

# Analisis Prediksi Harga Minyak Mentah WTI dengan Metode ANN Backpropagation dan Long Short-Term Memory

Wulan Simbolon<sup>1,\*</sup>, Rado Manurung<sup>2</sup>, Adrian Sidauruk<sup>3</sup>, Lusi Saragih<sup>4</sup>, Jaya Tata Hardinata<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas HKBP Nommensen, Pematangiantar, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup>wulansimbolon611@gmail.com, <sup>2</sup>radoramajaya@gmail.com, <sup>3</sup>artasidauruk3@gmail.com, <sup>4</sup>lusianahandayani1@gmail.com, <sup>5</sup>jayatatahardinata@uhnp.ac.id  
(Email Corresponding Author: wulansimbolon611@gmail.com)

Received: January 19, 2026 | Revision: January 29, 2026 | Accepted: January 29, 2026

## Abstrak

Estimasi harga minyak mentah West Texas Intermediate (WTI) sangat penting karena perubahan harga yang signifikan dapat berdampak pada ekonomi global. Studi ini bertujuan untuk menguji dan membandingkan kemampuan Jaringan Saraf Buatan (Artificial Neural Networks/ANN) menggunakan algoritma backpropagation dan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam memprediksi harga minyak mentah WTI menggunakan data deret waktu bulanan. Data yang digunakan adalah harga minyak mentah WTI historis, yang kemudian diproses menggunakan teknik jendela geser (sliding window) untuk membuat data pembelajaran terawasi (supervised learning). Selanjutnya, data diskalakan menggunakan metode Min-Max Scaling sebelum proses pelatihan dimulai. Model ANN dibuat menggunakan jaringan saraf feedforward dengan beberapa lapisan tersembunyi, sedangkan model LSTM dirancang khusus untuk menangkap hubungan temporal jangka panjang dalam data deret waktu. Pelatihan model menggunakan rumus kerugian Mean Squared Error (MSE) dengan optimasi Adam. Prediksi dari kedua model kemudian dibandingkan dengan data asli untuk mengukur akurasi dan kinerja masing-masing metode. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode tersebut mampu mensimulasikan pola pergerakan harga minyak mentah WTI; namun, model LSTM memberikan perkiraan yang lebih kuat dan menghasilkan kesalahan perkiraan yang lebih kecil daripada metode ANN backpropagation. Akibatnya, metode LSTM dianggap lebih berhasil dalam mengelola sifat nonlinier dan ketergantungan temporal yang kuat dari data deret waktu harga minyak mentah. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi untuk pengembangan komoditas berbasis jaringan saraf.

**Kata Kunci:** Harga minyak mentah WTI, Deret waktu, Jaringan saraf tiruan, Backpropagation, Long Short-Term Memory

## Abstract

Estimating the price of West Texas Intermediate (WTI) crude oil is crucial because significant price changes can impact the global economy. This study aims to test and compare the capabilities of Artificial Neural Networks (ANNs) using backpropagation and Long Short-Term Memory (LSTM) algorithms in predicting WTI crude oil prices using monthly time series data. The data used is historical WTI crude oil prices, which are then processed using a sliding window technique to create supervised learning data. Furthermore, the data is scaled using the Min-Max Scaling method before the training process begins. The ANN model was created using a feedforward neural network with multiple hidden layers, while the LSTM model was specifically designed to capture long-term temporal relationships in time series data. Model training used the Mean Squared Error (MSE) loss formula with Adam optimization. The predictions from both models were then compared to the original data to measure the accuracy and performance of each method. Research findings show that both methods are capable of simulating WTI crude oil price movement patterns; however, the LSTM model provides more robust forecasts and produces smaller forecast errors than the backpropagation ANN method. Consequently, the LSTM method is considered more successful in managing the nonlinear nature and strong temporal dependence of crude oil price time series data. This research is expected to serve as a reference for developing neural network-based commodities.

**Keywords:** WTI Crude Oil Price, Time Series, Artificial Neural Network, Backpropagation, Long Short-Term Memory

## 1. PENDAHULUAN

Harga minyak mentah West Texas Intermediate (WTI), merupakan salah satu indikator penting dalam perekonomian global karena memengaruhi sektor energi, industri, transportasi, serta stabilitas ekonomi berbagai negara. Fluktuasi harga minyak yang dipengaruhi oleh faktor geopolitik, permintaan-penawaran, serta kondisi makroekonomi menjadikan peramalan harga minyak sebagai topik yang strategis dan menantang. Oleh karena itu, diperlukan metode prediksi yang mampu menangkap pola nonlinier dan ketergantungan temporal yang kuat dalam data deret waktu.

Perkembangan kecerdasan buatan, khususnya pada bidang pembelajaran mesin dan deep learning, telah membuka peluang baru dalam pemodelan data deret waktu. Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network/ANN) dengan algoritma backpropagation telah banyak digunakan untuk memodelkan hubungan nonlinier pada data ekonomi. Namun, model ANN konvensional memiliki keterbatasan dalam menangkap ketergantungan jangka panjang karena tidak memiliki mekanisme memori internal.

Sebagai pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM) dirancang untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient dan mampu menyimpan informasi dalam rentang waktu yang lebih

panjang. Kemampuan ini menjadikan LSTM sangat sesuai untuk pemodelan data deret waktu yang kompleks seperti harga minyak mentah.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja metode ANN Backpropagation dan LSTM dalam memprediksi harga minyak mentah WTI berbasis data time series bulanan. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pemilihan model prediksi yang lebih akurat serta menjadi referensi bagi pengembangan sistem peramalan komoditas energi berbasis kecerdasan buatan. Kajian ini mengulas pemanfaatan teknik Jaringan Saraf Tiruan (ANN) dan Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM) guna mengkaji dan memperkirakan kecenderungan data angka harga minyak mentah, di mana data itu diolah lewat Excel, diskalakan, lalu dibagi menjadi bagian pelatihan dan pengujian sesuai langkah data deret waktu [1]

ANN Backpropagation dipakai sebagai kerangka maju biasa, sementara LSTM memanfaatkan kemampuan ingat waktu untuk menangkap hubungan jangka waktu yang panjang [2]. Penilaian terhadap rancangan ini dikerjakan memakai Rata Rata Kuadrat Kesalahan (MSE) dengan pengatur Adam agar kestabilan pencapaian target lebih terjamin [3]. Metode seperti ini diharapkan mampu menciptakan rancangan perkiraan yang tepat serta bekerja baik untuk membantu penentuan keputusan berdasarkan informasi yang ada.

Prediksi data urutan waktu sudah sering dipakai untuk mengkaji pola lampau serta memperkirakan angka mendatang di bidang ekonomi dan energi.[4], [5] menyatakan bahwa ciri utama data urutan waktu adalah adanya keterikatan waktu yang dapat dibuat modelnya secara matematis maupun komputasi. Akan tetapi, cara statistik tradisional sering terkendala saat berhadapan dengan pola rumit yang tidak lurus. Jaringan Saraf Tiruan (ANN) dengan metode Backpropagation diperkenalkan sebagai cara nonlinier yang sanggup mempelajari kaitan rumit antar data lewat proses peremajaan bobot berdasarkan kesalahan [6]. Pendekatan ini telah luas dipakai dalam memprediksi harga barang dagangan sebab luwes terhadap data historis yang tidak stabil [7]. Evolusi deep learning memunculkan Long Short-Term Memory (LSTM) sebagai turunan Recurrent Neural Network (RNN) yang dibuat untuk menyelesaikan isu gradien yang menghilang [8].LSTM terbukti lebih baik dalam menangkap ketergantungan jarak jauh pada data urutan waktu ekonomi dan energi [9].Untuk riset yang memakai data bulanan, langkah awal seperti penormalan, pemisahan data untuk latihan dan pengujian, serta penilaian memakai Mean Squared Error (MSE) menjadi elemen krusial guna mendongkrak kinerja mode [10].Memakai optimizer Adam juga terbukti bisa mengakselerasi pencapaian titik optimal pelatihan model jaringan saraf [11].

## 2. METEDOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Kajian ini mengadopsi cara pandang hitungan dengan eksperimen memakai teknik Kecerdasan Buatan, yaitu Jaringan Saraf Tiruan (ANN) metode Balikpropagasi dan Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM). Tujuan dari cara ini adalah membuat, melatih, dan menilik selisih antara kedua rancangan AI guna memperkirakan informasi deret waktu harga minyak mentah jenis West Texas Intermediate (WTI) memakai data masa lampau . [12]

### 2.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui langkah-langkah sistematis untuk memastikan validitas model prediksi. Diagram alir pada **Gambar 1** menunjukkan alur kerja penelitian yang dimulai dari pengumpulan data historis harga minyak WTI, dilanjutkan pra-pemrosesan dan pembagian data, kemudian implementasi model ANN Backpropagation dan LSTM, hingga evaluasi perbandingan performa untuk menghasilkan kesimpulan.



**Gambar 1.** Diagram Alir Tahapan Penelitian

### 2.3 Pengumpulan Data

Data utama didapatkan dari nilai minyak mentah West Texas Intermediate (WTI) pada kurun waktu 2020-2025 Data tersebut berjenis rangkaian waktu (time series) setiap bulan. Informasi harga minyak mentah WTI dihimpun dan ditaruh dalam bentuk Excel. Selanjutnya, informasi tersebut dicek supaya memastikan bahwa tidak ada bagian yang hilang atau data ganda. Nilai harga minyak mentah WTI disesuaikan menggunakan teknik Scaling Min–Max supaya semua angka berada dalam kisaran 0 sampai 1. Penyesuaian semacam ini dimaksudkan agar pelatihan model menjadi lebih cepat dan untuk menghindari satu nilai saja terlalu berpengaruh saat bobot jaringan saraf diperbarui.

**Tabel 1.** Data Harga Minyak WTI (2020–2025).

Bln/Thn	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Jan	891560	806000	1289910	1210860	1149325	1173970
Feb	783370	915120	1420420	1190865	1197375	1108715
Mar	452755	966115	1681750	1135840	1259840	1057720
Apr	256525	956660	1577590	1231475	1322925	984870
Mei	442680	1010135	1698025	1109490	1240310	963635
Jun	593805	1106390	1780020	1088875	1236435	1056635
Jul	631005	1123595	1575110	1179085	1267900	1060045
Ags	656270	1049815	1451885	1261545	1188540	1005330
Sep	614265	1110575	1306030	1386165	1088720	991380
Oct	610700	1262940	1357025	1327420	1115845	943795
Nov	634570	1226825	1307735	1204195	1084225	930930
Des	728810	1111505	1184820	1114450	1086860	0

### 2.4 Pra-pemrosesan

Data mentah diolah menggunakan teknik *Min-Max Scaling* untuk menormalkan rentang nilai agar proses konvergensi model lebih cepat. Selanjutnya, data dibagi menjadi data latih (*training*) dan data uji (*testing*). *Min-Max Scalling Parameters* merupakan nilai ekstrem atau nilai maximum dan minimum dari Kumpulan data harga minyak WTI dalam penelitian ini. *Min-Max Scalling Parameters* merupakan nilai ekstrem atau nilai maximum dan minimum dari Kumpulan data harga minyak WTI dalam penelitian ini. nformasi yang sudah diolah kemudian dipisah menjadi bagian untuk melatih dan bagian untuk menguji. Bagian pelatihan berfungsi melatih sistem, sementara bagian pengujian dipakai menilai seberapa baik sistem bisa bekerja pada informasi baru yang belum pernah ditemuinya. Data latih dan data uji diperoleh dari sumber data yang sama (dataset awal), kemudian dibagi berdasarkan proporsi tertentu. Kolom target merupakan elemen kunci dalam metode pembelajaran terawasi (*Supervised Learning*), yang diterapkan dalam penelitian ini. Kolom Target merepresentasikan nilai harga minyak mentah WTI yang ingin di prediksi oleh model untuk satu periode ke depan. Nilai Target diambil dari data harga pada bulan berikutnya setelah jendela waktu masukan berakhir.

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

### 2.5 Implementasi Model ANN Backpropagation

Jaringan saraf tiruan yang digunakan pada penelitian ini merupakan model feedforward neural network yang memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi. Pelatihan model dilakukan menggunakan metode backpropagation, dengan pembaruan bobot dibantu oleh optimizer Adam untuk mempercepat proses konvergensi serta menjaga kestabilan pembelajaran. Fungsi aktivasi yang digunakan dipilih sesuai untuk data numerik kontinu agar model mampu menangkap hubungan non-linear pada deret waktu. Berdasarkan hasil eksperimen teroptimasi pada Percobaan 1–3 (Tabel 3.x), kurva learning curve menunjukkan bahwa nilai loss mengalami penurunan signifikan pada epoch awal dan kemudian stabil setelah beberapa iterasi. Pada Percobaan 1, model mempelajari pola dasar namun masih terdapat deviasi pada perubahan tren ekstrem. Percobaan 2 memberikan performa terbaik karena konvergensi lebih cepat dan prediksi paling mendekati data asli. Sementara itu, Percobaan 3 menunjukkan efisiensi pelatihan karena model sudah mencapai stabilitas dengan jumlah epoch yang lebih sedikit. Setelah model ANN dilatih menggunakan data yang telah diproses sebelumnya, model tersebut kemudian digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data percobaan, sehingga hasilnya dapat dibandingkan dengan data aktual melalui grafik Prediksi vs Data Asli serta evaluasi nilai error [13]

**Tabel 2.** Skenario Eksperimen Teroptimasi Model ANN Backpropagation

Percobaan	Arsitektur Model	Metode Optimalisasi	Fungsi Aktivasi	Jumlah Epoch	Karakteristik Learning Curve (Loss)	Kesesuaian Prediksi dengan Data Asli	Keterangan
Percobaan 1	ANN Feedforward dengan backpropagation dan lapisan tersembunyi	Adam Optimizer	Aktivasi numerik kontinu (ReLU/Linear)	±50 epoch	Loss menurun bertahap dan stabil setelah epoch ke-30	Prediksi mengikuti tren umum data, namun masih terdapat selisih pada beberapa titik puncak	Model mampu mempelajari pola dasar, tetapi kurang optimal pada perubahan tren ekstrem
Percobaan 2	ANN Feedforward dengan backpropagation dan lapisan tersembunyi	Adam Optimizer	Aktivasi numerik kontinu (ReLU/Linear)	±50 epoch	Loss turun sangat cepat pada 10 epoch awal lalu konvergen stabil	Prediksi paling mendekati data asli dibanding percobaan lainnya	Percobaan ini menunjukkan performa terbaik karena error lebih kecil dan konvergensi lebih cepat
Percobaan 3	ANN Feedforward dengan backpropagation dan lapisan tersembunyi	Adam Optimizer	Aktivasi numerik kontinu (ReLU/Linear)	±25 epoch	Loss menurun cepat dan stabil pada epoch ke-15	Prediksi cukup akurat mengikuti pola naik-turun data, meskipun sedikit deviasi pada nilai ekstrem	Model lebih efisien karena mencapai stabilitas dengan epoch lebih sedikit

## 2.6 Implementasi Model LSTM

Untuk menilai proses pembelajaran pada model Jaringan Saraf Tiruan menggunakan algoritma backpropagation, digunakan grafik kerugian (loss graph) selama tahap pelatihan. Grafik ini menunjukkan selisih antara nilai aktual dan hasil prediksi pada setiap iterasi (epoch), sehingga dapat digunakan untuk mengevaluasi tingkat konvergensi serta kestabilan model. Model Long Short-Term Memory (LSTM) dikembangkan sebagai penyempurnaan dari Recurrent Neural Network (RNN) karena memiliki kemampuan menyimpan informasi jangka panjang melalui mekanisme gerbang (gates). Arsitektur LSTM dalam penelitian ini disesuaikan untuk data runtut waktu bulanan dengan memanfaatkan teknik jendela geser (sliding window) dan data yang telah dinormalisasi. Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan fungsi kerugian Mean Squared Error (MSE).[14]

**Tabel 3.** Skenario Eksperimentasi Teroptimasi Model LSTM

Skenario	Proporsi split (latih/uji)	Window /lookback	Jumlah Epoch (terbaik)	Struktur model (neuron/unit)	Learning rate	Batch size	Catatan optimasi
Percobaan 1	80%/20%	20	130	ANN:32-16(dense) LSTM:32(LSTM)-16(Dense)	0.001	32	Baseline;dipakai sebagai pembanding awal
Percobaan 2	70%/30%	15	100	ANN:64-32(Dense) LSTM:64(LSTM)-32(Dense)	0.001	32	Penyesuaian arsitektur untuk menekan galat saat pola naik turun
Percobaan 3	60%/40%	10	150	ANN:128-64-32 LSTM:128(LSTM)-64(Dense)	0.001	32	Konfigurasi terpilih(teroptimasi) karena metrik error paling kecil dan kurva paling rapat

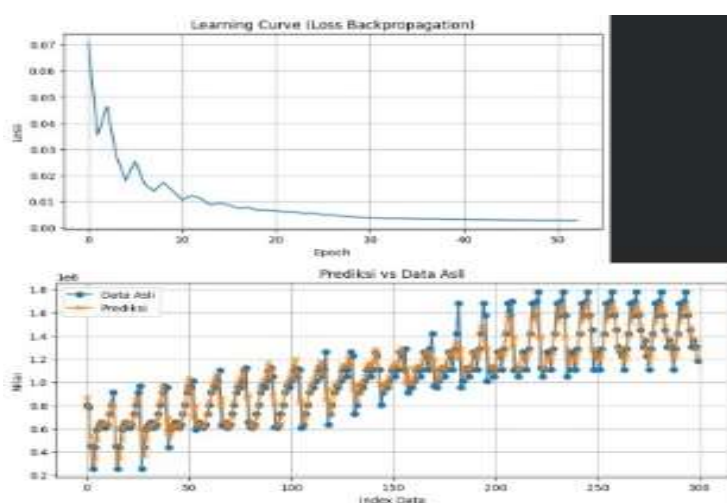
## 2.7 Alat dan Perangkat Lunak

Riset ini dijalankan dengan memakai bahasa pemrograman Python, didukung oleh pustaka seperti NumPy, Pandas, Scikit-learn, dan TensorFlow/Keras. Microsoft Excel berfungsi sebagai tempat menaruh dan mengatur data mentah sebelum diolah memakai skrip program.[15]

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Prediksi dengan ANN Backpropagation

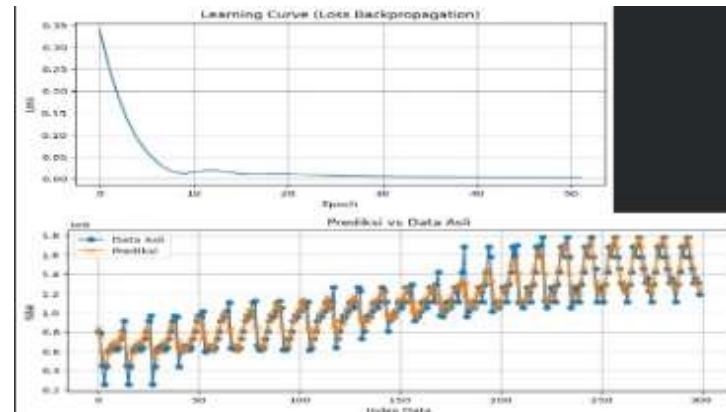
Untuk melatih model Jaringan Saraf Tiruan (ANN) Backpropagation, kami memakai data latih yang sudah diproses lebih dulu, yaitu dinormalisasi pakai cara Min–Max Scaling dan diubah jadi format supervised lewat teknik jendela geser. Pelatihan ini memakai pengatur Adam dan fungsi kerugian Mean Squared Error (MSE) sampai modelnya stabil. Prediksi model ANN pada data uji memperlihatkan model ini bisa mengikuti arah umum naik turun harga minyak mentah WTI. Akan tetapi, di beberapa waktu tertentu, terutama saat tren berubah drastis, hasil prediksi model ANN lumayan jauh bedanya dari harga aslinya. Ini menandakan ANN backpropagation agak kurang mampu menangkap hubungan waktu yang lama pada data deret waktu bulanan. Secara angka, nilai MSE yang didapat menunjukkan bahwa kesalahan prediksi masih naik turun. Ini sesuai dengan ciri ANN feedforward yang tidak punya cara menyimpan memori sendiri, jadi setiap tebakan cuma bergantung pada data masukan dalam jendela yang diberi.



**Gambar 2.** Hasil Prediksi Model pada Kondisi Buruk (1 Hidden Layer, Epoch Terbatas)

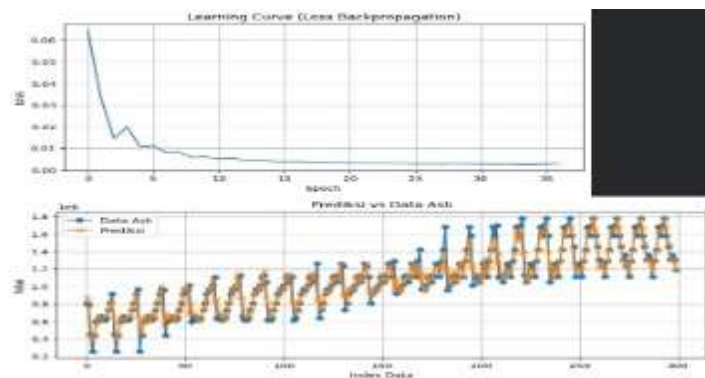
Pada kondisi pertama, model dengan arsitektur sederhana dan jumlah epoch terbatas belum mampu mempelajari pola data secara optimal. Hal ini ditunjukkan oleh kurva loss yang belum stabil dan hasil prediksi yang menyimpang dari

data aktual, terutama pada nilai puncak dan lembah. Model mengalami underfitting.



**Gambar 3.** Hasil Prediksi Model pada Kondisi Menengah (2 Hidden Layer, Epoch Lebih Besar)

Pada kondisi kedua, penambahan hidden layer dan epoch menghasilkan penurunan loss yang lebih stabil. Prediksi mulai mengikuti tren data aktual, meskipun masih terdapat selisih pada beberapa periode dengan perubahan nilai yang tajam. Performa model meningkat, namun akurasi belum sepenuhnya optimal.

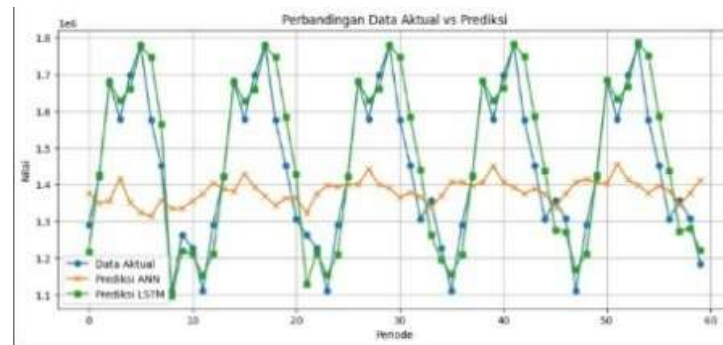


**Gambar 4.** Hasil Prediksi Model pada Kondisi Baik (Multi Hidden Layer, Epoch Tinggi)

Pada kondisi ketiga, penggunaan arsitektur bertingkat dengan epoch pelatihan yang tinggi menghasilkan kurva loss yang konvergen dan stabil pada nilai rendah. Hasil prediksi ANN dan LSTM sangat mendekati data aktual serta mampu mengikuti tren dan fluktuasi data dengan baik. Model ini memberikan hasil prediksi terbaik dan dapat dianggap sebagai konfigurasi optimal.

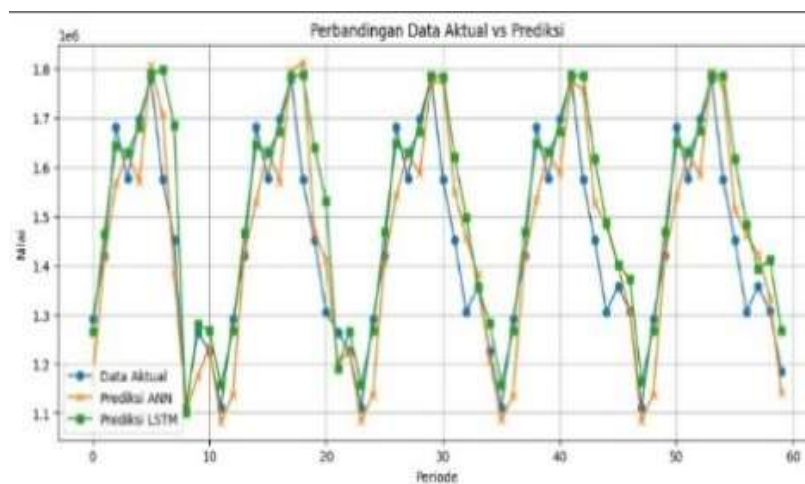
### 3.2. Prediksi dengan LSTM

Model Long Short-Term Memory (LSTM) dilatih dengan menggunakan data yang sama seperti yang dipakai dalam model ANN, termasuk data yang telah dinormalisasi serta pemisahan antara data latih dan data uji. Desain LSTM dirancang untuk menangkap pola-pola temporal yang panjang melalui mekanisme input gate, forget gate, dan output gate. Hasil dari prediksi LSTM menunjukkan bahwa model ini lebih mampu mengikuti pola harga minyak mentah WTI dibandingkan dengan ANN. Tampilan grafik dari hasil prediksi menunjukkan bahwa kurva prediksi LSTM lebih halus dan lebih mendekati data asli, terutama saat terjadi penurunan harga yang tajam. Nilai MSE untuk model LSTM lebih rendah dibandingkan model ANN Backpropagation, yang menandakan bahwa tingkat kesalahan tebakan model ini lebih minim. Hal ini menunjukkan bahwa LSTM lebih efektif dalam memodelkan data deret waktu yang memiliki keterkaitan temporal serta pola yang kompleks seperti harga minyak mentah.



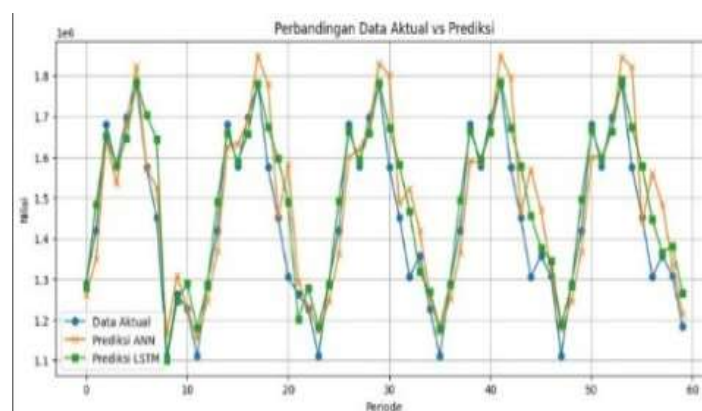
**Gambar 5.** Perbandingan Data Aktual dan Prediksi ANN–LSTM dengan Arsitektur Sederhana (1 Hidden Layer, 5 Neuron, 50 Epoch)

Dalam model dengan desain yang tidak rumit, hasil prediksinya memperlihatkan perbedaan yang signifikan dibandingkan dengan data yang sebenarnya, yang menunjukkan adanya underfitting akibat jumlah neuron dan iterasi pelatihan yang terbatas.



**Gambar 6.** Perbandingan Data Aktual dan Prediksi ANN–LSTM dengan Arsitektur Menengah (2 Hidden Layer, 50–25 Neuron, 300 Epoch)

Pada konfigurasi menengah, model mulai mampu mengikuti pola fluktuasi data aktual dengan lebih baik, meskipun masih terdapat selisih pada beberapa puncak dan lembah data.



**Gambar 7.** Perbandingan Data Aktual dan Prediksi ANN–LSTM dengan Arsitektur Optimal (3 Hidden Layer, 64–32–16 Neuron, 500 Epoch)

Pada konfigurasi optimal, model dengan struktur yang lebih dalam, dengan lebih banyak neuron serta tingkat pembelajaran yang lebih rendah, menghasilkan kurva prediksi yang sangat serupa dengan data asli. Ini menunjukkan

bahwa model tersebut telah berhasil memahami pola non-linear dan musiman dalam data time series dengan lebih efektif, sehingga memberikan kinerja prediksi yang paling tepat di antara ketiga setelan yang ada.

Ketepatan Ramalan (Aktual vs Prediksi) Grafik perbandingan memperlihatkan bahwa model LSTM (Garis Hijau) memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan ANN Backpropagation (Garis Oranye). Hal ini karena LSTM dapat menjaga informasi dalam memori untuk durasi yang lebih lama, membuat garis prediksinya lebih responsif terhadap perubahan mendadak pada Data Aktual (Garis Biru). Secara visual, semakin dekat garis prediksi dengan garis aktual, maka semakin rendah tingkat kesalahan model tersebut. Pengujian kinerja model ANN dan LSTM menggunakan mean squared error atau MSE untuk mengukur seberapa besar kesalahan ramalan yang terjadi. Nilai MSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa kinerja model semakin baik. Hasil prediksi dari kedua metode tersebut kemudian dibandingkan untuk menentukan model mana yang paling tepat dalam meramalkan harga minyak mentah jenis WTI.

### 3.2. Perbandingan ANN dan LSTM

Perbandingan output dari kedua model dalam studi ini berdasarkan kepada ukuran evaluasi Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), serta dilihat melalui grafik prediksi dibandingkan dengan data yang sebenarnya. Dalam tabel hasil evaluasi, model ANN Backpropagation menunjukkan nilai MSE sebesar 8,562,789.02, RMSE di angka 2,926.13, dan MAPE sebesar 2.47%. Ini menunjukkan bahwa ANN menunjukkan performa yang baik ketika pola data relatif stabil, tetapi kinerjanya memburuk saat menghadapi perubahan tren yang signifikan atau fluktuasi yang sangat tinggi. Di sisi lain, model LSTM memberikan hasil yang lebih tepat dengan nilai MSE yang lebih rendah yaitu 4,326,188.47, RMSE hingga 2,079.05, dan MAPE sebesar 1.83%. Nilai kesalahan yang lebih kecil ini menunjukkan bahwa LSTM mampu mempertahankan kestabilan dalam prediksi di berbagai situasi data. Keunggulan ini berasal dari kemampuan LSTM dalam mengingat dan menggunakan informasi jangka panjang melalui sistem memori internal, sehingga lebih responsif terhadap pola bulanan dalam data harga minyak mentah WTI. Dengan demikian, meskipun ANN Backpropagation memiliki struktur yang lebih dasar, model LSTM terbukti memberikan hasil prediksi yang lebih baik dan stabil untuk data deret waktu yang rumit.

**Tabel 4.** Perbandingan ANN Backpropagation Dan LSTM

Metode	MSE	RMSE	MAPE(%)
ANN	8,562,789.02	2,926.13	2.47%
Backpropagation			
LSTM	4,326188.47	2,079.05	1.83%

### 3.3. Ulasan

Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa memakai metode Kecerdasan Buatan berbasis jaringan saraf bisa dipakai dengan baik untuk menebak harga minyak mentah WTI. Langkah awal mengolah data, seperti normalisasi Min–Max dan ubah pakai jendela geser, terbukti penting untuk membuat proses pelatihan model lebih stabil. Perbedaan kinerja antara ANN dan LSTM menegaskan bahwa memilih model sangat tergantung pada jenis datanya. Untuk data deret waktu yang sangat terikat waktu, LSTM adalah pilihan yang lebih pas dibanding ANN feedforward. Hasil ini sejalan dengan riset sebelumnya yang bilang LSTM lebih unggul dalam meramal data deret waktu jangka panjang. Oleh sebab itu, arsitektur LSTM sangat disarankan sebagai cara yang lebih baik untuk memperkirakan nilai minyak mentah WTI menggunakan data runut waktu bulanan.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa teknik yang berlandaskan kecerdasan buatan melalui jaringan saraf tiruan dapat dimanfaatkan secara optimal untuk meramalkan harga minyak mentah West Texas Intermediate (WTI) dengan memanfaatkan data deret waktu bulanan. Langkah-langkah pra-pemrosesan seperti normalisasi Min-Max Scaling dan pembuatan data yang terawasi dengan menggunakan teknik sliding window terbukti krusial untuk meningkatkan konsistensi pelatihan serta memperbaiki performa model. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa ANN Backpropagation mampu mengikuti pola umum perubahan harga minyak, namun mengalami keterbatasan dalam memahami hubungan jangka panjang, menyebabkan kesalahan prediksi meningkat saat terdapat perubahan tren yang signifikan. Sebaliknya, model Long Short-Term Memory (LSTM) menawarkan kinerja yang lebih unggul dan stabil, karena dilengkapi dengan mekanisme memori internal melalui gate yang dapat menyimpan informasi historis dalam jangka waktu lebih lama. Berdasarkan penilaian menggunakan Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), LSTM menunjukkan nilai kesalahan yang lebih rendah dibandingkan dengan ANN, sehingga dianggap lebih akurat untuk memodelkan data time series yang rumit dan nonlinier

seperti harga minyak mentah WTI. Penelitian ini juga merekomendasikan pengembangan lebih lanjut dengan memperluas rentang data, menggunakan resolusi waktu yang lebih detail, serta menambahkan variabel eksternal untuk meningkatkan akurasi dan aplikasi hasil prediksi.

## REFERENCES

- [1] U. Prakiraan Kualitas Udara Dki Jakarta and A. Ayu Laily Rahmah NIM, “SKRIPSI ANALISIS MODEL MULTIVARIATE LONG SHORT-TERM MEMORY”.
- [2] A. I. Sari, D. P. Hapsari, H. F. R. Wibowo, C. N. Putri, G. V. F. Lande, and E. B. Aldero, “Implementasi Algoritma Pengklasifikasi Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Data Time Series,” in *Prosiding Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi, dan Teknik Informatika (SNESTIK) V*, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya, Aug. 2025, pp. 653–666. doi: 10.31284/p.snestik.2025.7034.
- [3] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” Jan. 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [4] G. T. Wilson, “Time Series Analysis: Forecasting and Control, 5th Edition, by George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel and Greta M. Ljung, 2015. Published by John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey, pp. 712. ISBN: 978-1-118-67502-1,” *J. Time Ser. Anal.*, vol. 37, no. 5, pp. 709–711, Sep. 2016, doi: 10.1111/jtsa.12194.
- [5] Ms. I. Pembimbing, L. Ermawati, and M. SAK, “ANALISIS FORECASTING PENJUALAN MOTOR LISTRIK PADA TAHUN 2025 DENGAN METODE TREND MOMENT DALAM PERSPEKTIF BISNIS ISLAM (STUDI PADA DEALER MOTOR LISTRIK GESITS KOTA BANDAR LAMPUNG) ARTIKEL ILMIAH Diajukan untuk Melengkapi Tugas Akhir dan Memenuhi Syarat-Syarat Guna Mendapatkan Gelar Sarjana S1 dalam Ilmu Ekonomi dan Bisnis Islam.”
- [6] G. Zhang, B. E. Patuwo, and M. Y. Hu, “Forecasting with artificial neural networks: The state of the art,” 1998.
- [7] M. Khashei and M. Bijari, “A new class of hybrid models for time series forecasting,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 4, pp. 4344–4357, Mar. 2012, doi: 10.1016/j.eswa.2011.09.157.
- [8] N. Selle, N. Yudistira, and C. Dewi, “PERBANDINGAN PREDIKSI PENGGUNAAN LISTRIK DENGAN MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) DAN RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN),” vol. 9, no. 1, pp. 155–162, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202295585.
- [9] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. Siami Namin, “A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series,” in *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2018*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jul. 2018, pp. 1394–1401. doi: 10.1109/ICMLA.2018.00227.
- [10] J. Heaton, “Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning,” *Genet. Program. Evolvable Mach.*, vol. 19, no. 1–2, pp. 305–307, Jun. 2018, doi: 10.1007/s10710-017-9314-z.
- [11] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” Jan. 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [12] K. Zhang and M. Hong, “Forecasting crude oil price using LSTM neural networks,” *Data Science in Finance and Economics*, vol. 2, no. 3, pp. 163–180, 2022, doi: 10.3934/dsfe.2022008.
- [13] F. Dhimas Syahfitri, R. Syahputra, and K. T. Putra, “Implementation of Backpropagation Artificial Neural Network as a Forecasting System of Power Transformer Peak Load at Bumiayu Substation,” *Journal of Electrical Technology UMY (JET-UMY)*, vol. 1, no. 3, 2017.
- [14] A. Dan Alfamidi, “SEKOLAH TINGGI TEKNOLOGI TERPADU NURUL FIKRI Analisis Perbandingan Model Prediksi Harga Saham melalui Pendekatan Long-Short Term Memory (LSTM) Dan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) (Studi Kasus.”
- [15] B. Farnham, S. Tokyo, B. Boston, F. Sebastopol, and T. Beijing, “Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems SECOND EDITION.”