مجلة المنتدى للدراسات والأبحاث الاقتصادية
Forum For Economic Studies and Research Journal
المجلد 10 / العـدد: 01 (2026)، ص 37 - 48

تقييم كفاءة نماذج الذكاء الاصطناعي في التنبؤ بأسعار سلة أوبك: تطبيق على نموذجي Prophet وLSTM

Evaluating the efficiency of AI models in predicting OPEC basket prices: Application to the Prophet and LSTM models

طلحة بوخاتم

مخبر MQEMADD، جامعة الجلفة، telha.boukhatem@univ-djelfa.dz

تاريخ الاستلام: 2026/02/10 **تاريخ القبول: 2026/05/09**

الملخص:

هدفت هذه الدراسة إلى تقييم دقة التنبؤ بأسعار سلة أوبك خلال الفترة من 01 يناير 2024 إلى 19 ديسمبر 2025 باستخدام بيانات يومية، بالاعتماد على لغة البرمجة بايثون باستخدام نموذجي Prophet و LSTM مع التركيز على مؤشرات الأداء: MAE، RMSE، MSE، وR^2.

وقد أظهرت النتائج تفوق نموذج LSTM على Prophet في دقة التنبؤ، حيث سجل أخطاء أقل وقيمة R^2 أعلى، مما يعكس قدرته على تفسير تباين الأسعار والتقاط الأنماط المعقدة وغير الخطية، في المقابل أظهر Prophet تقلبات أكبر في الأخطاء وأداء أقل من المتوسط البسيط، ما يجعله أقل موثوقية في التعامل مع التحركات السعرية المفاجئة، من الناحية الاقتصادية ويُعد Prophetمناسباً للتحليل طويل الأجل المعتمد على الاتجاهات الموسمية، بينما يوفر LSTM تنبؤاً أكثر دقة للتحليل القصير إلى متوسط المدى مع قوته في تحليل طويل الأجل، ما يجعله مفيدًا للمتداولين وشركات النفط التي تتطلب دقة أعلى في التنبؤ بأسعار السّلّة.

الكلمات المفتاحية: سلّة أوبك، برمجية بايثون، نموذج Prophet، نموذج LSTM، التنبؤ.

تصنيف JEL: B23، C41

Abstract:

This study aims to evaluate the forecasting accuracy of the OPEC basket prices during the period from January 1, 2024, to December 19, 2025, using daily data and employing Python as the research tool. The analysis was conducted using both Prophet and LSTM models, with a focus on key performance metrics: MAE, RMSE, MSE, and R^2.

The results indicate that the LSTM model outperforms Prophet in forecasting accuracy, exhibiting lower errors and a higher R^2 value, reflecting its superior ability to capture price variance and complex, nonlinear patterns. In contrast, Prophet showed larger fluctuations in errors and performed worse than the simple average, making it less reliable in handling sudden price movements. From an economic perspective, Prophet is suitable for long-term analysis based on seasonal trends, whereas LSTM provides more accurate forecasts for short- to medium-term analysis, making it particularly valuable for traders and oil companies that require higher precision in predicting OPEC basket prices.

Key Words: *OPEC basket, Python software, Model Prophet, Model LSTM, Prediction.*

JEL Classification: *B23 ،C41*

1. مقدمة:

يعد سوق النفط من أبرز الأسواق المالية العالمية، نظرًا لتأثيره الكبير على الاقتصاد العالمي وأسعار السلع الأساسية ومستوى النشاط الصناعي، تتسم أسعار النفط بتقلبات عالية نتيجة تداخل عدة عوامل اقتصادية وجيوسياسية، مثل الإنتاج العالمي، قرارات أوبك، مخزونات النفط، أسعار العملات، والأزمات الدولية، هذا التذبذب يجعل من التنبؤ بأسعار النفط أحد التحديات الرئيسة بالنسبة للمستثمرين وصناع القرار الاقتصادي.

وعلى الرغم من الاعتماد التقليدي على النماذج الإحصائية مثل ARIMA وGARCH في تحليل السلاسل الزمنية، إلا أن هذه النماذج غالبًا ما تواجه صعوبة في التقاط الاتجاهات المعقدة والتغيرات الهيكلية أو الموسمية طويلة الأمد في بيانات النفط. ومع التطور السريع في مجال الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي، أصبح بالإمكان الاستفادة من نماذج متقدمة قادرة على معالجة هذه التعقيدات بدقة أكبر.

من بين هذه النماذج، يبرز Facebook Prophet كنموذج حديث لتحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بها، حيث يتميز بقدرته على التقاط الاتجاهات العامة والموسمية والأحداث الاستثنائية في البيانات بطريقة شبه آلية، مما يجعله أداة قوية لدعم صناعة القرار في الأسواق المالية المعقدة مثل سوق النفط، بالإضافة إلى ذلك، يوفر نموذج LSTM (Long Short-Term Memory) من شبكات التعلم العميق قدرة متقدمة على التعامل مع الاعتماديات الزمنية الطويلة والتقلبات الديناميكية، مما يعزز من دقة التنبؤ بأسعار النفط في ظل أنماط موسمية متعددة وتقلبات كبيرة.

ويُعدّ هذا الجانب ذا أهمية خاصة في الجزائر، بالنظر إلى اعتماد شريحة واسعة من السكان على النشاط الفلاحي كمصدر رئيسي للدخل، بالإضافة إلى التحديات التي تواجهها الدولة في سعيها لتحقيق الاكتفاء الذاتي والحد من التبعية الغذائية. وتبرز الحاجة إلى فهم أعمق للعلاقة بين التأمين الفلاحي والأمن الغذائي من أجل تحديد مدى فاعلية هذا النوع من التأمين في دعم السياسات الزراعية، وتطوير آليات مستدامة تضمن تلبية الاحتياجات الغذائية للسكان في الحاضر والمستقبل، ومن خلال ما سبق يمكن صياغة الإشكالية كالتالي:

إلى أيِّ مدى تساهم منهجية Facebook Prophet وLSTM، بوصفهما تطبيقين حديثين للذكاء الاصطناعي في تحسين دقة التنبؤ بأسعار النفط؟

الأسئلة الفرعية:

ومن هذا التساؤل الرئيسي تتفرع عنه عدة أسئلة تتمثل فيما يلي:

- هل يتمتع سعر النفط باتجاه عام وموسمية يمكن لنموذج Prophet التقاطها؟
- ما مدى قدرة نموذج LSTM على التنبؤ بأسعار النفط والتعامل مع التقلبات القصيرة الأمد والأنماط الموسمية المعقدة ؟
- كيف تقارن نتائج التنبؤ لكل من Prophet و LSTMمن حيث الأداء والدقة؟
- أي من النموذجين يقدم أفضل دعم لاتخاذ القرارات الاستثمارية في سوق النفط؟

فرضيات البحث:

تتمثل الفرضية الأساسية لهذه الدراسة في:

- استخدام نموذج Facebook Prophet يؤدي إلى تحسين دقة التنبؤ بأسعار النفط مقارنة بالنماذج الإحصائية التقليدية مثل ARIMA وGARCH

- نموذج LSTM قادر على التقاط التقلبات القصيرة والطويلة الأمد والأنماط الموسمية المعقدة في أسعار النفط بدقة أعلى من النماذج التقليدية.

- هناك فروق ذات دلالة إحصائية في دقة التنبؤ بين Prophet وLSTM، حيث يقدم أحد النموذجين أداءً أفضل في دعم اتخاذ القرار الاستثماري في سوق النفط.

أهمية البحث:

تتعدد أهمية هذه البحث من عدة جوانب نذكر منها:

- **أهمية اقتصادية:** يعتبر النفط من الموارد الاستراتيجية التي تؤثر بشكل مباشر على الاقتصاد العالمي وأسعار السلع الأساسية ومستوى النشاط الصناعي. التنبؤ الدقيق بأسعاره يساهم في اتخاذ قرارات اقتصادية واستثمارية سليمة، سواء بالنسبة للحكومات أو الشركات والمؤسسات المالية.

- **أهمية علمية:** يضيف البحث قيمة علمية من خلال دراسة نموذجي Facebook Prophet وLSTM، وهما من تطبيقات الذكاء الاصطناعي، في التنبؤ بأسعار النفط، مما يوسع نطاق تطبيق النماذج الحديثة في الأسواق المالية المعقدة، ويساعد على تقييم فعالية هذه النماذج مقارنة بالنماذج التقليدية مثل ARIMA وGARCH.

- **أهمية منهجية:** يبرز البحث القدرات المنهجية لكل من Prophet وLSTM في التعامل مع الاتجاهات طويلة المدى، الأنماط الموسمية، والتقلبات قصيرة وطويلة المدى، بما في ذلك التغيرات المفاجئة في البيانات، مما يمثل إضافة نوعية لأدوات التنبؤ الحديثة في مجال الذكاء الاصطناعي.

المنهج المستخدم: يهدف هذا البحث إلى تطبيق نموذجي Facebook Prophet وLSTM على بيانات أسعار النفط التاريخية وتحليل قدرتهما على التنبؤ بدقة بالأسعار المستقبلية. يعتمد البحث على المنهج الاستقرائي والاستنباطي، باستخدام نماذج التنبؤ بالسلاسل الزمنية، مع تقييم أداء كل نموذج من حيث دقة التنبؤ، قدرة التقاط الاتجاهات طويلة المدى والتقلبات قصيرة وطويلة المدى، ومساهمته في دعم اتخاذ القرار الاقتصادي والاستثماري.

الدراسات السابقة:

شهد مجال التنبؤ بأسعار النفط اهتمامًا واسعًا في الأبحاث المالية والاقتصادية، نظرًا لأهمية النفط في الأسواق العالمية وتأثيره الكبير على الاقتصاد والاستثمار.

- **دراسة** (أحمد و الشتيوي ، 2025):

تناولت هذه الدراسة تطبيق نموذج ARIMA لتحليل أسعار خام النفط العالمي خلال الفترة من 2019 إلى 2024 والتنبؤ بها خلال الفترة (جانفي الى جوان 2025)، وخلُصت إلى أن نموذج ARIMA مناسب لتوقعات الأسعار على المدى القصير وان الأسعار ستتراوح ما بين 75.17 و81.46.

- **دراسة** (Yuwen , Baojun, & Sizhe , 2024)

تطرّقت هذه الدراسة إلى مسألة التنبؤ بأسعار نفط برنت الخام في ظل التحولات العالمية نحو الاقتصاد منخفض الكربون، حيث أكدت على الأهمية الاستراتيجية للنفط وتأثير تقلب أسعاره على الاقتصاد العالمي والأسواق المالية ومسار التنمية منخفضة الانبعاثات. وأشارت الدراسة إلى أن ديناميكية سوق النفط أصبحت أكثر تعقيدًا نتيجة تداخل العوامل التقليدية، مثل العرض والطلب والصراعات الجيوسياسية، مع عوامل حديثة مرتبطة بالسياسات الطاقوية والتحول نحو الطاقات المتجددة.

اعتمد الباحثون على بيانات الأسعار الفورية لنفط برنت الأوروبي المقدمة من إدارة معلومات الطاقة الأمريكية، وقاموا ببناء نموذج تعلم عميق يعتمد على ثلاث طبقات من وحدات LSTM للتنبؤ بأسعار النفط خلال الأيام القليلة اللاحقة. وأظهرت النتائج أن نموذج LSTM يتمتع بقدرة جيدة على التقاط الاتجاه العام لأسعار النفط، رغم تسجيل بعض الانحرافات خلال فترات التقلبات السعرية الحادة. وخلصت الدراسة إلى أن نماذج التعلم العميق، وخاصة LSTM، تُعد أدوات فعالة في التنبؤ بأسعار الطاقة، كما توفر دعمًا مهمًا لصناع القرار والمستثمرين في ظل حالة عدم اليقين التي تميز سوق النفط.

- **دراسة** (Didem & Erdemalp , 2020):

تناولت الدراسة مسألة التنبؤ باتجاه أسعار نفط برنت الخام، في ظل التقلبات الحادة التي تشهدها أسعار النفط نتيجة الأزمات الاقتصادية، النزاعات التجارية بين الاقتصادات الكبرى، والتغير المستمر في توازن العرض والطلب. وأكدت الدراسة أن عدم اليقين في أسعار النفط قد يؤدي إلى خسائر محتملة كبيرة لكل من المنتجين والمستهلكين، مما يجعل التنبؤ الدقيق بالأسعار مسألة ذات أهمية عالمية، وقد اعتمدت الدراسة على بيانات أسبوعية لأسعار نفط برنت تمتد على مدى 32 سنة (من يونيو 1988 إلى يونيو 2020)، حيث تم تقسيم البيانات إلى عينة تدريب (25 سنة) وعينة اختبار (7 سنوات) لتقييم دقة التنبؤ. وقام الباحثان بتطبيق نموذجين من نماذج الذكاء الاصطناعي، هما نموذج الشبكات العصبية ذات الذاكرة الطويلة قصيرة الأجل (LSTM) ونموذج Facebook Prophet (FBPr)، بهدف مقارنة أدائهما في التنبؤ باتجاه أسعار النفط المستقبلية، وأظهرت النتائج أن نموذج LSTM تفوق على نموذج Facebook Prophet من حيث دقة التنبؤ، حيث بلغت قيمة معامل التحديد (R^2) خلال مرحلة الاختبار 0.89 لنموذج LSTM مقابل 0.62 لنموذج Prophet، في حين سجّل النموذجان قيمًا مرتفعة خلال مرحلة التدريب. وخلصت الدراسة إلى أن نموذج LSTM يتمتع بقدرة أعلى على التنبؤ باتجاه أسعار النفط، مع التأكيد على أن نموذج Prophet يظل أداة فعالة وبسيطة في تحليل الاتجاهات العامة للأسعار.

- **دراسة** (Gupta & Coombs, 2024)

أظهرت الدراسة أن التنبؤ بأسعار النفط الخام يعتمد على عوامل متعددة تشمل العوامل الجيولوجية والإنتاجية والفنية، والتي تتسم بالتقلب والتغير تحت ظروف مختلفة، وقد استخدمت الدراسة نماذج التعلم الآلي للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، بما في ذلك نماذج ARIMA وSARIMA وLSTM، على بيانات يومية وأسبوعية وشهرية لأسعار النفط الخام، وأظهرت نتائج الدراسة تفوق نموذج LSTM من حيث الدقة، حيث سجل النموذج اليومي أقل قيمة MAPE بلغت 0.087، ما يشير إلى فعالية الشبكات العصبية في تحسين دقة التنبؤ مقارنة بالنماذج التقليدية.

2. الطريقة والأدوات:

1.2. أسعار النفط:

يُعد النفط الخام مصدرًا محوريًا للطاقة منذ الماضي وحتى الوقت الحاضر، لما له من دور أساسي في دعم الأنشطة الاقتصادية والصناعية على المستوى العالمي، غير أن التطورات الحديثة ولا سيما بروز مصادر جديدة للطاقة مثل النفط الصخري، إلى جانب التوسع المتزايد في استخدام مصادر الطاقة البديلة، قد أسهمت في تراجع الطلب العالمي على النفط، وهو ما انعكس على مستوياته السعرية، كما أدى تباطؤ وتيرة النمو الاقتصادي العالمي، خاصة عقب الأزمات الاقتصادية العالمية الأخيرة، إلى مزيد من الضغوط على الطلب. ونتيجة لذلك، فإن التقلبات في

أسعار النفط، سواء بالارتفاع أو الانخفاض، تُحدث تأثيرات واضحة ومتذبذبة في الأسواق العالمية (Didem & Erdemalp , 2020, p. 2).

ويُعد انتشار جائحة كوفيد-19، التي بدأت في ديسمبر 2019، مثالًا بارزًا على ذلك، حيث أظهرت تحليلات أسعار النفط خلال هذه الفترة مدى تأثرها بشكل ملموس بهذا الظرف الاستثنائي وغير المتوقع، فالنفط من السلع الاستراتيجية التي يستهلكها كلٌّ من المنتجين والمستهلكين، الأمر الذي يجعل أسعاره مرتبطة ارتباطًا وثيقًا بمستوى النشاط الاقتصادي العالمي، وبناءً عليه، فإن أسعار النفط تتحدد إلى حدٍّ كبير وفقًا للتقلبات التي تشهدها الأنشطة الاقتصادية على الصعيد الدولي.

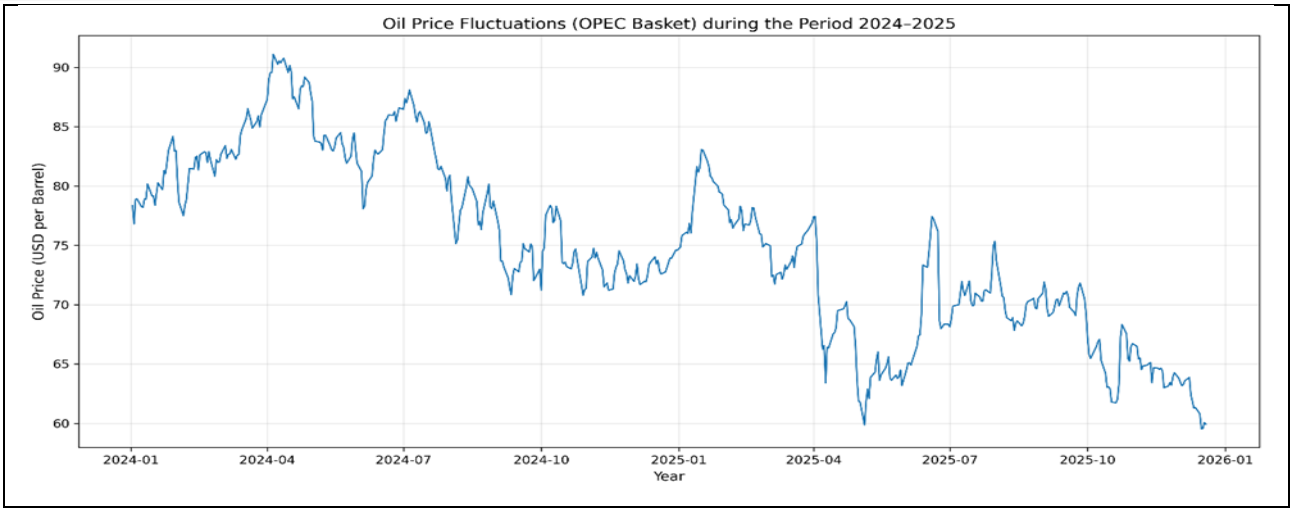
وتعتمد اقتصادات العديد من الدول اعتمادًا جوهريًا على إنتاج النفط وتداوله وتجارة مشتقاته، مما يجعل عملية التنبؤ بأسعار النفط وتقديرها ذات أهمية بالغة على المستويين الاقتصادي والاستراتيجي. فضلًا عن ذلك، توجد قطاعات اقتصادية تعتمد اعتمادًا مباشرًا على أسعار النفط، من بينها القطاع الصناعي وقطاع النقل واللوجستيات، وعليه لا تقتصر آثار تقلبات أسعار النفط على هذه القطاعات فحسب، بل تمتد لتشمل أيضًا مختلف العمليات السياسية والاقتصادية التي تسهم في تحديد مسارات النمو والتنمية الاقتصادية للدول.

وبحسب منشئه وخصائصه الفيزيائية والكيميائية، يُصنَّف النفط الخام إلى عدة أنواع، من أبرزها خام غرب تكساس الوسيط (WTI)، وخام برنت، وخام صحاري بلاند (Saharan Blend) ويُعد خام صحاري بلاند من أهم أنواع النفط الخام في الجزائر، لما يتمتع به من جودة عالية ناتجة عن انخفاض نسبة الكبريت وارتفاع درجة الخفة، الأمر الذي يجعله محل طلب واسع في الأسواق الدولية، ويُستخرج هذا الخام أساسًا من الحقول النفطية الواقعة في جنوب الجزائر، ويُستخدم مرجعًا لتسعير الصادرات النفطية الجزائرية.

غير أن إنجاز هذا النوع من التحليل القياسي، القائم على نماذج ديناميكية قصيرة الأجل، يتطلب توفر بيانات عالية التواتر، وهو ما يطرح إشكالية منهجية تتمثل في عدم توفر بيانات يومية رسمية ومفتوحة المصدر لأسعار خام صحاري بلاند. وبناءً عليه، سنعتمد في هذه الدراسة على بيانات سلة منظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك) بوصفها متغيرًا بديلاً (**Proxy**)(Organization of the Petroleum Exporting Countries, 2025) ، نظرًا لكونها تمثل متوسطًا مرجحًا لأسعار خامات الدول الأعضاء، والتي يُعد خام صحاري بلاند أحد مكوناتها الأساسية، كما تتميز بيانات سلة أوبك بتوفرها اليومي واستمراريتها الزمنية وموثوقيتها العالية، الأمر الذي يجعلها ملائمة لأغراض التحليل القياسي وبناء نماذج التنبؤ، بما يضمن اتساق المنهجية المعتمدة ودقة النتائج المتحصل عليها.

وقبل الانتقال إلى تحليل سلوك أسعار النفط وسلسلة البيانات، من المفيد أولًا تقديم تمثيل بصري لتطور أسعار سلة أوبك اليومية خلال الفترة جانفي 2024 الى ديسمبر 2025، ويوضح هذا الشكل بشكل مباشر التقلبات الحادة والاتجاهات العامة للأسعار، ويحدد أيضًا نقطة الفصل بين بيانات التدريب والاختبار المستخدمة لاحقًا في النماذج التنبؤية.

الشكل 1: تطور وتقلبات أسعار النفط (سلة أوبك) خلال الفترة 2024–2025



المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برمجية بايثون

يوضح الشكل تقلبات أسعار سلة أوبك للنفط خلال الفترة 2024–2025، حيث تراوحت الأسعار بين نحو 60 و90 دولار للبرميل، ويشير الشكل إلى انخفاض تدريجي عام في الأسعار على المدى الطويل، مع وجود تقلبات قصيرة المدى حادة تعكس حساسية السوق للصدمات الاقتصادية والجيوسياسية المفاجئة، تعكس هذه التقلبات أهمية التنبؤ الدقيق بأسعار النفط لدعم اتخاذ القرارات الاقتصادية والاستثمارية، سواء للحكومات أو الشركات العاملة في قطاع الطاقة، وهو ما يبرز دور النماذج الحديثة مثل Prophet وLSTM في التقاط الاتجاهات طويلة المدى والتقلبات قصيرة المدى على حد سواء.

2.2. الأدوات المستخدمة في التنبؤ

يُعتبر التنبؤ بالسلاسل الزمنية من العناصر الجوهرية في علم البيانات، نظرًا لدوره الحيوي في دعم اتخاذ القرارات المؤسسية، خصوصًا في مجالات تخطيط القدرات، وضع الأهداف، واكتشاف القيم الشاذة. ومع ذلك، يبقى الحصول على تنبؤات دقيقة وموثوقة تحديًا منهجيًا، خاصةً نظراً لتعدد أشكال السلاسل الزمنية وقلة الخبرات المتخصصة في نمذجة التنبؤ. وفي هذا الإطار، تتبنى الدراسات الحديثة منهجيتين بارزتين في التنبؤ بالسلاسل الزمنية، هما منهجية Prophet ونماذج LSTM، ولكل منهما ميزاته وأساليبه الخاصة في معالجة البيانات الزمنية.

1.2.2. منهجية Facebook Prophet

جاءت منهجية Facebook Prophet لتقديم مقاربة عملية للتنبؤ على نطاق واسع، تعتمد على نماذج مرنة وقابلة للتهيئة، لا سيما تلك التي تشمل اتجاهات غير خطية، وموسمية متعددة، وتأثيرات استثنائية أو صدمات خارجية، بالإضافة الى أنها تدمج المعرفة التخصصية للمحلل ضمن عملية التنبؤ من خلال تحليل الأداء والمراجعة التفاعلية عند الحاجة، بما يسهم في تحسين جودة التنبؤات مع الحفاظ على قابلية التفسير وسهولة الاستخدام لذلك سيتم استخدام تحليل السلاسل الزمنية بالاعتماد على نموذج Facebook Prophet، وهي مكتبة مفتوحة المصدر طوّرتها شركة فيسبوك، ومصممة خصيصًا لإجراء التنبؤات باستخدام بيانات السلاسل الزمنية، مع الاستفادة من أدوات التنبؤ المتاحة في لغة البرمجة Python (Mashael, Kaouther , Nada , & Maysoon , 2021, p. 3784).

ويعتمد نموذج Prophet على مقاربة تفكيك السلسلة الزمنية (Time Series Decomposition)، حيث يفترض أن السلسلة الزمنية يمكن تمثيلها كمحصلة لمجموعة من المكونات الأساسية، وذلك وفق الصيغة التالية (Sean & Benjamin , 2018, p. 38):

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon(t)$$

حيث يمثّل:

- $g(t)$ الاتجاه العام (Trend)
- $s(t)$ المكون الموسمي(Seasonality)
- $h(t)$ تأثير الأحداث أو الصدمات الخاصة (Holidays/Events)
- $\varepsilon(t)$ يعبر عن المكون العشوائي أو الخطأ.

يركز المكون الاتجاهي $g(t)$ على نمذجة التطور طويل الأجل للسلسلة الزمنية، ويمكن تمثيله إما باتجاه خطي أو اتجاه لوجستي، مع السماح بوجود نقاط انعطاف (Changepoints) تعكس التغيرات الهيكلية المفاجئة في السلوك العام للبيانات، وهو ما يجعل النموذج ملائمًا لتحليل الأسواق الاقتصادية التي تتأثر بالأزمات والتحولات المفاجئة.

أما المكون الموسمي $s(t)$، فيُستخدم لالتقاط الأنماط الدورية المتكررة، سواء كانت سنوية أو شهرية أو أسبوعية، ويتم تمثيله باستخدام دوال فورييه (Fourier Series) ، مما يمنح النموذج مرونة عالية في توصيف التذبذبات الموسمية المعقدة دون افتراض شكل خطي صارم.

ويأخذ نموذج Prophet بعين الاعتبار تأثير الأحداث الخاصة أو الصدمات الخارجية $h(t)$ ، مثل الأزمات الاقتصادية أو النزاعات الجيوسياسية أو الجوائح الصحية، من خلال إدراج متغيرات وهمية (Dummy Variables) تمكّن من قياس الأثر المؤقت أو الدائم لهذه الأحداث على السلسلة الزمنية.

وبناءً على ما سبق، تُعد منهجية فيسبوك بروفيت أداة ملائمة لدراسة وتوقع المتغيرات الاقتصادية، خاصة في البيئات التي تتسم بعدم الاستقرار وبتأثير الصدمات الخارجية، مثل أسواق النفط والطاقة، حيث توفر إطاراً تحليليًا مرنًا يجمع بين التفسير الاقتصادي والدقة التنبؤية.

2.2.2. نماذج LSTM

تمثل الشبكات العصبية من نوع LSTM (Long Short-Term Memory) ثورة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية المعقدة، نظرًا لقدرتها على التعلم من الأنماط الطويلة المدى في البيانات وتذكر المعلومات السابقة لفترات زمنية ممتدة، إذ هي نوع من أنواع الشبكات العصبية المتكررة (RNN) مصممة خصيصًا لمنع تدهور أو انفجار مخرجات الشبكة العصبية عند إدخال معين أثناء مرورها عبر حلقات التغذية العكسية، وتسمح هذه الحلقات المتكررة للشبكات العصبية المتكررة بأن تكون أفضل في التعرف على الأنماط مقارنة بالشبكات العصبية الأخرى، ويُعد تذكُّر المدخلات السابقة أمرًا حيويًا لحل مهام تعلم التسلسل.

الجزء الأهم في شبكة LSTM هو خلية الذاكرة (Cell)، التي تعمل كذاكرة طويلة المدى للشبكة، وتتحكم بها ثلاث بوابات رئيسية:

- **الإدخال (Input Gate):** التي تحدد المعلومات الجديدة من المدخلات الحالية التي يجب إضافتها إلى خلية الذاكرة، مثل تحديد البيانات الحديثة المهمة عند تعلم الشبكة لسلسلة زمنية لأسعار النفط؛
- **بوابة النسيان (Forget Gate):** التي تقرر أي المعلومات القديمة الموجودة في الخلية يجب أن تُنسى، مما يساعد الشبكة على تجاهل البيانات غير المهمة أو القديمة؛

- **بوابة الإخراج (Output Gate)**: التي تحدد أي جزء من ذاكرة الخلية سيتم إخراجه واستخدامه كحالة مخفية (Hidden State) للخطوة التالية، وهذه الحالة تعمل كذاكرة قصيرة المدى تؤثر على التنبؤات القادمة.

تعمل هذه البوابات معًا بحيث تُدمج المدخلات الحالية والحالة المخفية السابقة وحالة الخلية، وتمرر عبر البوابات التي تستخدم دالة سيجمويد (Sigmoid) لإعطاء قيمة بين 0 و1 لكل عنصر من الذاكرة، حيث يمثل 0 تجاهلًا كاملًا و1 الاحتفاظ الكامل، ويطلق على هذه العملية بالمعايرة حيث انها لا تؤثر على دقة التنبؤ بالإضافة الى انها تساعد على تجاوز مشاكل تعلم النموذج، مما يسمح لخوارزمية الانحدار التدريجي (Gradient Descent) بالاقتراب من الحل الأمثل بشكل أسرع.

يمكن تمثيل صيغة معايرة البيانات باستخدام Min-Max كما في المعادلة التالية:

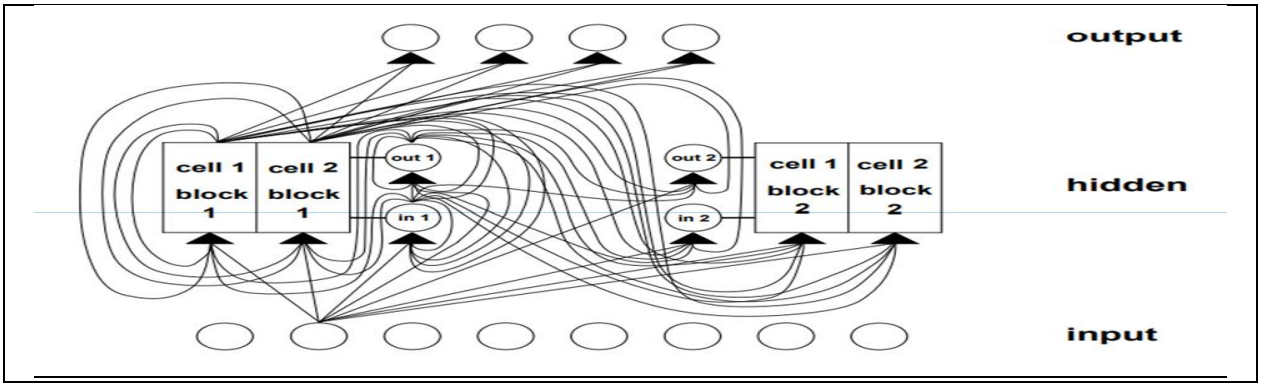
$$x_i' = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

- $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ تمثل مجموعة القيم الأصلية،
- x_i' هي القيمة المعايرة للعنصر i،
- x_i هي القيمة الملاحظة للعنصر i،
- $x_{\min}$ هو أقل قيمة في المجموعة،
- $x_{\max}$ هو أكبر قيمة في المجموعة.

القيم المعايرة الناتجة عن الدراسة يتم إعادة تحويلها إلى القيم الحقيقية بعد المعالجة.

بعد ذلك، يتم تحديث حالة الخلية وفق ما تقرره بوابات الإدخال والنسيان، ثم تُخرج بوابة الإخراج المعلومات للخطوة التالية، مما يمكّن LSTM من الاحتفاظ بالمعلومات المهمة لفترات طويلة جدًا مع تجاهل المعلومات غير المهمة، ما يجعلها مثالية لمعالجة السلاسل الزمنية.

الشكل 2: بنية نموذج LSTM



المصدر: (Sepp & Jurgen , 1997, p. 09)

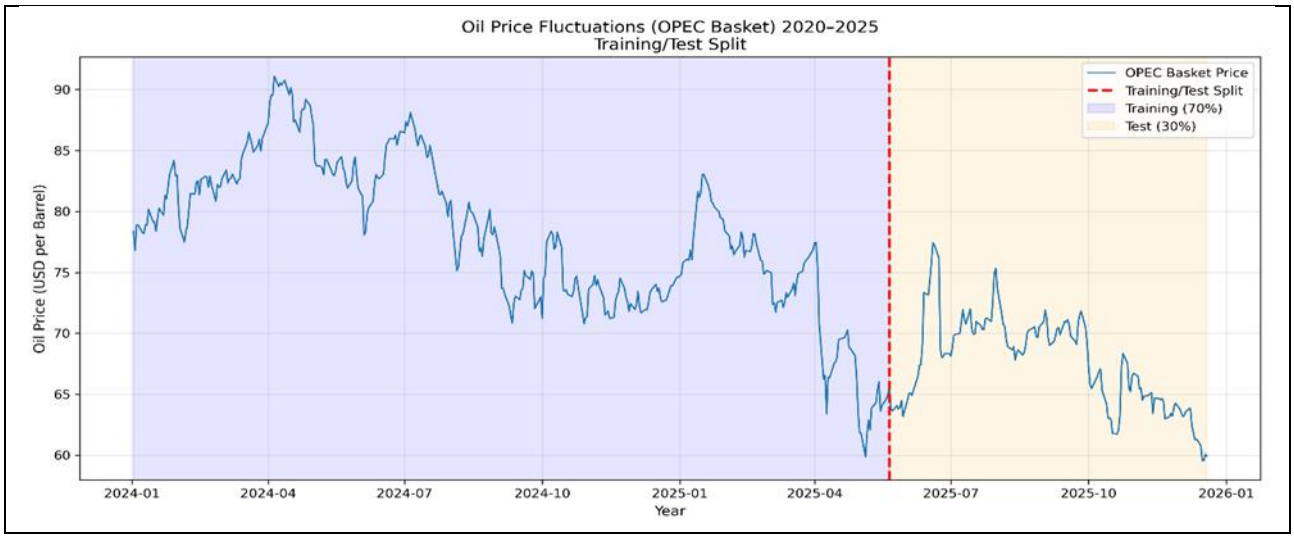
3. النتائج والمناقشة:

انطلاقًا من الخصائص المعقدة لسوق النفط، مثل التقلبات العالية، الموسمية المتكررة، والتأثر بالأحداث الجيوسياسية والاقتصادية، أصبح استخدام نماذج التنبؤ المتقدمة أمراً ضروريًا لفهم اتجاهات الأسعار المستقبلية، في هذا السياق توفر الدراسة التطبيقية الحالية استخدام نموذج Facebook Prophet ونماذج LSTM لتحليل وتوقع

أسعار النفط، مستفيدين من قدرة النموذجين على التعامل مع السلاسل الزمنية غير الخطية، الموسمية متعددة الفترات، والتغيرات المفاجئة الناتجة عن صدمات السوق.

ولضمان موثوقية التنبؤات، تم اختيار بيانات أسعار النفط للفترة من 02-01-2024 إلى 19-12-2025، حيث تم تقسيم العينة إلى مجموعتين: 70% للتدريب و30% للاختبار، وتهدف الدراسة من خلال هذا التقسيم إلى تقييم دقة Prophet في التقاط الأنماط التاريخية لأسعار النفط، وتحليل الأداء التنبؤي للنموذج على مجموعة الاختبار، وإظهار فعاليته كأداة دعم قرار لمتخذي القرار والمستثمرين في أسواق الطاقة، مع التنبؤ بالأسعار على المدى القصير والمتوسط.

الشكل 3: تقسيم بيانات أسعار النفط إلى 70% تدريب و30% اختبار



المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على مخرجات لغة برمجية بايثون

نلاحظ أنَّ:

– **المنطقة المظللة باللون الأزرق:** تمثل 70% من البيانات للتدريب وتشمل الفترة من جانفي 2024 الى ماي 2025؛

– **المنطقة المظللة باللون البرتقالي:** تمثل 30% من البيانات للاختبار تشمل الفترة من جوان 2025 إلى ديسمبر2026؛

– **الخط الأحمر العمودي:** يوضح بشكل دقيق نقطة الفصل بين التدريب والاختبار، وهي نقطة اختيارية مهمة لضمان عدم تسريب البيانات المستقبلية في التدريب.

تم استخدام مجموعة بيانات يومية تغطي فترة سنتين لتطوير نموذجين للتنبؤ بأسعار خام برنت، وهما Prophet و LSTM، وقد تمت البرمجة الحاسوبية باستخدام لغة Python، مع الاستفادة من مكتبة Prophet لتطوير وتنفيذ نموذج Facebook Prophet، واستخدام مكتبة TensorFlow/Keras لتصميم وتنفيذ نموذج LSTM.

تم خلال مرحلة التدريب تحديد العلاقة البنيوية بين المدخلات والمخرجات لكل نموذج لضمان ملاءمة النموذج لخصائص البيانات التاريخية، كما تم استخدام مجموعة بيانات الاختبار للتحقق من دقة التنبؤ وأداء كل نموذج.

تمت مقارنة نموذج Prophet ونموذج LSTM المستخدمين في هذه الدراسة من خلال النظر في قيم RMSE، MAE، MAPE، وR^2. وقد تم تقييم جميع الطرق عن طريق إعادة تحويل القيم المقننة إلى قيمها الأصلية في كل من مجموعتي البيانات المرصودة والمتوقعة. وتُعرض النتائج المقارنة في الجدول التالي:

الجدول 1: تقسيم بيانات أسعار النفط إلى 70% تدريب و30% اختبار

Model	MAE	RMSE	MSE	R2_Score
Prophet	4.34	5.211	27.156	-0.895
LSTM	2.201	2.688	7.225	0.498

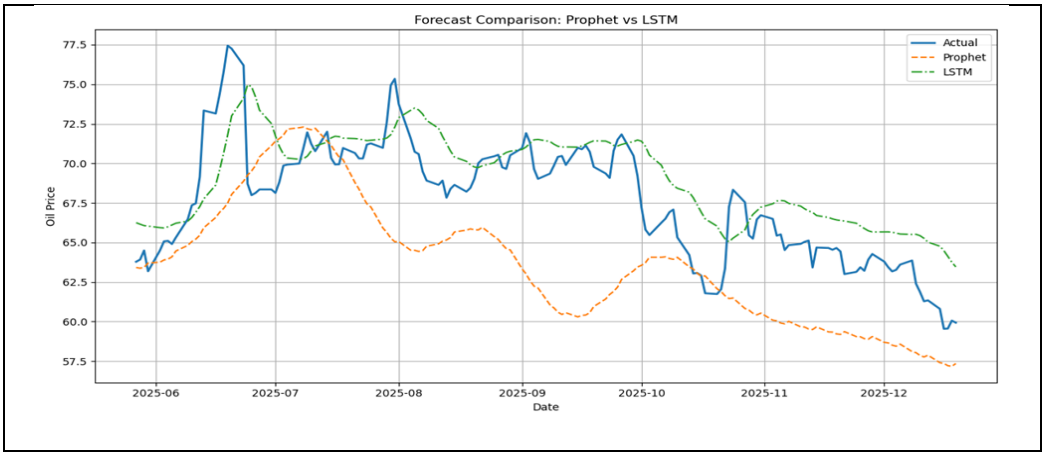
المصدر: مخرجات برمجية بايثون

من خلال الجدول نلاحظ أنَّ:

- MAE: متوسط الخطأ المطلق متوسط الفرق بين السعر الفعلي والمتوقع، هنا LSTM أخطاؤه أصغر تقريبًا، ما يعني أن توقعاته أقرب للقيم الحقيقية، وهو مهم عند اتخاذ قرارات استثمارية أو تخطيط إنتاج النفط.
- RMSE: جذر متوسط مربع الخطأ يعطي وزنًا أكبر للأخطاء الكبيرة، حيث ارتفاع RMSE في Prophet يعني أن هناك حالات توقعات بعيدة عن الواقع، ما قد يؤدي إلى قرارات غير دقيقة إذا تم الاعتماد على النموذج في التداول أو التخطيط.
- MSE: متوسط مربع الخطأ يؤكد أن Prophet لديه تقلبات أكبر في الأخطاء، من منظور اقتصادي هذا يعني أن Prophet أقل موثوقية في التنبؤ بالفترات التي تحدث فيها تقلبات كبيرة في الأسعار.
- R2_Score: معامل التحديد يوضح جودة التنبؤ بالنسبة للتقلبات الفعلية، حيث ان القيمة سلبية لـ Prophet تعني أن النموذج أداءه أسوأ من المتوسط البسيط، بينما LSTM يفسر حوالي 50% من التباين في الأسعار، أي أنه أفضل بكثير في التقاط الأنماط الحقيقية.

من خلال تحليل النتائج السابقة يظهر أن LSTM يتفوق على Prophet من حيث دقة التنبؤ (MAE وRMSE أقل، R^2 أعلى) رغم أنه يحتاج موارد وضبط أكثر، حيث نستنتج ان نموذج LSTM قادر على التقاط الأنماط المعقدة وغير الخطية مثل الصدمات النفطية أو التغيرات المفاجئة في الأسعار، على خلاف نموذج Prophet نجد انه أضعف في التقاط التغيرات غير الخطية أو الصدمات المفاجئة في السوق، وهذا ما يظهره الشكل الموالي بشكل واضح من خلال مقارنة القيم المتنبأ بها لنموذج LSTM ونموذج Prophet مع القيم الحقيقية للفترة من جوان 2025 الى ديسمبر 2025:

الشكل 4: مدى التطابق لتقديرات نموذج LSTM ونموذج Prophet مع القيم الحقيقية



المصدر: مخرجات برمجية بايثون

4. الخاتمة:

تهدف هذه الدراسة إلى تقييم دقة التنبؤ بأسعار سلة منظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك) خلال الفترة من 01 يناير 2024 إلى 19 ديسمبر 2025، باستخدام بيانات يومية. تم استخدام نموذجي Prophet و LSTMلتحليل السلسلة الزمنية، مع التركيز على مؤشرات الأداء الرئيسيةMAE :، RMSE، MSE، وR^2، وبالاعتماد على لغة البرمجة بايثون كأداة بحث وتحليل.

وقد أظهرت النتائج أن نموذج LSTM يتفوق على نموذج Prophet من حيث دقة التنبؤ، حيث سجل LSTM متوسط خطأ مطلق (MAE) وأخطاء جذرية مربعة (RMSE) أقل، بالإضافة إلى معامل تحديد (R^2) أعلى، ما يشير إلى قدرة أكبر على تفسير تباين الأسعار الفعلي والتقاط الأنماط المعقدة وغير الخطية، في المقابل أظهرت قيم RMSE وMSE المرتفعة لنموذج Prophet تقلبات أكبر في الأخطاء، بينما يشير R^2 السلبي إلى أنَّ أداء النموذج أقل من المتوسط البسيط للبيانات.

من منظور اقتصادي، يُظهر التحليل أن نموذج Prophet مناسب للاستخدام في الاستراتيجيات طويلة الأجل المعتمدة على الاتجاهات الموسمية العامة، ولكنه أقل موثوقية في التنبؤ بالحركات السعرية الحادة والمفاجئة، أما نموذج LSTM فيتميز بالقدرة على التنبؤ قصير إلى متوسط المدى، والتعامل مع الصدمات المفاجئة والتغيرات غير الخطية في الأسعار، مما يجعله أكثر ملاءمة للمتداولين أو شركات النفط التي تحتاج إلى دقة أعلى في توقع أسعار السّلّة.

وتؤكد هذه الدراسة على أهمية اختيار النموذج وفقًا لطبيعة التطبيق: Prophet للتحليل الاستراتيجي طويل الأجل، وLSTM للتنبؤ التشغيلي قصير إلى متوسط وطويل المدى، مع استخدام برمجة بايثون كأداة فعالة لمعالجة البيانات اليومية وبناء النماذج التنبؤية.

5. المراجع

- Didem , G., & Erdemalp , Ö. (2020, 12). The Prediction of Brent Crude Oil Trend Using LSTM and Facebook. *European Journal of Science and Technology*, pp. 1-9. doi:DOI: 10.31590/ejosat.759302
- Gupta, S. R., & Coombs, T. (2024). Predicting Crude Oil Price Using Time Series Statistical Modelling. *International Journal of Data Science and Advanced Analytics*(06). Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/383112894_Predicting_Crude_Oil_Price_Using_Time_Series_Statistical_Modelling_Techniques/fulltext/66bd8afb145f4d35535a97a0/Predicting-Crude-Oil-Price-Using-Time-Series-Statistical-Modelling-Techniques.pdf?origin=pub
- Mashael, K., Kaouther , L., Nada , A., & Maysoon , A.-z. (2021). Time Series Facebook Prophet Model and Python for COVID-19 Outbreak Prediction. *Computers, Materials & Continua*(3), pp. 3782-3793. doi:DOI:10.32604/cmc.2021.014918
- Organization of the Petroleum Exporting Countries. (2025, 12 24). *OPEC Basket Price*. Retrieved from Organization of the Petroleum Exporting Countries: https://www.opec.org/opec-basket-price.html
- Sean, T. J., & Benjamin , L. (2018). Forecasting at Scale. (1), pp. 37-45. doi:https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080

- Sepp, H., & Jurgen , S. (1997). LONG SHORT-TERM MEMORY. *Neural Computation*(08). Retrieved from https://www.bioinf.jku.at/publications/older/2604.pdf

- Yuwen , Z., Baojun, H., & Sizhe , W. (2024, 09 19). Prediction of Brent crude oil price based on LSTM model under the background of low-carbon transition. *arXiv:2409.12376 >Computer Science > Machine Learning*. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.12376

- سوادي محمد أحمد ، وإمسيلخ إمحمد الشتيوي . (2025). اختبار ملائمة نموذج ARIMA في تحليل وتنبؤ اسعار النفط العالمية للفترة 2019-2024: دراسة تطبيقية. *المجلة الليبية للدراسات الاكادمية المعاصرة* (01). تم الاسترداد من https://ljcas.ly/index.php/ljcas/article/view/75/74