

## Estimasi Kecepatan Angin Permukaan pada Jaringan Anemometer Menggunakan *Temporal Convolutional Network*

### *Surface Wind Speed Estimation on Multisites Anemometer Using Temporal Convolutional Network*

<sup>1,2</sup>Haryas Subyantara Wicaksana<sup>\*)</sup>, <sup>3</sup>Faqihza Mukhlis, <sup>1,2</sup>Naufal Ananda, <sup>4</sup>Irvan Budiawan, <sup>5</sup>Arif Nur Khamdi, dan <sup>6</sup>Abdul Hamid Al Habib

<sup>1</sup>Program Studi Instrumentasi dan Kontrol, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Bandung

<sup>2</sup>Pusat Instrumentasi, Kalibrasi dan Rekayasa, Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika

<sup>3</sup>Kelompok Keahlian Fisika Teknik, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Bandung

<sup>4</sup>Program Doktor Teknik Fisika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Bandung

<sup>5</sup>Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Surabaya, Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika

<sup>6</sup>Program Studi Sains Kebumihan, Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumihan, Institut Teknologi Bandung

<sup>\*)</sup> *corresponding email: haryas.wicaksana@bmkkg.go.id*

#### Abstrak

Parameter angin permukaan di berbagai lokasi diukur menggunakan jaringan anemometer. Jaringan ini sering mengalami kegagalan sistem yang disebabkan oleh kerusakan sensor. Hal ini menyebabkan adanya gap data pada jeda waktu antara pelepasan dan pemasangan sensor. Penelitian ini berupaya mengembangkan model estimasi kecepatan angin pada jaringan anemometer menggunakan algoritma *Temporal Convolutional Network* (TCN). TCN memproses sinyal domain waktu secara paralel, sehingga mempersingkat komputasi secara signifikan. Dataset kecepatan angin per menit diperoleh dari empat anemometer di Bandara Internasional Juanda Surabaya periode 1 Januari 2022 – 24 Desember 2023. Desain model estimasi meliputi pra-pemrosesan data, analisis arah angin dominan, penentuan *hyperparameter*, *training* dan pengujian terhadap data aktual. Model estimasi TCN dibagi menjadi model timuran, baratan, peralihan dan semua arah. Model estimasi kecepatan angin timuran, peralihan dan semua arah memiliki korelasi kuat terhadap data aktual dengan nilai koefisien korelasi berturut-turut yaitu 0,70; 0,77 dan 0,87. Secara keseluruhan, akurasi model estimasi berbasis TCN sudah memenuhi persyaratan WMO untuk pengukuran kecepatan angin yaitu capaian RMSE < 5 m/s dan MAE < 3 m/s. TCN mampu memproses pelatihan 87 detik per epoch dan menyelesaikan estimasi dalam 37 detik, jauh lebih cepat dari CNN-BiDLSTM dengan durasi pelatihan 2206 detik per epoch dan estimasi dalam 548 detik.

**Kata Kunci:** *Estimasi, Anemometer, Kecepatan Angin, Temporal Convolutional Network (TCN).*

#### Abstract

*Surface winds in various locations are measured simultaneously using a multisite anemometer network. This network is susceptible to system failures due to sensor damage, causing a data gap during sensor removal and reinstallation. This research develops a wind speed estimation model on a multisite anemometer using the Temporal Convolutional Network (TCN) algorithm. TCN processes time domain signals in parallel, thus significantly cutting the computation time. Minutely wind speed data set was obtained from four anemometers at Juanda International Airport in Surabaya from January 1, 2022 – December 24, 2023. The model design comprises data pre-processing, dominant wind direction analysis, hyperparameter determination, training, and testing on actual data. TCN estimation models are divided into easterly, westerly, transitional, and all-directional models. These wind speed estimation models strongly correlate with actual data, with correlation coefficients of 0.70, 0.77, and 0.87. Overall, the accuracy of the TCN-based estimation model conforms to World Meteorological Organization (WMO) requirements for wind speed measurements. It achieves RMSE < 5 m/s and MAE < 3 m/s. As for computation duration, TCN processes the training for 87 seconds per epoch and completes the estimation in 37 seconds, much faster than CNN-BiDLSTM's training duration of 2206 seconds per epoch and estimation completion of 548 seconds.*

**Keywords:** *Estimation, Anemometer, Wind Speed, Temporal Convolutional Network (TCN).*

Makalah diterima 21 Maret 2024 – makalah direvisi 21 April 2024 – disetujui 30 April 2024

Karya ini adalah naskah akses terbuka dengan lisensi [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



## Pendahuluan

Angin merupakan pergerakan massa udara atmosferik akibat gaya gradien tekanan dari area bertekanan udara tinggi menuju area bertekanan udara rendah [1]. Parameter angin permukaan memiliki besaran kecepatan dan arah dalam vektor dua dimensi. Sensor kecepatan angin diinstal pada tiang di ketinggian 10 meter dari permukaan tanah [2]. Jaringan anemometer sering mengalami kendala berupa kegagalan sistem termasuk kerusakan sensor [3]. Penggantian sensor membutuhkan ketersediaan suku cadang serta durasi yang signifikan. Hal ini menyebabkan adanya gap data pada jeda waktu antara pelepasan dan pemasangan sensor. Selain itu, tindakan korektif belum dilakukan secara langsung, sebab verifikasi peralatan melalui kalibrasi lapang dilakukan dalam periode berkala [4]. Keterbatasan jumlah radar cuaca juga menjadi kendala dalam menyediakan *backup* data sensor kecepatan angin.

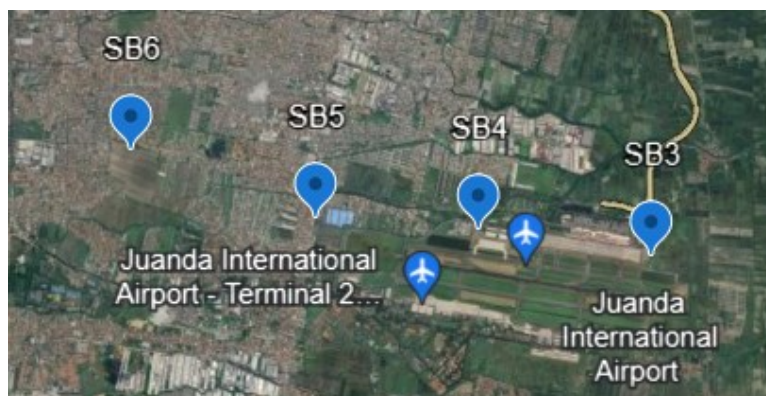
Li dan Shen berusaha mengembangkan model estimasi kecepatan angin *multisite* menggunakan *digital twin* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiDLSTM). Jumlah anemometer fisik yang diteliti sebanyak 4 sensor. Jarak rata-rata antar sensor yaitu 5–8 km. Dataset kecepatan angin berdurasi 19 hari dengan interval pengukuran per 10 menit [5]. Namun demikian, penelitian Li dan Shen memiliki beberapa peluang pengembangan. Penelitian tersebut belum mempertimbangkan kemungkinan adanya outlier pada pra-pemrosesan dataset pemodelan. Pemilihan kelompok sensor Li dan Shen (2022) sebagai input pemodelan hanya berdasarkan lajur arah angin dominan di site. Input pemodelan estimasi sensor kecepatan angin sebaiknya dipilih berdasarkan analisis arah angin dominan dan koefisien korelasi antar sensor. Hal ini dapat menunjang akurasi model serta mengurangi beban komputasi *machine learning*. Desain estimator Li dan Shen (2022) juga masih berpotensi dikembangkan menggunakan algoritma selain CNN dan *bidirectional LSTM*.

Bai dkk. (2018) memodifikasi arsitektur CNN dan *Recurrent Neural Network* (RNN) menjadi *Temporal Convolutional Network* (TCN). Algoritma TCN memiliki kelebihan dalam memproses sinyal domain waktu secara paralel, sehingga mempersingkat proses training LSTM yang memproses sinyal waktu secara sekuensial [6]. Berdasarkan literatur, performa akurasi TCN lebih tinggi dibanding RNN dan LSTM untuk beberapa dataset sinyal domain waktu dengan durasi komputasi yang lebih singkat [7].

Algoritma TCN berpotensi diimplementasikan dalam model estimasi kecepatan angin pada jaringan anemometer. Berdasarkan penelitian-penelitian yang telah diuraikan, penulis mengusulkan estimasi kecepatan angin pada jaringan anemometer berbasis algoritma TCN menggunakan framework *cooperative sensing*. Pra-pemrosesan dataset meliputi deteksi outlier, imputasi *missing data* serta seleksi input dilakukan sebelum model estimasi berbasis TCN didesain. Estimasi ini diharapkan menjadi *backup* ketika sensor rusak atau ketika dilakukan pemeliharaan.

## Metode

Dataset kecepatan angin per menit diperoleh dari anemometer ultrasonik merk MicroStep. Lokasi anemometer meliputi SB3, SB4, SB5 dan SB6. Dataset ini merupakan data periode 1 Januari 2022 – 24 Desember 2023.



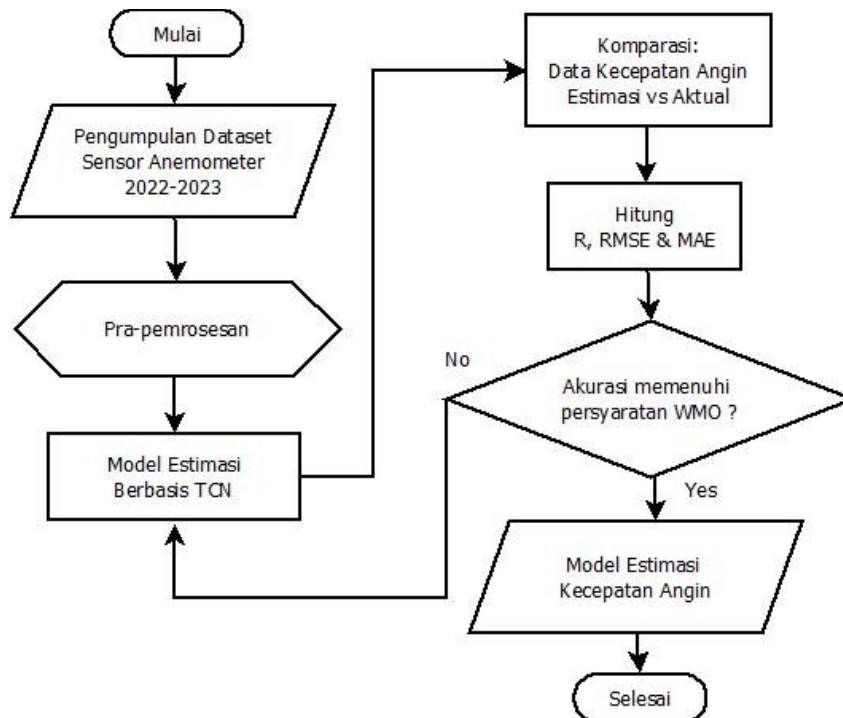
Gambar 1. Lokasi sebaran sensor kecepatan angin

Gambar 1 menunjukkan peta lokasi anemometer pada area penelitian. Sensor kecepatan angin fisik yang digunakan sebagai pemodelan terletak di Bandara Internasional Juanda Surabaya. Tabel 1 menunjukkan titik koordinat lintang bujur dan elevasi anemometer.

Tabel 1. Koordinat dan elevasi anemometer

| Lokasi Sensor | Lintang   | Bujur      | Elevasi (meter) |
|---------------|-----------|------------|-----------------|
| SB3           | -7°22'39" | 112°48'5"  | 1               |
| SB4           | -7°22'29" | 112°46'55" | 4               |
| SB5           | -7°22'24" | 112°45'49" | 2               |
| SB6           | -7°21'57" | 112°44'34" | 2               |

Tabel 1 menunjukkan elevasi sensor kecepatan angin berada di sepanjang sisi utara landasan udara Bandara Juanda. Rentang jarak horizontal antar keempat sensor yaitu 2–2,5 km. Sensor terintegrasi dalam sistem peringatan dini *wind shear* (*Low Level Wind Shear Alert System*) di sepanjang landasan pesawat. *Wind shear* merupakan peristiwa pergeseran kecepatan atau arah angin secara signifikan di permukaan [8]. Penerapan estimasi berbasis TCN mampu mengakomodasi resolusi temporal yang tinggi sebagaimana output data *wind shear* yaitu data kecepatan angin per menit. Anemometer terletak di Kota Surabaya yang memiliki tipe zona musim (ZOM) musonal [9]. Tipe ZOM ini mengindikasikan adanya angin baratan dan timuran yang mendominasi sepanjang tahun di landasan udara Bandara Juanda. Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Gambar 2 menunjukkan diagram alir penelitian secara keseluruhan.



Gambar 2. Diagram alir penelitian

## 1 Pra-pemrosesan Dataset

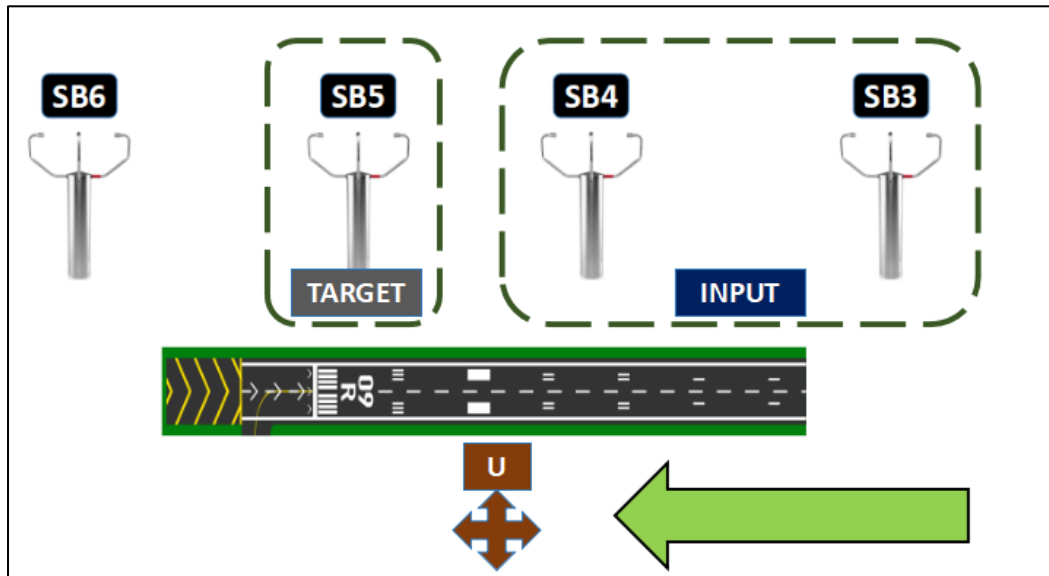
Pra-pemrosesan dataset meliputi deteksi serta penghapusan *outlier* dan imputasi terhadap *missing data* pada dataset. *Outlier* dihapus melalui prosedur delesi. Delesi adalah proses menghapus seluruh data *outlier* [10]. Apabila data normal memiliki *missing data*, maka dilakukan imputasi terhadap dataset [11]. Imputasi *missing data* jangka pendek menggunakan *Multivariate Imputation by Chained Equation* [12]. MICE menghasilkan beberapa nilai imputasi terhadap satu titik *missing data* kecepatan angin melalui proses iterasi.

## 2 Perancangan Model Estimasi Kecepatan Angin

Perancangan model estimasi berbasis TCN terdiri atas tahap seleksi input, transformasi data, segmentasi data, desain *hyperparameter*, dan pelatihan model. Seleksi input bertujuan memilih input terefektif untuk desain model estimasi [13]. Penelitian ini menggunakan metode arah angin dominan untuk menentukan baseline input estimasi. Berdasarkan analisis terhadap diagram wind rose, arah angin dominan yang terjadi di Bandara Juanda Surabaya meliputi:

- a. Arah angin baratan, yaitu angin yang bergerak dari arah baratan (barat laut, barat, barat daya) menuju timuran (tenggara, timur, timur laut). Nilai arah angin berkisar  $225^{\circ}$  –  $315^{\circ}$ .
- b. Arah angin timuran, yaitu angin yang bergerak dari arah timuran (tenggara, timur, timur laut) menuju baratan (barat laut, barat, barat daya). Nilai arah angin berkisar  $45^{\circ}$  –  $135^{\circ}$ .
- c. Arah angin peralihan, yaitu arah angin yang bergerak dari utara ke selatan atau dari selatan menuju utara. Nilai arah angin berada di luar rentang angin timuran dan baratan.

Dataset dibagi menjadi 3 yaitu dataset estimasi angin timuran, baratan dan peralihan. Pembagian menyesuaikan arah angin yang terjadi pada anemometer terdekat terhadap target. Gambar 3 menunjukkan contoh ilustrasi skenario penentuan baseline input menurut metode arah angin dominan.



Gambar 3. Skenario penentuan *baseline input* arah angin timuran

Jika anemometer SB5 menjadi target estimasi dan arah angin berasal dari timuran, maka anemometer SB3 dan/atau SB4 menjadi input estimasi. Sebaliknya, jika arah angin berasal dari baratan, maka anemometer SB6 menjadi input estimasi. Apabila terjadi angin peralihan, maka anemometer SB4 dan/atau SB6 menjadi input estimasi. Metode arah angin dominan menghasilkan beberapa skenario baseline input sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Prediktor dan prediktan model estimasi kecepatan angin

| Target  | Model     | Skenario <i>Baseline Input Cooperative Sensing</i> |
|---------|-----------|--|
| SB4     | Baratan   | SB5  |
|         |           | SB5 dan SB6  |
|         | Peralihan | SB3<br>SB5<br>SB3 dan SB5                          |
| SB5     | Baratan   | SB3  |
|         |           | SB6  |
|         | Peralihan | SB4<br>SB6<br>SB4 dan SB6                          |
| Timuran | Timuran   | SB4  |
|         |           | SB3 dan SB4  |

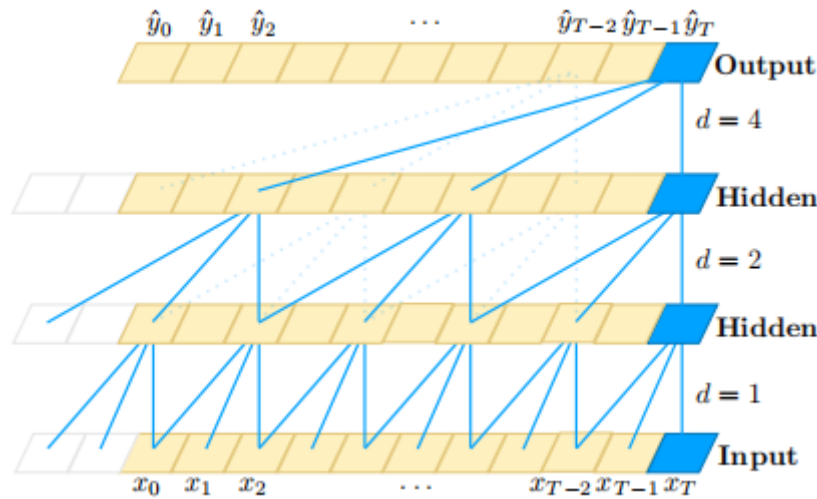
Data input dan output kemudian ditransformasi. Transformasi data berfungsi menyederhanakan proses komputasi pembelajaran. Setiap elemen nilai input dan output ( $Z_i$ ) dikurangi terhadap nilai minimumnya, kemudian dibagi terhadap rentang datanya, sehingga diperoleh variabel baru hasil transformasi. Selanjutnya, data input dan output dibagi menjadi 75% data training dan 25% data uji. Data latih meliputi dataset anemometer bulan Januari 2022 – Juni 2023. Data uji meliputi dataset anemometer bulan Juli – Desember

2023. Pembagian ini memperhatikan kejadian angin timuran, baratan dan peralihan yang terjadi dalam 1 tahun. Persentase data latih sudah melingkupi periode kejadian angin tersebut.

*Temporal Convolutional Network* (TCN) menggunakan tiga teknik: konvolusi kausal, konvolusi dilatasi dan koneksi residual [14]. Konvolusi kausal merupakan operasi konvolusi ketika output pada waktu  $t$  dihasilkan dari elemen pada waktu  $t$  hingga  $t-x$  di layer sebelumnya [15]. Konvolusi dilatasi berupaya memperpanjang area ekstraksi data input historis melalui perluasan medan rangsang pada hidden layer [6]. Teknik ini dilakukan dengan memberi jarak antar target konvolusi input per layer secara eksponensial [16]. Operasi konvolusi dilatasi  $F$  terhadap elemen  $s$  secara matematis dinyatakan sebagai berikut [17]:

$$F(s) = \sum_{i=0}^{k-1} f(i) \cdot x_{s-d \cdot i} \tag{1}$$

Nilai  $d$  menyatakan faktor dilatasi dan  $f(i)$  merupakan fungsi filter kernel konvolusi. Sementara itu, koneksi residual diadaptasi dari arsitektur ResNet [18]. Arsitektur ini bertujuan mengatasi masalah hilangnya gradien pada *deep networks*. Selanjutnya, teknik koneksi residual diimplementasikan dengan menambahkan input secara langsung ke output TCN melalui koneksi pintas (*by pass*). *Hyperparameter* TCN meliputi panjang filter, panjang kernel filter dan faktor dilatasi untuk setiap estimasi sensor kecepatan angin [16]. Gambar 4 menunjukkan arsitektur TCN.



Gambar 4. Arsitektur TCN

### 3 Pengujian Performa Akurasi Estimasi

Performa akurasi model estimasi TCN terhadap nilai kecepatan angin aktual diukur menggunakan tiga parameter yaitu koefisien korelasi, *root mean square error* (RMSE) dan *mean absolute error* (MAE) [19]. Koefisien korelasi menyatakan seberapa erat hubungan antara nilai model terhadap data aktual dalam skala 0–1 [20]. RMSE dan MAE menyatakan nilai error dalam satuan besaran kecepatan angin. Parameter ini paling banyak digunakan sebagai kriteria performa akurasi model [19]. Kedua parameter ini menyesuaikan kriteria performa pengukuran kecepatan angin yang dipersyaratkan oleh dokumen *World Meteorological Organization* (WMO), yaitu RMSE maksimum 5 m/s dan MAE 3 m/s [21].

### Hasil dan Diskusi

Pengumpulan dataset sensor kecepatan angin diperoleh melalui Stasiun Meteorologi Juanda Surabaya. Data sensor diperoleh dalam interval per menit selama periode 1 Januari 2022 – 24 Desember 2023.

#### 1 Hasil Pra-pemrosesan Dataset

Persentase ketersediaan data kecepatan angin SB3, SB4, SB5 dan SB6 berturut-turut yaitu 98,26%; 98,57%; 98,68% dan 98,38% terhadap total ideal 1.041.1120 data. Ketersediaan data keempat lokasi sensor cukup baik yaitu >80%. Prosedur *range check* mendeteksi data di luar rentang normal pengukuran kecepatan angin

yaitu melebihi 40 m/s. Prosedur *step check* mendeteksi *outlier* ketika terdapat perubahan data melebihi 30 m/s dalam interval 1 menit [22]. Hasil kedua prosedur tersebut menunjukkan data anemometer tidak memiliki *outlier*. Berikutnya, imputasi dilakukan terhadap dataset menggunakan algoritma MICE untuk mengisi data kosong dalam jangka waktu pendek.

Sebelum mendesain model estimasi berbasis TCN, kandidat-kandidat input dipilih berdasarkan arah angin dominan di setiap lokasi. Berdasarkan analisis terhadap *wind rose* bulanan di Bandara Juanda Surabaya, arah angin dominan dibagi menjadi timuran ( $45^{\circ}$ – $135^{\circ}$ ), baratan ( $225^{\circ}$ – $315^{\circ}$ ) dan peralihan. Rentang arah angin peralihan merupakan nilai selain rentang timuran dan baratan. Tabel 3 menunjukkan arah angin dominan bulanan di Bandara Juanda Surabaya.

Tabel 3. Arah angin dominan bulanan

| Bulan                 | Arah Angin Dominan |           |           |           |
|-----------------------|--------------------|-----------|-----------|-----------|
|                       | SB3                | SB4       | SB5       | SB6       |
| Januari–April         | Baratan            | Baratan   | Baratan   | Baratan   |
| Mei–Juli dan Desember | Peralihan          | Peralihan | Peralihan | Peralihan |
| Agustus–November      | Timuran            | Timuran   | Timuran   | Timuran   |

Tabel 2 menunjukkan anemometer SB3, SB4, SB5 dan SB6 memiliki korelasi arah angin dominan yang identik karena terletak berdampingan di sepanjang garis lurus di sekitar landasan udara. Berdasarkan Tabel 2, model estimasi TCN dibagi menjadi model timuran, baratan, peralihan dan semua arah. Target output model estimasi yaitu anemometer SB5. Sementara itu, anemometer SB3, SB4 dan SB6 menjadi kandidat input TCN. Pembagian model estimasi TCN untuk kecepatan angin diuraikan sebagai berikut:

- Model timuran yaitu estimasi sensor SB5 ketika sensor SB3 atau SB4 memiliki data arah angin  $45^{\circ}$ – $135^{\circ}$ . Data input model estimasi yaitu sensor SB4 yang terletak di sebelah timur target sensor SB5.
- Model baratan yaitu estimasi sensor SB5 ketika sensor SB6 memiliki data arah angin  $225^{\circ}$ – $315^{\circ}$ . Data input model estimasi yaitu sensor SB6 yang terletak di sebelah barat target sensor SB5.
- Model peralihan yaitu estimasi sensor SB5 ketika sensor SB4 atau SB6 memiliki data arah angin  $315^{\circ}$  -  $360^{\circ}$ ;  $0^{\circ}$  -  $45^{\circ}$  atau  $45^{\circ}$  -  $225^{\circ}$ . Data input model estimasi yaitu sensor SB4 dan SB6 yang terletak mengapit posisi target sensor SB5.
- Model semua arah yaitu estimasi sensor SB5 berdasarkan riwayat data historis sensor SB5 itu sendiri. Model ini didesain sebagai *backup* ketika sensor SB3, SB5 dan SB6 juga mengalami kondisi *off*. Data input model meliputi data kecepatan angin SB5 1 menit hingga 5 menit sebelumnya. Interval ini memiliki autokorelasi sangat kuat terhadap data SB5 yaitu  $>0,8$  sehingga dipilih sebagai input.

## 2 Hasil Desain Hyperparameter TCN

Desain *hyperparameter* TCN menggunakan panjang filter 32, panjang kernel filter  $k=3$  dan faktor dilatasi  $d=[1,2,4]$  untuk setiap model estimasi sensor kecepatan angin SB5. *Hyperparameter* ini merupakan desain paling sederhana yang pernah diterapkan untuk parameter meteorologis lainnya [7]. Pertimbangan pemilihan *hyperparameter* panjang filter juga disesuaikan terhadap autokorelasi masing-masing sensor. Nilai rata-rata autokorelasi SB3, SB4, SB5 dan SB6 pada lag 30 data sebelumnya yaitu 0,70 sehingga tergolong autokorelasi kuat [20]. Nilai panjang filter merupakan basis bilangan 2 pangkat terdekat terhadap nilai lag tersebut yaitu  $2^5 = 32$ , sesuai basis nilai faktor dilatasi. Hal ini bertujuan mempermudah proses komputasi TCN. Nilai faktor dilatasi  $d = [1,2,4]$  dipilih sesuai desain algoritma TCN paling sederhana guna membatasi waktu komputasi, sebab nilai estimasi harus dihasilkan kurang dari 1 menit sesuai interval data kecepatan angin anemometer.

## 3 Hasil Pengujian Model Estimasi TCN

Setiap model estimasi TCN dilatih menggunakan 75% total dataset. Sebanyak 25% dari total data keseluruhan diuji melalui hasil estimasi TCN kemudian dikomparasi terhadap data kecepatan angin SB5 aktual. Tabel 4 menunjukkan performa akurasi model estimasi kecepatan angin anemometer menggunakan algoritma TCN.

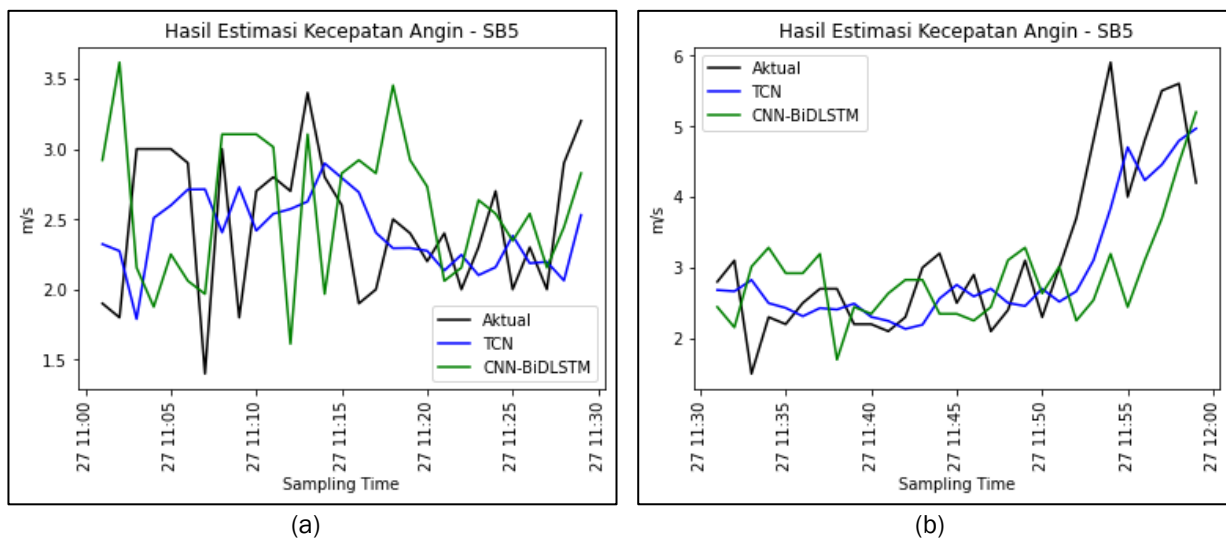
Tabel 4. Performa akurasi model estimasi TCN

| Target Output | Model Estimasi TCN | Input               | Performa Akurasi TCN |            |           |
|---------------|--------------------|---------------------|----------------------|------------|-----------|
|               |                    |                     | R                    | RMSE (m/s) | MAE (m/s) |
| SB5           | Timuran            | SB4                 | 0,70                 | 1,37       | 1,06      |
|               | Peralihan          | SB4 dan SB6         | 0,77                 | 1,02       | 0,75      |
|               | Baratan            | SB6                 | 0,54                 | 0,93       | 0,77      |
|               | Semua arah         | SB5 (t-1, ..., t-5) | 0,87                 | 0,91       | 0,65      |

Berdasarkan Tabel 4, model estimasi kecepatan angin timuran peralihan dan semua arah memiliki korelasi kuat terhadap data aktual dengan nilai koefisien korelasi  $\geq 0,7$ . Sementara itu, model estimasi kecepatan angin baratan berkorelasi moderat dengan koefisien korelasi dalam rentang 0,4–0,7. Korelasi kecepatan angin sensor SB5 terhadap SB6 yaitu 0,53. Nilai ini lebih rendah dibanding korelasi kecepatan angin sensor SB5 terhadap SB4 yaitu 0,74. Oleh sebab itu, model timuran memiliki korelasi yang lebih tinggi dibanding model baratan. Nilai koefisien korelasi tertinggi dicapai oleh model semua arah. Hal ini membuktikan bahwa data kecepatan angin terkini sangat dipengaruhi oleh nilai kecepatan angin pada interval waktu sebelumnya. Secara keseluruhan, performa akurasi model estimasi berbasis TCN sudah memenuhi persyaratan WMO untuk pengukuran kecepatan angin yaitu capaian  $RMSE < 5$  m/s dan  $MAE < 3$  m/s.

#### 4 Komparasi Estimasi TCN terhadap CNN-BiDLSTM

Model estimasi TCN kemudian dikomparasi terhadap model estimasi CNN-BiDLSTM yang didesain oleh penelitian Li dan Shen tahun 2022. Struktur serta *hyperparameter* CNN-BiDLSTM diadaptasi dari penelitian tersebut [5]. Berikutnya, model estimasi kecepatan angin diuji menggunakan algoritma TCN dan CNN-BiDLSTM menggunakan input yang sama yaitu data lag SB5.



Gambar 5. Lokasi Perbandingan plot estimasi kecepatan angin oleh TCN dan CNN-BiDLSTM

Gambar 5 menunjukkan perbandingan plot estimasi kecepatan angin berbasis TCN dan CNN-BiDLSTM terhadap data kecepatan angin SB5 aktual. Gambar 5(a) dan 5(b) menunjukkan plot estimasi kecepatan angin SB5 pada tanggal 27 Juni 2023. Gambar 5(a) merupakan plot estimasi kecepatan angin pada pukul 11.00 – 11.30 UTC. Plot estimasi TCN lebih mampu mendekati fluktuasi kecepatan angin aktual dibanding plot estimasi CNN-BiDLSTM. Sementara itu, Gambar 5(b) merupakan plot estimasi kecepatan angin pada pukul 11.30 – 12.00 UTC. Plot ini menunjukkan kenaikan kecepatan angin secara signifikan.

Estimasi TCN mampu mengikuti fluktuasi kenaikan data aktual secara lebih cepat dibanding estimasi CNN-BiDLSTM. Pada kedua plot, CNN-BiDLSTM mengindikasikan adanya keterlambatan pola estimasi terhadap data kecepatan angin aktual. Sementara itu, kemampuan TCN dalam mengekstraksi fitur temporal sinyal secara efisien terlihat pada Gambar 5(a) dan 5(b). Kemampuan ini dibuktikan melalui perbandingan performa akurasi TCN dan CNN-BiDLSTM. Tabel 5 menyatakan perbandingan akurasi estimasi CNN-BiDLSTM terhadap TCN.

Tabel 5. Performa akurasi CNN-BiDLSTM vs TCN

| Algoritma Estimasi | Performa Akurasi |            |           | Durasi Komputasi        |                        |
|--------------------|------------------|------------|-----------|-------------------------|------------------------|
|                    | R                | RMSE (m/s) | MAE (m/s) | Pelatihan per Epoch (s) | Pengujian Estimasi (s) |
| CNN-BiDLSTM        | 0,77             | 1,16       | 0,85      | 2206                    | 548                    |
| TCN                | 0,87             | 0,91       | 0,65      | 87                      | 37                     |

CNN-BiDLSTM memiliki koefisien korelasi lebih rendah dibanding TCN. RMSE dan MAE algoritma CNN-BiDLSTM lebih tinggi dibanding TCN. Hal ini membuktikan akurasi TCN lebih baik dibanding CNN-BiDLSTM. Apabila ditinjau dari durasi komputasi pada Tabel 5, TCN mampu memproses pelatihan dan estimasi secara lebih cepat dibanding CNN-BiDLSTM. Komputasi berbasis *recurrent neural network* seperti BiDLSTM memproses input secara sekuensial, sementara konvolusi temporal TCN memproses input secara paralel, sehingga mempersingkat durasi komputasi.

Berdasarkan keseluruhan pengujian, algoritma TCN memiliki performa yang lebih baik dibanding CNN-BiDLSTM dalam mengestimasi kecepatan angin anemometer, baik segi akurasi maupun efisiensi komputasi. Bagaimanapun, kedua metode masih mampu menghasilkan estimasi yang memenuhi kriteria WMO dalam pengukuran kecepatan angin permukaan.

## Kesimpulan

Model estimasi berbasis TCN didesain berdasarkan arah angin dominan di Bandara Juanda Surabaya. Model estimasi TCN dibagi menjadi model timuran, baratan, peralihan dan semua arah. Model estimasi kecepatan angin timuran, peralihan dan semua arah memiliki korelasi kuat terhadap data aktual dengan nilai koefisien korelasi berturut-turut yaitu 0,70; 0,77 dan 0,87. RMSE model timuran, peralihan, baratan dan semua arah berturut-turut yaitu 1,37 m/s, 1,02 m/s, 0,93 m/s dan 0,91 m/s. MAE model timuran, peralihan, baratan dan semua arah berturut-turut yaitu 1,06 m/s, 0,75 m/s, 0,77 m/s dan 0,65 m/s. Secara keseluruhan, performa akurasi model estimasi berbasis TCN sudah memenuhi persyaratan WMO untuk pengukuran kecepatan angin yaitu capaian RMSE < 5 m/s dan MAE < 3 m/s. Ditinjau dari durasi komputasi, TCN mampu memproses pelatihan 87 detik per epoch dan estimasi 37 detik. Sementara itu, CNN-BiDLSTM memerlukan durasi pelatihan 2206 detik per epoch dan estimasi 548 detik. Berdasarkan keseluruhan pengujian, algoritma TCN memiliki performa yang lebih baik dibanding CNN-BiDLSTM dalam mengestimasi kecepatan angin anemometer, baik segi akurasi maupun efisiensi komputasi. Estimasi ini diharapkan menjadi *backup* ketika sensor rusak atau ketika dilakukan pemeliharaan. Metode estimasi berdasarkan arah angin dominan memiliki keterbatasan terkait konfigurasi posisi anemometer. Adanya kemungkinan jumlah prediktor berkurang apabila arah angin dominan berasal dari tepi konfigurasi yang berada di dekat ujung landasan. Perlu kajian lebih lanjut terkait pemanfaatan data arah angin sebagai input model estimasi berbasis TCN.

## Referensi

- [1] R. V. Rohli and A. J. Vega, *Climatology*. Jones & Bartlet Learning, 2018.
- [2] P. P. Battista, G. Maracchi, F. Sabatini, M. V. K. Sivakumar & A. Zaldei. *Training Center Manual on Instrumentation and Operations for Automatic Weather Stations for Agrometeorological Application*. 2000.
- [3] Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. *Peraturan Kepala BMKG Nomor 7 Tahun 2014 tentang Standar Teknis dan Operasional Pemeliharaan Peralatan Pengamatan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika*. 2014.
- [4] Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. *Peraturan Kepala BMKG Nomor 23 Tahun 2015 tentang Tata Cara Tetap Pelaksanaan Kalibrasi Peralatan Pengamatan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika*. 2015.
- [5] Y. Li, & X. Shen, "A Novel Wind Speed-Sensing Methodology for Wind Turbines Based on Digital Twin Technology." *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71, 2022. <https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3139698>.
- [6] S. Bai, J. Z. Kolter, & V. Koltun, *An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling*. 2018. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1803.01271>.
- [7] P. Hewage, A. Behera, M. Trovati, E. Pereira, M. Ghahremani, F. Palmieri, & Y. Liu, "Temporal convolutional neural (TCN) network for an effective weather forecasting using time-series data from the local weather station." *Soft Computing*, 24(21), 16453–16482, 2020. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-04954-0>.



- [8] International Civil Aviation Organization. Manual on Low-level Wind Shear (1st ed., Vol. 1). ICAO. 2005. [Online]. Available: <http://www.icao.int>.
- [9] Tim Bidang Analisis Variabilitas Iklim Pusat Informasi Perubahan Iklim Kedepujian Klimatologi. Pemutakhiran Zona Musim Indonesia Periode 1991-2020. 2022.
- [10] T. B. Pepinsky, "A Note on Listwise Deletion versus Multiple Imputation." *Political Analysis*, 26(4), 480–488, 2018. <https://doi.org/10.1017/pan.2018.18>.
- [11] T. Emmanuel, T. Maupong, D. Mpoeleng, T. Semong, B. Mphago, & O. Tabona, "A survey on missing data in machine learning." *Journal of Big Data*, 8(1). 2021. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00516-9>.
- [12] S. van Buuren, & K. Groothuis-Oudshoorn, "MICE: Multivariate Imputation by Chained Equations in R." *Journal of Statistical Software*, 45(3), 1–67, 2011. <https://doi.org/10.18637/jss.v045.i03>.
- [13] A. Adib, S. S. O. Kalantarzadeh, M. M. Shoushtari, M. Lotfirad, A. Liaghat, & M. Oulapour, "Sensitive analysis of meteorological data and selecting appropriate machine learning model for estimation of reference evapotranspiration." *Applied Water Science*, 13(3). 2023. <https://doi.org/10.1007/s13201-023-01895-5>.
- [14] Y. Lin, I. Koprinska & M. Rana, "Temporal Convolutional Attention Neural Networks for Time Series Forecasting," *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2021-July. <https://doi.org/10.1109/IJCNN52387.2021.9534351>.
- [15] R. Wan, S. Mei, J. Wang, M. Liu, & F. Yang, "Multivariate temporal convolutional network: A deep neural networks approach for multivariate time series forecasting," *Electronics (Switzerland)*, 8(8), 2019. <https://doi.org/10.3390/electronics8080876>.
- [16] P. Lara-Benítez, M. Carranza-García, J. M. Luna-Romera & J. C. Riquelme, "Temporal convolutional networks applied to energy-related time series forecasting." *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(7), 2020. <https://doi.org/10.3390/app10072322>.
- [17] F. Yu, & V. Koltun, "Multi-Scale Context Aggregation by Dilated Convolutions,". *ICLR*, 2016, November 23. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1511.07122>.
- [18] K. He, X. Zhang, S. Ren & J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016, December 10. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1512.03385>.
- [19] A. Botchkarev, "A new typology design of performance metrics to measure errors in machine learning regression algorithms," *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 14, 45–76, 2019. <https://doi.org/10.28945/4184>.
- [20] P. Schober, & L. A. Schwarte, "Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation," *Anesthesia and Analgesia*, 126(5), 1763–1768, 2018. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>.
- [21] W. Meteorological Organization, Technical Guidelines for Regional WIGOS Centres on the WIGOS Data Quality Monitoring System. 2018. [Online]. Available: <http://public.wmo.int/en/>.
- [22] C. A. Fiebrich, Y. R. Morgan, A. G. McCombs, P. K. Hall & R. A. McPherson, "Quality assurance procedures for mesoscale meteorological data," *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 27(10), 1565–1582. 2010. <https://doi.org/10.1175/2010JTECHA1433.1>.