المستقبل[13].

يمكن تقسيم تدريب الشبكات العصبية الاصطناعية إلى طريقة التدريب بمعلم وتتم من خلال جمع البيانات ومن ثم تقسيمها إلى قيم داخلة وقيم خارجة هي القيم المستهدف التعرف عيها من خلال الشبكة، وبعد ذلك تقوم الشبكة بمقارنة النتائج عن طريق القيم التي تقدرها المتغيرات الخارجة لكل عينة داخلة بالقيم الفعلية (المستهدفة). حيث تعدل الأوزان وفق خوارزمية تعليم تسمى التدريب بإشراف، ولقد صممت أول الشبكات معتمدة على هذا النوع من التدريب، حيث تكون مخرجات هذه الشبكات عبارة عن عناصر معالجة تأخذ الرقم (1) إذا كانت المدخلات تابعة لنفس الصنف أو العينة وتأخذ الرقم (1-) في حالة العكس وتسمى ثنائية القطبية، وطريقة التدريب بدون معلم وهي متشابهة لطريقة التدريب الإشرافية، إلا أنها تختلف عنها بأنه لا يوجد قيم للمتغيرات الخارجة، حيث تقسم البيانات الداخلة إلى مجموعات تقوم الشبكة باكتشاف المميزات غير الظاهرة فيها، وبعد ذلك يتم تقسيم المدخلات إلى مجموعات مختلفة فيما بينها ومتقاربة لكل مجموعة[14].

أما تعليم الشبكات العصبية فيعتمد أسلوب الشكات العصبية على تعديل الأوزان النسبية لعقد الاتصال، حيث لا تحتاج الشبكات إلى تزويدها بالمعلومات بصورة واضحة ومباشرة، بل لمثل هذا النوع من الشبكات القدرة على إنشاء قواعده التعليمية، والمرحلة الأولى تبدأ بخطوتين هما[15] :

1- الخطوة الأولى:

وفيه يتم التعلم من خلال اختيار قيم مبدئية للأوزان النسبية أو باختيار عشوائي للقيم المبدئية للأوزان النسبية بين عقد الاتصال للشبكة، فمن خلال البحث الحالي يتم استخدام برنامج (STATISTICA V8) حيث يقوم باختيار قيم مبدئية للأوزان النسبية بشكل آلي.

وتعتبر القيم المبدئية مهمة في تحديد فعالية وطول التعلم وتبدأ المرحلة الثانية عن طريق تعديل القيم في الأوزان بطريقتين، الاولى أمامية يقوم النظام بحساب المخرجات للبيانات المدخلة ومن ثم تبدأ المرحلة الثانية وهي مقارنة المخرجات الحالية مع المخرجات المستهدفة من الشبكة.

2- الخطوة الثانية:

يتم من الخطوة السابقة حساب الخطأ الناشئ من عملية المقارنة ثم تقوم الشبكة بخطوة تراجعية لتعديل الأوزان لعقد الاتصال بهدف تصغير مقدار الخطأ، وتقوم الشبكة بتكرار الخطوات لمرات عدة وتسمى كل خطوة أمامية وتراجعية بدورة حيث تمر كل شبكة بعدة دورات إلى أن تصل إلي أقل مجموع لمربعات الخطأ عن المعادلة التالية:

$$E = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sum_{i=1}^{J}\left(t_i - \mathrm{O}_J\right)^2$$

حيث:

n : عدد العينات

i : عدد عناصر المعالجة في شريحة المخرجات

t : المخرجات المستهدفة

O : مخرجات الشبكة : أي حصيلة مخرجات عناصر المعالجة في شريحة المخرجات $\left(Y_i\right)$.

ويمكن تلخيص عملية التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بالخطوات الآتية[16]:

- الخطوة الأولى: اختيار المتغيرات: حيث يجب اختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة تمثيلا جيدا.
- الخطوة الثانية: معالجة البيانات: إجراء بعض العمليات على البيانات المستخدمة مثل تحديد الاتجاه العام، التركيز على العلاقات بين المشاهدات، إيجاد توزيع البيانات.
- الخطوة الثالثة: تقسم البيانات المتوفرة إلى مجموعتين:

1- مجموعة التدريب: مجموعة تعلم وتحديد نموذج للبيانات؛

2- مجموعة الاختبار: والتي يمكن عن طريقها تقرير مهارة الشبكة الافتراضية وإمكانية استخدامها بصورة عامة.

- الخطوة الرابعة: نموذج الشبكة العصبية: عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب اختبار الآتي:

- عدد العقد العصبية للإدخال والذي يساوي عدد المتغيرات المستقلة؛
- عدد الطبقات المخفية والذي يعتمد على قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة؛
- عدد العقد العصبية المخفية والذي يحدد عن طريق التجربة؛
- طبقة الإخراج والتي عادة يساوي واحد.

- الخطوة الخامسة: معيار التقييم: إن معيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الأخطاء (MSE).
- الخطوة السادسة: تدريب الشبكة وتضم هذه الخطوة:

- تعليم النموذج: إيجاد مجموعة الأوزان بين العقد العصبية والتي تحدد أقل قيمة لمربع الخطأ.
- خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ: تستخدم خوارزمية التدريب لتقليل الميل.

- الخطوة السابعة: التنفيذ: وهي أهم الخطوات حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة في دورة وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات، ويتم بناء الشبكات العصبية عن طريق البرمجة (أي أن الشبكة العصبية هي عبارة عن برنامج حاسوبي) ويتكون من عدد كبير من الدورات الست يزيد استعمالها لحل مشكلة معينة.

2- البرمجة بالأهداف :

يعتبر نموذج البرمجة بالأهداف أحد النماذج الأكثر استعمالا وواقعية في مجال اتخاذ القرار، إذ يندرج ضمن ما يعرف بالطرق المتعددة المعايير لاتخاذ القرار، والذي يعرف على أنه ذلك الأسلوب الذي يساعد على اتخاذ قرار باختيار بديل ضمن عدة بدائل في ضل وجود عدد معايير تميز كل بديل عن الأخر.

وقد قسم الباحثين Jones and Tamez (2002) نموذج البرمجة بالأهداف إلى 3 متغيرات رئيسية وهذا بناءا على الخوارزمية التي يتم فيها الحصول على الحل الأمثل ومن بين النماذج التي نرتكز عليها في هذه الدراسة نموذج البرمجة بالأهداف التجميعي المرجح (Weighted Additve Goal Programming) والذي ينقسم إلى قسمين[17] :

1-2 الصياغة النمطية لنموذج البرمجة الرياضية التجميعية بالأهداف:

يعرف Romero and Tamiz (1998) نموذج البرمجة بالأهداف " بأنها عبارة عن منهجية رياضية مرنة وواقعية موجهة بالاساس لمعالجة تلك المسائل القرارية المعقدة التي تتضمن عدة أهداف إضافية للكثير من المتغيرات والقيود "، أما Sang and Olson فيعرف نموذج البرمجة بالأهداف بأنه " إحدى طرق التسيير العلمي الموجهة لحل مسائل القرار ذات الطابع المتعدد الأهداف "

إن أول صياغة رياضية لنموذج البرمجة بالأهداف هي تلك الصياغة الرياضية التي قدمها Charnes and al (1955) و Charnes and Cooper (1961) ويمكن كتابة هذه الصياغة كما يلي:

$$Min\, Z = \sum_{i=1}^{k} (n_i + p_i)$$

$$Subject\ to:$$

$$f_i(X_j) + n_i - p_i = g_i \quad for \quad i = 1,....,k$$

$$C_X \le c \quad (system\ constra\ \text{int}\ s)$$

$$n_i, p_i, x_j > 0, \quad for \ \ i = 1,....,k \quad j = 1,....., m$$

حيث:

n_i : هو عبارة عن الانحراف السالب المتعلق بالهدف g_i .

p_i : هو عبارة عن الانحراف الموجب المتعلق بالهدف g_i .

b_i : عبارة عن مستوى الهدف i المرغوب تحقيقه من الطرف المقرر.

z : عبارة عن دالة الهدف والتي تعبر عن مجموع الانحرافات المرغوب تدنيتها.

C_x : مصفوفة المتعلقة بمعاملات قيود النظام.

c : شعاع الموارد المتاحة.

2-2 الصياغة الرياضية نموذج البرمجة بالأهداف التجميعي المرجح:

من بين الانتقادات الموجهة لنموذج البرمجة بالأهداف في شكله المعياري، أنه يمنح نفس الأهمية والترجيح لكل الأهداف، الأمر الذي لا يعبر عن واقع القرارات التطبيقية داخل المنظمات حيث أنه في اغلب الأحيان يكون للمقرر أهداف أكثر أهمية من الأخرى، ومن اجل تجاوز هذا النقص اقترح الباحثين charnes and cooper (1961) نموذج البرمجة بالأهداف المرجح وهذا عن طريق منح أوزان مرجحة تتعلق بالانحرافات السالبة وأوزان مرجحة تتعلق بالانحرافات الموجبة، حيث يتم التعبير غالبا عن هذه الانحرافات بنسب معينة إذ يمنح المقرر نسبا منخفضة بالنسبة لانحرافات الأهداف المهمة ونسبا مرتفعة بالنسبة لانحرافات الأهداف الأقل أهمية وهكذا وعليه فإنه يمكن صياغة نموذج البرمجة بالأهداف المرجحة كما يلي:

$$MinZ = \sum_{i=1}^{k} (W^- n_i + W^+ p_i)$$

$$Subject to:$$

$$f_i(X_j) + n_i - p_i = g_i \quad for \ \ i = 1,....,k$$

$$C_X \le c \quad (system constra\text{int}s)$$

$$n_i, p_i, x_j > 0, \quad for \ i = 1,....,k \quad j = 1,....., m$$

حيث:

W^-: الأوزان المرجحة المتعلقة بالانحرافات السالبة.

W^+: الأوزان المرجحة المتعلقة بالانحرافات الموجبة.

لقد اعتبر Romero (1985, 1991) بأن نموذج البرمجة بالأهداف المرجح هو عبارة عن حالة خاصة من نموذج دوال المسافة، إذ اعتبر بأن الحل الأمثل لنموذج البرمجة بالأهداف المرجح هو عبارة عن البرنامج الرياضي الذي يقوم بتدنية دالة المسافة ذات الصياغة الرياضية الآتية:

$$Min \left\{ \sum_{i=1}^{P} W \left| f_i^* - f_i(X) \right| \right\}^{1/r}$$

$$Subject \quad to:$$

$$Cx \le c;$$

حيث:

W_i: الوزن المرجح المتعلق بالهدف i.

f_i^* : مستوى الطموح المرغوب تحقيقه والمتعلق بالهدف i.

$f_i(X)$: الدالة المتعلقة بدرجة تحقيق الهدف i.

r : المعلمة التي تبين العائلة التي تنتمي لها دالة الانتماء.

وعليه فإن النموذج أعلاه هو عبارة عن نموذج غير خطي، وبالتالي فعندما يكون $r = 1$ فهذا يعني بأن نموذج تدنية دوال المسافات يصبح نموذج برمجة بالأهداف المرجحة.

3- الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف :

يشمل تعريف الانحدار على أشكال وطرائق إحصائية واسعة الاستخدام في جميع العلوم المختلفة فهي توضح العلاقة بين متغير تابع ومتغير واحد أو أكثر من متغيرات تسمى المتغيرات المستقلة، أما كلمة المبهم فتعني المنطق المبهم وهو احد أشكال المنطق يستخدم في الأنظمة الخبيرة وتطبيقات الذكاء الاصطناعي، نشأ هذا المنطق عام 1965 على يد العالم Zadeh L من جامعة كاليفورنيا إذ طوره ليستخدم كطريقة أفضل لمعالجة البيانات إذ يسمى هذا المنطق أحيانا بمنطق الإبهام ليعالج التعابير الأكثر تعقيدا وإبهاما.

وبالتالي فإن تعريف الانحدار المبهم بأنه وضع صيغة نموذج يعبر عن العلاقة الدالية بين متغير الاستجابة ومجموعة المتغيرات التوضيحية (واحد أو أكثر) في محيط مبهم الذي ينتج عن أن طبيعة العلاقة بين متغيرات النموذج (المتغير المعتمد والمتغيرات التوضيحية) هي مبهمة وأن المتغيرات نفسها هي ذات قياسات محددة، أو أن متغيرات النموذج نفسها مبهمة تعبر عن حوادث غير أكيدة[18]، من بين الطرق التي استخدمة البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار هي :

1-3 طريقة Hojati et al (HBS1) (2005):

بين كل من Hojati et al (2005)[19] مقترحا أساسه البرمجة بالأهداف لنماذج الانحدار الخطي المبهم مع مدخلات (غير مبهمة / مبهمة) ومخرجات (غير مبهمة / مبهمة) إذ كانت من مميزات هذا المقترح أنه بسيط في البرمجة والحسابات واقل اختلافا في مجموع الانتشار بين قيم المشاهدات والقيم المركزية، كما أنه يأخذ بعين الاعتبار عدة أهداف على عكس استخدام البرمجة الخطية في تحليل الانحدار المبهم.

$(HBS\ 1)$

$$Minmize \quad \sum_{i=1}^{n}\left(d_{iU}^{+}+d_{iU}^{-}+d_{iL}^{+}+d_{iL}^{-}\right)$$

$$Subject\ \ to:$$

$$\sum_{j=0}^{k}\left(\alpha_j+(1-H)c_j\right)x_{ij}+d_{iU}^{+}-d_{iU}^{-}\geq \overline{y}_i+(1-H)e_i,\quad i=1,....,n,$$

$$\sum_{j=0}^{k}\left(\alpha_j-(1-H)c_j\right)x_{ij}+d_{iL}^{+}-d_{iL}^{-}\leq \overline{y}_i-(1-H)e_i,\quad i=1,....,n,$$

$$d_{iU}^{+},d_{iU}^{-},d_{iL}^{+},d_{iL}^{-}\geq 0,\ i=1,.....,n,$$
$$\alpha_j=free,\ \ c_j\geq 0, j=0,...,k.$$

حيث:

a_j : المركز $\qquad$ y_i : المركز

c_j : انتشار المعلمات A_j ، $j=0,1,....,k$ $\qquad$ e_i : انتشار المتغير التابع $Y_i, i=1,2,....,n.$

$d_{iU}^{+},d_{iU}^{-},d_{iL}^{+},d_{iL}^{-}$: متغيرات الانحراف $\qquad$ X_{ij} : متغير مستقل محدد $(X_{i0}=1)$

2-3 طريقة Hassanpour et al (FRGP) (2009):

بين كل من Hassanpour et al (2009)[20] مقترحا أساسه استخدام البرمجة بالأهداف في الانحدار الخطي المبهم بالمعاملات غير المتماثلة مع مدخلات (غير مبهمة / مبهمة) ومخرجات (غير مبهمة / مبهمة) إذ كانت من مميزات هذا المقترح أنه بسيط في البرمجة والحسابات واقل اختلافا في مجموع الانتشار بين قيم المشاهدات والقيم المركزية.

ومن بين الانتقادات الموجهة لطرق السابقة نجد:

1. أغلب الطرق تركز على البيانات المتماثلة؛
2. البعض من هذه الطرق حساسة جدا إلى القيم المتطرفة (outliers)؛
3. تقريبا كل الطرق لا تأخذ في الحسبان تأثير مراكز المخرجات في إجراء تقدير معاملات نموذج الانحدار؛
4. نقد واحد يوجه إلى طريقة البرمجة الخطية LP هو عدد القيود في نموذج LP يزداد بسرعة كلما زاد عدد المدخلات.

لتصحيح هذه الانتقادات، أقترح Hassanpour & Yaghoobi (2009) نموذج يأخذ بعين الاعتبار ملاحظات متغير الاستجابة أعداد مبهمة مثلثية غير متماثلة, $\widetilde{y}=(y_i,l_i,r_i), i=1,.....,n,$ ومعاملات المعادلة (1) أعداد مبهمة مثلثية غير متماثلة $\widetilde{A}_j=(a_j,\alpha_j,\beta_j),\quad i=0,1,.....,p$. علاوة على ذلك، يفترض $\forall i,j.\quad x_{ij}>0$. وباستعمال تجميع أعداد المبهمة المثلثية وضرب أعداد المبهمة المثلثية بسلم موجب، وبالتالي فالمعادلة يمكن أن يعاد كتابتها على النحو التالي:

$$\widetilde{Y}_i=\left(\sum_{j=0}^{p}a_jx_{ij},\sum_{j=0}^{p}\alpha_jx_{ij},\sum_{j=0}^{p}\beta_jx_{ij}\right). \qquad (1)$$

إن الهدف من هذه الطريقة هو مطابقة دالة الانتماء لمتغير الاستجابة المتوقع إلى دالة انتماء لمتغير الاستجابة الملاحظ. وفيما يأتي الصيغة العامة لمسألة البرمجة بالأهداف Goal Programming (GP) :

$$(GP1): \min z = \sum_{i=1}^{n} (n_{il} + p_{il} + n_{ic} + p_{ic} + n_{ir} + p_{ir}) \quad (2)$$

$$s.t. \quad \sum_{j=0}^{p} a_j x_{ij} + n_{ic} - p_{ic} = y_i, \quad i = 1,2,.....,n, \quad (3)$$

$$\sum_{j=0}^{p} \alpha_j x_{ij} + n_{il} - p_{il} = l_i, \quad i = 1,2,.....,n, \quad (4)$$

$$\sum_{j=0}^{p} \beta_j x_{ij} + n_{ir} - p_{ir} = r_i, \quad i = 1,2,.....,n, \quad (5)$$

$$n_{ik} p_{ik} = 0, \quad i = 1,2,.....,n \quad k = l,c,r, \quad (6)$$

$$a_j \in \Re, \quad \alpha_j, \beta_j \geq 0, \quad j = 0,1,.....,p,$$

$$n_{ik}, p_{ik} \geq 0, \quad i = 1,2,.....,n, \quad k = l,c,r. \quad (7)$$

في GP1، لكل i، n_{ic} و p_{ic} الانحرافات السالبة والموجبة بين المراكز المقدرة ومتغير الاستجابة الملاحظة، على التوالي. أيضا n_{il} و p_{il} الانحرافات السالبة والموجبة بين يسار (يمين) انتشاراتهم، على التوالي.

من الواضح تماثل البيانات أي أن $\tilde{y}_i$ ، $l_i = r_i$ من أجل كل i. لذا نأخذ النموذج FLR أين البيانات متماثلة، لذلك يجب أن نضع $\alpha_j = \beta_j$ من أجل كل j في (1) و GP1. وفقا لذلك، القيود (4) و (5)، هذا يكون مكافئ لان نحذف أحدهما. وبالإضافة يمكن أن نحذف القيد (5.6) ولحل النموذج نستخدم طريقة السمبلكس[21]. إن الميزة الهامة في GP1 هو أن المتغيرات في القيود (3)، (4) و(5) مستقلة أو منفصلة. لذا يمكن تفكيك النموذج GP1 إلى ثلاث نماذج GP مستقلة :

$$(GP2): \min z = \sum_{i=1}^{n} (n_{ic} + p_{ic}) \quad (8)$$

$$s.t. \quad \sum_{j=0}^{p} a_j x_{ij} + n_{ic} - p_{ic} = y_i, \quad i = 1,2,.....,n, \quad (9)$$

$$n_{ic} p_{ic} = 0, \quad i = 1,2,.....,n \quad (10)$$

$$a_j \in \Re, \quad j = 0,1,.....,p,$$

$$n_{ic}, p_{ic} \geq 0, \quad i = 1,2,.....,n, \quad (11)$$

$$(GP3): \min z = \sum_{i=1}^{n} (n_{il} + p_{il}) \quad (12)$$

$$s.t. \quad \sum_{j=0}^{p} \alpha_j x_{ij} + n_{il} - p_{il} = l_i, \quad i = 1,2,.....,n, \quad (13)$$

$$n_{il} p_{il} = 0, \quad i = 1,2,.....,n \quad (14)$$

$$\alpha_j \geq 0, \quad j = 0,1,.....,p,$$

$$n_{il}, p_{il} \geq 0, \quad i = 1,2,.....,n, \quad (15)$$

$$(GP4): \min z = \sum_{i=1}^{n} (n_{ir} + p_{ir}) \qquad (16)$$

$$s.t. \quad \sum_{j=0}^{p} \beta_j x_{ij} + n_{ir} - p_{ir} = r_i, \quad i = 1,2,.....,n, \qquad (17)$$

$$n_{ir} p_{ir} = 0, \quad i = 1,2,.....,n \qquad (18)$$

$$\beta_j \geq 0, \quad j = 0,1,.....,p,$$

$$n_{ir}, p_{ir} \geq 0, \quad i = 1,2,.....,n, \qquad (19)$$

III- النتائج ومناقشتها :

1- استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ANN للتنبؤ بأسعار البترول:

التمثيل البياني المبينة في الشكل (1) يعبر عن سلسلة أسعار البترول خلال الفترة الممتدة من 2000/01/01 إلى غاية 2011/12/31[22].

ولقد تم استخدام برنامج حاسوبي STATISTICA V8 للحصول على قيم التنبؤ لسلسلة المشاهدات لأسعار البترول دون الحاجة إلى معالجة عدم الاستقرارية، وان أول خطوة في استخدام البرنامج هي تحديد المدخلات للشبكة العصبية، إذ أن المدخلات هي أسعار البترول، وتحديد عدد العقد المخفية والذي يتحدد من خلال التدريب والذي يتضمن إجراء العديد من التجارب الحاسوبية، وكذلك يمكن حسابه من خلال المعادلة التي قدمها إذ ذكروا بان عدد العقد المخفية يمكن حسابه بالشكل الآتي:

$$N_{hidden} \leq \frac{N_{train} E_{tolerance}}{N_{pts} + N_{output}}$$

حيث أن:

N_{hidden} : يمثل عدد العقد المخفية.

N_{pts} : يمثل عدد البيانات التي تم إجراء التدريب عليها.

$E_{tolerance}$: يمثل مقدار الخطأ الاحتمالي.

N_{output} : يمثل عدد عقد المخرجات.

وفي هذه الدراسة تم التوصل إلى نماذج الشبكة العصبية التالية والمبينة في الجدول (1):

من خلال الجدول (1) تم التوصل إلى خمسة نماذج على أن يتم اختيار النموذج $MLP\ 1-7-1$ ذو أقل خطأ في سلسلة التدريب وسلسلة الاختبار، وبالتالي فإن عدد الوحدات المخفية تساوي 7 وعدد وحدات الإدخال تساوي 1 وعدد المخرجات تساوي 1.

على أن يتم الاحتفاظ بنسبة 80 % من المشاهدات للتدريب والباقي للاختبار، ليتم استخدامها في بناء النموذج ومقارنتها بالتنبؤات لفترة الاختبار.

ومن خلال الجدول (1) يتبين أن دالة التنشيط Exponential للطبقة المخفية ودالة التنشيط Logistic لطبقة الإخراج.

ويبين الجدول (2) نتائج التنبؤ والشكل (2) يمثل البيانات الأصلية مع القيم المتنبأ بها حسب النموذج MLP 1-7-1.

2- الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف (FRGP) للتنبؤ بأسعار البترول:

2-1 طريقة HBS1 (2005):

تعتمد الطريقة التي قدمها Hojati et al (2005) على أساس البرمجة الأهداف لنماذج الانحدار الخطي المبهم بالمعاملات المتماثلة مع مدخلات (غير مبهمة / مبهمة) ومخرجات (غير مبهمة / مبهمة)، إذ كانت من مميزات هذا المقترح أنه بسيط في البرمجة والحسابات واقل اختلافا في مجموع الانتشار بين قيم المشاهدات والقيم المركزية.

وبذلك تكون مسألة (GP) كما في النموذج الأتي:

$(HBS\,1)$

$$Minmize \quad \sum_{i=1}^{n}\left(d_{iU}^{+}+d_{iU}^{-}+d_{iL}^{+}+d_{iL}^{-}\right)$$

Subject to :

$$\sum_{j=0}^{k}\left(\alpha_j+(1-H)c_j\right)x_{ij}+d_{iU}^{+}-d_{iU}^{-}\geq \overline{y}_i+(1-H)e_i,\quad i=1,....,n, \qquad (8)$$

$$\sum_{j=0}^{k}\left(\alpha_j-(1-H)c_j\right)x_{ij}+d_{iL}^{+}-d_{iL}^{-}\leq \overline{y}_i-(1-H)e_i,\quad i=1,....,n, \qquad (9)$$

$$d_{iU}^{+},d_{iU}^{-},d_{iL}^{+},d_{iL}^{-}\geq 0,\ i=1,.....,n,$$
$$\alpha_j=free,\quad c_j\geq 0, j=0,...,k.$$

وتكون قيمة (h) المختارة مساوية لـ (0) أما التحليل فقد تم تنفيذه في برنامج الجاهز (LINGO) للحصول على المعلمات المبهمة والمجموع الأقل لانتشارات المعلمات الذي يتمثل بدالة الهدف. وكان النموذج الخطي كما يأتي:

$$\widetilde{Y}_i=\widetilde{A}_0+\widetilde{A}_1X_i$$
$$\widetilde{Y}_i=(\alpha_0+c_0)+(\alpha_1+c_1)X_i$$
$$\widetilde{Y}_i^{0}=(99.192,1.364)+(1.009,0.207)X_i$$

إذ أن $(99.192,1.364)$ هو المقطع المبهم، القيمة المركزية (99.192) والانتشار (1.364).

2-2 طريقة FRGP (2009):

باعتبار بيانات المخرجات مبهمة والمعلمات المبهمة والمدخلات غير مبهمة ولتطبيق البيانات على النموذج تستخدم مسألة برمجة الهداف (GP) والتي تمثل دالة الهدف مع متباينات القيود، وبذلك تكون مسألة (GP) كما في النموذج الاتي:

$$(GP1):\min z=\sum_{i=1}^{n}\left(n_{il}+p_{il}+n_{ic}+p_{ic}+n_{ir}+p_{ir}\right)$$

$$s.t.\quad \sum_{j=0}^{p}a_jx_{ij}+n_{ic}-p_{ic}=y_i,\quad i=1,2,.....,n,$$

$$\sum_{j=0}^{p}\alpha_jx_{ij}+n_{il}-p_{il}=l_i,\quad i=1,2,.....,n,$$

$$\sum_{j=0}^{p}\beta_jx_{ij}+n_{ir}-p_{ir}=r_i,\quad i=1,2,.....,n,$$

$$n_{ik}p_{ik}=0,\quad i=1,2,.....,n\qquad k=l,c,r,$$
$$a_j\in\Re,\quad \alpha_j,\beta_j\geq 0,\quad j=0,1,.....,p,$$
$$n_{ik},p_{ik}\geq 0,\quad i=1,2,.....,n,\quad k=l,c,r.$$

أما التحليل فقد تم تنفيذه في برنامج الجاهز (LINGO) للحصول على المعلمات المبهمة والمجموع الأقل لانتشارات المعلمات الذي يتمثل بدالة الهدف. وكان النموذج الخطي كما يأتي:

$$\widetilde{Y}_i = \widetilde{A}_0 + \widetilde{A}_1 X_i$$
$$\widetilde{Y}_i = (\alpha_0 + c_0) + (\alpha_1 + c_1) X_i$$
$$\widetilde{Y}_i^0 = (100.070,1.800) + (0.360,0.200) X_i$$

إذ أن $(100.070,1.800)$ هو المقطع المبهم، القيمة المركزية (100.070) والانتشار (1.800).

3- تقيم أداء التنبؤ لطريقة الانحدار المبهم باستخدام البرمجة بالأهداف والشبكات العصبية الاصطناعية :

يتم في هذا الجزء مقارنة أسلوبين من طرائق التنبؤ والممثلة في استخدم البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم منها (HBS1, GPFR) والشبكات العصبية الاصطناعية ANN وذلك باستخدام سلسلة أسعار البترول الشهرية في الفترة من جانفي 2000 لغاية ديسمبر 2011 ولقد تم تشغيل هذه السلسلة على كل أسلوب من أجل التنبؤ بالقيم المستقبلية من جانفي إلى ديسمبر 2012، وتم حساب مقياس دقة التنبؤات باستخدام مقياس القيم المطلقة لنسبة الخطأ (APE) ومقياس متوسط القيم المطلقة لنسبة الخطأ (MAPE) بعد الحصول على القيم الفعلية للمشاهدات المراد التنبؤ بها. وكانت النتائج كما هو موضح بالجدول (3).

ومن خلال الجدول (3) يتضح أنقيم لمقياس MAPE فقد حقق هذا المقياس نتائج جيدة لطرائق التنبؤ تكاد قيمته تقترب من الصفر وبمقارنة مقياس MAPE لطرائق التنبؤ نجد أن قيمة طريقة GPFR (0,060664686) ولطريقة HBS1 (0,077713269) ولطريقة ANN (0,065481755)، ويتضح لنا بأن طريقة GPFR تحقق نتائج أفضل أخذا بعين الاعتبار الإبهام في أسعار البترول مقارنتا مع طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية.

IV- الخلاصة :

يشكل البترول المورد الأكثر أهمية خاصة للدول العربية بصفة عامة والجزائر بصفة خاصة ، حيث يشكل 98 % من صادرات الجزائر وبالتالي فإن حجم وقيمة برامج التنمية الاقتصادية في الجزائر يعتمد اعتماد كبيرا على سعر هذه السلعة الإستراتيجية في الأسواق العالمية، لذلك تعد دراسة أسعار البترول والتنبؤ بها من بين الدراسات التي تشكل أهمية بالغة بالنسبة لجميع الدول التي تصدر هذه السلعة وحتى الدول المستوردة لها .

تعتبر دراسة أسعار البترول والتنبؤ بها من بين الدراسات الأكثر صعوبة ذلك للحجم الكبير من المتغيرات الاقتصادية والسياسية والطبيعية... والتي يمكن أن تؤثر على هذه السلعة الإستراتيجية ولكن ومع التطور الكبير التي شهدته النماذج القياسية خاصة النماذج المتعلقة بالانحدار المبهم أصبح من الممكن نمذجة سلسلة أسعار البترول ودراسة تطوراتها وتحديد أرقام يمكن أن تقترب من الأسعار الحقيقية لهذه السلعة ومن بين هذه الطرائق نذكر طريقة FRGP وطريقة HBS1.نظرا للأهمية البالغة التي تكتسيها أسعار البترول في تحقيق برامج التنمية الاقتصادية بالنسبة لجميع الدول سواء المصدرة أو المستوردة ، وحيث أن الجزائر من بين الدول التي يعتمد اقتصادها على تقلبات سعر هذه السلعة. قمنا في هذه الدراسة بنمذجة أسعار البترول باستخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم (GPFR, HBS1) وتطبيق طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية PET للتنبؤ بأسعار البترول خلال الـ12 شهر القادمة ابتداء من جانفي إلى غاية ديسمبر 2012. ومن خلال نتائج المتحصل عليها فإن أسلوب الانحدار المبهم (FRGP) بالاعتماد على البرمجة بالأهداف أفضل وأكثر دقة مقارنة مع أسلوبي الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) في التنبؤ بأسعار البترول.

- ملحق الجداول والأشكال البيانية :

الجدول (1) : نماذج الشبكة العصبية

Summary of active networks (Spreadsheet1)						
Index	Net. name	Training error	Test error	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-7-1	0,001205	0,000545	SOS	Exponential	Logistic
2	MLP 1-8-1	0,001217	0,000478	SOS	Exponential	Identity
3	MLP 1-7-1	0,001209	0,000477	SOS	Tanh	Identity
4	MLP 1-4-1	0,001295	0,000589	SOS	Exponential	Tanh
5	MLP 1-3-1	0,001683	0,000609	SOS	Exponential	Logistic

المصدر : .مخرجات البرنامج STATISTICA V8

الجدول (2) : التنبؤ بأسعار البترول باستخدام الشبكة العصبية من جانفي إلى ديسمبر 2012

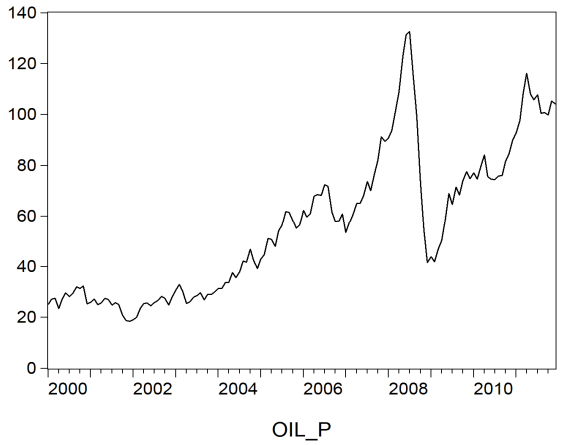
	Time series projection for oil_p (Spreadsheet1) All samples	
Case name	oil_p Target	oil_p(Output) 1. MLP 1-7-1
144	104,2600	105,7369
2		106,0926
3		106,4270
4		106,7407
5		107,0340
6		107,3074
7		107,5617
8		107,7975
9		108,0156
10		108,2169
11		108,4023
12		108,5726
13		108,7288

المصدر : .مخرجات البرنامج STATISTICA V8

الجدول (3) : مقياس دقة التنبؤ APE و MAPE

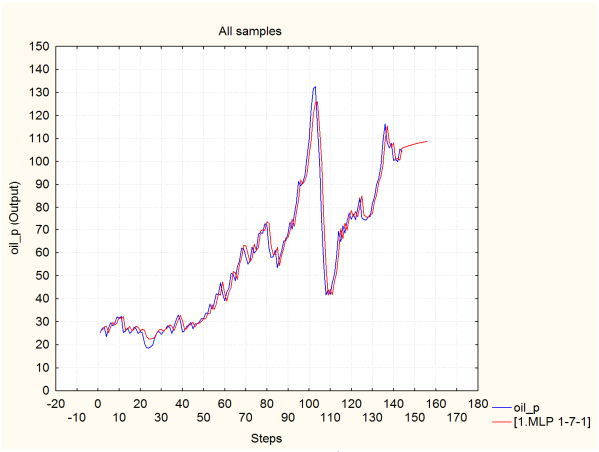
APE% HBS1	APE% GPFR	APE% ANN	التنبؤ بأسعار البترول			أسعار البترول	تاريخ
			HBS1	GPFR	ANN		
0,062587707	0,05108055	0,00748433	100,2	101,43	106,09	106,89	1-2012
0,101952085	0,105678793	0,055723159	101,21	100,79	106,42	112,7	2-2012
0,132269293	0,141268359	0,09381102	102,21	101,15	106,74	117,79	3-2012
0,092571429	0,107604396	0,059076923	103,22	101,51	107,03	113,75	4-2012
0,000672043	0,021985407	0,030145929	104,23	101,87	107,3	104,16	5-2012
0,159925052	0,126749697	0,185495426	105,24	102,23	107,56	90,73	6-2012
0,098191214	0,060361757	0,114108527	106,25	102,59	107,79	96,75	7-2012
0,018806991	0,022131459	0,025930851	107,26	102,95	108,01	105,28	8-2012
0,018340858	0,02831076	0,017776524	108,27	103,31	108,21	106,32	9-2012
0,056968759	0,002708192	0,048457298	109,28	103,67	108,4	103,39	-2012 10
0,0901453	0,02826925	0,073144213	110,29	104,03	108,57	101,17	-2012 11
0,100128497	0,031827617	0,074626866	111,3	104,39	108,72	101,17	-2012 12
0,077713269	**0,060664686**	**0,065481755**	MAPE				

الشكل (1) : رسم بياني لسلسلة أسعار البترول



المصدر : مخرجات البرنامج EVIEWS

الشكل (2) : رسم بياني للتنبؤ بأسعار البترول باستخدام نموذج الشبكة العصبية



المصدر : مخرجات البرنامج STATISTICA V8

- الإحالات والمراجع :

1 S. Wang, L. Yu and K. K. Lai, "Crude oil price forecasting with TEI@I methodology," Journal of Systems Science and Complexity, vol. 18, 2005, pp. 145-166.

2 S. Moshiri and F. Foroutan, "Forecasting nonlinear crude oil futures prices," The Energy Journal, vol. 27, 2005, pp. 81-95.

3 J. Liu, Y. Bai and B. Li, "A new approach to forecast crude oil price based on fuzzy neural network," in FSKD '07: Proceedings of the Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2007, pp. 273-277.

4 L. Yu, K.K. Lai, S. Wang and K. He, "Oil price forecasting with an EMD-based multiscale neural network learning paradigm," in Lecture notes in computer science, Berlin / Heidelberg: Springer, 2007 , pp. 925-932.

5 Knetsch, T. A. Forecasting the price of crude oil via convenience yield predictions. Journal of Forecasting, 2007, 26(7), 527–549.

6 Chen Sh , and Chen Ltu, oil prices and real exchanges rates , Energy economic , Vol.29 , 2007, PP.390 – 404.

7 Coppola, A. Forecasting oil price movements: Exploiting the information in the futures market. Journal of Futures Markets, 28(1), 2008, 34–56.

8 Haidar, I., Kulkarni, S., & Pan, H. Forecasting model for crude oil prices based on artificial neural networks. In Proceedings of the 2008 international conference on intelligent sensors, sensor networks and information processing (4761970), 2008, pp. 103–108.

9 Leili Nikbakht , oil prices and exchange eates , the case of OPEC , Business intelligence journal , 2009,PP102 – 120.

10 Kuo, R. J., Hit, T. L., & Chen, Z. Y. Evolutionary algorithm-based RBF neural network for oil price forecasting. ICIC Express Letters, 3(3), 2009, 701–705.

11 Alizadeh, A., & Mafinezhad, K. Monthly Brent oil price forecasting using artificial neural networks and a crisis index. In: Proceedings of the international conference on electronics and information engineering vol. 2 (5559818), 2010, pp. V2465–V2468.

12 Hog, E., & Tsiaras, L.. Density forecasts of crude-oil prices using option implied and ARCH-type models. Journal of Futures Markets. doi:10.1002/ fut.20487. 2010.

13 جعفر محمد حاجي، محمد عبد الهادي المحميد " الشبكة العصبية: التنبؤ بأسعار صرف الدينار الكويتي مقابل الدولار الأمريكي " المجلة العربية للعلوم الإدارية، مجلد 6، عدد 1، يناير ،1999، ص ص 17-35.

14 فوزي بندر بدر العتيبي " استخدام السلاسل الزمنية والشبكات العصبية في التنبؤ بالارقام القياسية دراسة تطبيقية على الأرقام القياسية لأسعار المستهلك بدول الكويت " بحث مقدم للحصول على درجة الماجستير في الإحصاء التطبيقي جامعة قناة السويس قسم الإحصاء التطبيقي والتأمين 2003 ص 73.

15 فوزي بندر بدر العتيبي (2003) " مرجع سبق ذكره " ص 74.

16 فارس غانم احمد وآخرون " التنبؤ الالكتروني لفعاليات الاركاض للنساء باستخدام الشبكات العصبية " المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات – الإحصاء والمعلوماتية 2012 جامعة الموصل – كلية علوم الحاسبات والرياضيات ص 7-8

17 مكيديش محمد " التخطيط الإجمالي للإنتاج باستخدام البرمجة الرياضية المبهمة " رسالة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في العلوم الاقتصادية تخصص إدارة العمليات الإنتاج، جامعة تلمسان،2013 ، ص 102 .

18 محمد طه أحمد الغنام، م.م. هبة على طه الصباغ " دراسة في المتغيرات المضببة والانحدار المتعدد المضبب " مجلة تكريت للعلوم الادارية والاقتصادية، المجلد 5، العدد 14، 2009، ص ص 166- 180.

19 Hojati, M., Bector, C.R., Smimou, K., A simple method for computation of fuzzy linear regression, European Journal of Operational Research, Volume 166, 2005, pp. 172-184.

20 H Hassanpour; H R Maleki; M A Yaghoobi " Approch to fuzzy linear regression with non-fuzzy input " Asia-Pacific Journal of Operation Research; Vol. 26, No. 5 , 2009, 587-604.

21 Hojati, M., Bector, C.R., Smimou, K. (2005) " Op cite ", pp. 172-184.

22 http://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=crude-oil&months=180.