

## ANALISIS DAN PREDIKSI HARGA NATURAL GAS FUTURES MENGGUNAKAN *TEMPORAL FUSION TRANSFORMER* (TFT)

Indah Rahma Abdillah<sup>1</sup>, Fretty Novelyna Ramadhani<sup>2</sup>, Trimono<sup>3</sup>, I Gede Susrama Mas Diyasa<sup>4</sup>

[23083010002@student.upnjatim.ac.id](mailto:23083010002@student.upnjatim.ac.id)<sup>1</sup>, [23083010005@student.upnjatim.ac.id](mailto:23083010005@student.upnjatim.ac.id)<sup>2</sup>,  
[trimono.stat@upnjatim.ac.id](mailto:trimono.stat@upnjatim.ac.id)<sup>3</sup>, [igsusrama.if@upnjatim.ac.id](mailto:igsusrama.if@upnjatim.ac.id)<sup>4</sup>

Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

### ABSTRAK

Harga gas alam merupakan salah satu indikator penting dalam sektor energi yang memiliki tingkat volatilitas tinggi dan dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi, geopolitik, serta dinamika pasar global. Kondisi tersebut menyebabkan prediksi harga gas alam menjadi tantangan yang kompleks, sehingga diperlukan metode peramalan yang mampu menangkap pola temporal secara efektif. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga Natural Gas Futures menggunakan metode Temporal Fusion Transformer (TFT), yaitu model deep learning berbasis arsitektur Transformer yang dirancang khusus untuk data deret waktu multivariat. Dataset yang digunakan berupa data historis Natural Gas Futures periode tahun 2000–2024 yang diperoleh dari Yahoo Finance melalui platform Kaggle dengan total 5.980 observasi. Tahapan penelitian meliputi eksplorasi data, rekayasa fitur temporal, pembagian data menggunakan rasio 80:20, pelatihan model TFT, serta evaluasi menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model TFT memperoleh nilai MAE sebesar 0,8304, RMSE sebesar 0,8726, dan MAPE sebesar 30,20%. Visualisasi hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola umum pergerakan harga, namun masih mengalami kecenderungan underestimasi terhadap nilai aktual dan belum sepenuhnya mampu menangkap fluktuasi harga yang tinggi. Dengan demikian, metode Temporal Fusion Transformer memiliki potensi untuk digunakan dalam prediksi harga Natural Gas Futures, meskipun masih diperlukan optimasi model dan penambahan variabel pendukung untuk meningkatkan akurasi prediksi.

**Kata Kunci:** Natural Gas Futures, Temporal Fusion Transformer, Deep Learning, Prediksi Harga Energi.

### ABSTRACT

Natural gas prices are one of the most important indicators in the energy sector, characterized by high volatility and influenced by various economic, geopolitical, and global market factors. These conditions make natural gas price forecasting a challenging task, requiring forecasting methods capable of effectively capturing temporal patterns. This study aims to predict Natural Gas Futures prices using the Temporal Fusion Transformer (TFT), a deep learning model based on the Transformer architecture specifically designed for multivariate time series forecasting. The dataset used in this study consists of historical Natural Gas Futures data from 2000 to 2024 obtained from Yahoo Finance through the Kaggle platform, comprising a total of 5,980 observations. The research methodology includes exploratory data analysis, temporal feature engineering, data splitting using an 80:20 ratio, TFT model training, and performance evaluation using Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The experimental results show that the TFT model achieved an MAE of 0.8304, an RMSE of 0.8726, and a MAPE of 30.20%. The prediction visualization indicates that the model is capable of capturing the general trend of price movements; however, it tends to underestimate actual values and has not fully captured highly volatile price fluctuations. Therefore, the Temporal Fusion Transformer demonstrates potential for Natural Gas Futures price forecasting, although further model optimization and the inclusion of additional relevant variables are required to improve prediction accuracy.

**Keywords:** Natural Gas Futures, Temporal Fusion Transformer, Deep Learning, Energy Price Prediction.

### PENDAHULUAN

Gas alam merupakan salah satu sumber energi utama yang memiliki peran penting dalam memenuhi kebutuhan energi global (Rodriguez & Yepez-garcia, 2020). Pemanfaatan gas alam terus meningkat seiring dengan pertumbuhan sektor industri, pembangkit listrik, transportasi, dan kebutuhan rumah tangga. Tingginya permintaan tersebut menyebabkan harga gas alam menjadi sangat dinamis dan dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti perkembangan teknologi, biaya transportasi dan infrastruktur,

dinamika permintaan dan penawaran pasar, kondisi geopolitik, serta regulasi lingkungan yang berlaku (Asa & Nautwima, 2025). Perubahan harga yang terjadi secara terus-menerus dapat menimbulkan ketidakpastian bagi pelaku industri, investor, maupun pihak yang terlibat dalam pengelolaan energi. Oleh karena itu, informasi mengenai pergerakan harga gas alam di masa mendatang menjadi sangat penting untuk mendukung proses perencanaan dan pengambilan keputusan.

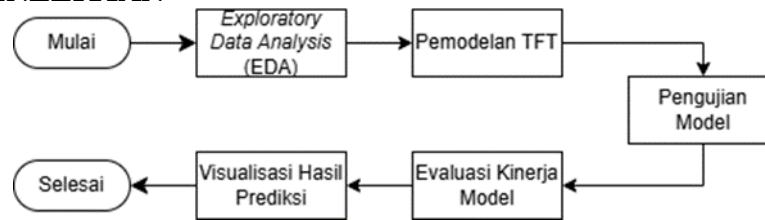
Salah satu instrumen yang banyak digunakan sebagai acuan harga gas alam di pasar energi global adalah Natural Gas Futures. Natural Gas Futures merupakan kontrak berjangka yang diperdagangkan di pasar komoditas dan mencerminkan ekspektasi pelaku pasar terhadap harga gas alam pada periode tertentu di masa mendatang. Pergerakan harga kontrak ini sering dijadikan referensi dalam analisis pasar energi karena mampu menggambarkan dinamika penawaran dan permintaan yang terjadi pada tingkat global. Sebagai salah satu benchmark harga gas alam internasional, Natural Gas Futures menyediakan informasi yang penting bagi pelaku industri, investor, maupun pengambil kebijakan dalam memahami kondisi pasar energi (CME Group, 2024).

Penelitian ini menggunakan dataset Natural Gas Futures dengan kode ticker NG=F yang diperoleh dari Yahoo Finance melalui platform Kaggle. Dataset tersebut berisi data historis harian periode tahun 2000 hingga 2024 yang mencakup informasi tanggal perdagangan, harga pembukaan (Open), harga tertinggi (High), harga terendah (Low), harga penutupan (Close), dan volume transaksi (Volume). Rentang waktu pengamatan yang panjang memungkinkan analisis terhadap berbagai kondisi pasar, mulai dari periode stabil hingga periode dengan volatilitas tinggi akibat perubahan ekonomi dan geopolitik global. Selain itu, data memiliki karakteristik time series yang kompleks karena mengandung tren, pola musiman, fluktuasi, serta perubahan perilaku harga yang dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal.

Prediksi harga komoditas energi merupakan permasalahan yang menantang karena data yang digunakan umumnya bersifat nonlinier, dinamis, dan memiliki ketergantungan temporal yang kuat. Salah satu metode yang saat ini banyak digunakan dalam penelitian forecasting adalah Temporal Fusion Transformer (TFT). TFT merupakan model deep learning berbasis arsitektur Transformer yang dirancang khusus untuk menangani data time series multivariat melalui mekanisme attention dan variable selection network (Lim et al., 2020). Kemampuan tersebut memungkinkan TFT untuk mempelajari pola historis secara lebih efektif sehingga berpotensi menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan konvensional.

Pemilihan metode Temporal Fusion Transformer (TFT) dalam penelitian ini didasarkan pada keberhasilannya dalam berbagai penelitian forecasting data finansial yang memiliki karakteristik kompleks dan volatilitas tinggi. Salah satu penelitian yang dilakukan oleh Nurhasan & Ghufro (2026) membandingkan performa TFT dan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam prediksi harga saham Indonesia menggunakan data teknikal dan fundamental. Hasil penelitian menunjukkan bahwa TFT mampu menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah pada saham BBRI dan TLKM dengan nilai MAPE masing-masing sebesar 0,74% dan 0,91%, sedangkan model LSTM menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,86% dan 2,33% pada saham yang sama. Selain itu, nilai MAE dan RMSE yang diperoleh TFT juga lebih rendah dibandingkan LSTM, yang menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi pergerakan harga secara lebih akurat. Temuan tersebut menunjukkan bahwa TFT memiliki kemampuan yang baik dalam menangkap hubungan temporal dan pola multivariat yang kompleks, sehingga metode ini dinilai sesuai untuk diterapkan pada prediksi harga Natural Gas Futures yang memiliki karakteristik fluktuatif dan dipengaruhi oleh berbagai faktor pasar.

## METODE PENELITIAN



Gambar 1 Flowchart Alur Penelitian

### 1. Implementasi Model Peramalan

Implementasi model peramalan dalam penelitian ini didasarkan pada penerapan arsitektur deep learning modern berbasis Transformer, yaitu algoritma Temporal Fusion Transformer (TFT). Model ini dipilih karena memiliki keunggulan performa yang dirancang khusus untuk menangani data deret waktu (time series) multivariat (Wahyu et al., 2025). TFT mampu menangani dependensi temporal jangka pendek maupun jangka panjang secara efektif melalui mekanisme attention yang adaptif serta dilengkapi dengan komponen seleksi variabel dinamis untuk menentukan fitur yang paling berpengaruh terhadap estimasi harga. Melalui arsitektur ini, pola fluktuasi pada pasar komoditas yang kompleks diharapkan dapat dipetakan dengan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model konvensional.

### 2. Sumber dan Periode Dataset Penelitian

Data historis yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data deret waktu harga Natural Gas Futures yang didapat dari Kaggle dengan total pengamatan sebanyak 5.980 baris observasi. Dari dataset tersebut, diekstraksi beberapa fitur utama yang merepresentasikan dinamika pasar harian, meliputi harga pembukaan (open), penutupan (close), tertinggi (high), terendah (low), dan volume perdagangan (volume). Selain itu, dilakukan proses rekayasa fitur (feature engineering) berbasis komponen kalender untuk mengeksplorasi efek musiman (seasonality), yang menghasilkan variabel temporal baru berupa bulan (month), tahun (year), dan hari dalam seminggu (day\_of\_week). Untuk memenuhi kebutuhan input arsitektur TFT yang mensyaratkan indeks waktu linear kontinu, dibentuk pula variabel indeks waktu (time\_idx) serta identitas kelompok (series) dengan nilai konstan 'NaturalGas'.

### 3. Tahapan Pengolahan Data dan Implementasi

Setelah karakteristik data ditentukan, dataset dibagi secara kronologis (chronological data splitting) menjadi data latih (training) sebesar 80% dan data uji (testing) sebesar 20%. Pendekatan pemisahan sekuensial ini menjadi standar krusial dalam peramalan deret waktu guna menghindari terjadinya kebocoran data (data leakage) serta menjaga integritas kronologis urutan waktu (Ibnu & Rachmatullah, 2025).

Proses pelatihan model TFT dilakukan menggunakan kerangka kerja PyTorch Forecasting dan PyTorch Lightning dengan konfigurasi jendela waktu (time window) berupa max\_encoder\_length sebesar 180 hari untuk menangkap informasi historis masa lalu, dan max\_prediction\_length sebesar 30 hari sebagai cakrawala prediksi ke depan. Pelatihan dioptimalkan menggunakan fungsi kerugian QuantileLoss dengan parameter hidden size 32 dan attention heads sejumlah 4, dijalankan dengan ukuran batch 64 selama maksimal 30 epochs. Tahap akhir dari metode ini adalah evaluasi performa model pada data uji menggunakan tiga metrik evaluasi kuantitatif, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi secara objektif (Wijaya, 2023).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. *Exploratory Data Analysis* (EDA)

Tahap *Exploratory Data Analysis* (EDA) dilakukan untuk memahami karakteristik data harga Natural Gas Futures sebelum proses pemodelan menggunakan metode *Temporal Fusion Transformer* (TFT). Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola, tren, serta fluktuasi yang terdapat pada data deret waktu.



Gambar 2 Pergerakan Harga Natural Gas Futures

Berdasarkan Gambar 2, pergerakan harga Natural Gas Futures selama periode pengamatan menunjukkan pola yang berfluktuasi dengan tingkat volatilitas yang cukup tinggi. Pada awal periode, harga berada pada kisaran 4–5 USD dan mengalami beberapa lonjakan signifikan hingga mencapai lebih dari 15 USD pada sekitar tahun 2005–2006. Kenaikan harga yang tajam tersebut menunjukkan adanya periode dengan permintaan tinggi atau gangguan pasokan yang mempengaruhi pasar gas alam. Setelah tahun 2008, harga cenderung mengalami penurunan dan bergerak pada rentang yang lebih rendah, yaitu sekitar 2–5 USD. Meskipun demikian, beberapa lonjakan harga masih terlihat pada tahun-tahun tertentu, termasuk pada periode 2022–2023 ketika harga kembali meningkat hingga mendekati 10 USD sebelum mengalami penurunan kembali.

### 2. Pemodelan *Temporal Fusion Transformer* (TFT)

Pada penelitian ini, model *Temporal Fusion Transformer* (TFT) digunakan untuk melakukan prediksi harga penutupan (close price) Natural Gas Futures.

Tabel 1 Split Data

| Dataset      | Jumlah Data |
|--------------|-------------|
| Training     | 4784        |
| Testing      | 1196        |
| <b>Total</b> | <b>5980</b> |

Sebelum proses pelatihan model, dataset dibagi menjadi data pelatihan (training set) dan data pengujian (testing set) menggunakan rasio 80:20. Hasil pembagian data menghasilkan 4.784 data untuk pelatihan dan 1.196 data untuk pengujian.

Selanjutnya dilakukan proses pembentukan fitur temporal yang terdiri dari variabel bulan (month), tahun (year), hari dalam minggu (day of week), serta indeks waktu (time\_idx). Variabel-variabel tersebut digunakan untuk membantu model dalam mengenali pola temporal pada data deret waktu.

Model TFT dibangun menggunakan parameter encoder length sebesar 180 hari dan prediction length sebesar 30 hari. Parameter encoder length digunakan untuk merepresentasikan jumlah data historis yang digunakan sebagai masukan model, sedangkan prediction length menunjukkan jumlah periode yang akan diprediksi. Variabel yang digunakan dalam model dibagi menjadi dua kelompok, yaitu:

- Time-varying known real variables, meliputi time\_idx, month, year, dan day\_of\_week.
- Time-varying unknown real variables, meliputi open, high, low, volume, dan close.

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan batch size sebesar 64 dengan

learning rate sebesar 0,001. Selain itu, model menggunakan hidden size sebesar 32, attention head size sebesar 4, dropout sebesar 0,1, dan hidden continuous size sebesar 16. Fungsi kerugian (loss function) yang digunakan adalah Quantile Loss karena sesuai untuk permasalahan prediksi deret waktu dan mampu mengakomodasi ketidakpastian prediksi.

Berdasarkan hasil pembentukan arsitektur model, Temporal Fusion Transformer memiliki total 79.000 parameter yang dapat dilatih (trainable parameters) dengan ukuran model sekitar 0,316 MB. Proses pelatihan dilakukan selama 30 epoch menggunakan CPU karena perangkat yang digunakan tidak memiliki dukungan GPU.

Setelah proses pelatihan selesai, model digunakan untuk melakukan prediksi harga Natural Gas Futures selama 30 periode ke depan. Hasil prediksi menunjukkan nilai yang cenderung berada pada rentang 1,77–2,02, sedangkan data aktual berada pada rentang 2,25–3,13.

Tabel 2 Hasil Prediksi

| Periode | Aktual | Prediksi |
|---------|--------|----------|
| 1.      | 2252   | 2015     |
| 2.      | 2381   | 1991     |
| 3.      | 2344   | 1965     |
| ...     | ...    | ...      |
| 30.     | 2811   | 1771     |

Berdasarkan hasil prediksi, model mampu mengikuti pola umum penurunan harga, namun masih menghasilkan nilai prediksi yang lebih rendah dibandingkan data aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model belum mampu menangkap seluruh variasi dan fluktuasi harga yang terjadi pada data pengujian. Oleh karena itu, evaluasi menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE diperlukan untuk mengukur tingkat akurasi model secara kuantitatif.

### 3. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model Temporal Fusion Transformer (TFT) dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi harga Natural Gas Futures pada data pengujian. Pengukuran performa model menggunakan tiga metrik evaluasi, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model TFT

| Metrik | Nilai  |
|--------|--------|
| MAE    | 0,8304 |
| RMSE   | 0,8726 |
| MAPE   | 30,20% |

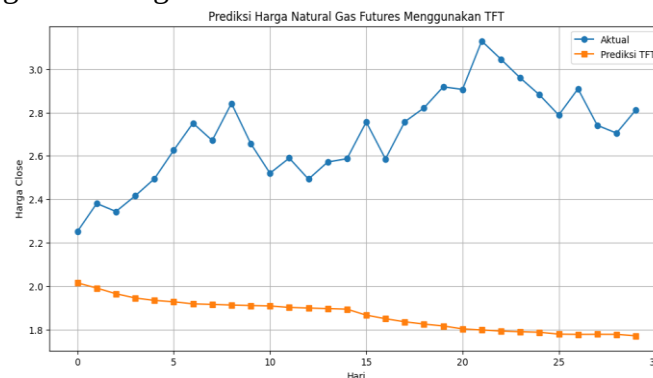
Berdasarkan hasil evaluasi, diperoleh nilai MAE sebesar 0,8304, yang menunjukkan bahwa rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual sebesar 0,83 satuan harga. Nilai RMSE sebesar 0,8726 menunjukkan bahwa kesalahan prediksi yang lebih besar masih relatif terkendali karena nilainya tidak jauh berbeda dengan MAE.

Sementara itu, nilai MAPE sebesar 30,20% menunjukkan bahwa rata-rata persentase kesalahan prediksi model terhadap data aktual adalah sekitar 30%. Berdasarkan kriteria interpretasi MAPE, nilai tersebut termasuk dalam kategori reasonable forecasting atau prediksi yang cukup baik, namun masih terdapat ruang untuk peningkatan akurasi model.

### 4. Visualisasi Hasil Prediksi

Visualisasi hasil prediksi dilakukan untuk membandingkan nilai aktual dengan nilai prediksi yang dihasilkan oleh model Temporal Fusion Transformer (TFT) pada periode pengujian. Perbandingan tersebut bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam

mengikuti pola pergerakan harga Natural Gas Futures.



Gambar 3. Perbandingan Nilai Aktual dan Hasil Prediksi Harga Natural Gas Futures

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa model TFT mampu menghasilkan prediksi yang menunjukkan tren penurunan harga secara konsisten selama periode prediksi. Namun, nilai prediksi yang dihasilkan cenderung berada di bawah nilai aktual pada seluruh periode pengamatan. Harga aktual bergerak pada rentang sekitar 2,25 hingga 3,13, sedangkan hasil prediksi model berada pada rentang 1,77 hingga 2,02.

Selain itu, grafik menunjukkan bahwa model belum mampu mengikuti fluktuasi harga aktual yang mengalami kenaikan dan penurunan secara dinamis. Kurva prediksi cenderung lebih halus (smooth) dan stabil dibandingkan data aktual yang memiliki volatilitas lebih tinggi. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model mengalami kecenderungan underestimasi, yaitu menghasilkan nilai prediksi yang lebih rendah dibandingkan nilai sebenarnya.

Perbedaan antara nilai aktual dan hasil prediksi menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya mampu menangkap pola perubahan harga yang kompleks pada data Natural Gas Futures. Tingginya volatilitas harga yang dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal, seperti kondisi pasar energi global, perubahan permintaan, faktor cuaca, serta kondisi ekonomi dan geopolitik, menjadi salah satu penyebab sulitnya proses prediksi.

Hasil visualisasi ini sejalan dengan nilai evaluasi model yang memperoleh MAPE sebesar 30,20%, sehingga meskipun model telah mampu mengenali arah pergerakan umum data, tingkat akurasi prediksi masih perlu ditingkatkan. Optimalisasi parameter model, penambahan variabel eksternal yang relevan, atau penggunaan data historis yang lebih panjang dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan performa prediksi pada penelitian selanjutnya.

## KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode Temporal Fusion Transformer (TFT) untuk melakukan prediksi harga Natural Gas Futures menggunakan data historis periode tahun 2000–2024. Sebelum proses pemodelan, dilakukan tahap Exploratory Data Analysis (EDA) yang menunjukkan bahwa data memiliki tingkat volatilitas yang tinggi dengan pola pergerakan harga yang dinamis dan dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal.

Model TFT dibangun menggunakan data pelatihan sebesar 80% dan data pengujian sebesar 20%, dengan konfigurasi encoder length 180 hari dan prediction length 30 hari. Proses pelatihan dilakukan menggunakan framework PyTorch Forecasting dan PyTorch Lightning dengan fungsi kerugian Quantile Loss.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model menghasilkan nilai MAE sebesar 0,8304, RMSE sebesar 0,8726, dan MAPE sebesar 30,20%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola umum pergerakan harga Natural Gas Futures, namun belum sepenuhnya mampu menangkap fluktuasi harga yang kompleks dan volatil. Hal ini

terlihat dari hasil visualisasi prediksi yang cenderung menghasilkan nilai lebih rendah dibandingkan data aktual (underestimation), terutama pada periode ketika terjadi kenaikan harga yang cukup signifikan.

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode Temporal Fusion Transformer (TFT) memiliki potensi untuk digunakan dalam prediksi harga Natural Gas Futures, tetapi performa yang diperoleh pada penelitian ini masih memerlukan peningkatan. Pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan melalui optimasi hyperparameter, penambahan variabel eksternal yang memengaruhi harga gas alam, serta penggunaan teknik pemodelan yang lebih kompleks untuk meningkatkan akurasi prediksi pada penelitian selanjutnya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Asa, A. R., & Nautwima, J. P. (2025). Factors Influencing Natural Gas and LNG Market Prices in the Global Energy Economy: A Comprehensive Review. *International Journal of Innovation and Economic Development*, 7020, 21–34. <https://doi.org/10.18775/ijied.1849-7551-7020.2015.111.2003>
- Ibnu, M., & Rachmatullah, C. (2025). Forecasting Data Time Series Menggunakan MLP dan LSTM untuk Memprediksi Jumlah Produksi Bir. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 6(4), 409–416. <https://doi.org/10.47065/tin.v6i4.7755>
- Lim, B., Arik, S. O., Loeff, N., & Pfister, T. (2020). Temporal Fusion Transformers for Interpretable Multi-horizon Time Series Forecasting “. 1–27.
- Nurhasan, & Ghufon. (2026). Applied Information Technology and Computer Science Perbandingan Metode Temporal Fusion Transformer (TFT) dan Long Short-Term Memory (LSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Indonesia Berbasis Data Teknikal dan Fundamental. *Applied Information Technology and Computer Science*, 5(1), 118–125. <https://doi.org/https://doi.org/10.58466/aicoms.v4i1.2234>
- Rodriguez, E. A., & Yopez-garcia, A. (2020). The Role of Natural Gas in Energy Transition (IDB-DP-0083; Discussion Paper).
- Wahyu, F. N., Anggai, S., & Tukiya. (2025). Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Temporal Fusion Transformer, N-Beats dan Deepar. *Journal Multidisciplinary Research and Development*, 8(1), 967–981. <https://doi.org/https://doi.org/10.38035/rrj.v8i1>
- Wijaya, A. R. (2023). Model Prediksi Harga Minyak Mentah Dunia dengan Metode Exponential Smoothing. *Uletin Ilmiah Math. Stat. Dan Terapannya (Bimaster)*, 12(1), 21–28.