

Prediksi Tinggi Gelombang dan Kecepatan Angin di Pantai Menggunakan Metode BiGRU

Nabiilah Putri Oktavia^{1)*}, Lutfi Hakim²⁾, Dian Candra Rini Novitasari³⁾, Ahmad Hanif Asyhar⁴⁾, Fajar Setiawan⁵⁾

UIN Sunan Ampel Surabaya^{1,2,3,4)}, Stasiun Meteorologi Maritim Perak II Surabaya⁵⁾

09020221034@student.uinsby.ac.id¹⁾, lutfihakimbungah@gmail.com²⁾, diancrini@uinsby.ac.id³⁾,
hanif@uinsby.ac.id⁴⁾, fajar.setiawan@bmkgo.id⁵⁾

Abstrak

Indonesia terletak di antara Samudera Pasifik dan Samudera Hindia yang membuat Indonesia menjadi pusat jalur perdagangan internasional. Pada lokasi desa Karangduwur yang berlokasi di Jawa Tengah memiliki potensi ekonomi maritim yang kuat tetapi juga memiliki risiko cuaca yang besar juga. Oleh karena itu tujuan dari penelitian ini yaitu untuk memprediksi tinggi gelombang dan kecepatan angin. Metode prediksi yang digunakan pada penelitian kali ini adalah BiGRU (*Bidirectional Gated Recurrent Unit*) karena BiGRU memiliki hasil prediksi yang baik dibanding metode deep learning yang lain. Penelitian ini menggunakan data time series yang berisi data tinggi gelombang dan kecepatan angin. Data unsur cuaca diambil per 12 jam dari bulan Januari 2021 – bulan April 2024. Metode BiGRU dapat digunakan dalam memprediksi cuaca maritim dengan fungsi aktivasi paling optimal untuk prediksi tinggi gelombang dan kecepatan angin ialah *Relu*, serta untuk prediksi tinggi gelombang dan kecepatan angin memiliki jumlah *Batch Size* yang optimal terdapat pada *Batch Size* 16. Dengan hasil nilai MAPE untuk prediksi ketinggian gelombang sebesar 1.6434% dan untuk prediksi kecepatan angin sebesar 0.6560%. Nilai MAPE pada model BiGRU memiliki nilai yang kecil dimana kurang dari 10% maka model BiGRU dikatakan sangat baik untuk prediksi pada data cuaca maritim.

Kata kunci: Cuaca, Kecepatan angin, Tinggi gelombang, BiGRU

Abstract

[Prediction of Wave Height and Wind Speed on the Coast Using the BiGRU Method] Indonesia is located between the Pacific Ocean and the Indian Ocean, which makes it the center of international trade routes. Karangduwur village, located in Central Java, has strong maritime economic potential but also has great weather risks. Therefore, the purpose of this research is to predict wave height and wind speed. The prediction method used in this research is BiGRU (*Bidirectional Gated Recurrent Unit*) because BiGRU has good prediction results compared to other deep learning methods. This research uses time series data containing wave height and wind speed data. Weather element data is taken per 12 hours from January 2021 - April 2024. The BiGRU method can be used in predicting maritime weather with the most optimal activation function for predicting wave height and wind speed is *Relu*, and for predicting wave height and wind speed, the optimal number of *Batch Size* is *Batch Size* 16. With the results of the MAPE value for wave height prediction of 1.6434% and for wind speed prediction of 0.6560%. The MAPE value in the BiGRU model has a small value which is less than 10%, so the BiGRU model is said to be very good for prediction on maritime weather data.

Keywords: Weather, Wind speed, Wave height, BiGRU

1. PENDAHULUAN

Indonesia terletak di antara Samudera Pasifik dan Samudera Hindia, dua perairan utama. Oleh sebab itu, pusat rute perdagangan maritim internasional berada di Indonesia. Pada saatnya, keselamatan pada dunia pelayaran memiliki peran yang sangat krusial untuk kelancaran perniagaan nasional serta universal [1]. Indonesia memiliki beberapa provinsi salah satunya provinsi Jawa Tengah yang memiliki potensi geografis

pada sumber daya kelautan dan perikanan. Kondisi pantai Jawa Tengah yang landai dan perairan yang relatif tenang menjadikan pantai utara Jawa Tengah sebagai daerah yang memiliki cukup banyak sentra nelayan dan penangkapan ikan [2]. Desa Karangduwur (Kebumen) dengan wilayah geologinya yang berada tepat di tepi laut selatan yang berhadapan langsung dengan Laut Hindia mempunyai potensi finansial kelautan dan keanekaragaman hayati laut yang tinggi.

Desa Karangduwur adalah salah satu desa kelautan dengan finansial tinggi di Jawa Tengah pada segmen perikanan tangkap dengan memasang Tempat Pelelangan Ikan (TPI). TPI Menganti mampu mendapatkan dan menawarkan hingga jutaan ton per tahun dengan nilai tukar hingga miliaran rupiah per tahun. Akibat potensi kekayaan laut yang dimiliki menjadikan nelayan sebagai sumber mata pencaharian masyarakat. Banyaknya jumlah pekerja dan potensi maritim menyebabkan keselamatan kerja menjadi factor yang sangat krusial dalam sektor tangkap ikan nelayan [3].

Keamanan pelayaran sangat penting dan memiliki posisi sentral dalam semua sudut pandang dunia pelayaran. Oleh sebab itu transportasi laut harus menjamin keselamatan serta keamanan bagi barang dagangan ataupun individu, untuk mengamankan aktivitas finansial dan sosial masyarakat [4]. Kondisi alam serta kesalahan manusia merupakan faktor-faktor penyebab terjadinya kecelakaan [5]. Cuaca buruk sangat ditakuti dalam dunia pelayaran karena akibatnya dapat menyebabkan berbagai kecelakaan di lautan seperti kapal karam atau terdampar yang pada akhirnya dapat menyebabkan kerugian bagi kehidupan. Oleh karena itu, cuaca merupakan faktor penting dalam keamanan pelayaran [6]. Tinggi gelombang laut dan kecepatan angin merupakan komponen cuaca yang perlu diperhatikan dalam keamanan pelayaran, pernyataan tersebut berdasarkan Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Maritim (BMKG). Oleh sebab itu pelayaran dikatakan berpeluang besar terhadap risiko apabila tinggi gelombang lebih dari 2.5 meter untuk kapal wisatawan dan kecepatan angin lebih dari 21 knot. *WMO Ocean State Code*² menetapkan bahwa kondisi cuaca tersebut telah masuk dalam peringatan dini gelombang tinggi. Untuk memperkirakan cuaca buruk saat menentukan kapal yang akan berangkat, Syahbandar menggunakan prakiraan cuaca (kecepatan angin dan tinggi gelombang) oleh BMKG Maritim [7].

Oleh karena itu, data mengenai perkiraan cuaca sangat penting dalam tindakan ini. Intinya sebagian besar data tentang kondisi cuaca atau perubahan kondisi laut melalui kerangka rute, yang memungkinkan mereka menghindari jalur yang tidak aman dan meminimalkan kemungkinan kecelakaan [8]. Pada penelitian sebelumnya, dengan memperkirakan tinggi gelombang dan kecepatan angin menggunakan Regresi Linear, diperoleh perkiraan untuk kecepatan angin dengan RMSE 0.127 dan untuk tinggi gelombang dengan RMSE 0.006 [7]. Penelitian lebih lanjut tentang perbandingan pendekatan GRU (*Gated Recurrent Unit*), Regresi Linear dan LSTM (*Long Short Term Memory*) dalam meramalkan harga emas menemukan bahwa GRU merupakan algoritma yang lebih layak dan tepat untuk memperkirakan harga emas dibandingkan LSTM [9]. Penelusuran lebih lanjut dalam membandingkan Regresi Linear, LSTM, dan GRU dalam meramalkan harga saham ternyata metode GRU (*Gated Recurrent*

Unit) mempunyai eksekusi yang paling baik dibandingkan Regresi Linear dan LSTM (*Long-Short Term Memory*) dalam hal meramalkan harga saham [10]. Penelusuran lanjutan pada penerapan *Bidirectional Gated Recurrent unit* untuk meramalkan curah hujan menemukan bahwa penemuan pengujian muncul bahwa, dengan RMSE (*Root Mean Squared Error*) dan R^2 nilai score BiGRU didapatkan hasil yang paling baik dengan kesalahan yang paling rendah dengan nilai R^2 sebesar 0.85, LSTM dengan nilai R^2 sebesar 0.84, GRU dengan nilai R^2 sebesar 0.10 dan BiLSTM dengan nilai R^2 sebesar 0.79 sehingga metode BiGRU merupakan yang paling tepat karena nilai R^2 nampaknya memiliki nilai yang lebih baik, dengan cara ini metode BiGRU menunjukkan hasil yang jauh lebih baik dibandingkan dengan yang lain [11]. Dalam penelitian yang membandingkan LSTM, GRU, Bi-LSTM, Dan BiGRU di peroleh hasil yang terbaik dengan menggunakan metode BiGRU sebesar 94,07% [12]. Dalam penelitian dengan menggunakan metode BiGRU pada optimasi Adam di dapatkan hasil akurasi sebesar 7,01% [13].

Berdasarkan kelebihan dari metode BiGRU (*Bidirectional Gated Recurrent Unit*) maka peneliti menerapkan metode BiGRU (*Bidirectional Gated Recurrent Unit*) untuk dilakukannya prediksi cuaca maritim di Pantai menganti berdasarkan faktor cuaca kecepatan angin dan ketinggian gelombang laut. Dikarenakan dalam melakukan prediksi dapat membantu para nelayan untuk mengetahui kondisi cuaca sehingga mengurangi resiko kerja para nelayan

2. 2. BAHAN DAN METODE

2.1 Pantai Mengganti

Desa Karangduwur (Kebumen) dengan geografis wilayahnya yang berada tepat di tepi laut selatan berhadapan langsung dengan Laut Hindia mempunyai potensi finansial kelautan dan keanekaragaman hayati yang tinggi. Desa Karangduwur merupakan salah satu desa laut dengan ekonomi tinggi di Jawa Tengah pada segmen perikanan tangkap dengan memasang Tempat Pelelangan Ikan (TPI). TPI Menganti mampu mendapatkan hasil tangkapan hingga jutaan ton per tahun dengan nilai tukar hingga miliaran rupiah per tahun. Bagaimanapun juga, unit keluarga (pemancing) di Desa Karangduwur juga menghadapi bahaya yang sama seperti pekerja pada umumnya, salah satunya adalah faktor cuaca. Gambaran cuaca di zona pemancingan di Desa Karangduwur lebih penting dibandingkan beberapa wilayah lain di Indonesia. Biasanya disebabkan oleh geografi wilayah Desa Karangduwur yang berhadapan langsung dengan Laut. Selain memiliki potensi yang tinggi, Desa Karangduwur juga memiliki bahaya yang tinggi [3].

2.2 Tinggi Gelombang dan Kecepatan Angin

Angin di atas laut memindahkan tenaga ke permukaan perairan sehingga menimbulkan gerakan

yang membentuk lembah dan bukit kemudian berubah menjadi apa yang disebut gelombang. Pergerakan naik turun dengan permukaan laut yang membentuk kurva atau grafik sinusoidal biasa disebut juga dengan gelombang laut [14]. Angin dipengaruhi oleh kecepatan angin dan arah angin yang dapat menyebabkan tinggi gelombang pada laut [15]. Angin adalah udara yang bergerak karena adanya perbedaan tekanan udara yang bergerak dari tekanan tinggi ke rendah. Angin juga mempengaruhi tinggi gelombang laut, dimana semakin cepat angin bertiup maka gelombang laut akan semakin tinggi [16].

2.3 Cuaca

Cuaca adalah aspek penting dalam segmen kelautan. Karakteristik cuaca serta ketidakpastian cuaca sangat memengaruhi pemeliharaan aktifitas kelautan [17]. Sistem transportasi memberikan kontribusi besar terhadap kemajuan nasional, baik sebagai pendukung maupun sebagai penggerak pembangunan ekonomi dan berbagai sektor lainnya. Transportasi laut adalah salah satu bentuk transportasi yang digunakan untuk meningkatkan mobilitas masyarakat, terutama ke daerah-daerah yang tidak dapat dicapai dengan transportasi udara ataupun darat [18]. Tinggi gelombang laut dan kecepatan angin merupakan komponen cuaca yang perlu diperhatikan dalam keamanan pelayaran, pernyataan tersebut berdasarkan Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Maritim (BMKG). Oleh sebab itu pelayaran dikatakan berpeluang besar terhadap risiko apabila tinggi gelombang lebih dari 2.5 meter untuk kapal wisatawan dan kecepatan angin lebih dari 21 knot. *WMO Ocean State Code*² menetapkan bahwa kondisi cuaca tersebut telah masuk dalam peringatan dini gelombang tinggi. Untuk memperkirakan cuaca buruk saat menentukan kapal yang akan berangkat, Syahbandar menggunakan prakiraan cuaca (kecepatan angin dan tinggi gelombang) oleh BMKG Maritim [7]. Alat transportasi laut ada beberapa macam, pada kapal besar biasa disebut kapal kargo dan kapal pelayaran, kemudian ada kapal ferry, ada juga kapal tongkang, lalu terdapat juga kapal nelayan. Kapal-kapal tersebut mempunyai ketahanan yang beragam terhadap cuaca di lautan. Tingginya bahaya terhadap keamanan pelayaran dicatat pada Tabel 1 [19].

Tabel 1: Matriks Risiko Tinggi Keamanan Pelayaran

Matriks Risiko Gelombang dan Angin Terhadap Keamanan Pelayaran			
NO	TIPE KAPAL	DATA	TINGGI
1.	Perahu	Angin	>15 Knot
	Nelayan	Gelombang	>1,25 m
2.	Kapal Tongkang	Angin	>16 Knot
		Gelombang	>1,5 m
3.	Kapal Ferry	Angin	>21 Knot
		Gelombang	>2,5 m
4.	Kapal Ukuran Besar(Kapal Kargo,KapalPesiar)	Angin	>27 Knot
		Gelombang	>4.0 m

2.4 Pengisian Data Kosong

Fillmissing atau *missing value* biasa juga disebut dengan pengisian data kosong [20]. Untuk mengisi nilai yang hilang atau mengubah waktu informasi dalam memanfaatkan hubungan lurus antara titik informasi yang diketahui biasa disebut juga interpolasi linear [21]. Bentuk persamaan interpolasi linier menggunakan Persamaan 1.

$$y = y_a + (y_b - y_a) \frac{x - x_a}{x_b - x_a} \quad (1)$$

Dimana orde data yang berisi nilai kosong disimbolkan dengan y , kemudian untuk orde data sebelum data yang kosong disimbolkan dengan y_a , orde data untuk sesudah data yang kosong disimbolkan dengan y_b , kemudian untuk data hasil interpolasi disimbolkan dengan x , data orde sebelum data yang kosong disimbolkan dengan x_a , kemudian untuk data orde sesudah data yang kosong disimbolkan dengan x_b .

2.5 Normalisasi Data

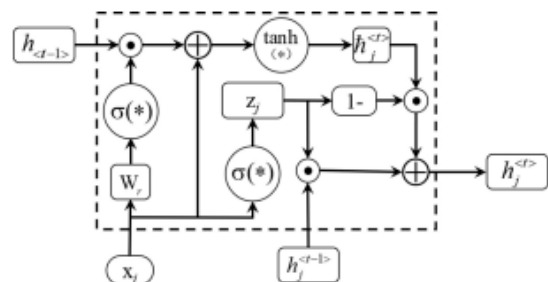
Data yang dinormalisasi merupakan teknik penting untuk dilakukan pada pengaturan pra-pemrosesan. Biasanya karena sebuah data sering kali memiliki rentang yang sangat jauh antar variabel. Dalam penelitian ini, *MinMax Scaler* digunakan untuk menormalkan suatu data. *MinMax Scaler* adalah metode pra-pemrosesan data dalam melakukan penelitian pada suatu data dan pembelajaran mesin yang dilakukan untuk mengganti nilai pada data yang mempunyai rentang yang sangat jauh sehingga terdistribusi dalam rentang 1 hingga 0 [22]. Normalisasi dapat dilakukan pada persamaan 2.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

Dimana X adalah data asli, X_{min} merupakan data Aktual dengan nilai paling kecil, dan X_{max} merupakan data Aktual dengan nilai paling besar [23].

2.6 Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)

GRU (*Gated Recurrent Unit*) bersal dari desain RNN (*Recurrent Neural Network*) dan mirip dengan LSTM karena GRU juga memakai sistem gerbang, tetapi desain GRU lebih sederhana daripada LSTM [24].



Gambar 1 : Arsitektur GRU sumber [25].

Langkah – Langkah pada metode GRU adalah :

1. Putuskan cara menyatukan data dari langkah waktu lampau dan memasukkan yang baru pada gerbang reset. Hasil yang didapat adalah 0 dan 1. Perhitungan gerbang reset terdapat pada Persamaan 3.

$$r = \sigma (W_r \cdot X_t + U_r \cdot h_{(t-1)} + b_r) \quad (3)$$

Dimana r merupakan gerbang reset, σ merupakan fungsi aktivasi sigmoid, X_t merupakan data masukkan, W_r merupakan parameter bobot, $h_{(t-1)}$ merupakan keadaan tersembunyi dari langkah waktu lampau, U_r merupakan parameter bobot, b_r merupakan nilai bias pada gerbang reset

2. Putuskan sejumlah data langkah waktu terdahulu yang dapat digunakan untuk menghitung keadaan tersembunyi yang digunakan sebagai masukan pada langkah waktu berikutnya dan putuskan dampak data dari langkah waktu yang lalu terhadap hasil pada langkah waktu saat ini. Langkah ini terletak pada gerbang pembaruan dengan memakai aktivasi sigmoid. Perhitungan pembaruan gerbang pada Persamaan 4.

$$z = \sigma (W_z \cdot X_t + U_z \cdot h_{(t-1)} + b_z) \quad (4)$$

Dimana z merupakan pembaruan gerbang, σ merupakan aktivasi sigmoid, X_t merupakan data masukan, W_z merupakan parameter bobot, $h_{(t-1)}$ merupakan keadaan tersembunyi dari langkah waktu lampau, U_z merupakan parameter bobot, b_z merupakan nilai bias pada pembaruan gerbang.

3. Gunakan aktivasi tanh, kemudian tentukan kandidat keadaan tersembunyi pada langkah waktu (t) dari data yang relevan pada Langkah waktu sebelumnya ($t - 1$) Perhitungan kandidat keadaan tersembunyi pada Persamaan 5.

$$\tilde{h} = \tanh (W_h \cdot X_t + r * U_h \cdot h_{(t-1)} + b_z) \quad (5)$$

Dimana \tilde{h} merupakan kandidat keadaan tersembunyi, r merupakan gerbang reset, X_t merupakan data masukkan, W_h merupakan parameter bobot, $h_{(t-1)}$ merupakan keadaan tersembunyi dari langkah waktu sebelumnya, b_z merupakan nilai bias

4. Keluaran data terakhir dari unit ini dan melanjutkannya pada langkah waktu selanjutnya menjadi keadaan tersembunyi. Persamaan yang digunakan terdapat pada persamaan 6.

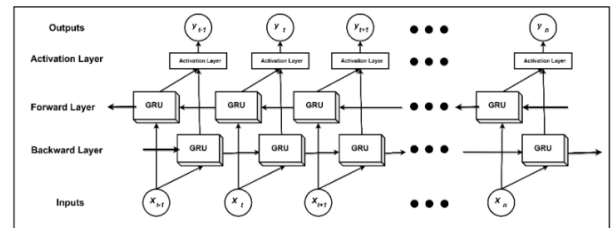
$$h = z * h_{(t-1)} + (1 - z) * \tilde{h} \quad (6)$$

Dimana h merupakan keluaran, \tilde{h} merupakan kandidat keadaan tersembunyi, z merupakan keluaran pada pembaruan gerbang, $h_{(t-1)}$ merupakan keadaan tersembunyi dari Langkah waktu yang lalu

Hambatan dari pengambilan data satu arah adalah tidak dapat memanfaatkan data di masa depan dan mungkin kehilangan beberapa data penting yang relevan, terutama ketika mengelola dengan susunan data yang panjang. Selain itu, metode ini rentan terhadap hilangnya gradien, yang dapat mengakibatkan berkurangnya akurasi pada metode. Dalam data deret waktu prediksi, penggunaan pembangkitan dua arah memungkinkan data masa lalu dan masa depan dipertimbangkan, dengan cara ini lebih baik menangkap data masa lalu dan masa depan dari rangkaian tersebut yang dapat membuat peningkatan pada akurasi metode [25].

Untuk memaksimalkan eksekusi pada GRU dalam memulihkan data semantik dua arah, digunakan metode dua arah. Pemanfaatan metode dua arah memainkan peran penting dalam pengambilan data semantik yang terjadi pada dua arah dalam membuat peningkatan pada kinerja. Metode dua arah menangkap informasi secara berturut-turut dalam dua arah, khususnya maju dan mundur. Lapisan depan di BiGRU menangkap informasi berurutan yang berisi data dengan susunan berikutnya. Sementara itu, lapisan terbalik di BiGRU menangkap informasi berurutan dalam susunan sebelumnya [26]. BiGRU mendemonstrasikan komponen arsitektur dari lapisan masukan, lapisan penutup depan, lapisan penutup terbalik, dan lapisan hasil, seperti terlihat pada Gambar 2 [27]. perhitungan

BiGRU terdapat pada Persamaan 7.



Gambar 2 : Arsitektur BiGRU sumber [28]

$$\vec{h}_t = \tanh(\vec{W}_h \cdot [\vec{h}_{t-1}, x_t] + \vec{b}_h) \quad (7)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \tanh(\overleftarrow{W}_h \cdot [\overleftarrow{h}_{t-1}, x_t] + \overleftarrow{b}_h)$$

$$h_t = \vec{h}_t \oplus \overleftarrow{h}_t$$

Dimana \vec{h}_t dan \overleftarrow{h}_t merupakan keadaan tersembunyi maju dan mundur, \vec{W}_h dan \overleftarrow{W}_h merupakan matriks bobot maju dan mundur keadaan tersembunyi, \vec{h}_{t-1} dan \overleftarrow{h}_{t-1} merupakan keadaan tersembunyi dari langkah waktu sebelumnya, x_t merupakan data masukan, \vec{b}_h dan \overleftarrow{b}_h merupakan bias yang sesuai dari keadaan tersembunyi maju dan mundur [29]. Kemudian \vec{h}_t dan \overleftarrow{h}_t dihitung dan kemudian digabungkan untuk menghasilkan *hidden state* h_t saat ini.

Algoritma optimasi Adam digunakan untuk mengoptimalkan proses pembelajaran pada system. Adam adalah algoritma optimasi yang mengintegrasikan fitur RMSprop dan momentum, dirancang sebagai pengembangan dari metode SGD.

Algoritma ini secara adaptif menyesuaikan tingkat pembelajaran untuk setiap parameter dengan memanfaatkan estimasi momen orde pertama dan kedua. Selain itu, algoritma ini juga mempertahankan rata-rata eksponensial gradien dari iterasi sebelumnya, mirip dengan pendekatan RMSprop [30]. Fungsi optimasi adam terdapat pada Persamaan 8.

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\partial}{\sqrt{\hat{v}_t + \varepsilon}} \cdot \hat{m}_t \quad (8)$$

dengan θ_{t+1} adalah parameter hasil pembaruan, θ_t adalah parameter hasil pembaruan sebelumnya, \hat{m}_t adalah gradien kuadrat momen orde pertama, \hat{v}_t gradien kuadrat momen orde kedua, dan ε merupakan scalar kecil untuk mencegah pembagian dengan nol.

Fungsi aktivasi adalah fungsi yang akan mengubah suatu masukan menjadi suatu hasil tertentu. Fungsi aktivasi yang ideal sangatlah penting karena berkaitan langsung dengan tingkat keberhasilan yang didapat. Fungsi aktivasi ini digunakan di lapisan output. Fungsi aktivasi yang digunakan pada penelitian ini:

1. Fungsi Aktivasi Linear

Nilai keluaran fungsi aktivasi linier sama dengan nilai masukan [31]. Fungsi aktivasi linear terdapat pada persamaan 9.

$$x = y \quad (9)$$

Ketika nilai masukan atau y dan nilai x atau keluaran sama nilainya

2. Fungsi Aktivasi Sigmoid

Setelah menerima satu nomor, fungsi aktivasi sigmoid akan mengubah nilai x menjadi nilai antara 0 dan 1 [32]. Fungsi aktivasi sigmoid terdapat pada persamaan 10.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (10)$$

Dimana $f(x)$ merupakan output dari sigmoid function, x merupakan input ke sigmoid function, dan e merupakan bilangan konstan euler.

3. Fungsi Aktivasi Relu

Dengan menerapkan fungsi aktivasi *Rectified Straight Unit (Relu)*, jumlah angka nol pada dasarnya dibatasi; yaitu jika $x \leq 0$ maka $x = 0$ dan jika $x > 0$ maka $x = x$ [33]. Fungsi aktivasi *Relu* terdapat pada persamaan 11.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (11)$$

Dimana x adalah masukan fungsi *Relu*, \max adalah fungsi matematika yang menghasilkan nilai terbesar antara kedua masukan, dan $f(x)$ adalah keluaran fungsi *Relu*.

2.7 Denormalisasi

Denormalisasi dapat menjadi cara yang digunakan sebagai mengganti data prakiraan dalam rentang 1-0 menjadi nilai prakiraan yang serupa dengan nilai aktual. Untuk mengembalikan data ke nilai awal dilakukan denormalisasi. Denormalisasi dilakukan

agar prediksi yang dihasilkan mudah untuk diperiksa dan dimengerti serta prakiraan yang dihasilkan dapat dibandingkan dengan nilai aktual untuk menentukan kesalahan prakiraan [33]. Denormalisasi dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 12.

$$d = y(\max - \min) + \min \quad (12)$$

Dimana \min merupakan data minimum, \max merupakan data maksimum, y merupakan hasil normalisasi, dan d merupakan hasil denormalisasi.

2.8 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Berdasarkan tingkat persentase penyimpangan antara data asli dan perkiraan, MAPE merupakan penilaian kesalahan [34]. Karena MAPE mudah dipahami, MAPE lebih sering digunakan. MAPE menunjukkan hasil keluaran perkiraan dalam bentuk persentase. Secara matematis dapat ditulis pada persamaan 13.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - f_t}{x_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (13)$$

Dalam hal ini, n menunjukkan nilai periode waktu, x_t mewakili nilai aktual untuk periode ke- t , f_t mewakili nilai prediksi untuk periode yang sama.

Keakuratan prakiraan meningkat seiring dengan menurunnya nilai MAPE [35]. Rentang nilai MAPE terdapat pada Tabel 2.

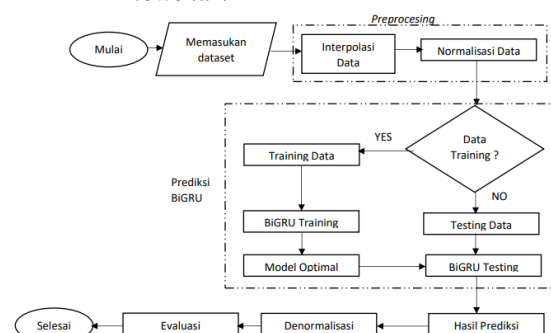
Table 2 : Nilai Signifikansi MAPE

MAPE	Signifikansi
<10%	Sangat baik dalam memprediksi
10 – 20%	Baik dalam memprediksi
20-50%	Layak/memadai dalam memprediksi
>50%	Buruk dalam memprediksi

2.9 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini terdapat pada diagram alir yang ditunjukkan pada *Flowchart 1* :

Flowchart 1 : Alur Penelitian



Langkah-langkah pada penelitian ini yaitu yang pertama melakukan pengumpulan data. Pada Langkah kedua melakukan *preprocessing* dengan mengisi data kosong menggunakan interpolasi. Langkah ketiga ialah melakukan normalisasi pada data yang akan diteliti. Langkah keempat yaitu melakukan distribusi data untuk data pelatihan dan data pengujian. Pada data training digunakan untuk membangun model sehingga mendapatkan model optimal. Model optimal digunakan untuk memprediksi data testing. Langkah kelima yaitu setelah mendapatkan hasil prediksi dilakukan denormalisasi untuk mengembalikan bentuk data ke nilai sebenarnya. Langkah keenam yaitu melakukan evaluasi model dengan menggunakan MAPE.

2.10 3.2 Sumber Data

Dalam penelitian ini, mengadopsi desain penelitian kuantitatif. Badan Meteorologi Perak II Surabaya menyediakan data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini, antara lain data arah angin, kecepatan, dan tinggi gelombang dengan pengambilan data per 12 jam pada bulan Januari 2021 sampai bulan April 2024. Untuk tinggi gelombang dinyatakan dalam bentuk meter dengan rentang nilai 0.98 sampai 5.97. Untuk distribusi Frekuensi Angin pada arah Utara (U) 360°, Utara Timur Laut (UTL) 22.5°, Timur Laut (TL) 45°, Timut Laut Timut (TLT) 67.5°, Timur (T) 90°, Timur Tenggara (TTg) 112.5°, Tenggara (Tg) 135°, Selatan Tenggara (STg) 157.5°, Selatan (S) 180°, Selatan Barat Daya (SBD) 202.5°, Barat Daya (BD) 225°, Barat Barat Daya (BBD) 247.5°, Barat (B) 270°, Barat Barat Laut (BBL) 292.5°, Barat Laut (BL) 315°, Utara Barat Laut (UBT) 337.5° dengan rentang nilai 1° sampai 358°. Pada kecepatan angin di laut dinyatakan dalam Knots dimana 1 Knots sama dengan 0.51 m/s dengan rentang nilai 0.18 sampai 20.22. Tujuan penelitian ini untuk menganalisis resiko pelayaran pada kapal nelayan di Pantai Menganti. Data pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.

Datetime (UTC)	Tinggi Gelombang (m)	Arah Angin(°)	Kecepatan Angin (kts)
05/03/2022 12:00	2.79	244.25	3.03
06/03/2022 00:00	2.73	248.50	4.37
:	:	:	:
14/09/2022 00:00	2.88	115	12.55
14/09/2022 12:00	3.18	119.50	13.39
:	:	:	:

Tabel 3 : Data Penelitian Januari 2021 – April 2024

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

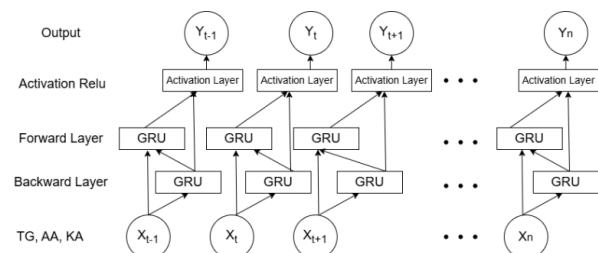
Data pada penelitian ini memiliki data kosong sebanyak 16 data untuk tinggi gelombang, arah angin

dan kecepatan angin. Data kosong tersebut akan di isi dengan metode interpolasi linear pada persamaan 1, hasil interpolasi tersebut termuat pada Tabel 4.

Tabel 4 : Data Hasil Interpolasi

Datetime (UTC)	Tinggi Gelombang(m)	Arah Angin(°)	Kecepatan Angin(kts)
01/01/2021 00:00	2.76	340	3.20
01/01/2021 12:00	2.59	276	11.82
:	:	:	:
30/04/2024 00:00	1.99	108	12.70
30/04/2024 12:00	1.76	116	11.31

Visualisasi BiGRU pada data tinggi gelombang dan kecepatan angin dapat divisualisasikan pada Gambar 3. Dimana TG adalah tinggi gelombang, AA adalah arah angin, dan KA adalah kecepatan angin yang menjadi input, kemudian backward layer, forward layer, dan activation Relu adalah aktivasi yang dipakai serta output.



Gambar 3 : Arsitektur BiGRU untuk Tinggi Gelombang dan Kecepatan Angin

Pada data yang telah di interpolasi seperti pada Tabel 4 data tersebut siap untuk dilakukan normalisasi data. Normalisasi data dilakukan agar rentang data pada setiap variabel memiliki rentang data yang sama yaitu berada pada berkisar dari 0 sampai 1. Data normalisasi dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 3 sehingga mendapatkan hasil yang dapat ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Data Normalisasi

Datetime (UTC)	Tinggi Gelombang(m)	Arah Angin(°)	Kecepatan Angin(kts)
01/01/2021 00:00	0.35671343	0.94957983	0.15069860
01/01/2021 12:00	0.32264529	0.77030812	0.58083832
:	:	:	:
30/04/2024 00:00	0.20240481	0.29971989	0.62475050
30/04/2024 12:00	0.15631263	0.32212885	0.55538922

Pada prediksi ketinggian gelombang dilakukan uji coba dengan menggunakan 3 fungsi aktivasi yaitu aktivasi linear, sigmoid, dan *Relu* serta dilakukan uji coba dengan perbedaan *Batch Size* pada setiap fungsi aktivasi. *Batch Size* sendiri merupakan banyaknya informasi pada sampel yang digunakan di sela-sela pembaruan bobot untuk satu kali batch. Jumlah kumpulan data yang digunakan dalam prosedur pelatihan bisa memengaruhi pilihan *Batch Size*. *Batch Size* dapat mempunyai pengaruh besar pada pelaksanaan performa dan waktu pelatihan model [36]. Oleh karena itu tujuan dari uji coba aktivasi dan *Batch Size* ialah untuk melihat perbandingan nilai MAPE yang dihasilkan oleh metode BiGRU. Pada data tinggi gelombang dengan input variabel X berupa tinggi gelombang, kecepatan angin, dan arah angin serta target output variabel y berupa tinggi gelombang. Dilakukan uji coba fungsi aktivasi dan *Batch Size* yang diperoleh hasil penelitian pada Tabel 6.

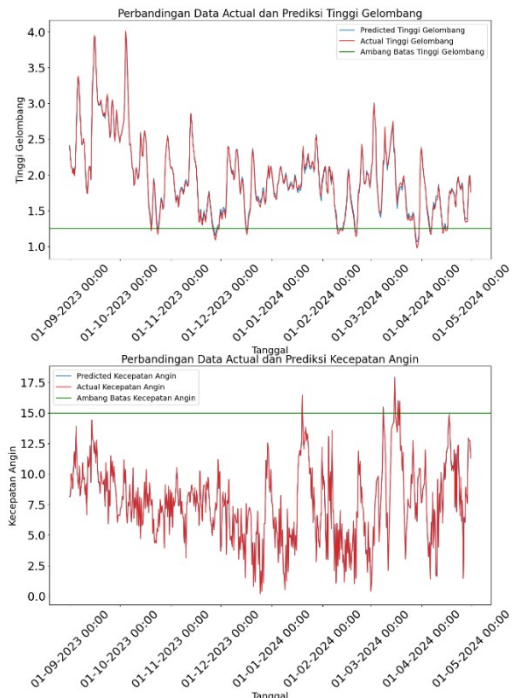
Tabel 6 : Hasil Uji Coba fungsi aktivasi dan *Batch Size* pada Tinggi Gelombang

Fungsi Aktivasi	<i>Batch Size</i>	MAPE(%)
Linear	16	2.1276
	32	3.1342
	64	3.5510
Sigmoid	16	5.1831
	32	6.1699
	64	7.9297
Relu	16	1.6434
	32	3.0387
	64	3.4380

Dari hasil uji coba aktivasi dan *Batch Size* pada prediksi ketinggian gelombang didapatkan hasil nilai MAPE terkecil yaitu 1.6434% dengan fungsi aktivasi *Relu* dan dengan *Batch Size* 16. Sehingga plot yang didapat dapat ditunjukkan pada gambar 2 serta perbandingan data Aktual dan data prediksi ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7 : Hasil Data Aktual dan Prediksi Tinggi Gelombang

DateTime	Aktual	Prediksi
31/08/2023 12:00	2.41	2.40
01/09/2023 00:00	2.26	2.24
01/09/2023 12:00	2.12	2.12
:	:	:
29/04/2024 12:00	1.97	1.97
30/04/2024 00:00	1.99	1.99
30/04/2024 12:00	1.76	1.77



Gambar 4 : Gambar data aktual dan prediksi tinggi gelombang laut kecepatan angin

Pada grafik Gambar 4 perbandingan data Aktual dan prediksi tinggi gelombang menunjukkan bahwa data Aktual dengan plot warna biru dan data prediksi dengan plot warna oren memiliki hasil plot prediksi yang terbilang sangat mengikuti data asli. Hal ini dibuktikan dengan adanya warna plot kuning yang menutupi plot warna biru, yang menandakan bahwa plot prediksi memiliki data yang mirip dengan data Aktual. Sehingga dengan menggunakan fungsi aktivasi *Relu* dengan *Batch Size* 16 memiliki hasil yang bagus.

Pada prediksi kecepatan angin dilakukan uji coba dengan menggunakan 3 fungsi Aktivasi yaitu Aktivasi linear, sigmoid, dan *Relu* serta dilakukan uji coba dengan perbedaan *Batch Size* pada setiap fungsi Aktivasi. Hal ini bertujuan untuk melihat perbandingan nilai MAPE yang dihasilkan oleh metode BiGRU. Pada data kecepatan angin dengan input variabel X berupa kecepatan angin serta target output variabel y berupa kecepatan angin. Dilakukan uji coba fungsi aktivasi dan *Batch Size* yang diperoleh hasil penelitian pada Tabel 8.

Tabel 8 : Hasil Uji Coba fungsi aktivasi dan *Batch Size* pada Keecepatan Angin

Fungsi Aktivasi	<i>Batch Size</i>	MAPE(%)
Linear	16	0.9231
	32	1.2552
	64	7.5455
Sigmoid	16	12.131
	32	12.334
	64	13.127
Relu	16	0.6560
	32	0.9637
	64	5.2243

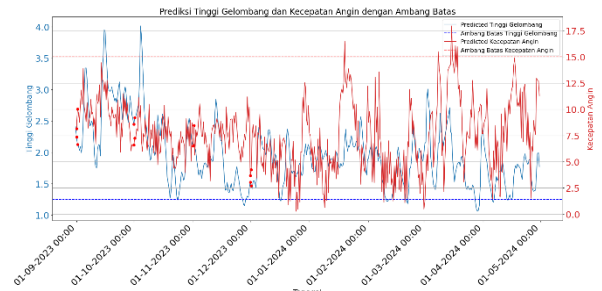
Dari hasil uji coba aktivasi dan *Batch Size* pada prediksi kecepatan angin didapatkan hasil nilai MAPE terkecil yaitu 0.6560% dengan fungsi aktivasi *Relu* dan dengan *Batch Size* 16. Sehingga plot yang didapat dapat ditunjukkan pada gambar 3 dan perbandingan data Aktual dan prediksi ditunjukkan pada Tabel 9

Tabel 9 : Hasil Data Aktual dan Prediksi Kecepatan Angin

DateTime	Aktual	Prediksi
31/08/2023 12:00	8.19	8.17
01/09/2023 00:00	8.16	8.14
:	:	:
30/04/2024 00:00	12.70	12.70
30/04/2024 12:00	11.31	11.30

Perbandingan data Aktual dan prediksi kecepatan angin menunjukkan bahwa data Aktual dengan plot warna biru dan data prediksi dengan plot warna oren memiliki hasil plot prediksi yang terbilang sangat mengikuti data asli. Hal ini dibuktikan dengan adanya warna plot kuning yang menutupi plot warna biru, yang menandakan bahwa plot prediksi memiliki data yang mirip dengan data Aktual. Sehingga dengan menggunakan fungsi aktivasi *Relu* dengan *Batch Size* 16 memiliki hasil yang bagus.

Pada Tabel 1 untuk matriks risiko angin dan gelombang terhadap pelayaran menunjukkan bahwa untuk kapal nelayan memiliki risiko tinggi apabila kecepatan angin berada pada kecepatan 15 kts dan untuk ketinggian gelombang berada pada ketinggian 1.25 m. Berdasarkan ketetapan matriks resiko pada Tabel 1 dibangun 2 kondisi yaitu kondisi aman untuk berlayar dan kondisi bahaya untuk berlayar bagi nelayan. Kondisi dikatakan aman apabila kecepatan angin dan tinggi gelombang tidak ada yang melebihi nilai ambang batas yang telah ditentukan, dan kondisi dikatakan bahaya jika salah satu parameter melebihi nilai yang telah ditentukan. Visualisasi untuk melihat resiko berlayar bagi nelayan terdapat pada Gambar 5. Pada tanggal 28-03-2024 sampai 30-03-2024 Pada gambar 4 terlihat bahwa tinggi gelombang 1.20 m sampai 1.14 m dan kecepatan angin 6.28 kts sampai 9.81 kts hal tersebut dikatakan aman untuk berlayar dikarenakan tinggi gelombang dan kecepatan angin berada dibawah ambang batas untuk tinggi gelombang dan kecepatan angin.



Gambar 5 : Perbandingan Data Prediksi Kecepatan Angin dan Tinggi Gelombang

Pengembangan untuk penelitian ini agar mendapatkan hasil yang lebih optimal dapat digunakan model kombinasi seperti pada jurnal prediksi ketinggian pasang surut berdasarkan kombinasi bobot variabel LightGBM dan model CNN-BiGRU didapatkan hasil akurasi prediksi yang lebih tinggi daripada model prediksi pasang surut bilstm, BiGRU, LightGBM, CNN-BiGRU, LightGBM-BiGRU. Metode kombinasi bobot variabel dapat memungkinkan model kombinasi untuk mencapai prediksi yang lebih baik performansi daripada model basis tunggalnya [37]. Sehingga diharapkan untuk penelitian kedepannya dapat digunakan kombinasi bobot variabel dan model kombinasi untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih optimal

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dan pembahasan tentang prediksi cuaca maritim di Pantai menganti menggunakan metode BiGRU dapat disimpulkan bahwa Pada tanggal 28-03-2024 sampai 30-03-2024 memiliki tinggi gelombang 1.20 m sampai 1.14 m dan kecepatan angin 6.28 sampai 9.81 kts hal tersebut dikatakan aman untuk berlayar dikarenakan tinggi gelombang dan kecepatan angin berada dibawah ambang batas untuk kecepatan angin dan tinggi gelombang. Pemilihan fungsi aktivasi serta pemilihan banyaknya *Batch Size* yang dipakai dapat mempengaruhi nilai MAPE yang didapat. Prediksi cuaca maritim dengan fungsi aktivasi paling optimal untuk prediksi tinggi gelombang dan kecepatan angin ialah *Relu*, serta jumlah *Batch Size* yang paling optimal untuk prediksi tinggi gelombang dan kecepatan angin ialah 16. Dengan hasil nilai MAPE untuk prediksi ketinggian gelombang sebesar 1.6434% dan untuk prediksi kecepatan angin sebesar 0.6560%. Dikarenakan nilai MAPE pada model BiGRU memiliki nilai yang kecil dimana kurang dari 10% maka model BiGRU dikatakan sangat baik untuk prediksi pada data cuaca maritim.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Cahya, D. Mahamit, and Y. Yusnaldi, "Analisis SWOT Penerapan Teknologi Informasi Maritim dalam Sistem Keamanan

- Maritim Indonesia,” *Nusant. J. Ilmu Pengetah. Sos.*, vol. 7, no. 2, pp. 408–420, 2020.
- [2] B. O. Nababan, S. Pi, M. Si, T. Kusumastanto, L. Adrianto, and A. Fahrudi, “Analisis Ekonomi Alat Penangkapan Ikan Arad Di Pantai Utara Provinsi Jawa Tengah,” *J. Sos. Ekon. Kelaut. dan Perikan.*, vol. 15, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.15578/jsekp.v15i1.8492.
- [3] E. Iryanti, R. Adhitama, and A. Wijayanto, “Implementasi Sistem Informasi Pemantauan Cuaca Maritim Di Pantai Menganti untuk Mitigasi Bencana,” *IJCOSIN Indones. J. Community Serv. Innov.*, vol. 1, no. 1, pp. 20–26, 2021, doi: 10.20895/ijcosin.v1i1.267.
- [4] S. Yahya, “IDENTIFIKASI RISIKO KRITIS KECELAKAAN KAPAL TENGGELAM (Studi kasus: kecelakaan di perairan laut Indonesia dan kapal berbendera Indonesia),” *Semin. Nas. Has. Penelit. & Pengabdian*, pp. 34–39, 2022, [Online]. Available: <http://118.98.121.208/index.php/snp2m/article/download/3952/3369>
- [5] S. F. Al-Farabie Brian Amanta Badri, Anak Agung Istri Sri Wahyuni, Novrico Susanto, “PENERAPAN PERSONAL PROTECTIVE EQUIPMENT PADA SAAT LIFTING DI PLATFORM UNTUK MEMINIMALISIR KECELAKAAN KERJA DI KAPAL SV. FIONA 38,” vol. 4, no. 1, pp. 7–16, 2024.
- [6] C. O. Putri, M. Parengu, M. Negeri, S. J. Pawiyatan, B. Duwur, and S. Gajahmungkur, “Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Keselamatan Pelayaran di PT. Pelni Cabang Waingapu (Studi pada Kapal Penumpang KM Awu),” *Maj. Ilm. Gema Maritim, e-issn*, vol. 25, no. 2, pp. 99–110, 2023, [Online]. Available: www.e-journal.akpelni.ac.id,
- [7] R. Yudha Adhitya, R. Budiawati, M. Sayi’in, I. Z. Ulifah, I. Munadhif, and L. Yuansyah, “Prediktor Ketinggian Gelombang Air Laut dan Kecepatan Angin Berbasis Regresi Linear Majemuk,” *J. Penelit. Multidisiplin Ilmu*, vol. 1, no. 2, pp. 143–150, 2022, [Online]. Available: <http://melatijournal.com/index.php/Metta>
- [8] A. N. Rachman, A. E. Z. Musa, and I. F. Latiep, “Pemanfaatan Media Komunikasi Digital Pada Pelayaran,” *Econ. Digit. Bus. Rev.*, vol. 4, no. 2, pp. 137–144, 2023, [Online]. Available: <https://ojs.stieamkop.ac.id/index.php/ecotal/article/view/486>
- [9] A. P. Meriani and A. Rahmatulloh, “Perbandingan Gated Recurrent Unit (Gru) Dan Algoritma Long Short Term Memory (Lstm) Linear Refression Dalam Prediksi Harga Emas Menggunakan Model Time Series,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3808.
- [10] Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, and Antika Zahrotul Kamalia, “Perbandingan Algoritma Linear Regression, Lstm, Dan Gru Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series,” *Seminastika*, vol. 3, no. 1, pp. 39–46, 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.275.
- [11] J. Teknik, I. C. I. T. Medicom, P. S. Nabil, and Y. Ramdhani, “Application of bidirectional gated recurrent unit algorithm for rainfall prediction,” vol. 15, no. 4, pp. 188–198, 2023.
- [12] R. Chandraseta and M. L. Khodra, “Composing Indonesian Paragraph for Biography Domain using Extracive Summarization,” *Proc. - 2019 Int. Conf. Adv. Informatics Concepts, Theory, Appl. ICAICTA 2019*, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/ICAICTA.2019.8904118.
- [13] M. N. Agisya, Y. Andriyana, and B. Handoko, “Peramalan Rasio Non Performing Loans Sektor Usaha Pertambangan dan Penggalan Menggunakan Metode Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU),” 2024.
- [14] C. A. Siregar, “Pembuatan Alat Konversi Energi Memanfaatkan Gelombang Dengan Menggunakan Teknik Kolom Osilasi,” *J. MESIL (Mesin Elektro Sipil)*, vol. 1, no. 2, pp. 107–115, 2020, doi: 10.53695/jm.v1i2.160.
- [15] N. Rahmadani, B. Darma Setiawan, and S. Adinugroho, “Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 7, pp. 6517–6525, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [16] F. Soewarianto, D. H. Sulaksono, G. Eka Yuliasuti, and C. Nurina Prabiantissa, “Implementasi IoT untuk Monitoring Kecepatan Angin di Pesisir Pantai Kenjeran Surabaya,” *Semin. Nas. Sains dan Teknol. Terap. X2022*, pp. 1–7, 2022.
- [17] Sugiarto, M. Putra, G. S. B. Dharmawan, and Z. M. Akram, “Pengembangan Stasiun Pengamatan Cuaca Maritim Otomatis Berbasis Webserver Development of Marine Automatic Weather Station Based on Webserver,” *Senter*, vol. 11, no. 1, pp. 68–76, 2019, [Online]. Available: <https://senter.ee.uinsgd.ac.id/repositori/index.php>
- [18] B. Surya Praja, D. Purba, S. Kusuma, M. T. Si, C. Setianingsih, and M. T. ³ 123, “Penerapan Metode K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Data Penumpang Dan Kapal Angkutan Laut Di Indonesia Aplication of K-Means Clustering Method in Passenger and Ship Transport Data Grouping in Indonesia,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 1442–1449, 2019.
- [19] Pusat Meteorologi Maritim, “Saran-Keselamatan-Berlayar @maritim.bmkg.go.id.” 2024. [Online]. Available:

- <https://maritim.bmkg.go.id/info/37/Saran-Keselamatan-Berlayar>
- [20] L. Jumhuriyah, D. C. R. Novitasari, and F. Setiawan, "Prediksi Kecepatan Arus Laut dengan Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus: Labuhan Bajo)," *J. Algebr.*, vol. 1, no. 1, pp. 99–108, 2020.
- [21] F. Fahira and C. Prianto, "Prediksi Pola Kedatangan Turis Mancanegara dan Menganalisis Ulasan Tripadvisor dengan LSTM dan LDA," *J. Tekno Insentif*, vol. 17, no. 2, pp. 69–83, 2023, doi: 10.36787/jti.v17i2.1096.
- [22] P. Wahyu Setiyo Aji, R. Dijaya, and F. Sains dan Teknologi, "KESATRIA: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen) Prediksi Penyakit Stroke Menggunakan Metode Random Forest," *J. Penerapan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 4, pp. 916–924, 2023.
- [23] D. Suluh *et al.*, "PERAMALAN PERTUMBUHAN JUMLAH OUTLET MENGGUNAKAN METODE GATED RECURRENT UNIT (STUDI KASUS : PT XYZ)," vol. 1, pp. 62–72, 2024.
- [24] J. Kezia Halim, D. Erny Herwindiati, and J. Hendryli, "Penerapan Gated Recurrent Unit Untuk Prediksi Zat Pencemar Udara," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, 2022, doi: 10.24912/jiksi.v10i2.22540.
- [25] Y. Duan, Y. Liu, Y. Wang, S. Ren, and Y. Wang, "Improved BIGRU Model and Its Application in Stock Price Forecasting," *Electron.*, vol. 12, no. 12, pp. 1–19, 2023, doi: 10.3390/electronics12122718.
- [26] R. K. Dewi, B. Tantular, J. Suprijadi, and A. A. Pravitasari, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi E-Samsat Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode BiGRU," *Inferensi*, vol. 1, no. 1, p. 1, 2023, doi: 10.12962/j27213862.v1i1.19113.
- [27] Y. Qiao, H. M. Xu, W. J. Zhou, B. Peng, B. Hu, and X. Guo, "A BiGRU joint optimized attention network for recognition of drilling conditions," *Pet. Sci.*, vol. 20, no. 6, pp. 3624–3637, 2023, doi: 10.1016/j.petsci.2023.05.021.
- [28] S. Z. Pranida and A. Kurniawardhani, "Sentiment Analysis of Expedition Customer Satisfaction using BiGRU and BiLSTM," *Indones. J. Artif. Intell. Data Min.*, vol. 5, no. 1, p. 44, 2022, doi: 10.24014/ijaidm.v5i1.17361.
- [29] Y. Liu, J. Lu, J. Yang, and F. Mao, "Sentiment analysis for e-commerce product reviews by deep learning model of Bert-BiGRU-Softmax," *Math. Biosci. Eng.*, vol. 17, no. 6, pp. 7819–7837, 2020, doi: 10.3934/MBE.2020398.
- [30] N. D. Miranda, L. Novamizanti, and S. Rizal, "Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan Resnet-50," *J. Tek. Inform.*, vol. 1, no. 2, pp. 61–68, 2020, doi: 10.20884/1.jutif.2020.1.2.18.
- [31] B. Hauriza, M. Muladi, and I. M. Wirawan, "Prediksi Tingkat Inflasi Bulanan Indonesia Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan," *J. Teknol. dan Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 152–167, 2021, doi: 10.34010/jati.v11i2.4924.
- [32] F. Timorremboko and O. T. Karya, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Pada Kendali Lampu Sorot Mobil Adaptif Berbasis Python," *J. Teknol. Elektro*, vol. 11, no. 3, p. 142, 2020, doi: 10.22441/jte.2020.v11i3.006.
- [33] A. C. Sitepu and M. Sigirow, "Analisis Fungsi Aktivasi ReLu Dan Sigmoid Menggunakan Optimizer SGD Dengan Representasi MSE Pada Model Backpropagation," *J. Tek. Inform. Komput. Univers.*, vol. 1, no. 1, pp. 12–25, 2021.
- [34] P. R. Junior, R. F. Umbara, and N. P. Sabrina, "Prediksi Jangka Pendek Harga Bahan Pokok DKI Jakarta Menggunakan Metode Weighted Exponential Moving Average," *J. Ilm. Matrik*, vol. 25, no. 3, p. 2023, 2023.
- [35] M. D. Budisantoso, D. Sugiarto, and T. Siswanto, "Perancangan Business Intelligence Data Ketersediaan Obat di Puskesmas Curug Tangerang," *Intelmatika*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2022, doi: 10.25105/itm.v2i1.12451.
- [36] F. Akmal Hariz, I. Nurma Yulita, and I. Suryana, "Fauzan Akmal Hariz, Intan Nurma Yulita, Ino Suryana Human Activity Recognition Berdasarkan Tangkapan Webcam Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur MobileNet Human Activity Recognition Berdasarkan Tangkapan Webcam Menggunakan," *Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 4, pp. 103–115, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal-itsi.org>
- [37] Y. Su and X. Jiang, "Prediction of tide level based on variable weight combination of LightGBM and CNN-BiGRU model," *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–13, 2023, doi: 10.1038/s41598-022-26213-y.