

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Angin adalah fenomena alam yang tidak dapat dipisahkan dari kehidupan manusia dan memiliki peran penting di berbagai bidang. Dalam transportasi laut seperti pelayaran, maupun transportasi udara mulai dari proses lepas landas (*take-off*), penerbangan, hingga pendaratan (*landing*), angin menjadi salah satu elemen meteorologi yang sangat berpengaruh. Selain itu, angin juga dimanfaatkan sebagai salah satu sumber energi alternatif terbarukan, yaitu pembangkit tenaga listrik yang dapat menjadi solusi atas keterbatasan sumber daya energi konvensional. Meskipun demikian, di balik manfaatnya, angin juga dapat menimbulkan dampak negatif ketika kecepatannya melampaui batas normal, sehingga berpotensi menyebabkan kerusakan dan ancaman terhadap kehidupan manusia [1]. Namun, permasalahan utama yang muncul karena kecepatan angin yang fluktuatif dan berubah setiap hari, sehingga menyulitkan pemantauan dan peramalan secara akurat. Kondisi ini membuat angin sulit diprediksi, mengingat informasi kecepatannya sangat penting bagi keselamatan transportasi, perencanaan energi, dan mitigasi bencana.

Menurut [2], fenomena fluktuasi kecepatan angin tercatat pada dasarian ketiga bulan Agustus 2020 di Jawa Timur, ketika terjadi peningkatan kecepatan angin di beberapa daerah. Pada tanggal 26 Agustus 2020, misalnya, tercatat kecepatan angin maksimum sebesar 40 km/jam di Stasiun Meteorologi Juanda Sidoarjo. Kondisi ini dipicu oleh adanya perbedaan tekanan udara antara Australia (1030 hPa) dan Siklon Tropis Bavi di Asia (950 hPa) dengan jarak isobar yang relatif rapat. Kondisi serupa juga dilaporkan pada Oktober 2020, di mana kecepatan angin di wilayah Surabaya dan sekitarnya relatif kencang dengan rata-rata maksimum sebesar 14 knots di Bandara Juanda, 10 knots di Perak 1, dan 12 knots di Perak 2. Kecepatan angin tertinggi pada bulan tersebut tercatat pada 13 Oktober 2020 [3]. Hal ini menunjukkan bahwa kecepatan angin di wilayah Jawa Timur mengalami variasi dari waktu ke waktu dan bersifat

fluktuatif sesuai kondisi atmosfer yang berlangsung. Karena kecepatan angin bersifat fluktuatif dan sulit diprediksi secara pasti, maka prediksi kecepatan angin menjadi sangat penting. Kondisi fluktuatif ini menimbulkan kebutuhan untuk melakukan analisis dan prediksi kecepatan angin secara akurat.

Prediksi angin di kawasan perkotaan padat memiliki peran penting dalam berbagai aspek kehidupan perkotaan [4]. Dalam konteks mitigasi bencana, informasi mengenai kecepatan dapat digunakan untuk mengantisipasi dampak buruk dari fenomena cuaca ekstrem seperti angin kencang, badai, atau penyebaran polusi udara. Sehingga, pergerakan angin memiliki peran yang cukup besar dalam mempengaruhi perubahan cuaca ekstrem, terutama pada wilayah maritim seperti Indonesia [5]. Oleh karena itu, penelitian ini menjadi penting karena kemampuan memprediksi kecepatan angin secara lebih akurat diperlukan untuk mendukung mitigasi cuaca ekstrem dan meminimalkan risiko terhadap masyarakat, infrastruktur, serta aktivitas ekonomi di wilayah perkotaan padat. Dengan memahami pola pergerakan angin melalui data pengamatan 24 jam, model prediktif yang dikembangkan diharapkan mampu memberikan informasi yang lebih tepat dan responsif terhadap dinamika atmosfer yang cepat berubah [6].

Berdasarkan Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika [7] mencatat bahwa pada tahun 2024 telah terjadi 189 kejadian angin puting beliung di Jawa Timur. Angka ini merupakan angka paling tinggi di Indonesia. Fakta tersebut mempertegas bahwa angin yang seringkali bersifat lokal dan berdurasi sangat singkat bukan hanya fenomena meteorologis biasa, melainkan ancaman serius yang memerlukan antisipasi dini. Oleh karena itu, pengembangan sistem prediksi kecepatan angin dengan menggunakan peramalan menjadi sangat penting, khususnya untuk mendukung upaya mitigasi bencana, melindungi keselamatan masyarakat, serta menjaga keberlanjutan aktivitas perkotaan dan sektor ekonomi di wilayah berpenduduk padat seperti sekitar BMKG Juanda. Namun, untuk melakukan analisis ini tidaklah mudah, karena data kecepatan angin yang bersifat harian dan sangat fluktuatif menjadikan proses pengolahan data sebagai tantangan tersendiri dalam penelitian ini. Maka dari itu, diperlukan

sebuah metode yang mampu menangani kompleksitas pola data tersebut agar proses analisis dan peramalan dapat berjalan lebih efisien dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

Seiring dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin, penerapan model *deep learning* telah banyak digunakan untuk peramalan deret waktu [8]. Ada beberapa metode yang sering digunakan dalam pemodelan time series berbasis *deep learning*, yaitu LSTM, GRU, dan *Temporal Convolutional Network* (TCN). Di antara metode tersebut, TCN menunjukkan perkembangan signifikan karena menawarkan efisiensi dan stabilitas yang lebih baik dibandingkan model berulang konvensional. Berbeda dengan LSTM yang mengandalkan mekanisme memori berurutan, TCN beroperasi menggunakan *causal convolution* untuk memastikan bahwa prediksi hanya bergantung pada informasi masa lalu, serta *dilated convolution* untuk memperluas *receptive field* sehingga pola jangka pendek maupun jangka panjang dapat dipelajari secara lebih efisien. Setiap lapisan TCN disusun dalam *residual block* yang terdiri atas Conv1D, fungsi aktivasi, dropout, dan koneksi residual, sehingga aliran informasi lebih stabil dan proses pelatihan menjadi lebih efektif. Dengan mekanisme tersebut, TCN unggul dalam mempelajari dinamika temporal yang kompleks, termasuk fluktuasi kecepatan angin, sehingga menjadi pendekatan yang sangat potensial untuk penelitian peramalan kecepatan angin.

Pada penelitian oleh [9] membandingkan akurasi RBFNN dan ANFIS dalam memprediksi kecepatan angin, dengan hasil menunjukkan keunggulan RBFNN yang memiliki RMSE lebih rendah (0,1766) dibandingkan ANFIS (1,1456). Keunggulan utama RBFNN terletak pada kemampuannya dalam menangani pola data non-linear dengan lebih optimal, meskipun penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena tidak mempertimbangkan variabel meteorologi tambahan, seperti suhu, kelembaban, dan tekanan atmosfer, yang berkontribusi terhadap kecepatan angin. Sementara itu, penelitian oleh Nugraha [10] mengevaluasi performa model LSTM dalam prediksi cuaca di Kota Serang, dengan hasil menunjukkan bahwa akurasi tertinggi diperoleh saat memprediksi

suhu (RMSE 0,37), sedangkan akurasi prediksi kelembaban dan intensitas sinar matahari masih kurang optimal, sebagaimana terlihat dari RMSE yang lebih tinggi, masing-masing sebesar 5,05 dan 2,79.

Penelitian oleh [11] memodelkan kecepatan angin harian di Kota Bandar Lampung menggunakan algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN). Data yang digunakan diperoleh dari BMKG dengan sampel berupa kecepatan angin maksimum (m/s). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model RNN mampu mengikuti tren data aktual dengan cukup baik, meskipun terdapat deviasi pada nilai ekstrem (puncak dan lembah). Secara umum, performa model dinilai cukup baik, dengan nilai *loss* dan MSE sebesar 0,0503 serta kesalahan prediksi yang relatif kecil. Namun demikian, nilai MAPE yang sangat tinggi (8835598.0) mengindikasikan adanya kelemahan model dalam menangkap fluktuasi ekstrem. Penelitian ini menegaskan bahwa meskipun RNN mampu memberikan prediksi yang mendekati kondisi aktual, peningkatan akurasi masih dapat dicapai melalui penyempurnaan model, khususnya dalam menangkap variabilitas angin yang tajam. Hasil kajian ini juga menyoroti potensi penggunaan prediksi angin untuk mendukung sektor kelautan, transportasi, serta optimalisasi energi angin sebagai sumber listrik terbarukan.

Menurut penelitian oleh [12] menunjukkan bahwa metode LSTM lebih unggul dibandingkan RNN dalam memodelkan data *time series*, dengan teknik imputasi terbaik menggunakan kombinasi KNN dan *Bidirectional LSTM* (BiLSTM). Model ini mencapai nilai *evaluation metrics* sebesar 3,35 untuk *Mean Absolute Error* (MAE), 78,43 untuk *Mean Square Error* (MSE), 8,86 untuk *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan 0,54 untuk *R-squared*. Namun, nilai *R-squared* yang masih relatif rendah menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya mampu menjelaskan variasi data secara optimal. Sementara itu, menurut penelitian oleh Canadi [13] model ANN mampu memberikan prediksi arah angin dengan akurasi antara 73% hingga 83%. Sementara itu, prediksi kecepatan angin menggunakan model yang sama mencapai tingkat akurasi sebesar 77% hingga 95%. Hasil ini menunjukkan bahwa ANN cukup efektif dalam memodelkan pola pergerakan angin berdasarkan variabel meteorologi,

meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan akurasi guna meningkatkan ketepatan prediksi.

Penelitian sebelumnya mengembangkan model estimasi kecepatan angin pada jaringan anemometer menggunakan algoritma *Temporal Convolutional Network* (TCN) [14]. Model estimasi berbasis TCN berhasil mencapai akurasi yang memenuhi standar pengukuran kecepatan angin dengan capaian RMSE kurang dari 5 m/s, sesuai dengan persyaratan dari Organisasi Meteorologi Dunia (WMO). Keunggulan model TCN terletak pada kecepatan proses pelatihan, yang hanya memerlukan waktu 87 detik per *epoch*, serta waktu estimasi yang hanya 37 detik. Hal ini menunjukkan efisiensi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model CNN-BiDLSTM, yang membutuhkan waktu pelatihan 2206 detik per *epoch* dan estimasi dalam 548 detik. Namun, penelitian ini memiliki beberapa kelemahan, seperti kurangnya evaluasi terhadap ketahanan model dalam kondisi cuaca ekstrem, sehingga belum diketahui sejauh mana TCN dapat menangkap pola perubahan mendadak akibat faktor atmosfer. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan mengombinasikan TCN untuk memperoleh model yang lebih akurat.

Berdasarkan hasil evaluasi nilai RMSE, model LSTM menunjukkan performa yang cukup baik dalam memprediksi suhu dengan nilai RMSE sebesar 0,37, namun kurang optimal dalam memprediksi kelembapan (5,05) dan intensitas matahari (2,79). Model BiLSTM masih memiliki kelemahan dengan nilai RMSE yang relatif tinggi (8,86), sedangkan RNN meskipun mampu mengikuti pola data aktual, cenderung kesulitan menangkap fluktuasi ekstrem. Sementara itu, model TCN menunjukkan performa terbaik dengan nilai RMSE < 5 m/s sesuai standar WMO serta memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi

Pada penelitian [15] menunjukkan bahwa model TCN-BiLSTM proses pelatihan yang lebih cepat, nilai *loss* yang lebih rendah, serta performa yang lebih stabil pada metrik evaluasi seperti *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Melalui penerapan mekanisme *dilated convolution* dan *batch normalization*, model mampu mengurangi pengaruh *noise* pada data serta meningkatkan

stabilitas pelatihan. Hasil uji *paired t-test* menunjukkan bahwa perbedaan performa antara TCN-BiLSTM dan model pembandingan bersifat signifikan secara statistik ($p\text{-value} < 0,05$), menandakan keunggulan nyata dari model yang diusulkan. Dengan dukungan pengaturan *hyperparameter* yang optimal, kombinasi arsitektur TCN dan BiLSTM dua arah membuat model ini mampu menangkap ketergantungan temporal jangka pendek maupun panjang dengan lebih efektif. Oleh karena itu, penelitian ini membuktikan bahwa TCN-BiLSTM merupakan model yang unggul, efisien, dan andal untuk prediksi kesalahan pada data deret waktu.

Berlandaskan temuan tersebut, penelitian ini menerapkan pendekatan serupa dengan menggunakan optimasi *hyperparameter* melalui Optuna pada dua model *deep learning*, yaitu *Temporal Convolutional Network* (TCN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), dalam memprediksi kecepatan angin di BMKG Juanda. Selain itu, penelitian ini juga melakukan pembagian data berdasarkan musim untuk menangani nilai hilang (*missing value*) secara lebih representatif serta menyesuaikan pola data dengan karakteristik iklim lokal. Sebagai bentuk kebaruan, penelitian ini turut membandingkan performa model *deep learning* dengan metode konvensional, yaitu ARIMA, sehingga evaluasi yang dihasilkan lebih komprehensif dan mampu menunjukkan efektivitas pendekatan modern terhadap metode klasik. Melalui penerapan Optuna, diharapkan konfigurasi model yang paling optimal dapat diperoleh sehingga hasil peramalan kecepatan angin menjadi lebih akurat dan stabil. Penelitian ini juga dilengkapi dengan pembangunan antarmuka grafis (GUI) berbasis Streamlit, yang memungkinkan pengguna untuk melakukan prediksi kecepatan angin hingga 30 hari ke depan secara interaktif dan mudah diakses, sehingga hasil penelitian ini tidak hanya kuat secara akademik tetapi juga aplikatif,

Secara garis besar, penelitian ini berfokus pada perbandingan akurasi kedua metode untuk menentukan model yang paling optimal dalam memprediksi kecepatan. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat berkontribusi secara signifikan dalam pengembangan sistem prediksi cuaca yang lebih akurat dan efisien, sekaligus mendukung upaya mitigasi dampak perubahan iklim di Indonesia.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, diperoleh rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi model *Temporal Convolutional Network* (TCN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), ARIMA dalam prediksi kecepatan angin?
2. Bagaimana implementasi model TCN dan LSTM menggunakan optimasi optuna dalam memprediksi kecepatan angin?
3. Bagaimana evaluasi algoritma *Temporal Convolutional Network* (TCN) LSTM, dan ARIMA dalam memprediksi kecepatan angin?
4. Bagaimana implementasi *Graphical User Interface* (GUI) berbasis Streamlit dalam menampilkan hasil prediksi kecepatan angin?

1.3. Batasan Masalah

Batasan Batasan masalah dari dilakukannya penelitian ini yaitu:

1. Penelitian ini terbatas pada data BMKG Juanda
2. Data yang dianalisis dalam penelitian ini merupakan data untuk tahun 2014 hingga 2025.
3. Metode yang digunakan dalam penelitian ini dibatasi pada *Temporal Convolutional Network* (TCN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM).
4. Kecepatan Angin yang akan digunakan untuk penelitian ini.

1.4. Tujuan Penelitian

1. Mengetahui bagaimana implementasi model *Temporal Convolutional Network* (TCN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan ARIMA dalam prediksi kecepatan angin.
2. Mengetahui bagaimana implementasi model TCN dan LSTM menggunakan optimasi optuna dalam memprediksi kecepatan angin.
3. Mengetahui evaluasi algoritma *Temporal Convolutional Network* (TCN) LSTM, dan ARIMA dalam memprediksi kecepatan angin.

4. Mengetahui bagaimana implementasi *Graphical User Interface* (GUI) berbasis Streamlit dalam menampilkan hasil prediksi kecepatan angin.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian terkait dengan studi kasus ini dapat memberikan manfaat yang dapat dijelaskan dalam dua aspek, yaitu teoritis dan praktis:

- a. Manfaat Teoritis

Secara teoritis, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan di bidang meteorologi dan pemodelan prediktif. Dengan memanfaatkan metode *Temporal Convolutional Network* (TCN), penelitian ini memperkaya literatur tentang penggunaan model *deep learning* untuk memprediksi kecepatan. Penggunaan *Temporal Convolutional Network* (TCN) dalam studi kasus ini dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang ingin mengembangkan atau meningkatkan akurasi model prediktif di bidang meteorologi.

- b. Manfaat Praktis

Secara praktis, temuan dari penelitian ini dapat digunakan oleh lembaga seperti BMKG (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika) untuk meningkatkan akurasi dalam prediksi angin. Prediksi kecepatan yang lebih akurat dapat membantu dalam berbagai aplikasi, seperti peringatan dini cuaca ekstrem, mitigasi risiko bencana, dan perencanaan operasional transportasi udara di Bandara Juanda, sehingga masyarakat dan sektor industri memiliki waktu lebih untuk mempersiapkan tindakan pencegahan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya bermanfaat untuk kepentingan akademis tetapi juga memiliki dampak langsung pada keselamatan publik dan pengambilan keputusan dalam sektor pemerintahan dan industri.