



## Prediksi Potensi Daya Listrik PLTGL-OWC di Selat Makassar Menggunakan Metode Gradient Boosted Tree-Regression (GBT)

Adellia Juni Astine<sup>1</sup>, Dian Candra Rini Novitasari<sup>2\*</sup>, Ratna Cintya Dewi<sup>3</sup>

<sup>1,2\*</sup>Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel Surabaya, Indonesia

<sup>3</sup>Badan Meteorologi Klimatologi Geofisika Kelas II Tanjung Perak, Kota Surabaya, Indonesia

Email: <sup>1</sup>adelliaastine5@gmail.com, <sup>2\*</sup>diancrini@uinsa.ac.id, <sup>3</sup>ratna.dewi@bmgk.go.id

### Abstract

*The increasing demand for electricity continuously emphasizes the importance of developing renewable energy sources. Indonesia, as a country consisting of many islands, has significant potential to utilize energy from ocean waves, one of which is by using Oscillating Water Column (OWC) technology that can convert wave energy into electrical energy. The purpose of this study is to estimate the electrical energy generated by the OWC type Ocean Wave Power Plant (PLTGL) in the Makassar Strait using the Gradient Boosted Tree Regression (GBT) method. Two approach schemes are used in this study, but the focus of the discussion is on the first scheme, namely the indirect approach. In this approach, predictions are first made on four main variables, namely significant wave variables ( $H_{sig}$ ), maximum wave height ( $H_{max}$ ), wave period (wave period), and wind speed (wind speed). The results of the main variable predictions are then used to calculate the electrical power generated by the PLTGL-OWC. The maximum power is estimated to be 23,926 Watts on January 3, 2025 at 12:00, and the minimum power is 3,256 Watts on January 7, 2025 at 19:00. This approach is effective for predicting the power output of ocean wave generators in the Makassar Strait.*

**Keywords:** Wave, OWC, Gradient Boosted, Regression.

### Abstrak

Melonjaknya kebutuhan akan listrik yang terus menerus menekankan pentingnya pengembangan sumber energi terbarukan. Indonesia, sebagai sebuah negara yang terdiri dari beragam pulau, memiliki potensi yang signifikan untuk menggunakan energi yang dihasilkan dari gelombang laut, salah satunya dengan memanfaatkan teknologi *Oscillating Water Column* (OWC) yang mampu mengubah energi gelombang menjadi energi listrik. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memperkirakan besaran daya energi listrik yang dapat dihasilkan oleh Pembangkit Listrik Tenaga Gelombang Laut (PLTGL) tipe OWC di Selat Makassar melalui penggunaan metode Gradient Boosted Tree Regression (GBT). Dua skema pendekatan digunakan dalam penelitian ini, namun focus pembahasan ditujukan pada skema pertama, yaitu pendekatan tidak langsung. Pada pendekatan ini, dilakukan prediksi terlebih dahulu terhadap empat variabel utama, yaitu variabel gelombang signifikan ( $H_{sig}$ ), tinggi gelombang maksimum ( $H_{max}$ ), kecepatan angin (*wind speed*), dan periode gelombang (*wave period*). Hasil prediksi variabel utama kemudian digunakan untuk menghitung daya listrik yang dihasilkan PLTGL-OWC. Daya maksimum diperkirakan 23.926 Watt pada 3 Januari 2025 pukul 12:00, dan daya minimum 3.256 Watt pada 7 Januari 2025 pukul 19:00. Pendekatan ini efektif untuk memprediksi output daya pembangkit gelombang laut di Selat Makassar.

**Kata Kunci:** Gelombang, OWC, Gradient Boosted, Regresi.

## 1. PENDAHULUAN

Saat ini tenaga listrik adalah salah satu kebutuhan utama bagi penduduk modern. Peran energi listrik sangat penting dalam menunjang aktivitas sehari-hari, baik di sektor rumah tangga, industri ataupun transportasi. Seiring dengan berkembangnya teknologi,

permintaan terhadap energi listrik akan terus meningkat (Kharisma et al., 2024). Kebutuhan akan energi listrik di Indonesia juga terus naik secara signifikan dari tahun ke tahun. Berdasarkan informasi yang diperoleh dari Kementerian ESDM, permintaan akan energi listrik pada tahun 2024 mencapai 1.408 kWh/kapita, naik dari 1.285 kWh/kapita pada tahun 2023 (*Konsumsi Listrik Masyarakat Meningkat, Tahun 2023 Capai 1.285 kWh/Kapita*, n.d.).

Meskipun kebutuhan meningkat, hingga saat ini pasokan listrik di dunia masih bergantung padapada gas alam, fosil, minyak bumi dan batu bara (Buana & Riyanto, n.d.). Selain karena jumlahnya yang terbatas, penggunaan fosil secara berlebihan dapat menimbulkan berbagai dampak terhadap lingkungan akibat emisi karbon tinggi yang dihasilkan (Sukmawati & Hariyani, 2025). Oleh sebab itu, saat ini diperlukan upaya khusus untuk menemukan solusi tepat yang dapat mengkonversi penggunaan bahan bakar fosil ke sumber energi yang lebih berkelanjutan dan ramah lingkungan (Solikhah & Bramastia, 2024). Salah satu sumber energi terbarukan yang menjanjikan dapat ditemukan di wilayah kepulauan atau lautan. Indonesia yang dikenal sebagai salah satu negara kepulauan terbesar di dunia (Farhani, 2022). Dengan dikelilingi oleh perairan yang luas, Indonesia memiliki peluang signifikan untuk memanfaatkan potensi energi yang tersedia di laut, terutama dari energi gelombang lautnya (Jasron et al., 2022).

Energi yang berasal dari gelombang laut merupakan hasil osilasi yang muncul di permukaan air laut, yang dipicu oleh adanya kekuatan angin (Satriadi, 2017). Besar energi gelombang laut dipengaruhi oleh hubungan langsung yang ada antara gelombang dan periode gelombang. Gelombang itu sendiri bersifat tidak stabil dan sangat bergantung pada angin yang ada di sekitarnya (*926-2275-1-SM*, n.d.). Tinggi gelombang yang signifikan merupakan rata-rata tinggi dari gelombang terbesar dalam suatu periode tertentu. Sedangkan, periode gelombang adalah waktu yang diperlukan untuk melewati titik tetap oleh dua puncak gelombang berturut-turut (Putri et al., 2022).

*Oscillating Water Column* (OWC) adalah suatu terobosan teknologi yang akan diperkenalkan di berbagai belahan dunia yang bertujuan untuk mengonversi gelombang laut menjadi energi listrik. Teknologi ini beroperasi berdasarkan prinsip pemisahan kolom udara yang dibuat untuk mengakomodasi gerakan air laut di dalam sebuah bangunan tertutup (chamber). Ketika gelombang laut mendekat dan menghantam struktur OWC yang didirikan di pantai ataupun di lokasi lepas pantai, air laut akan mengalir masuk ke dalam ruang di bawah bangunan melalui kolom terbuka. Akibat adanya tekanan dan dorongan dari gelombang yang datang, ketinggian air di dalam chamber akan berubah secara dinamis, naik dan turun mengikuti gelombang yang datang (Faulincia, 2019).

Pergerakan air yang naik dan turun di dalam ruang akan mengakibatkan variasi tekanan udara di atas permukaan air, yang kemudian berinteraksi dengan ruang atas dengan mendorong udara mengalir melalui turbin. Udara yang dipaksa didorong keluar akan menyebabkan turbin berputar dengan konstan (Faulincia, 2019). Dalam sistem OWC, tipe turbin yang biasanya digunakan adalah turbin langsung (turbin Wells) yang dapat diputar dalam satu arah, meskipun arah aliran pasang surut. Ini membuat sistem OWC efisien dalam mengubah energi mekanik dari gelombang laut menjadi energi listrik (Aries Taufik Kurniawan et al., 2022).

Teknologi OWC diimplementasikan dan dioperasikan di banyak lokasi di seluruh dunia dan menggunakan energi terbarukan (Gayathri et al., 2024). Di mana sistem ini beroperasi secara normal mencakup Islam Skotlandia. Skotlandia dikelola oleh proyek Lindx Ocean, termasuk Wabgen Pharma Azores di Portugal, wilayah Mutrik di Spanyol, Sagata di Jepang dan Australia. Seluruh instalasi menunjukkan potensi besar OWC dalam menyediakan sumber energi alternatif yang bersih, terutama untuk negara-negara maritim dengan garis pantai yang luas dan paparan gelombang laut tinggi (Gayathri et al., 2024).

Selat Makassar merupakan salah satu area di Indonesia yang memiliki potensi gelombang laut yang cukup substansial (Hammad & Rochaddi, n.d.). Karakteristik arus dan gelombang yang berubah-ubah pada Selat Makassar menjadikan kawasan ini menjadi lokasi strategis untuk pengembangan Pembangkit Listrik Tenaga Gelombang Laut (Alamsah et al., 2025). Namun, untuk mewujudkan pembangunan PLTGL yang efektif tentu diperlukan kajian yang mendalam mengenai besarnya daya listrik yang dapat dihasilkan dari gelombang laut di lokasi tersebut. Pendekatan berbasis machine learning menjadi salah satu metode alternatif yang dapat digunakan dalam prediksi energi terbarukan. Gradient Boosted Tree Regression (GBT) merupakan salah satu algoritma yang terbukti efektif dalam memodelkan hubungan non linear dan menghasilkan prediksi yang akurat (Sembiring & Sembiring, n.d.).

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penulis mengembangkan metode GBT untuk memprediksi konsumsi listrik harian di Italia. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan menggunakan metode ini menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode ARMA, namun penelitian tersebut memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan non-linear serta sensitivitas tinggi terhadap noise data. Pada penelitian ini juga didapatkan bahwa metode GBT menangkap pola musiman, harian, serata pengaruh lainnya. Hasil pada penelitian ini menghasilkan nilai kesalahan prediksi (MAPE) yang relative rendah berkisar 5-15% (Di Persio & Fraccarolo, 2023).

Berdasarkan latar belakang yang dijelaskan, dapat dilihat bahwa metode GBT ini memiliki performa yang baik dalam melakukan prediksi, terutama dalam mengidentifikasi pola harian dan musiman dari suatu data. Oleh sebab itu, pendekatan GBT akan diterapkan pada studi ini dengan tujuan memperkirakan besar daya listrik yang dihasilkan PLTGL-OWC dari hasil prediksi gelombang laut di Selat Makassar. Diharapkan dengan penerapan metode , penelitian ini dapat menghasilkan output hasil yang baik agar nantinya dapat dijadikan referensi atau bahan kajian bagi pemerintah dalam merumuskan strategi pengembangan energi terbarukan di Selat Makassar, khususnya melalui pemanfaatan teknologi PLTGL berbasis OWC.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Data Penelitian

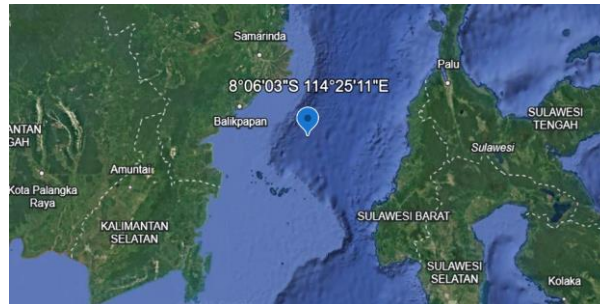
Data yang digunakan pada penelitian dalam penelitian ini diperoleh dari BMKG Stasiun Meteorologi Maritim Perak Kelas II Surabaya. Data tersebut meliputi data observasi gelombang laut untuk wilayah Selat Makassar dengan titik lokasi penelitian 1°42'08"S 117°51'07"E. Variabel utama yang digunakan adalah tinggi gelombang signifikan, tinggi gelombang maksimal, kecepatan angin, periode gelombang dan juga arah angin. Data tersebut dikumpulkan dalam interval waktu perjam dengan periode data yang digunakan mencakup rentang waktu Januari 2019 hingga Desember 2024. Seluruh data kemudian diproses dan disesuaikan untuk menghasilkan dataset yang dapat digunakan dalam pelatihan dan pengujian model.

Tabel 1. Data Tinggi Gelombang di Selat Makassar

| Time(UTC/GMT)       | Hsig(m) | Hmax(m) | WavePeriod(s) | WindSpeed(knots) |
|---------------------|---------|---------|---------------|------------------|
| 2022-01-01 00:00:00 | 0,10098 | 0,15397 | 7             | 4,55755          |
| 2022-01-01 01:00:00 | 0,10176 | 0,15513 | 7             | 4,59969          |
| 2022-01-01 02:00:00 | 0,10253 | 0,15628 | 7             | 4,64183          |
| 2022-01-01 03:00:00 | 0,10331 | 0,15744 | 7             | 4,68397          |
| ⋮                   | ⋮       | ⋮       | ⋮             | ⋮                |
| 2024-12-30 23:00:00 | 0,3262  | 0,54469 | 6             | 6,22826          |
| 2024-12-31 00:00:00 | 0,32505 | 0,54286 | 6             | 6,15563          |

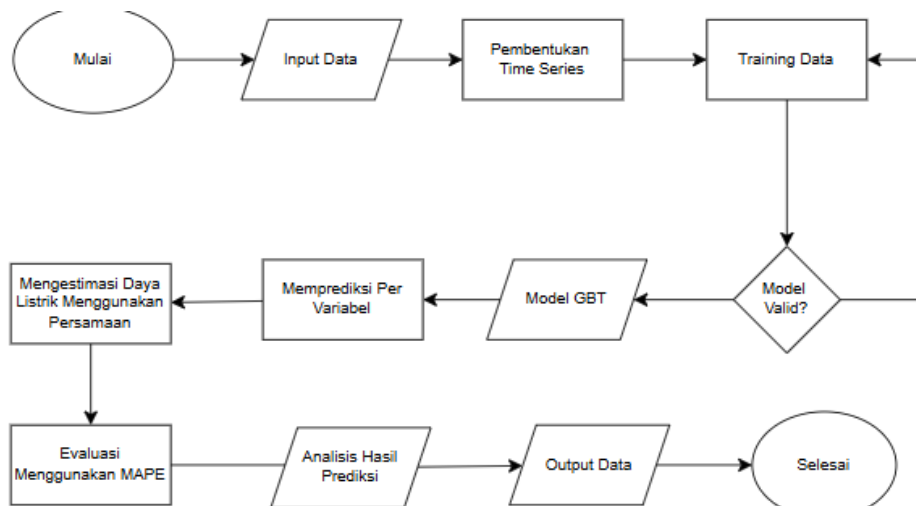
## 2.2 Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada Selat Makassar dengan koordinat  $1^{\circ}42'08''\text{S}$   $117^{\circ}51'07''\text{E}$ . Titik ini dipilih karena memiliki potensi energi gelombang laut yang cukup tinggi dalam prediksi daya Pembangkit Listrik Tenaga Gelombang Laut (PLTGL).



Gambar 1. Lokasi Penelitian

## 2.3 Alur Penelitian



Gambar 2. Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Pengumpulan dan pra-pemrosesan Data oseanografi diperoleh dari BMKG Stasiun Meteorologi Maritim Perak Kelas II Surabaya yang meliputi variabel Significant Wave Height (Hsig), Maximum Wave Height (Hmax), Wave Period, dan Wind Speed dengan interval waktu per jam pada periode Januari 2019–Desember 2024. Data kemudian melalui tahap pra-pemrosesan seperti pengecekan data hilang, penyelarasan format waktu, serta penyusunan dataset time series yang siap digunakan dalam pemodelan.
2. Analisis lag menggunakan PACF Analisis Partial Autocorrelation Function (PACF) digunakan untuk mengidentifikasi lag yang signifikan dalam data time series. Berdasarkan hasil analisis, lag ke-1 (t-1) dan lag ke-2 (t-2) digunakan sebagai fitur tambahan dalam model karena memiliki pengaruh langsung terhadap nilai variabel pada waktu saat ini.
3. Pemodelan menggunakan Gradient Boosted Tree Regression (GBT) Setiap variabel dimodelkan menggunakan algoritma Gradient Boosted Tree dengan proses hyperparameter tuning pada parameter `n_estimators`, `learning_rate`, dan `max_depth`. Rentang nilai parameter dipilih untuk menjaga keseimbangan antara kompleksitas model dan stabilitas prediksi. Parameter `n_estimators` (100 dan 500)

digunakan untuk melihat pengaruh jumlah pohon terhadap akurasi model, *learning\_rate* (0.01, 0.05, 0.1) digunakan untuk mengontrol kontribusi setiap pohon dalam proses boosting, sedangkan *max\_depth* (3, 5, 7) digunakan untuk mengatur kompleksitas pohon dalam menangkap hubungan non-linear antar variabel. Kombinasi parameter terbaik dipilih berdasarkan nilai kesalahan prediksi terkecil menggunakan metrik Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

#### 4. Perhitungan daya listrik PLTGL-OWC

Hasil prediksi variabel oseanografi kemudian digunakan untuk menghitung estimasi daya listrik PLTGL menggunakan Persamaan (4):

$$P_w = \frac{E_w}{t} \quad (1)$$

dengan  $P_w$  merupakan daya listrik (Watt),  $E_w$  energi gelombang laut (Joule), dan  $t$  waktu konversi energi (detik).

#### 5. Evaluasi hasil prediksi

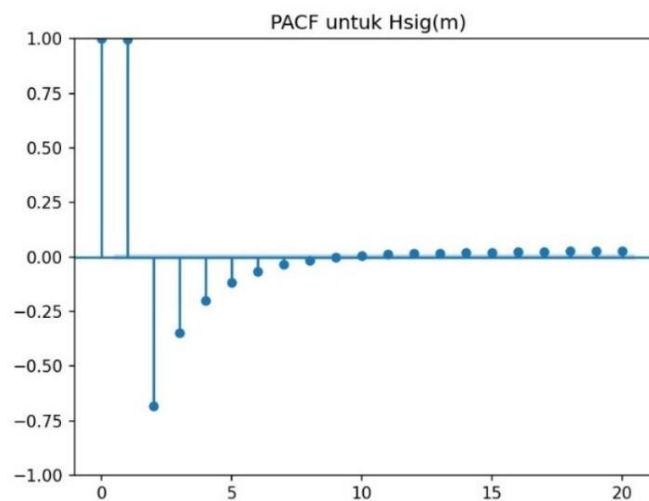
Model digunakan untuk memprediksi kondisi gelombang selama 168 jam ke depan. Hasil prediksi kemudian dievaluasi menggunakan nilai MAPE untuk menilai tingkat akurasi model serta digunakan untuk memperkirakan fluktuasi daya listrik PLTGL-OWC di Selat Makassar.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Prediksi besar daya listrik pada penelitian ini dikembangkan melalui dua pendekatan utama. Namun, pembahasan dalam tulisan ini difokuskan pada pendekatan pertama, yakni skema tidak langsung, yaitu dengan memprediksi semua variabel yang berpengaruh terhadap tinggi gelombang. Lalu, hasil prediksi pada setiap variabel digunakan untuk perhitungan untuk menghitung besarnya daya menggunakan persamaan berikut. Persamaan (1) (Sidik & Sinaga, 2023)

Metode ini diterapkan untuk mereduksi error secara keseluruhan, serta untuk meningkatkan ketepatan prediksi akhir pada PLTGL-OWC yang berlokasi di Selat Makassar.

Pada proses pertama, semua variabel dievaluasi menggunakan PACF untuk mengidentifikasi lag yang signifikan dalam suatu time series. Proses ini dilakukan untuk masing-masing variabel dengan tujuan untuk menambahkan nilai-nilai lag sebagai fitur tambahan untuk ketepatan prediksi oleh GBT. Karena data memiliki pola time series, pemodelan dilaksanakan dengan memanfaatkan nilai lag dari waktu sebelumnya



Gambar 3. Hasil PACF Variabel Hsig(m)

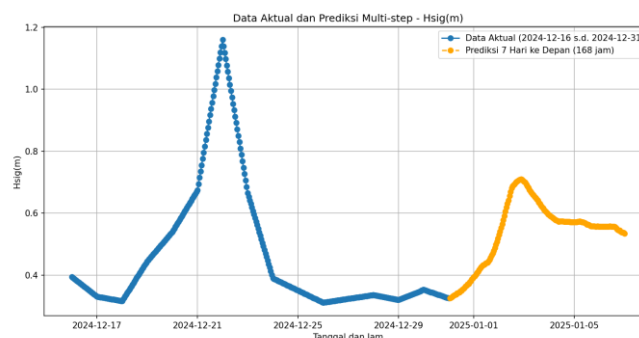
Berdasarkan uji PACF yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa lag ke-1 (t-1) dan lag ke-2 (t-2) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap nilai saat ini, yaitu t. Dengan kata lain, nilai Besar Daya pada waktu t dapat dipengaruhi oleh nilai pada t-1 dan t-2, sehingga untuk memprediksi Besar Daya di waktu berikutnya (t) dibutuhkan informasi dari t-1 dan t-2 sangat berguna sebagai fitur tambahan dalam model Gradient Boosted Tree (GBT).

Selanjutnya, dilakukan serangkaian pengujian terhadap parameter model untuk setiap variabel input, termasuk variabel *Hmax*, *Hsig*, *WavePeriod*, dan *Windspeed*. Pengujian ini dilakukan dengan mengubah nilai parameter seperti jumlah *estimators*, *learning rate*, dan *max depth* untuk menemukan kombinasi parameter terbaik yang menghasilkan nilai error prediksi terendah. Setiap variabel dievaluasi secara terpisah untuk memperoleh konfigurasi parameter terbaik yang menghasilkan akurasi prediksi paling optimal.

Tabel 2. Tabel Uji Coba Variabel Hsig(m)

| n_estimators | learning_rate | max_depth | MAPE   |
|--------------|---------------|-----------|--------|
| 100          | 0,01          | 3         | 28.39% |
|              |               | 5         | 28.63% |
|              |               | 7         | 28.58% |
|              | 0,05          | 3         | 1.66%  |
|              |               | 5         | 1.28%  |
|              |               | 7         | 0.74%  |
|              | 0,1           | 3         | 1.54%  |
|              |               | 5         | 0.96%  |
|              |               | 7         | 0.49%  |
| 500          | 0,01          | 3         | 1.67%  |
|              |               | 5         | 1.30%  |
|              |               | 7         | 0.76%  |
|              | 0,05          | 3         | 1.07%  |
|              |               | 5         | 0.64%  |
|              |               | 7         | 0.44%  |
|              | 0,1           | 3         | 0.87%  |
|              |               | 5         | 0.47%  |
|              |               | 7         | 0.46%  |

Percobaan dilakukan terhadap variabel *significant wave height* (Hsig) untuk menemukan kombinasi parameter terbaik pada model Gradient Boosting Regressor. Dari hasil pengujian beberapa konfigurasi *n\_estimators*, *learning\_rate*, dan *max\_depth*, diperoleh bahwa kombinasi optimal berada pada *n\_estimators* = 500, *learning\_rate* = 0.05, dan *max\_depth* = 7, dengan nilai error terkecil yaitu MAPE sebesar 0.44%



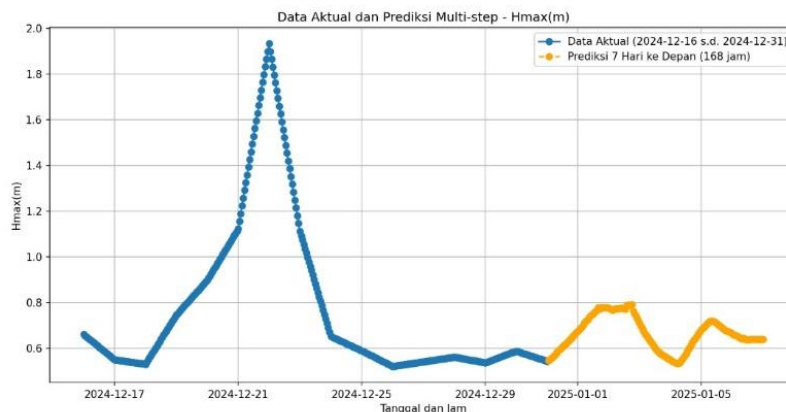
Gambar 3. Plot Prediksi Hsig(m)

Hasil prediksi Hsig selama 168 jam ke depan divisualisasikan pada Gambar X. Terlihat bahwa tren pergerakan gelombang dapat diikuti dengan baik oleh model, dengan kecenderungan peningkatan dan penurunan yang konsisten terhadap pola data sebelumnya. Nilai puncak dan lembah gelombang juga terprediksi secara halus tanpa perbedaan signifikan.

Tabel 3. Tabel Percobaan Hmax

| n_estimators | learning_rate | max_depth | MAPE  |
|--------------|---------------|-----------|-------|
| 100          | 0,01          | 3         | 7.54% |
|              |               | 5         | 7.56% |
|              |               | 7         | 7.56% |
|              | 0,05          | 3         | 1.02% |
|              |               | 5         | 1.01% |
|              |               | 7         | 1.01% |
|              | 0,1           | 3         | 0.94% |
|              |               | 5         | 0.93% |
|              |               | 7         | 0.93% |
| 500          | 0,01          | 3         | 1.02% |
|              |               | 5         | 1.02% |
|              |               | 7         | 1.02% |
|              | 0,05          | 3         | 0.93% |
|              |               | 5         | 0.93% |
|              |               | 7         | 0.93% |
|              | 0,1           | 3         | 0.93% |
|              |               | 5         | 0.93% |
|              |               | 7         | 0.93% |

Pada variabel maximum wave height (Hmax), pendekatan serupa digunakan dengan parameter yang disesuaikan melalui proses tuning. Berdasarkan hasil pengujian, model menunjukkan performa terbaik pada konfigurasi n\_estimators = 100, learning\_rate = 0.1, dan max\_depth = 5, yang menghasilkan MAPE sebesar 0.93%



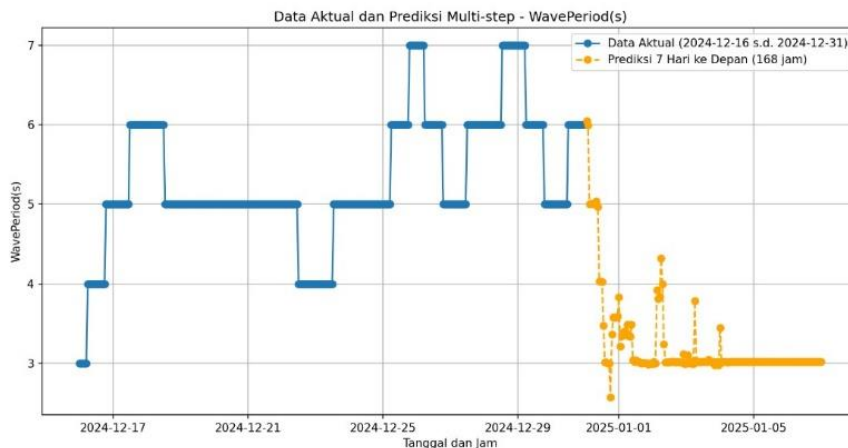
Gambar 3. Plot Prediksi Hmax(m)

Visualisasi hasil prediksi Hmax memperlihatkan bahwa model berhasil menangkap pola perubahan ekstrem yang umum terjadi pada nilai puncak gelombang laut. Prediksi memiliki kecenderungan naik-turun yang sesuai dengan tren historisnya. Meskipun terdapat perbedaan kecil pada titik puncak, model tetap mempertahankan stabilitas secara umum dalam merespon perubahan waktu.

Tabel 4. Percobaan Parameter Prediksi Wave Period

| n_estimators | learning_rate | max_depth | MAPE   |
|--------------|---------------|-----------|--------|
| 100          | 0,01          | 3         | 27.59% |
|              |               | 5         | 26.53% |
|              |               | 7         | 26.41% |
|              | 0,05          | 3         | 2.56%  |
|              |               | 5         | 1.59%  |
|              |               | 7         | 0.98%  |
|              | 0,1           | 3         | 1.97%  |
|              |               | 5         | 1.16%  |
|              |               | 7         | 0.77%  |
| 500          | 0,01          | 3         | 2.57%  |
|              |               | 5         | 1.62%  |
|              |               | 7         | 1.01%  |
|              | 0,05          | 3         | 1.21%  |
|              |               | 5         | 0.81%  |
|              |               | 7         | 0.74%  |
|              | 0,1           | 3         | 1.00%  |
|              |               | 5         | 0.73%  |
|              |               | 7         | 0.71%  |

Variabel wave period menunjukkan karakteristik fluktuasi yang relatif stabil dibandingkan variabel gelombang lainnya. Oleh karena itu, percobaan parameter difokuskan pada konfigurasi yang mampu menangkap pola datar dan pergeseran kecil secara halus. Hasil percobaan parameter menunjukkan bahwa parameter optimal berada pada n\_estimators = 500, learning\_rate = 0.1, dan max\_depth = 7 dengan nilai MAPE terkecil sebesar 0.71%.



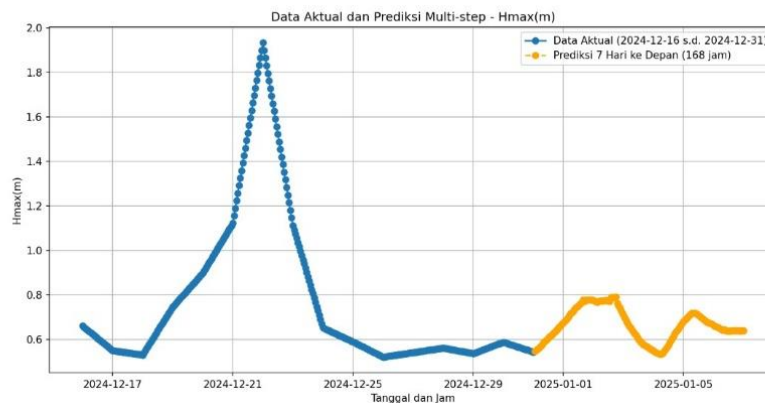
Gambar 4. Hasil PACF Variabel Wave Period(s)

Prediksi selama 168 jam ke depan yang divisualisasikan dalam grafik menunjukkan bahwa model dapat mengantisipasi pergerakan gelombang secara mendatar, meskipun terdapat beberapa noise atau anomali yang muncul pada beberapa titik. Ketika dibandingkan dengan data aktual, prediksi tetap berada dalam batas deviasi yang rendah. Grafik ini juga menunjukkan bahwa model dapat mengikuti tren umum tanpa terlalu banyak overshooting, yang sangat penting untuk sistem kelistrikan berbasis gelombang.

Tabel 5. Percobaan Parameter Prediksi WindSpeed(knots)

| n_estimators | learning_rate | max_depth | MAPE    |
|--------------|---------------|-----------|---------|
| 100          | 0,01          | 3         | 132.76% |
|              |               | 5         | 129.95% |
|              |               | 7         | 130.39% |
|              | 0,05          | 3         | 4.89%   |
|              |               | 5         | 4.33%   |
|              |               | 7         | 3.75%   |
|              | 0,1           | 3         | 4.09%   |
|              |               | 5         | 3.24%   |
|              |               | 7         | 2.68%   |
| 500          | 0,01          | 3         | 4.95%   |
|              |               | 5         | 4.51%   |
|              |               | 7         | 3.91%   |
|              | 0,05          | 3         | 3.47%   |
|              |               | 5         | 2.93%   |
|              |               | 7         | 2.55%   |
|              | 0,1           | 3         | 3.55%   |
|              |               | 5         | 2.64%   |
|              |               | 7         | 2.42%   |

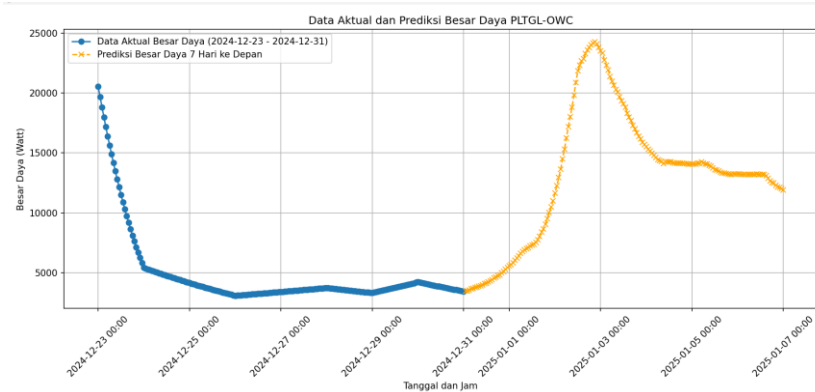
Variabel kecepatan angin laut (Wind Speed) memiliki karakteristik yang cukup fluktuatif dengan amplitudo besar pada periode tertentu. Oleh karena itu, tuning parameter model difokuskan untuk menjaga keseimbangan antara sensitivitas terhadap perubahan cepat dan kestabilan prediksi. Dari hasil percobaan, diperoleh konfigurasi terbaik pada  $n\_estimators = 500$ ,  $learning\_rate = 0.1$ , dan  $max\_depth = 7$  dengan nilai MAPE sebesar 2.42%.



Gambar 5. Hasil PACF Variabel WindSpeed (Knots)

Plot hasil prediksi menunjukkan bahwa model dapat menangkap fluktuasi kecepatan angin dengan cukup baik. Puncak dan lembah tetap muncul dengan pola yang menyerupai data aktual, namun dengan perbedaan kecil yang masih dalam batas toleransi. Pola umum dari tren kecepatan angin dapat diikuti oleh model dengan cukup presisi, menjadikan hasil prediksi ini relevan untuk digunakan dalam pemodelan daya output sistem PLTGL-OWC.

Setelah seluruh variabel oseanografi (*Hsig*, *Hmax*, *Wave Period*, dan *Wind Speed*) diprediksi secara individual, hasil prediksi tersebut digunakan sebagai input model untuk perhitungan daya listrik yang dihasilkan oleh sistem PLTGL menggunakan persamaan (4).



Gambar 6. Hasil Prediksi Besar Daya

Visualisasi prediksi daya selama 168 jam menunjukkan kurva fluktuatif yang mencerminkan pengaruh dari dinamika gelombang laut terhadap energi yang dihasilkan. Puncak daya tercapai sekitar jam ke-60 atau pada tanggal 3 Januari 2025 pada pukul 12.00 dengan nilai 23.926 Watt, dan nilai daya minimum 3.256 Watt pada 7 Januari 2025 pukul 19.00. Pola prediksi ini menunjukkan bahwa sistem pembangkit memiliki respons yang cepat terhadap kondisi laut, yang ditangkap dengan baik oleh model prediktif.

Perbedaan tingkat kesalahan prediksi pada setiap variabel menunjukkan karakteristik dinamika oseanografi yang berbeda. Variabel significant wave height (Hsig) memiliki nilai kesalahan prediksi yang relatif rendah yaitu sebesar 0.44%. Hal ini menunjukkan bahwa pola perubahan tinggi gelombang signifikan memiliki hubungan temporal yang cukup stabil terhadap nilai historisnya, sehingga model Gradient Boosted Tree mampu menangkap pola tersebut dengan baik. Selain itu, tinggi gelombang signifikan secara langsung dipengaruhi oleh kondisi gelombang laut yang relatif lebih konsisten dalam periode tertentu dibandingkan variabel atmosferik lainnya.

Sebaliknya, variabel kecepatan angin (wind speed) menunjukkan nilai kesalahan prediksi yang lebih tinggi yaitu sebesar 2.42%. Kondisi ini dapat dijelaskan karena kecepatan angin merupakan variabel atmosferik yang sangat dipengaruhi oleh dinamika cuaca regional serta proses turbulensi udara yang bersifat lebih acak. Variasi kecepatan angin dapat berubah secara cepat dalam waktu singkat akibat pengaruh sistem tekanan udara, perubahan arah angin, serta interaksi antara atmosfer dan permukaan laut. Karakteristik ini menyebabkan pola time series kecepatan angin menjadi lebih sulit diprediksi dibandingkan parameter gelombang laut seperti Hsig atau Hmax yang memiliki kecenderungan perubahan lebih gradual.

Selain itu, fluktuasi daya listrik yang dihasilkan oleh sistem PLTGL-OWC pada penelitian ini berkisar antara 3.256 Watt hingga 23.926 Watt. Variasi ini mencerminkan dinamika kondisi oseanografi di wilayah Selat Makassar yang dipengaruhi oleh sistem angin musiman (monsun) di wilayah Indonesia. Pada periode tertentu, khususnya ketika angin muson bertiup lebih kuat, energi gelombang yang dihasilkan cenderung meningkat sehingga potensi daya listrik yang dapat dihasilkan juga menjadi lebih besar. Sebaliknya, ketika kondisi angin relatif lebih lemah, tinggi gelombang dan energi yang dihasilkan juga menurun sehingga daya listrik yang diprediksi menjadi lebih rendah.

Dengan demikian, fluktuasi daya yang dihasilkan oleh model prediksi dapat dikatakan selaras dengan karakteristik geografis dan oseanografi wilayah Selat Makassar yang dikenal memiliki dinamika arus dan gelombang yang dipengaruhi oleh sistem monsun serta arus lintas Indonesia (Indonesian Throughflow). Hal ini menunjukkan bahwa model prediksi yang dikembangkan tidak hanya menghasilkan akurasi numerik yang baik, tetapi juga mampu merepresentasikan kondisi fisis lingkungan laut yang sebenarnya.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pemodelan menggunakan skema tidak langsung, dapat disimpulkan bahwa pendekatan prediksi terhadap masing-masing variabel oseanografi secara individual memberikan hasil yang akurat dan stabil dalam konteks time series. Model GBT mampu menangkap pola historis dari keempat variabel utama *Hsig*, *Hmax*, *Wave Period*, dan *Wind Speed* dengan nilai MAPE yang sangat rendah, berkisar antara 0.44% hingga 2.42%.

Hasil prediksi dari variabel-variabel tersebut kemudian berhasil digunakan sebagai input dalam prediksi besar daya yang dapat dihasilkan oleh PLTGL-OWC. Model prediksi daya menunjukkan bahwa daya tertinggi yang diprediksi selama 168 jam kedepan tercatat mencapai sekitar 23.926 Watt pada jam ke-60, sementara nilai daya terendah tercatat sebesar 3.256 Watt pada jam ke-163. Hasil prediksi menghasilkan pola fluktuasi daya yang mengikuti dinamika gelombang laut secara realistis. Hal ini membuktikan bahwa pendekatan skema tidak langsung dapat digunakan secara efektif untuk meramalkan output energi dari sistem pembangkit listrik tenaga gelombang laut, khususnya di kawasan perairan seperti Selat Makassar.

Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa pendekatan machine learning berbasis Gradient Boosted Tree mampu menangkap hubungan kompleks antar variabel oseanografi yang mempengaruhi potensi energi gelombang laut. Oleh karena itu, metode ini dapat digunakan sebagai pendekatan alternatif dalam studi prediksi energi terbarukan berbasis gelombang laut di wilayah perairan Indonesia.

#### REFERENCES

- Alamsah, A., Wahjudi, A., Moon, P. J., Hamidi, N., & Widhiyanuriyawan, D. (2025). Potensi Energi Arus dan Tinggi Gelombang Laut Indonesia Berdasarkan Data Penginderaan Jauh. *Techno-Socio Ekonomika*, 18(1), 49–59. <https://doi.org/10.32897/techno.2025.18.1.4087>
- Buana, C.P., & Riyanto, W.H. (2024). Dampak pertumbuhan ekonomi, urbanisasi, dan konsumsi energi listrik terhadap degradasi lingkungan: Bukti dari negara ASEAN-5. *Jurnal Ilmu Ekonomi (JIE)*, 8(1), 40-53.
- Di Persio, L., & Fraccarolo, N. (2023). Energy Consumption Forecasts by Gradient Boosting Regression Trees. *Mathematics*, 11(5), 1068. <https://doi.org/10.3390/math11051068>
- Farhani, A. (2022). Roadmap Masa Depan Indonesia Melalui Pengaturan dan Pemanfaatan Sumber Daya Alam Kelautan Bagi Sebesar-Besarnya Kesejahteraan Rakyat. *Adalah*, 6(2), 25–39. <https://doi.org/10.15408/adalah.v6i2.26766>
- Faulincia, F. (2019). Studi Potensi Pembangkit Listrik Tenaga Gelombang Laut Dengan Metoda Oscillating Water Column di Perairan Kendari Indonesia. *Journal of Mechanical Engineering and Mechatronics*, 4(1), 7. <https://doi.org/10.33021/jmem.v4i1.656>
- Gayathri, R., Chang, J.-Y., Tsai, C.-C., & Hsu, T.-W. (2024). Wave Energy Conversion through Oscillating Water Columns: A Review. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(2), 342. <https://doi.org/10.3390/jmse12020342>
- Hammad, F. K., & Rochaddi, B. (n.d.). Identifikasi Potensi Ocean Thermal Energy Conversion (Otec) di Selat Makassar Utara. *Indonesian Journal of Oceanography*, 02(02). <http://ejournal2.undip.ac.id/index.php/ijoice/>
- Jasron, J. U., Mangesa, D. P., Boimau, K., Tarigan, B. V., Maliwemu, E. U. K., & Salombe, M. (2022). Analisa Potensi Gelombang Laut sebagai Sumber Energi Terbarukan Menggunakan Perangkat Oscillating Water Column (OWC) Di Wilayah Perairan Laut Timor. *LONTAR Jurnal Teknik Mesin Undana*, 9(01), 14–20. <https://doi.org/10.35508/ljtmu.v9i01.7269>

- Kharisma, A., Pinandita, S., & Jayanti, A. E. (2024). Literature Review: Kajian Potensi Energi Surya Alternatif Energi Listrik. *Jurnal Energi Baru dan Terbarukan*, 5(2), 145–154. <https://doi.org/10.14710/jebt.2024.23956>
- Putri, A. A. K., Diansyah, G., & Putri, W. A. E. (2022). Analisis Tinggi Gelombang Signifikan Berdasarkan Model Wavewatch-III di Pantai Alau-Alau, Kalianda, Lampung Selatan. *Buletin Oseanografi Marina*, 11(2), 123–130. <https://doi.org/10.14710/buloma.v11i2.39567>
- Satriadi, A. (2017). Peramalan Tinggi dan Periode Gelombang Signifikan Di Perairan Dangkal (Studi Kasus Perairan Semarang). *BULETIN OSEANOGRAFI MARINA*, 6(1), 17. <https://doi.org/10.14710/buloma.v6i1.15737>
- Sembiring, M. A., & Sembiring, F. W. (n.d.). Analisa Kinerja Model Regresi Dalam Machine Learning untuk Memprediksi Harga Beras. *JOISIE (Journal of Information Systems and Informatics Engineering)*, 8(1), 144-152.
- Sidik, M., & Sinaga, N. (2023). Potensi Pemanfaatan Gelombang Laut Menjadi Tenaga Listrik Dengan Metoda Oscillating Water Column di Pulau Bawean Gresik. *Jurnal Energi Baru dan Terbarukan*, 4(2), 132–144. <https://doi.org/10.14710/jebt.2023.17306>
- Solikah, A. A., & Bramastia, B. (2024). Systematic Literature Review: Kajian Potensi dan Pemanfaatan Sumber Daya Energi Baru dan Terbarukan Di Indonesia. *Jurnal Energi Baru dan Terbarukan*, 5(1), 27–43. <https://doi.org/10.14710/jebt.2024.21742>
- Sukmawati, M. L., & Hariyani, H. F. (2025). DAMPAK INVESTASI ENERGI TERBARUKAN TERHADAP EMISI KARBON DI NEGARA OECD. *Journal of Financial Economics & Investment*, 5(1), 1–13. <https://doi.org/10.22219/jofei.v5i1.34197>