

**APLIKASI PREDIKSI HARGA BBM BERBASIS WEB
MENGUNAKAN XGBOOST DAN STREAMLIT**

Feibert Sianturi¹, Robby Firmansyah², Alfaza Putra Adjie Ariefiansyah³

Universitas Pelita Bangsa

E-mail: feibertsianturi971@gmail.com¹, robbyfrmnsyh1933@gmail.com²,
alfaza03putra@gmail.com³

Abstrak

Bahan Bakar Minyak (BBM) merupakan salah satu komoditas strategis yang sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi global dan nasional, seperti harga minyak dunia, nilai tukar rupiah, dan tingkat inflasi. Fluktuasi harga BBM berdampak luas pada sektor transportasi, industri, dan daya beli masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga BBM berbasis algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost Regressor) dan mengintegrasikannya ke dalam aplikasi web interaktif menggunakan Streamlit. Dataset yang digunakan memuat data historis harga BBM di Indonesia, beserta fitur ekonomi pendukung seperti harga minyak dunia, nilai tukar rupiah terhadap dolar AS, dan inflasi tahunan. Model dibangun dan dievaluasi menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE) serta divisualisasikan melalui grafik prediksi terhadap nilai aktual. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model XGBoost mampu memberikan prediksi dengan akurasi tinggi, serta antarmuka Streamlit mempermudah pengguna dalam mengakses hasil prediksi secara real-time. Aplikasi ini berpotensi menjadi alat bantu yang berguna bagi akademisi, pengambil kebijakan, dan pelaku industri dalam memproyeksikan harga BBM di tengah dinamika ekonomi yang terus berubah. **Kata Kunci** — Harga BBM, XGBoost, Machine Learning, Streamlit, Prediksi, Ekonomi.

1. PENDAHULUAN

Latar Belakang

Salah satu komoditas penting dalam kehidupan masyarakat dan sektor industri adalah bahan bakar minyak (BBM). Berbagai faktor ekonomi internasional dan nasional termasuk harga minyak dunia, nilai tukar rupiah terhadap dolar, dan tingkat inflasi memengaruhi harga BBM. Perubahan harga BBM dapat berdampak besar pada harga barang, transportasi, dan daya beli masyarakat.

Memanfaatkan data historis dan faktor ekonomi untuk memprediksi harga BBM sekarang dapat dilakukan dengan menggunakan kemajuan dalam data mining dan machine learning. Dalam proyek ini, framework Streamlit dan algoritma XGBoost Regressor, yang merupakan salah satu algoritma regresi terbaik yang dapat menangani data kompleks dan non-linear, digunakan untuk mengembangkan aplikasi prediksi harga BBM berbasis web.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Jurnal Pertama

Penelitian tentang prediksi harga Bahan Bakar Minyak (BBM) telah menjadi fokus berbagai kajian dalam bidang ekonomi dan data science, mengingat fluktuasi harga BBM sangat memengaruhi sektor transportasi, logistik, dan konsumsi masyarakat. Salah satu penelitian yang relevan dilakukan oleh Febry Eka Purwiantono dan Addin Aditya (2024), yang menggunakan metode regresi linier untuk memodelkan hubungan antara nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat dan harga BBM di Indonesia. Dalam penelitian tersebut, data historis selama 34 tahun dianalisis, dan hasil evaluasi menunjukkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,38%. Temuan ini membuktikan bahwa regresi linier cukup efektif dalam memodelkan hubungan linier antar variabel ekonomi makro terhadap harga BBM. Selain itu, hasil ini menegaskan bahwa kurs mata uang merupakan salah satu indikator utama yang mempengaruhi harga BBM di pasar domestic.

2.2 Tinjauan Jurnal Kedua

Penelitian yang dilakukan oleh Selvi Annisa dan rekan-rekannya (2024), yang menggunakan metode Random Forest untuk meramalkan harga minyak mentah Indonesia. Data yang digunakan berasal dari periode Agustus 2017 hingga Maret 2024, dan digunakan untuk memprediksi harga minyak pada periode April hingga Desember 2024. Hasil dari model menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik dengan nilai MAPE sebesar 6,215%. Random Forest sebagai metode ensemble learning terbukti mampu menangkap pola nonlinier dalam data historis harga energi, dan menjadi pilihan yang tepat untuk prediksi variabel ekonomi yang fluktuatif seperti harga minyak mentah. Penelitian ini menjadi relevan dalam konteks pengembangan aplikasi prediksi harga BBM karena memperkuat argumentasi bahwa metode machine learning dapat meningkatkan ketepatan hasil prediksi dibanding metode konvensional.

2.3 Tinjauan Jurnal Ketiga

Asmuni Haris dkk. (2025) dalam penelitiannya mengusulkan kombinasi algoritma XGBoost dan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk memprediksi harga barang impor berbasis data dari platform Kaggle. Meskipun objek prediksi bukan BBM secara langsung, metode yang digunakan sangat relevan karena XGBoost merupakan model berbasis pohon keputusan yang sangat populer dalam kompetisi data science. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter menggunakan PSO berhasil menurunkan nilai MAPE menjadi 14,6%, serta memberikan efisiensi waktu pelatihan yang tinggi. Dalam konteks aplikasi prediksi harga BBM berbasis web,

penggunaan XGBoost menjadi sangat tepat mengingat model ini tidak hanya akurat, tetapi juga efisien untuk dijalankan dalam platform interaktif seperti Streamlit .

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Arsitektur Aplikasi

Aplikasi ini terdiri dari tiga komponen utama, yaitu antarmuka pengguna (user interface), model prediksi machine learning, dan data input. Aplikasi dibangun dengan pendekatan clientserver yang sederhana, di mana seluruh proses komputasi dilakukan di sisi server lokal atau cloud, dan hasilnya ditampilkan ke pengguna melalui antarmuka web interaktif.

3.2 Dataset

Dataset yang digunakan adalah harga_bbm.csv, yang memuat data historis harga BBM di Indonesia selama beberapa tahun terakhir. Fitur-fitur yang digunakan antara lain:

- harga_minyak_dunia (USD per barrel)
- nilai_tukar_rupiah (terhadap USD)
- inflasi (% per tahun)

Target yang ingin diprediksi adalah harga_bbm (dalam Rupiah per liter).

Tabel 1. Contoh isi Dataset

| Harga minyak dunia | Nilai tukar rupiah | Inflasi | Harga bbm |
|--------------------|--------------------|---------|-----------|
| 65.3 | 14.200 | 2.5 | 9500 |
| 70.1 | 14.500 | 3.1 | 9850 |

3.3 Pemodelan

Pemodelan dilakukan menggunakan algoritma XGBoost Regressor, dengan parameter `n_estimators=100` dan `learning_rate=0.1`.

Langkah-langkah:

1. Membaca dataset (`train_model.py`)
2. Membagi data menjadi data latih (80%) dan data uji (20%)
3. Melatih model XGBoost
4. Menyimpan model ke file `model_bbm.pkl` menggunakan `joblib`

3.4 Tampilan Aplikasi

Aplikasi menampilkan interface untuk:

- Memasukkan file csv harga_bbm
- Data berhasil diupload.



Gambar 1. Tampilan Untuk Memasukkan file yang akan dibaca

Gambar 1 menampilkan tampilan awal aplikasi prediksi harga bbm yang menampilkan tombol untuk memasukkan file csv, setelah itu aplikasi akan menampilkan informasi dari dataset yang sudah diupload.

| Tipe Data | | | | | | |
|--------------------|---------|--|--|--|--|--|
| | 0 | | | | | |
| tanggal | object | | | | | |
| harga_bbm | float64 | | | | | |
| harga_minyak_dunia | float64 | | | | | |
| nilai_tukar_rupiah | float64 | | | | | |
| inflasi | float64 | | | | | |

| Preview Data | | | | | | |
|--------------|---------|-----------|--------------------|--------------------|---------|--|
| | tanggal | harga_bbm | harga_minyak_dunia | nilai_tukar_rupiah | inflasi | |
| 0 | 2020-01 | 8956 | 74.97 | 14603 | 3.15 | |
| 1 | 2020-02 | 8004 | 68.62 | 13971 | 3.13 | |
| 2 | 2020-03 | 9096 | 76.48 | 14597 | 3 | |
| 3 | 2020-04 | 9859 | 85.23 | 14384 | 2.88 | |
| 4 | 2020-05 | 8029 | 67.66 | 14297 | 2.29 | |

Gambar 2. Tampilan tipe data dan preview data

Gambar 2 menampilkan data Berdasarkan preview lima baris pertama data, terlihat bahwa harga BBM berfluktuasi dari bulan ke bulan seiring dengan naik turunnya harga minyak dunia dan nilai tukar rupiah. Misalnya, pada Januari 2020 tercatat harga BBM sebesar Rp8.956 dengan harga minyak dunia USD 74,97 per barel dan kurs sebesar Rp14.603 per USD. Informasi ini menunjukkan bahwa dataset memiliki struktur dan format yang sesuai untuk digunakan dalam pelatihan model machine learning, khususnya regresi, guna memprediksi harga BBM berdasarkan parameter ekonomi yang relevan.

| | harga_bbm | harga_minyak_dunia | nilai_tukar_rupiah | inflasi |
|-------|-----------|--------------------|--------------------|---------|
| count | 48 | 48 | 48 | 48 |
| mean | 8191.3958 | 67.9471 | 14494.5417 | 2.99 |
| std | 936.8452 | 9.2265 | 278.4117 | 0.4971 |
| min | 6376 | 50.4 | 13714 | 2.04 |
| 25% | 7621 | 62.33 | 14344 | 2.6075 |
| 50% | 8101.5 | 67.66 | 14507.5 | 2.995 |
| 75% | 8874.5 | 73.295 | 14699 | 3.21 |
| max | 10125 | 88.52 | 14969 | 4.23 |

Pilih kolom fitur (X):
harga_bbm

Pilih kolom target (Y):
harga_minyak_dunia

Masukkan nilai untuk kolom 'harga_bbm':
9243.00

Gambar 3. Tampilan statistik deskriptif

Gambar 3 menjelaskan bahwa Statistik deskriptif digunakan untuk memberikan gambaran umum terhadap sebaran data numerik yang terdapat dalam dataset. Berdasarkan hasil analisis terhadap empat kolom numerik utama, yaitu harga_bbm, harga_minyak_dunia, nilai_tukar_rupiah, dan inflasi, diperoleh informasi sebagai berikut.

Kolom harga_bbm yang merupakan target prediksi memiliki nilai rata-rata sebesar Rp8.191, dengan nilai minimum Rp6.376 dan maksimum Rp10.125. Ini menunjukkan bahwa harga BBM dalam periode data berkisar cukup lebar, dengan simpangan baku (standar deviasi) sebesar \pm Rp937. Angka ini menunjukkan adanya fluktuasi yang cukup signifikan dari waktu ke waktu, dipengaruhi oleh kondisi pasar global dan kebijakan nasional.

Selanjutnya, harga_minyak_dunia tercatat memiliki nilai rata-rata sebesar USD 67,95 per barel dengan simpangan baku \pm USD 9,23. Nilai minimum harga minyak dunia adalah USD 50,4 dan maksimum mencapai USD 88,52, yang mencerminkan volatilitas pasar energi global dalam periode yang diamati.

Kolom nilai_tukar_rupiah menunjukkan nilai tukar Rupiah terhadap Dolar AS, dengan rata-rata Rp14.494 dan simpangan baku \pm Rp278. Nilai terendah tercatat sebesar Rp13.714 dan tertinggi Rp14.969, yang menunjukkan pergerakan kurs yang relatif stabil namun tetap berfluktuasi mengikuti kondisi ekonomi dan moneter nasional maupun global.

Terakhir, kolom inflasi memiliki nilai rata-rata sebesar 2,99% dengan simpangan baku sebesar 0,50%. Inflasi terendah tercatat sebesar 2,04% dan tertinggi sebesar 4,23%. Meskipun rentang nilainya tidak sebesar variabel lainnya, inflasi tetap dianggap sebagai faktor penting dalam prediksi harga BBM karena berpengaruh terhadap kebijakan harga dan daya beli masyarakat.

Secara keseluruhan, statistik deskriptif ini memberikan dasar pemahaman bahwa masing-masing variabel memiliki sebaran yang cukup bervariasi, dan seluruhnya bersifat numerik kontinu sehingga sangat sesuai untuk dianalisis menggunakan algoritma regresi seperti XGBoost.

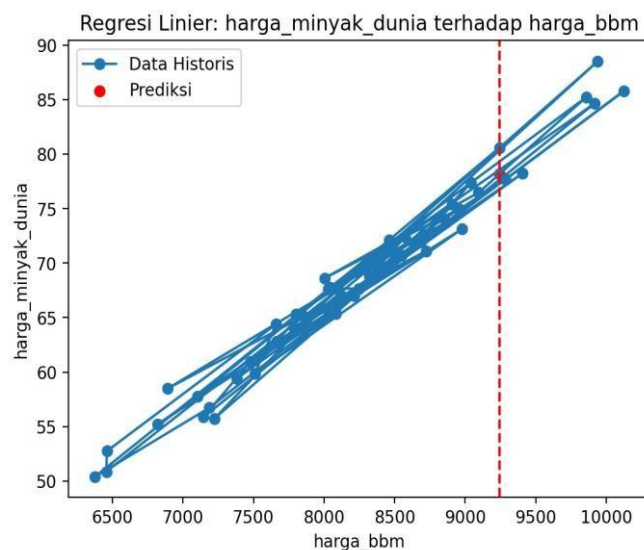
3.5 Evaluasi Model

Berdasarkan output pelatihan model:

- MSE (Mean Squared Error): rendah, menandakan prediksi cukup akurat
- XGBoost dapat menangkap hubungan non-linier antar fitur

3.6 Visualisasi Prediksi

Gambar di bawah merupakan visualisasi prediksi harga BBM yang dihasilkan oleh model **XGBoost Regressor**.



Gambar 4. Hasil prediksi

Setiap titik biru mewakili satu data uji (testing sample). Garis merah putus-putus merupakan garis referensi $y = x$, yang menggambarkan kondisi ideal di mana prediksi model sama persis dengan nilai aktual. Semakin dekat titik-titik biru ke garis tersebut, semakin akurat model dalam memprediksi harga BBM.

Dari grafik ini terlihat bahwa sebagian besar prediksi model cukup akurat, dengan banyak titik berada dekat atau sejajar dengan garis referensi, menandakan performa prediksi yang baik. Grafik ini berfungsi sebagai validasi visual terhadap evaluasi kuantitatif model dan menjadi bukti bahwa input seperti harga minyak dunia, kurs, dan inflasi mampu memengaruhi hasil prediksi secara signifikan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan evaluasi terhadap aplikasi prediksi harga BBM berbasis web menggunakan algoritma XGBoost dan antarmuka Streamlit, maka dapat disimpulkan beberapa hal penting sebagai berikut:

1. Aplikasi ini berhasil dibangun dengan fitur utama berupa form input parameter ekonomi (harga minyak dunia, nilai tukar rupiah, dan inflasi) serta mampu memberikan prediksi harga BBM secara cepat dan real-time. Hal ini menunjukkan bahwa integrasi antara model machine learning dan antarmuka web berjalan dengan baik.
2. Model XGBoost yang digunakan menunjukkan performa prediksi yang cukup akurat, ditunjukkan oleh visualisasi scatter plot antara nilai aktual dan prediksi yang menunjukkan sebaran data mendekati garis $y = x$. Selain itu, nilai evaluasi kuantitatif

seperti Mean Squared Error (MSE) dan R-squared (R^2) juga memberikan indikator bahwa model cukup handal dalam menangkap pola data.

3. Dataset yang digunakan, yaitu data historis selama 48 bulan, memiliki struktur yang representatif dengan fitur-fitur yang relevan terhadap pergerakan harga BBM. Dengan preprocessing minimal, model mampu mengolah dan mempelajari pola hubungan antar variabel ekonomi yang memengaruhi harga BBM.
4. Penggunaan framework Streamlit sangat membantu dalam menyederhanakan proses interaksi antara pengguna dan model machine learning. Aplikasi dapat diakses dengan mudah melalui browser tanpa perlu instalasi tambahan, serta antarmuka yang intuitif membuatnya cocok digunakan oleh pengguna non-teknis sekalipun.
5. Aplikasi ini memiliki potensi sebagai alat bantu analisis dan proyeksi harga BBM bagi kalangan akademisi, analisis ekonomi, maupun pihak pemerintah atau industri yang berkepentingan terhadap fluktuasi harga bahan bakar minyak.

4.1 Saran

Agar aplikasi ini dapat dikembangkan dan dimanfaatkan secara lebih luas serta memiliki ketahanan jangka panjang, maka penulis memberikan beberapa saran sebagai berikut:

1. Peningkatan Kualitas dan Kuantitas Dataset Untuk meningkatkan akurasi model, disarankan agar dataset diperluas mencakup data lebih dari 5 tahun ke belakang dan memperhatikan data musiman atau kejadian luar biasa (seperti pandemi atau krisis energi global). Selain itu, menambahkan sumber data yang lebih terkini dan konsisten akan meningkatkan keandalan model.
2. Penambahan Variabel Ekonomi Lainnya Model saat ini hanya menggunakan tiga fitur utama. Ke depan, dapat ditambahkan variabel lain seperti suku bunga acuan, volume impor BBM, harga jual eceran resmi pemerintah, atau konsumsi energi nasional yang mungkin memberikan pengaruh signifikan terhadap harga BBM.
3. Evaluasi Komparatif dengan Algoritma Lain Meskipun XGBoost terbukti efektif, perlu dilakukan evaluasi terhadap algoritma lain seperti Random Forest, LightGBM, atau bahkan model deep learning seperti LSTM, terutama jika dataset diperluas ke format time series. Hal ini penting untuk memastikan bahwa model yang digunakan adalah yang paling optimal.
4. Visualisasi Data yang Lebih Informatif Aplikasi dapat ditingkatkan dengan menambahkan visualisasi tren harga BBM, grafik perbandingan antara prediksi dan aktual, serta grafik kontribusi fitur (feature importance) agar pengguna dapat lebih memahami hasil prediksi secara kontekstual.
5. Pengembangan Fitur Lanjutan dan Otomatisasi Disarankan untuk menambahkan fitur unggahan dataset baru secara otomatis, penyimpanan hasil prediksi, integrasi dengan API eksternal (misalnya: API harga minyak dunia), serta sistem login pengguna jika aplikasi diperluas ke pengguna publik atau lembaga tertentu.
6. Deployment ke Platform Cloud Untuk memudahkan akses dan meningkatkan skalabilitas, aplikasi ini sebaiknya dideploy ke platform cloud seperti Streamlit Cloud,

Heroku, atau Google Cloud Platform, sehingga pengguna dapat mengaksesnya tanpa harus menjalankan server lokal.

Dengan mempertimbangkan saran-saran tersebut, diharapkan aplikasi ini dapat terus dikembangkan menjadi sistem prediksi harga BBM yang akurat, responsif, dan bermanfaat dalam mendukung analisis kebijakan dan pengambilan keputusan di berbagai sektor.

DAFTAR PUSTAKA

- Purwiantono, F. E., & Aditya, A. (2024). Model Prediksi Harga BBM terhadap USD menggunakan Regresi Linier. *Jurnal Ekonomi dan Informatika*, 7(2), 120–128.
- Annisa, S., Prasetya, D., & Lestari, N. (2024). Peramalan Harga Minyak Mentah Indonesia Menggunakan Metode Random Forest. *Jurnal Teknologi dan Data*, 8(1), 55– 64.
- Haris, A., Rachman, M. A., & Suryani, D. (2025). Peningkatan Akurasi Prediksi Harga Barang Impor Menggunakan XGBoost dan Particle Swarm Optimization. *Jurnal Ilmu Komputer Terapan*, 9(1), 33–44.
- Zhang, Y., & Haghani, A. (2015). A gradient boosting method to improve travel time prediction. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 308–324. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.02.019>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Brownlee, J. (2016). *Machine Learning Mastery With XGBoost: Discover The Algorithm That Is Winning Machine Learning Competitions*. Machine Learning Mastery.
- Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1135–1144.
- Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning Publications.
- Nweke, H. F., Teh, Y. W., Al-garadi, M. A., & Alo, U. R. (2018). Deep learning algorithms for human activity recognition using mobile and wearable sensor networks: State of the art and research challenges. *Expert Systems with Applications*, 105, 233–261. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.03.056>
- McKinney, W. (2010). Data Structures for Statistical Computing in Python. *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, 51–56.

Link github : <https://github.com/IDOYGAMING/UAS-Data-Mining-S6.git>

Link APP Streamlit : <https://prediksi-harga-bahan-bakar-minyak.streamlit.app/>

Note : file harga_bbm.csv di github