

**REKAYASA SISTEM PREDIKTIF GELOMBANG TINGGI UNTUK
KESELAMATAN NELAYAN DAN KAPAL KECIL DI TELUK BANTEN**

**Predictive System Engineering High Waves For The Safety Of Fishermen And Small
Vessels In Banten Bay**

Oktavia Dinnur Romadhona^{1*}, Syiffarani Bunga Pratiwi² dan Davian Nauval Ziril³

¹²³Universitas Pendidikan Indonesia, Jl. Ciracas No. 38, Serang 42117, Indonesia Program
Studi Sistem Informasi Kelautan

*Corresponding author, e-mail: oktavia.2024@upi.edu

ABSTRACT

Wave height prediction is a critical aspect for ensuring the safety of fishermen and small vessels, particularly in maritime areas with high operational activity such as Banten Bay. This study aims to develop a predictive system for wave height based on Long Short-Term Memory (LSTM) using meteorological data from NASA POWER and significant wave height data from Copernicus Marine, covering the period from January 2023 to January 2025. Input variables include wind speed at 10 meters (WS10M), wind direction at 10 meters (WD10M), air temperature at 2 meters (T2M), and corrected precipitation (PRECTOTCORR), while the target variable is significant wave height (VHM0). The model evaluation results show MAE of 0.111 m, RMSE of 0.151 m, R^2 of 0.371, and MAPE of 23.55%, indicating that the model can capture the general wave height patterns, although it has limitations in representing extreme events. Furthermore, the risk classification results indicate that the majority of wave conditions in Banten Bay fall under the Caution category, suggesting that the system can serve as a practical decision-support tool for fishermen and small vessel operators to plan safer maritime activities.

Keywords: *Wave Prediction, LSTM, Banten Bay, Fishermen Safety, Small Vessels*

ABSTRAK

Prediksi tinggi gelombang merupakan aspek penting dalam mendukung keselamatan nelayan dan kapal kecil, khususnya di perairan yang memiliki aktivitas maritim tinggi seperti Teluk Banten. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem prediktif tinggi gelombang berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan memanfaatkan data meteorologi NASA

POWER dan data tinggi gelombang signifikan dari Copernicus Marine periode Januari 2023 hingga Januari 2025. Variabel input yang digunakan meliputi kecepatan angin pada ketinggian 10 meter (WS10M), arah angin pada ketinggian 10 meter (WD10M), suhu udara pada 2 meter (T2M), dan curah hujan terkoreksi (PRECTOTCORR), sedangkan variabel target adalah tinggi gelombang signifikan (VHM0). Hasil evaluasi model menunjukkan nilai MAE sebesar 0,111 m, RMSE 0,151 m, R^2 0,371, dan MAPE 23,55%, yang menandakan bahwa model mampu menangkap pola umum perubahan gelombang meskipun masih memiliki keterbatasan dalam merepresentasikan kejadian ekstrem. Selain itu, hasil klasifikasi risiko menunjukkan bahwa kondisi gelombang di Teluk Banten didominasi kategori Waspada, sehingga sistem ini berpotensi digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan bagi nelayan dan operator kapal kecil dalam merencanakan aktivitas pelayaran yang lebih aman.

Kata kunci: Prediksi Gelombang, LSTM, Teluk Banten, Keselamatan Nelayan, Kapal Kecil

PENDAHULUAN

Indonesia sebagai negara maritim memiliki ketergantungan yang tinggi terhadap keselamatan aktivitas laut, terutama pada sektor perikanan tangkap dan pelayaran skala kecil (Putra *et al.*, 2018). Tinggi gelombang sangat penting dalam hal operasional karena bukan hanya sekedar variabel operasional, tetapi juga factor yang menentukan apakah sebuah perjalanan laut masih aman dilakukan atau justru sebaiknya ditunda. Karena kurangnya stabilitas, daya jelajah, dan kemampuan untuk menahan cuaca buruk, kapal berukuran kecil biasanya menjadi kelompok yang paling rentan ketika kondisi gelombang meningkat (Retika *et al.*, 2024). Informasi gelombang menjadi bagian penting dari keputusan maritim harian karena situasi ini.

Kondisi ini terkait dengan Teluk Banten, yang menjadi tempat aktivitas nelayan sekaligus menjadi rute untuk kapal kecil. Wilayah ini memiliki karakter perairan yang Sebagian besar tenang, tetapi gelombangnya masih berubah selama beberapa Waktu (Yusron *et al.*, 2024). Di Teluk Banten, gelombang signifikan memiliki tinggi rata-rata 0,436 meter dan tinggi maksimum 1,195 meter. Sebaran datanya juga miring ke kanan, menunjukkan bahwa gelombang rendah lebih sering terjadi, tetapi gelombang tinggi tetap ada dan tidak dapat diabaikan.

Data tersebut menunjukkan dengan jelas bahwa, meskipun perairan Teluk Banten tidak selalu memiliki tingkat risiko yang tinggi, masih ada insiden yang dapat mengancam keselamatan pelayaran. Akibatnya, metode yang hanya bergantung pada pengamatan sesaat

atau informasi cuaca umum tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan operasional nelayan. Yang diperlukan adalah sistem yang dapat mendeteksi pola perubahan gelombang dalam data sejarah dan kemudian mengubahnya menjadi data yang mudah dipahami oleh pengguna lapangan. Saat ini, prediksi gelombang lebih penting daripada penjelasan tentang kondisi gelombang yang telah terjadi.

Menurut penelitian yang dilakukan di Indonesia, prediksi tinggi gelombang laut sangat penting untuk keselamatan aktivitas maritim. Penelitian Azhari dan Ningsih (2023) menunjukkan tren kenaikan tinggi gelombang yang signifikan di WPP Indonesia, menunjukkan variabilitas gelombang yang harus diperhatikan nelayan. Selain itu, penelitian di perairan Kabupaten Bolaang Mongondow Utara menunjukkan bahwa LSTM dapat dengan akurat memprediksi tinggi gelombang menggunakan data historis dan variabel meteorologi. Ini menunjukkan bahwa metode pembelajaran mesin dapat digunakan untuk peramalan gelombang di wilayah tropis.

Dengan demikian, penelitian sebelumnya sebagian besar fokus pada peningkatan akurasi prediksi dan evaluasi model secara statistik, tanpa mengaitkannya langsung dengan klasifikasi risiko yang sesuai untuk nelayan dan kapal kecil. Ini menimbulkan masalah dalam penelitian karena informasi numerik prediksi saja belum cukup bagi pengambil keputusan di lapangan, representasi risiko yang mudah dipahami dan dapat digunakan secara langsung diperlukan untuk mitigasi keselamatan.

Berdasarkan gap tersebut, tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem prediktif tinggi gelombang berbasis LSTM yang menilai kinerja model secara statistik dan mengubah hasil prediksi menjadi klasifikasi risiko operasional. Dengan mempertimbangkan kondisi gelombang yang berubah-ubah, sistem ini diharapkan dapat membantu nelayan dan operator kapal kecil merencanakan pelayaran di Teluk Banten.

METODE PENELITIAN

1.1. Lokasi dan Data Penelitian

Penelitian ini berfokus pada Teluk Banten, yang merupakan lokasi operasional nelayan dan kapal kecil yang membutuhkan data gelombang yang lebih akurat.

Tabel 1. Data Penelitian

Variabel	Sumber
----------	--------

WS10M	NASA POWER
WD10M	NASA POWER
T2M	NASA POWER
PRECTOTCORR	NASA POWER
VHM0	Copernicus

Untuk mendukung analisis, data meteorologi NASA POWER dan data tinggi gelombang dari Copernicus Marine dengan rentang Januari 2023 hingga Januari 2025 digunakan. Terdapat WS10M, WD10M, T2M dan PRECTOTCORR sebagai variabel input yang dianalisis, sedangkan VHM0 adalah variabel target.

1.2. Tahapan Penelitian

Setiap tahapan CRISP-DM dilakukan secara berurutan. Ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki kualitas yang baik, model yang dibangun memiliki kemampuan untuk membuat prediksi yang optimal, dan bahwa hasil prediksi dapat diterapkan dalam bentuk informasi risiko yang lebih mudah dipahami oleh pengguna (Ruswanti *et al.*, 2024). Oleh karena itu, sistem yang dibuat tidak hanya dapat memprediksi tinggi gelombang tetapi juga membantu keselamatan aktivitas maritim di Teluk Banten.

1. Business Understanding

Tahap ini merumuskan kebutuhan penelitian, yaitu menghasilkan sistem prediksi gelombang yang dapat membantu nelayan dan operator kapal kecil menentukan waktu pelayaran yang lebih aman.

2. Data Understanding

Data meteorologi dan data gelombang ditelaah untuk melihat pola umum, kelengkapan, serta kecenderungan hubungan antar variabel. Pada tahap ini, data awal juga dilihat untuk memastikan tidak ada anomali yang mengganggu proses pemodelan.

3. Data Preparation

Data dibersihkan, diseragamkan format waktunya, dinormalisasi, lalu disusun menjadi deret waktu agar siap masuk ke model LSTM.

4. Modeling

Model dibangun menggunakan LSTM dua lapis untuk menangkap pola temporal gelombang yang berubah dari waktu ke waktu. Struktur ini dipilih karena data gelombang bersifat berurutan dan tidak selalu bergerak secara linear.

5. Evaluation

Hasil prediksi dievaluasi menggunakan metrik galat untuk melihat ketepatan model dalam membaca pola gelombang. Pada studi pemodelan gelombang di Indonesia, ukuran seperti RMSE juga dipakai sebagai acuan verifikasi hasil model terhadap data pembanding.

6. Deployment

Hasil prediksi kemudian diterjemahkan menjadi kelas risiko agar lebih mudah dipahami oleh pengguna lapangan, bukan hanya berupa angka prediksi semata.

1.3. Pemodelan LSTM

Tabel 2. Arsitektur Model LSTM

Layout	Unit
LSTM	64
Dropout	0
LSTM	32
Dropout	0
Dense	1

Struktur ini memiliki kemampuan untuk menangkap hubungan jangka pendek dan jangka panjang pada data deret waktu, yang mendorong penggunaan Model Memori Panjang Lama (LSTM). Teknik sliding window digunakan untuk membentuk data penelitian ini. Ini memungkinkan model untuk memprediksi tinggi gelombang hari berikutnya dengan membaca data dari beberapa hari sebelumnya. Selain itu, data dinormalisasi untuk meningkatkan pelatihan model dan rentang antar variabel yang seragam. Dalam desain yang digunakan, dua lapisan LSTM dengan 64 unit dan 32 unit digunakan, dan sebagai keluaran, satu lapisan Dense diakhiri. Struktur seperti ini cukup bermanfaat untuk membaca pola gelombang yang fluktuatif tanpa memperumit model.

1.4. Evaluasi Model

1. Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Keterangan:

- y_i : nilai aktual pada observasi ke-i. Misalnya tinggi gelombang yang terukur di Teluk Banten pada hari tertentu.
- \hat{y}_i : nilai prediksi model untuk observasi ke-i.
- n : jumlah total observasi atau data uji.
- $|y_i - \hat{y}_i|$: selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi, sehingga tidak ada nilai negatif.

Fungsi MAE menampilkan rata-rata kesalahan absolut yang memberikan ukuran kesalahan model secara umum tanpa memperhatikan arah error. MAE sensitif terhadap semua kesalahan tetapi tidak terlalu dipengaruhi outlier ekstrem (Putri *et al.*, 2022).

2. Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Keterangan:

- y_i : nilai aktual pada observasi ke-i.
- \hat{y}_i : nilai prediksi model untuk observasi ke-i.
- n : jumlah total observasi atau data uji.
- $(y_i - \hat{y}_i)^2$: kuadrat selisih antara nilai aktual dan prediksi, yang menekankan kesalahan besar lebih dari kesalahan kecil.

RMSE memberikan penilaian yang lebih sensitif terhadap kesalahan ekstrem dibanding MAE, sehingga baik untuk data oseanografi yang kadang muncul gelombang tinggi mendadak (Meriani & Rahmatulloh., 2024).

3. Koefisien Determinasi (R^2)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Keterangan:

- y_i : nilai aktual pada observasi ke-i.
 \hat{y}_i : nilai prediksi model untuk observasi ke-i.
 \bar{y} : rata-rata seluruh nilai aktual y_i .

Pembilang

$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$: jumlah kuadrat kesalahan prediksi (residual sum of squares).

Penyebut

$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$: total variasi data aktual (total sum of squares).

R^2 menunjukkan proporsi variasi data aktual yang dapat dijelaskan model dengan nilai 1 berarti model menjelaskan seluruh variasi, 0 berarti tidak lebih baik dari rata-rata (Wardhani *et al.*, 2021).

4. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}$$

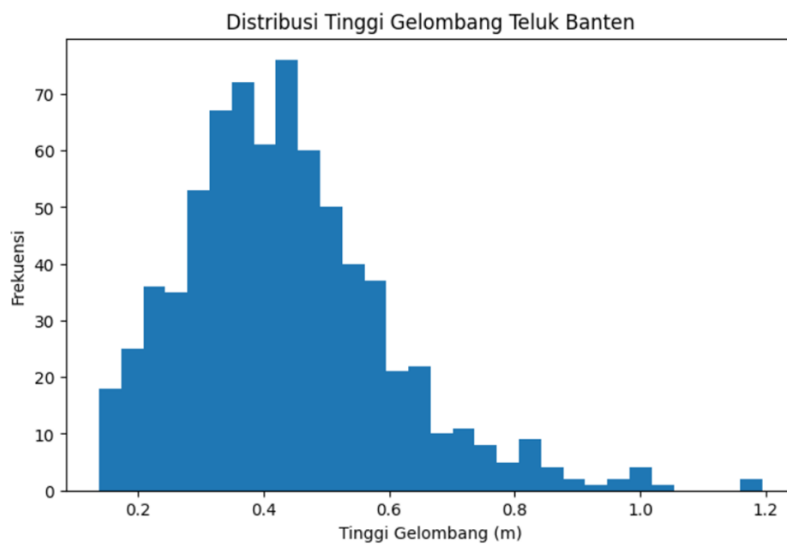
Keterangan:

- y_i : nilai aktual pada observasi ke-i.
 \hat{y}_i : nilai prediksi model untuk observasi ke-i.
 n : jumlah total observasi atau data uji.
 $\frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}$: kesalahan absolut relatif terhadap nilai aktual, sehingga menyesuaikan dengan besarnya fenomena yang diukur.

MAPE memberikan persentase kesalahan prediksi, memudahkan interpretasi bagi pembaca, terutama ketika nilai aktual berbeda-beda dalam skala yang besar (Meriani & Rahmatulloh., 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

2.1. Karakteristik Gelombang Teluk Banten



Gambar 1. Distribusi Tinggi Gelombang Teluk Banten

Berdasarkan hasil analisis, tinggi gelombang signifikan di Teluk Banten menunjukkan bahwa kondisi gelombang rendah hingga sedang. Tinggi gelombang rata-rata tercatat pada 0,436 m, dengan nilai tertinggi mencapai 1,195 m. Hal ini mengindikasikan bahwa secara umum, perairan Teluk Banten cenderung tenang, namun tetap memungkinkan munculnya gelombang tinggi pada waktu tertentu. Hal ini sejalan dengan penelitian tentang karakteristik gelombang laut yang menyatakan bahwa ketinggian gelombang pada suatu perairan dipengaruhi oleh faktor cuaca, tiupan angin, jarak angin, serta karakteristik pada perairan tersebut (Wardhani et al., 2021; Nugroho et al., 2022).

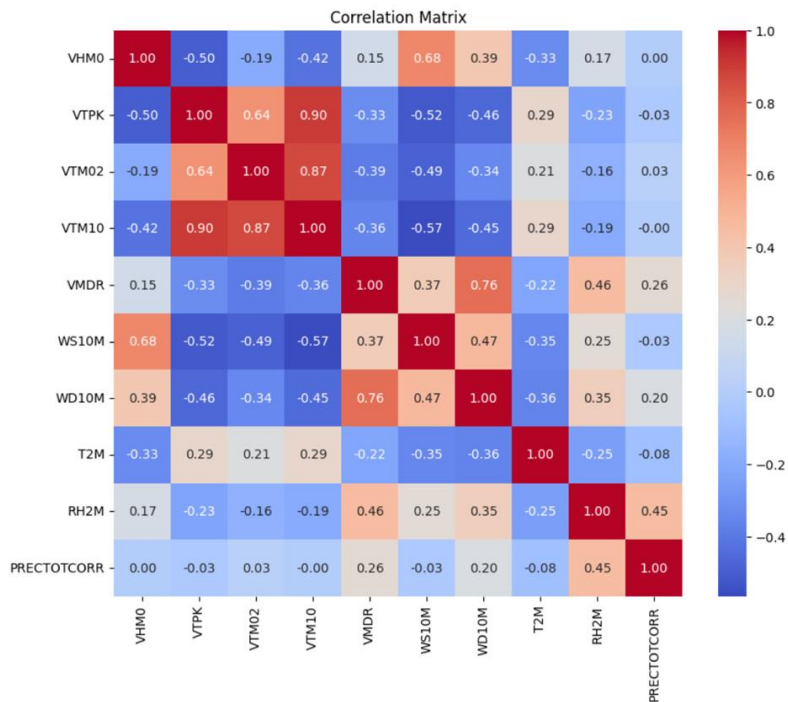
Distribusi tinggi gelombang memperlihatkan pola miring ke kanan atau positive skewness. Sebagian besar data berada pada rentang sekitar 0,3–0,5 m, sementara hanya

sebagian kecil data yang memiliki nilai lebih tinggi hingga mendekati 1,2 m. Pola ini menunjukkan bahwa kejadian gelombang tinggi tidak terjadi secara dominan, melainkan hanya muncul pada periode tertentu. Dengan demikian, karakteristik gelombang Teluk Banten dapat dikategorikan relatif stabil, tetapi tetap memerlukan pemantauan karena adanya kejadian ekstrem yang meskipun jarang, tetap berpotensi membahayakan aktivitas pelayaran dan penangkapan ikan.

Grafik deret waktu tinggi gelombang periode 2023-2035 juga menunjukkan fluktuasi sepanjang waktu. Sebagian besar nilai tinggi gelombang berada di bawah 0,6 m, namun terdapat beberapa kejadian mencapai lebih dari 1 m. Memperlihatkan bahwa meskipun perairan Teluk Banten cenderung relatif tenang, tetap terdapat periode tertentu yang berpotensi menimbulkan risiko keselamatan. Oleh karena itu, pemantauan tinggi gelombang perlu dilakukan secara berkelanjutan, terutama bagi nelayan dan operator kapal kecil yang bergantung pada kondisi laut harian.

2.2. Hubungan Variabel Meteorologi dan Gelombang

Berdasarkan hasil analisis, hubungan antara meteorologi dan ketinggian gelombang yang dilakukan melalui metode korelasi. variabel kecepatan angin pada ketinggian 10 meter atau WS10M memiliki hubungan positif paling kuat terhadap tinggi gelombang signifikan dengan nilai korelasi sebesar 0,675. Nilai tersebut menunjukkan bahwa peningkatan kecepatan angin cenderung diikuti oleh peningkatan tinggi gelombang. Hasil ini sejalan dengan penelitian yang menjelaskan bahwa semakin tinggi kecepatan angin dan semakin mantap arah angin, maka gelombang yang terbentuk cenderung semakin tinggi (Wardhani et al., 2021). Selain itu, data arah dan kecepatan angin juga dapat digunakan dalam perhitungan tinggi gelombang signifikan (Nugroho et al., 2022).



Gambar 2. Korelasi Matriks

Arah angin atau WD10M juga menunjukkan hubungan positif terhadap tinggi gelombang dengan nilai korelasi sebesar 0,391. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa arah angin turut memengaruhi karakteristik gelombang, meskipun pengaruhnya tidak sebesar kecepatan angin. Secara oseanografis, arah angin berperan dalam menentukan arah rambatan energi gelombang serta wilayah perairan yang menerima dorongan angin. Oleh karena itu, kecepatan angin dan arah angin merupakan dua variabel meteorologi yang penting dalam memahami dinamika gelombang laut.

Sementara itu, suhu udara atau T2M menunjukkan korelasi negatif terhadap tinggi gelombang. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan suhu udara tidak selalu diikuti oleh peningkatan tinggi gelombang. Adapun curah hujan atau PRECTOTCORR memiliki korelasi yang sangat rendah, sehingga pengaruhnya terhadap tinggi gelombang dalam penelitian ini tidak signifikan. Penggunaan analisis korelasi dalam pemilihan variabel input juga sejalan dengan penelitian Kurniawan et al. (2018) yang menggunakan uji korelasi Pearson untuk menentukan variabel masukan prediktor. Dengan demikian, variabel kecepatan angin dan arah angin menjadi faktor meteorologi yang paling relevan untuk digunakan sebagai input dalam pemodelan prediksi tinggi gelombang di Teluk Banten.

2.3. Kinerja Model LSTM

Hasil pemodelan tinggi gelombang menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) menunjukkan bahwa model mampu mengikuti kecenderungan umum perubahan tinggi gelombang di Teluk Banten. Penerapan metode LSTM dalam studi ini terlihat tepat karena data tinggi gelombang merupakan data time series, yang berarti data tersebut berubah sesuai dengan urutan. Lattifia et al. (2022) mengungkapkan bahwa LSTM adalah pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dapat memproses data berurutan, sehingga sangat sesuai untuk memprediksi data cuaca yang bersifat deret waktu. Disamping itu, LSTM dilengkapi dengan mekanisme penyimpangan ingatan yang memungkinkan model untuk menjaga informasi penting dari data sebelumnya dan menggunakannya untuk menghasilkan prediksi pada periode selanjutnya.

Performa kuantitatif dari arsitektur model LSTM yang dibangun dalam memprediksi tinggi gelombang signifikan (VHM0) di Teluk Banten dirangkum dalam Tabel.

MAE	RMSE	R ²	MAPE
0.111	0.151	0.371	23.55%

Hasil dari penilaian model menunjukkan nilai MAE sebesar 0,111 m, RMSE sebesar 0,151 m, RMSE mencapai 0,151 m, R² sebesar 0,371, dan MAPE berada pada angka 23,55%. Angka MAE dan RMSE yang relatif rendah menunjukkan bahwa antara prediksi dan data yang sebenarnya masih berada dalam batas toleransi untuk analisis gelombang harian. Penggunaan MAE dan RMSE sebagai indikator evaluasi juga sering diterapkan dalam riset prediksi gelombang berbasis urutan waktu untuk menilai derajat kesalahn model secara absolut.

Namun, perolehan koefisien determinasi nilai R² sebesar 0,371 menunjukkan bahwa kemampuan model dalam menjelaskan variabilitas data berada pada kategori cukup, karena secara statistik nilai tersebut berada dalam rentang rujukan kriteria korelasi 0,26 – 0,50. Berdasarkan analisis konfigurasi hiperparameter, keterbatasan nilai R² yang mengindikasikan bahwa kemampuan model dalam menerangkan variasi data masih berada pada tingkat menengah ini disinyalir sebagai akibat penonaktifan fungsi *dropout* (bernilai 0) pada arsitektur LSTM. Ketiadaan mekanisme regularisasi ini menyebabkan model rentan terhadap gejala *overfitting* laten; jaringan cenderung menyesuaikan diri secara berlebihan (*over-fitting*)

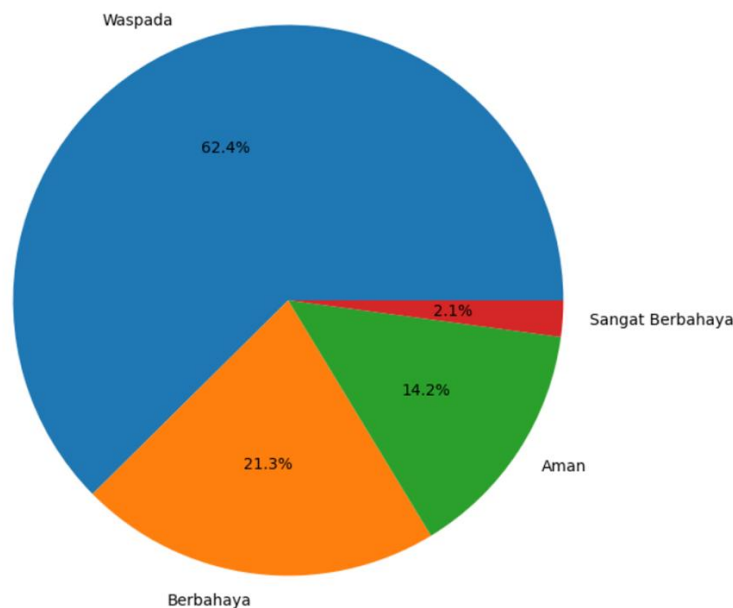
terhadap fluktuasi spesifik pada data pelatihan, sehingga kapasitas generalisasinya menurun saat memprediksi seluruh variabilitas data uji.

Masalah kerentanan *overfitting* dalam implementasi jaringan LSTM untuk prediksi tinggi gelombang signifikan ini sejalan dengan penegasan Arifin et al. (2025), yang menyatakan bahwa pemodelan komputasi tanpa optimasi arsitektur dan reduksi informasi non-esensial cenderung menangkap derau (*noise*) yang memicu *overfitting*. Berbeda dengan penelitian Arifin et al. (2025) yang sukses mencapai nilai R^2 tinggi sebesar 0,9666 melalui integrasi seleksi fitur Spearman, keterbatasan penjelasan varians dalam model penelitian ini dipengaruhi oleh ketiadaan fungsi regularisasi struktural tersebut. Hal ini juga mengindikasikan terdapat faktor oseanografi dinamika gelombang lokal di Teluk Banten.

Walaupun demikian, reliabilitas model dalam melakukan estimasi nilai riil tetap terjaga dengan baik, terbukti dari nilai galat mutlak (MAE) yang sangat rendah sebesar 0,111 meter. Rendahnya magnitudo galat absolut ini mengindikasikan bahwa meskipun model memiliki keterbatasan dalam merepresentasikan variasi makro distribusi gelombang (R^2), deviasi prediksi harian secara individual tetap berada dalam ambang batas toleransi yang aman dan valid untuk diterapkan pada sistem operasional. Di samping aspek teknis pemodelan, estimasi terhadap tinggi gelombang memegang peranan penting dalam menjaga keselamatan aktivitas maritim. Menurut Kurniawan et al. (2018), informasi cuaca laut, baik kondisi saat ini maupun prakiraannya di masa mendatang sangat dibutuhkan untuk mendukung navigasi pelayaran. Bagi para nelayan, data tersebut sangat krusial untuk mengevaluasi keamanan jalur pelayaran dan menentukan lokasi penangkapan ikan yang aman. Oleh karena itu, ketinggian ombak menjadi salah satu parameter utama dalam mengukur tingkat keselamatan maritim.

2.4. Analisis Risikon Keselamatan

Distribusi Tingkat Risiko Gelombang untuk Nelayan dan Kapal Kecil



Gambar 3. Distribusi tingkat risiko gelombang untuk nelayan dan kapal kecil

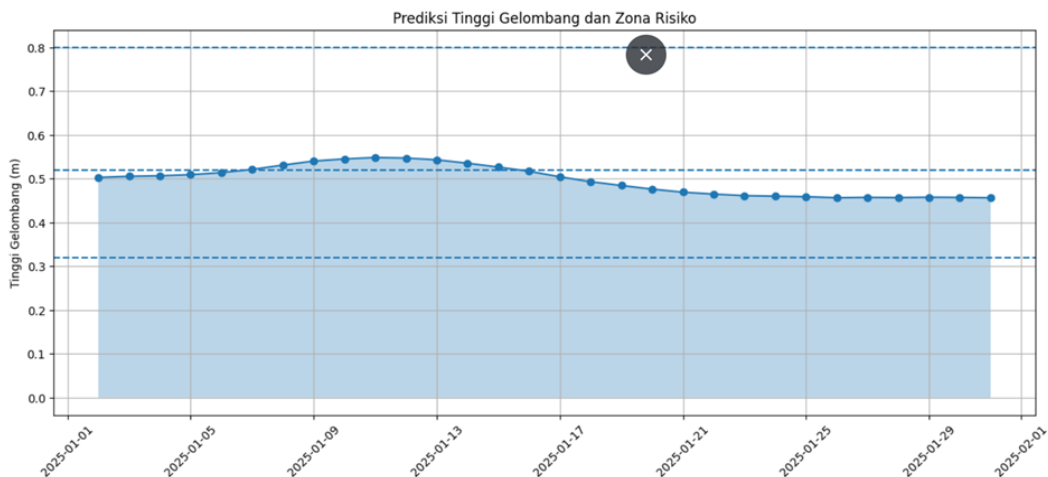
Hasil prediksi tinggi gelombang kemudian diklasifikasikan ke dalam empat kategori risiko keselamatan, yaitu Aman, Waspada, Berbahaya, dan Sangat Berbahaya. Klasifikasi ini dilakukan agar hasil prediksi numerik dapat diterjemahkan menjadi informasi yang lebih mudah dipahami oleh pengguna, khususnya nelayan dan operator kapal kecil. Informasi cuaca maritim, termasuk tinggi gelombang, memiliki peran penting dalam membantu nelayan merencanakan aktivitas melaut dan mengurangi risiko keselamatan. BMKG juga mengelompokkan tinggi gelombang ke dalam beberapa kategori, seperti *slight* atau aman, *moderate* atau waspada, *rough* atau berbahaya, dan *very rough* atau ekstrem (BMKG, 2018).

Berdasarkan hasil klasifikasi risiko, kategori Waspada mendominasi dengan persentase sebesar 62,4%. Dominasi kategori ini menunjukkan bahwa sebagian besar kondisi gelombang di Teluk Banten berada pada tingkat risiko menengah. Dengan kata lain, aktivitas pelayaran dan penangkapan ikan masih memungkinkan untuk dilakukan, tetapi tetap memerlukan kewaspadaan terhadap perkembangan cuaca dan gelombang. Kondisi ini penting diperhatikan karena kapal kecil memiliki tingkat kerentanan yang lebih tinggi terhadap perubahan kondisi laut dibandingkan kapal berukuran besar (Kurniawan et al., 2018).

Kategori Berbahaya menempati urutan persentase terbesar kedua setelah kategori Waspada. Hal ini menunjukkan adanya waktu-waktu tertentu di mana peningkatan tinggi gelombang dapat mengancam keselamatan nelayan dan kapal berukuran kecil. Pada kondisi ini, keputusan untuk melaut tidak boleh diambil secara sembarangan, melainkan harus mempertimbangkan informasi cuaca terbaru, ukuran kapal, pengalaman kru, serta perkiraan tinggi gelombang. Sementara itu, rendahnya persentase kategori Aman dibandingkan kategori Waspada menandakan bahwa kondisi perairan tidak selalu berada dalam keadaan yang benar-benar aman di sepanjang waktu pengamatan.

Kategori Sangat Berbahaya muncul dalam jumlah yang relatif kecil. Kecilnya proporsi kategori ini menunjukkan bahwa kejadian gelombang ekstrem relatif jarang terjadi selama periode pengamatan. Meskipun demikian, kategori ini tetap perlu mendapat perhatian karena memiliki potensi risiko tinggi terhadap keselamatan pelayaran. Dengan demikian, analisis risiko keselamatan tidak hanya berfungsi sebagai hasil tambahan dari pemodelan, tetapi juga sebagai bentuk penyederhanaan informasi agar lebih mudah digunakan dalam pengambilan keputusan operasional.

2.5. Prediksi Gelombang 30 hari



Gambar 4. Prediksi tinggi gelombang dan zona risiko

Hasil prediksi tinggi gelombang untuk 30 hari ke depan menunjukkan adanya peningkatan di awal periode hingga mencapai angka sekitar 0,60 meter. Setelah fase tersebut, tinggi gelombang terpantau menurun secara bertahap dan mulai stabil pada kisaran 0,49 hingga 0,51 meter menjelang akhir masa prediksi. Tren ini menandakan bahwa sepanjang periode

perkiraan, tidak ditemukan adanya indikasi kemunculan gelombang ekstrem yang termasuk dalam kategori Sangat Berbahaya.

Walaupun tidak ada indikasi gelombang ekstrem, sebagian besar hasil perkiraan menunjukkan bahwa kondisi laut masih didominasi oleh zona Waspada hingga Berbahaya. Situasi ini menegaskan bahwa perkembangan gelombang tetap harus diwaspadai, khususnya oleh para nelayan dan operator kapal kecil yang memiliki tingkat kerentanan lebih tinggi terhadap dinamika laut. Ketika prediksi gelombang mendekati atau menyentuh angka 0,60 meter, para nelayan sangat disarankan untuk meningkatkan kewaspadaan, terus memantau pembaruan cuaca, serta meninjau ulang jadwal keberangkatan mereka.

Penyajian visual dari prediksi 30 hari yang dilengkapi pembagian zona risiko ini memberikan keuntungan praktis karena mampu menyampaikan informasi secara lebih sederhana dan jelas. Adanya garis pembatas untuk kategori Aman, Waspada, Berbahaya, dan Sangat Berbahaya memudahkan pengguna dalam mengetahui tingkat risiko harian secara instan. Melalui pendekatan ini, hasil prediksi tidak sekadar menjadi data keluaran dari model, melainkan dapat diandalkan sebagai acuan utama dalam pengambilan keputusan untuk rencana pelayaran dan aktivitas penangkapan ikan.

Secara keseluruhan, hasil prakiraan selama 30 hari menandakan bahwa kondisi gelombang di Teluk Banten cenderung stabil, namun tetap berada pada level risiko yang menuntut kewaspadaan. Oleh sebab itu, sistem prediksi berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM) ini dapat dimanfaatkan sebagai instrumen pendukung keputusan awal. Sistem ini sangat berguna untuk menyediakan informasi keselamatan bagi nelayan dan kapal berukuran kecil, terutama dalam menentukan waktu melaut yang lebih aman.

KESIMPULAN

Dengan MAE 0,111 m, RMSE 0,151 m, R2 0,371, dan MAPE 23,55%, sistem prediktif berbasis LSTM memprediksi tren umum tinggi gelombang dengan kesalahan relatif rendah. Hasil penelitian dan analisis data tinggi gelombang di Teluk Banten menunjukkan bahwa model ini mampu menangkap pola temporal gelombang umum. Namun, prediksi untuk kejadian gelombang ekstrem masih memerlukan perbaikan.

Klasifikasi risiko yang dibuat, yang terdiri dari Aman, Waspada, Berbahaya, dan Sangat Berbahaya, menunjukkan bahwa sebagian besar kondisi gelombang berada dalam kategori

Waspada. Oleh karena itu, informasi ini dapat digunakan sebagai referensi yang bermanfaat bagi nelayan dan operator kapal kecil saat mereka merencanakan perjalanan harian mereka.

Secara keseluruhan, sistem prediktif ini meningkatkan keselamatan aktivitas maritim di Teluk Banten dengan memberikan nilai prediksi kuantitatif dan menerjemahkan hasilnya menjadi informasi risiko operasional yang mudah dipahami. Diharapkan bahwa penerapan sistem ini di lapangan akan membantu proses pengambilan keputusan dalam mengelola risiko gelombang di perairan lokal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, dan bimbingan selama proses penyusunan penelitian ini. Selain itu, penghargaan disampaikan kepada semua pihak yang telah membantu pengolahan data, pemodelan, serta analisis hasil, sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Dukungan dan kerja sama dari semua pihak sangat berperan penting dalam kelancaran dan keberhasilan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Arifin, W. A., Anzani, L., Ma'ruf, M. R., Daud, A., Handyanto, L., Maulidia, R., & Maulsyid, R. P. PENERAPAN FEATURE SELECTION DALAM MEMPREDIKSI TINGGI GELOMBANG LAUT SIGNIFIKAN. *Jurnal Pendidikan Perikanan Kelautan (Journal of Fisheries and Maritime Studies)*, 5(2).
- Azhari, A., & Ningsih, N. S. (2023). Tren tinggi gelombang laut di Wilayah Pengelolaan Perikanan (WPP) Indonesia periode 1977–2021 (45 tahun). *Jurnal Teoretis dan Terapan Bidang Rekayasa Sipil*, 30(3), 457–464. <https://doi.org/10.5614/jts.2023.30.3.14>
- Budiman, J. C., Thambas, A. H., & Supit, C. J. (2025). Implementasi metode Long Short-Term Memory (LSTM) dalam peramalan tinggi gelombang untuk wilayah perairan Kabupaten Bolaang Mongondow Utara Provinsi Sulawesi Utara. *TEKNO*, 23(94).
- Efendi, A. N., Geonova, M. F., Widodo, P., Saragih, H. J. R., Suwarno, P., Mamahit, D. A., & Trismadi. (2023). Karakteristik gelombang laut Indonesia untuk mendukung kegiatan laut dan keamanan maritim. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(2), 346–357. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i2.1989>

- Kurniawan, M. R., Arifin, S., & Aisjah, A. S. (n.d.). Perancangan mobile predictor cuaca maritim menggunakan metode hybrid logika fuzzy tipe 2-jaringan syaraf tiruan dengan optimasi algoritma differential evolution. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Lattifiaa, T., Buanaa, P. W., & Rusjyanthib, N. K. D. (2022). Model prediksi cuaca menggunakan metode LSTM. *JITTER: Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, 3(1).
- Puna, S. H., Rahman, I., & Sakina, S. L. (2025). Studi karakteristik gelombang laut perairan Indonesia menggunakan model Simulating Wave Nearshore (SWAN). *Indonesian Journal of Oceanography*, 7(3), 284–297. <https://doi.org/10.14710/ijoce.v7i3.27227>
- Putra, R. S., Purwangka, F., & Iskandar, B. H. (2017). Pengelolaan keselamatan kerja nelayan di PPI Batukaras Kabupaten Pangandaran. *ALBACORE*, 1(1), 37–46.
- Retika, F., Sugianto, D. N., & Widiaratih, R. (2024). Analisis terjadinya gelombang tinggi akibat pola pergerakan angin terkait keselamatan pelayaran di Perairan Utara Jawa Tengah. *Indonesian Journal of Oceanography*, 6(4), 334–343. <https://doi.org/10.14710/ijoce.v6i4.24678>
- Ruswanti, D., Susilo, D., & Riani. (2024). Implementasi CRISP-DM pada data mining untuk melakukan prediksi pendapatan dengan algoritma C4.5. *GO INFOTECH: Jurnal Ilmiah STMIK AUB*, 30(1), 111–121. <https://doi.org/10.36309/goi.v30i1.266>
- Tindaon, G. P., Angmalisang, P. A., Rampengan, R. M., Aror, R. D., Djamaluddin, R., Manengkey, H. W. K., & Ngangi, E. L. A. (2022). Karakteristik arah dan tinggi gelombang signifikan di Laut Sulawesi. *Jurnal Pesisir dan Laut Tropis*, 10(3), 256–269.
- Wardhani, P. A., Widagdo, S., & Prasita, V. D. (2021). Pola angin dan kaitannya terhadap karakteristik tinggi gelombang di Perairan Labuan Bajo, NTT. *J-Tropimar*, 3(1), 34–42. <https://doi.org/10.30649/jrkt.v3i1.37>
- Yusron, A., Yulianto, Dhama, C. S., & Pranowo, W. S. (2024). Karakteristik gelombang laut di Teluk Banten dan sekitarnya pada monsun peralihan berdasarkan data model global. *Jurnal Chart Datum*, 10(2), 141–156. <https://doi.org/10.37875/chartdatum.v10i2.364>
- Zamil, A. S., Anzani, L., & Arifin, W. A. (2023). Prediksi tinggi gelombang laut Jakarta Utara menggunakan machine learning: Perbandingan algoritma ARIMA & SARIMA. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Komunikasi (JTIK)*, 14(2), 286–294.