ICIT Journal

ISSN : 2356 – 5195

Online ISSN: 2654 - 8704

Uji Model Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode Propagasi Balik Terhadap Sebaran *Particulate Matter* (Pm_{10}) Di Kota Tangerang

Mohammad hairidzulhi[1], Henderi[2], Al Bahra Bin Ladjamudin[3]
Program Studi Magister Teknik Informatika Universitas Raharja[1,2,3]
email : hairidzulhi@raharja.info[1], henderi@raharja.info[2], albahra@raharja.info[3]

Abstrak

Kualitas udara yang buruk, terutama terkait dengan sebaran Particulate Matter (PM_{10}), telah menjadi isu lingkungan yang signifikan dalam lingkungan perkotaan. Penelitian ini bertujuan untuk menguji efektivitas model Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural Network) dengan metode propagasi balik dalam memprediksi sebaran partikel PM_{10} di Kota Tangerang. Penelitian ini didasarkan pada pemahaman bahwa Jaringan Syaraf Tiruan memiliki kemampuan untuk mengenali pola kompleks dalam data lingkungan dan dapat menjadi metode yang berguna untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas udara. Data hasil pengamatan berupa parameter cuaca antara lain suhu, kelembapan, curah hujan dan lama penyinaran matahari serta kadar particulate PM_{10}. Data diambil dari januari 2010 hingga desember 2019. Metode propagasi balik digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali hubungan antara variabel-variabel tersebut dan konsentrasi partikel PM_{10}. Hasil uji model menunjukkan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode propagasi balik mampu memberikan prediksi yang cukup akurat terkait sebaran partikel PM_{10} di Kota Tangerang.

Kata Kunci : Sebaran Particulate Matter (PM10), Jaringan Syaraf Tiruan, Metode Propagasi Balik

Abstract

Poor air quality, especially related to the distribution of Particulate Matter (PM10), has become a significant environmental issue in urban environments. This study aims to test the effectiveness of the Artificial Neural Network model with the back-propagation method in predicting the distribution of PM10 particles in Tangerang City. This research is based on the understanding that Neural Networks have the ability to recognize complex patterns in environmental data and can be a useful method for understanding the factors that affect air quality. Observational data are in the form of weather parameters including temperature, humidity, rainfall and length of sunlight as well as PM10 particulate levels. The data was collected from January 2010 to December 2019. The backpropagation method was used to train the model to recognize the relationship between these variables and the concentration of PM10 particles. The results of the model test show that the Artificial Neural Network with the backpropagation method is able to provide a fairly accurate prediction regarding the distribution of PM10 particles in Tangerang City.

Keywords: *Distribution of Particulate Matter (PM10), Artificial Neural Networks, Backpropagation Method*

1. PENDAHULUAN

Kualitas udara merupakan aspek penting dalam lingkungan perkotaan yang memiliki dampak signifikan terhadap kesehatan manusia dan lingkungan. Salah satu parameter yang digunakan untuk mengukur kualitas udara adalah Particulate Matter (PM10), yaitu partikel-partikel padat atau cair dalam udara dengan diameter kurang dari 10 mikrometer. Partikel PM10 dapat berasal dari berbagai sumber, termasuk aktivitas manusia, industri, kendaraan bermotor, dan aktivitas alam. Akumulasi partikel PM10 dalam udara dapat menyebabkan masalah pernapasan, penyakit kardiovaskular, dan bahkan kematian pada populasi rentan. Di kota-kota padat penduduk seperti Kota Tangerang, masalah kualitas udara menjadi semakin kompleks dan mendesak untuk diatasi. Penilaian dan pemahaman yang akurat tentang sebaran partikel PM10 di lingkungan perkotaan menjadi sangat penting sebagai dasar untuk pengambilan kebijakan dan tindakan mitigasi.

Kota Tangerang memiliki luas 153.9 km2 atau 15.391 Ha dengan jumlah penduduk pada tahun 2021 adalah 1.853.462 jiwa (BPS Kota Tangerang 2021). Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) merupakan instansi pemerintah yang bertanggung jawab dalam pengamatan dan pemantauan kualitas udara yang tertuang dalam UU No. 31 tahun 2009. Oleh karena itu BMKG akan melaksanakan kegiatan untuk proses identifikasi kualitas udara yang terdapat di atmosfer sehingga BMKG dapat memberikan informasi mengenai baik atau buruknya kualitas udara di Indonesia. Kemajuan teknologi, informasi dan komunikasi dunia, memiliki pengaruh terhadap perkembangan teknologi BMKG dimana saat ini BMKG mengupayakan terealisasinya pemanfaatan teknologi utama di dalam bidang Otomatisasi, Big Data, Artificial Intelligence, dan Internet of Things. Dengan adanya kemajuan teknologi tersebut maka dalam penyampaian informasi akan lebih mudah seperti informasi mengenai pencemaran udara di suatu daerah sehingga dapat memudahkan masyarakat dalam mengambil langkah bijak.

Dalam beberapa dekade terakhir, teknologi Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural Network) telah muncul sebagai alat yang kuat untuk memahami dan memodelkan hubungan yang kompleks antara berbagai parameter lingkungan. Jaringan Syaraf Tiruan adalah model matematika yang terinspirasi dari kerja jaringan syaraf biologis manusia dan mampu "belajar" dari data yang ada untuk mengenali pola-pola yang mungkin sulit dikenali oleh metode konvensional. Penelitian yang pernah dilakukan oleh Asghari dan Nematzadeh, menggunakan metode *Backpropagation - Algoritma Genetika (BP-GA).* Penelitian menunjukkan metode tersebut memiliki akurasi dan kinerja yang lebih tinggi. Selain itu, juga penelitian menunjukkan bahwa hasilnya lebih akurat untuk periode waktu yang lebih pendek hal ini disebabkan karena fluktuasi data yang besar dalam pengembalian jangka panjang berdampak negatif pada kinerja jaringan syaraf. Hasil penelitian yang dilakukan oleh Yun Bai dkk menunjukkan bahwa model *wavelet technique and back propagation neural network* (W-BPNN) memiliki kinerja peramalan yang lebih baik untuk polutan udara dibandingkan model mono-BPNN yaitu dalam hal indeks statistik (rata-rata kesalahan persentase absolut, kesalahan kuadrat akar rata-rata dan kriteria koefisien korelasi).

Aprianto, dkk. melakukan penelitian menggunakan arsitektur dengan neuron sebanyak 20-20-15-15-10-1 dengan fungsi tansig-logsig-tansig- logsig tansig-purelin pada setiap lapisan jaringan dengan tingkat akurasi yaitu sebesar 93,34% hal ini menunjukan bahwa parameter cuaca dapat menjadi inputan untuk memprediksi PM10. Nikentari membahas mengenai perbandingan penggunaan Jaringan Saraf Tiruan model backpropagation dan k-nearest neighbor dalam memprediksi pasang surut air laut yang hanya menggunakan satu inputan yaitu nilai pasang surut dengan menggunakan arsitektur [1 5 1] dari hasil penelitian menunjukan bahwa data pemodelan dengan data aktual yang menggunakan JST backpropagation memiliki nilai validasi yang lebih baik dengan nilai MSE sebesar 0,207 dengan akurasi 0,973144 atau 97,3%.

Meskipun Jaringan Syaraf Tiruan telah digunakan dalam berbagai studi lingkungan, penggunaannya dalam memodelkan sebaran partikel PM10 di Kota Tangerang masih relatif terbatas. Penelitian sebelumnya cenderung lebih fokus pada pengukuran dan analisis data kualitas

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704

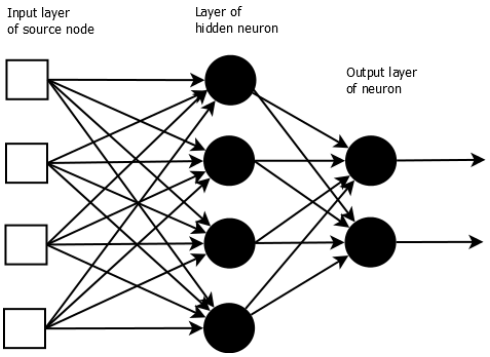
udara daripada penggunaan teknik prediksi seperti Jaringan Syaraf Tiruan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan menguji efektivitas model Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode propagasi balik dalam memprediksi sebaran partikel PM10 di Kota Tangerang.

Penelitian ini menerapkan jaringan syaraf tiruan propagasi balik untuk mengetahui tingkat pencemaran udara yang dapat diakses oleh masyarakat melalui tampilan antarmuka untuk mendukung kesehatan masyarakat dan mengurangi dampak penyakit akibat pencemaran udara. Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengembangkan dan menguji model Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode propagasi balik untuk memprediksi sebaran partikel PM10 di Kota Tangerang. Diharapkan bahwa model ini dapat memberikan prediksi yang akurat dan berguna bagi pengambilan kebijakan terkait dengan peningkatan kualitas udara di kota tangerang.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan pemodelan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan metode propagasi balik. Jaringan syaraf tiruan backpropagation termasuk kedalam arsitektur jaringan Multilayer feedforward network yang memiliki tiga layer yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi dan lapisan output. Penelitian ini input layer memiliki 5 node (suhu, kelembapan, lama penyinaran matahari, curah hujan dan kadar PM10), hidden layer memiliki n node, dan untuk output layer memiliki 1 node (prediksi kandungan PM10). Propagasi balik memiliki arsitektur dengan lapisan masukan yang meneruskan bobot data ke dalam lapisana tersembunyi, dimana lapisan tersembunyi berfungsi untuk transformasi neuron dan akan masuk ke lapisan keluaran dimana lapisan yang akan menunjukan hasil jaringan saraf tiruan. Arsitektur propagasi balik dapat ditunjukan pada Gambar 2.6.



Gambar 1. Arsitektur JST dalam pemodelan prediksi PM10

Normalisasi data digunakan untuk mendapatkan nilai yang bernilai 0 hingga 1 jika menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner dan untuk mengecilkan range data (Sukarno dkk., 2013), normalisasi data dapat dilakukan dengan perhitungan:

$$Xbaru = \frac{Nilai\ Xlama - Nilai\ Xminimum}{Nilai\ Xmaximum - Nilai\ Xminimum}$$

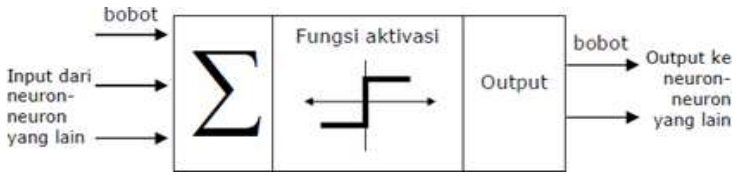
Algoritma propagasi balik diperlukan perhitungan untuk mengetahui nilai *Mean Square Error* (MSE) yaitu rata-rata selisih kuadrat dari nilai *error* :

$$MSE = \frac{1}{Q}\sum_{k=1}^{Q} ek^2 = \frac{1}{Q}\sum_{k=1}^{Q} (t_k - a_k)^2$$

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704

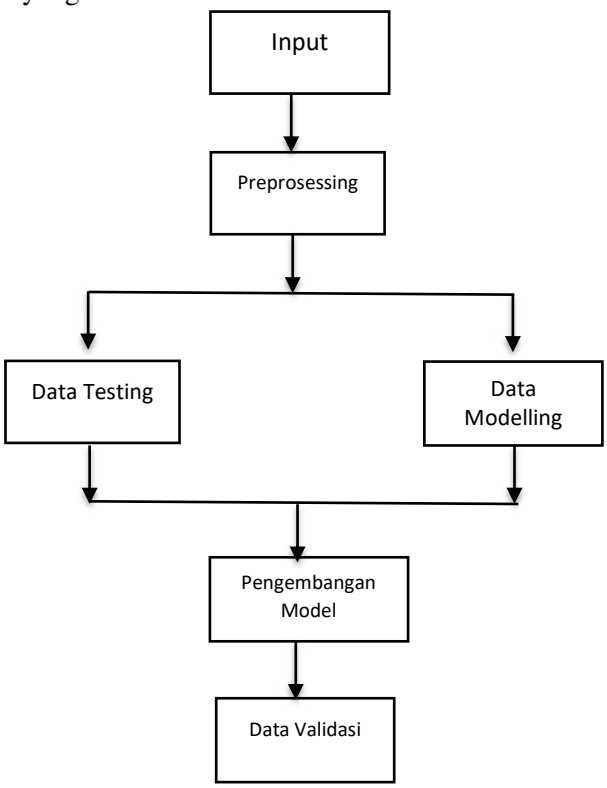
Keterangan:
Q = jumlah data yang dihitung
t_k = vektor target
a_k = vektor keluaran jaringan
ek = $t_k - a_k$

Jaringan Saraf Tiruan atau Artificial neural network (ANN) merupakan sistem proses informasi yang mempunyai karakteristik kerja seperti jaringan saraf manusia yang dapat memecahkan masalah dengan mempelajari pola contoh yang diberikan sebelumnya, tersusun dari beberapa node (neuron) yang saling berhubungan (Arifien dkk., 2012) neuron satu akan dihubungkan dengan neuron yang lain menggunakan link komunikasi yang disebut arsitektur jaringan dimana untuk setiap hubungan tersebut akan memiliki bobot koneksi (weight) yang dilatih agar mendapatkan output yang diinginkan. Struktur neuron memiliki tiga bagian, yaitu: fungsi penjumlahan, fungsi aktivasi dan keluaran.



Gambar 2. Struktur neuron jaringan syaraf

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menguji efektivitas model tersebut dalam memprediksi sebaran partikel PM10 di Kota Tangerang berdasarkan data cuaca dan lingkungan. Berikut ini adalah desain penelitian yang dilakukan.



Gambar 3. Alur Data Processing

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704

1. Input
   Data hasil pengamatan berupa parameter cuaca antara lain suhu, kelembapan, curah hujan dan lama penyinaran matahari serta kadar particulate PM10. Data diambil dari januari 2016 hingga desember 2019.

2. Preprosessing
   Data yang dikumpulkan melalui stasiun pemantau diolah sebelum digunakan dalam model. Langkah-langkah preprocessing meliputi penghapusan data yang hilang atau tidak valid, normalisasi data, dan konversi data menjadi format yang cocok untuk pelatihan jaringan syaraf tiruan.
3. Data Testing
   Bagian dari data yang terkumpul akan disisihkan untuk menjadi data uji (testing). Data ini tidak akan digunakan dalam proses pelatihan, tetapi akan digunakan untuk menguji kinerja model setelah dihasilkan.
4. Data Modelling:
   Data yang telah dipreproses akan digunakan untuk pelatihan model jaringan syaraf tiruan dengan metode propagasi balik. Model akan belajar dari pola-pola dalam data cuaca dan partikel PM10, serta berusaha untuk memahami hubungan antara variabel cuaca dan tingkat konsentrasi partikel PM10.
5. Pengembangan Model dengan Website:
   Output dari sistem yaitu nilai yang menunjukan persentase atau ukuran untuk nilai PM10 sebagai indeks tingkat kualitas udara, output yang berupa nilai akan ditampilkan pada website untuk mempermudah pengguna dalam pemakaian sistem. Output dari sistem JST adalah indeks standar pencemaran udara PM10 yang ditetapkan oleh Bappeda, sehingga dapat menghasilkan informasi mengenai konsentrasi PM10.
6. Data Validasi
   Setelah model diimplementasikan dalam lingkungan website, Anda dapat melakukan validasi tambahan untuk memastikan bahwa model memiliki kinerja yang baik. Ini mungkin melibatkan pengujian dengan data uji independen yang tidak digunakan dalam pelatihan model sebelumnya. Validasi ini akan mengkonfirmasi kemampuan model dalam memprediksi dengan benar sebaran partikel PM10 berdasarkan data cuaca yang diberikan. Adapun nilai indeks PM10 dapat dijelaskan melalui tabel berikut :

Tabel 1. Tabel nilai indeks PM10 sebagai output

Kategori	Nilai	Interpretasi
Baik	1 - 50	Tidak ada efek
Sedang	51-100	Terjadi penurunan pada jarak pandang
Tidak sehat	101-199	Jarak pandang turun dan terjadi pengotoran debu di mana-mana
Sangat tidak sehat	200-299	Meningkatnya sensitivi-tas pada pasien berpenyakit asthma dan bronchitis
Berbahaya	300-lebih	Tingkat yang berbahaya bagi semua populasi yang terpapar

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data diambil sebagai keperluan untuk membuat Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode propagasi balik, data inputan berupa data suhu dan kelembaban yang diperoleh dari Stasiun Geofisika Tangerang. Data yang digunakan diambil dari rentang waktu 2016 – 2019 dengan data yang diambil dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan sebanyak 2.478 data dan data pemodelan sebanyak 620 data.

Tabel 2. Sampel dataset pemodelan

Temp	rh	Target (PM_{10})
24.51	100	5.8325
24.47	100	4.7235
24.43	100	7.1395
24.08	100	10.1716
24.19	100	7.5885
25.41	100	14.6386
Sampai 620 dataset		

Data inputan yang digunakan pada sistem merupakan data sekunder dari Stasiun Geofisika Tangerang, data tersebut terdiri dari suhu, kelembapan, curah hujan serta lama penyinaran matahari dan data kadar konsentrasi particulate matter (PM10). Data inputan akan digunakan sebagai pola data masukan dan keluaran untuk kondisi yang sudah terjadi dimana nantinya pola tersebut akan digunakan sebagai data pelatihan dan pemodelan jaringan saraf tiruan. Data PM10 selama 5 tahun dengan mengambil pengamatan perminggu, pembagian data meliputi data untuk proses pelatihan, pembuatan model dan proses validasi dimana untuk data training sebanyak 190 data, 20 data untuk pelatihan pemodelan. Data validasi sebanyak 5 bulan pengamatan (Agustus 2019 - Desember 2019) yang digunakan sebagai hasil validasi hasil dari pemodelan prakiraan PM10 jaringan syaraf tiruan.

Tabel 3. Sampel dataset pemodelan

temp	rh	Target (PM_{10})
24.14	100	65.7626
23.96	100	56.9106
23.52	100	29.1576
23.28	100	10.8636
23.06	100	2.9505
27.45	92.68	25.6426
29.08	81.85	95.5816
30.04	77.12	117.7707
31.7	70.46	98.7666
32.65	65.1	75.5096
34.23	58.51	45.2506
35.01	54.38	29.3276
34.63	55.47	29.0346
33.4	61.35	24.8826
30.33	77.98	13.6286
29.43	80.59	5.6255

25.46	100	0.6175
25.2	100	4.9705
24.81	100	6.5925
Sampai 2478 dataset		

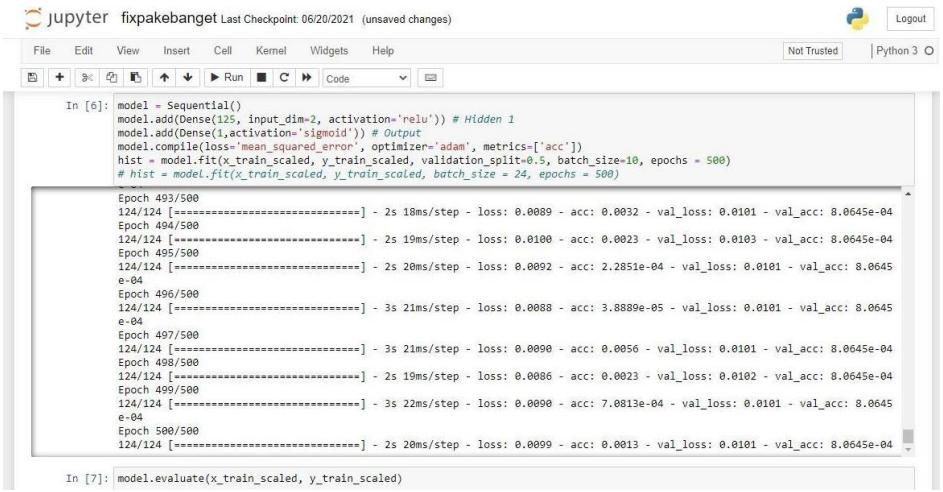
Set data yang disiapkan berupa data input dan output untuk JST dengan metode propagasi balik yang akan digunakan, dapat berupa file CSV atau excel. Setelah set data siap akan dilakukan *import* data pemrograman python menggunakan *library pandas*.

```
df = pd.read_csv('fix02.csv', na_values=['NA', '?'])
```

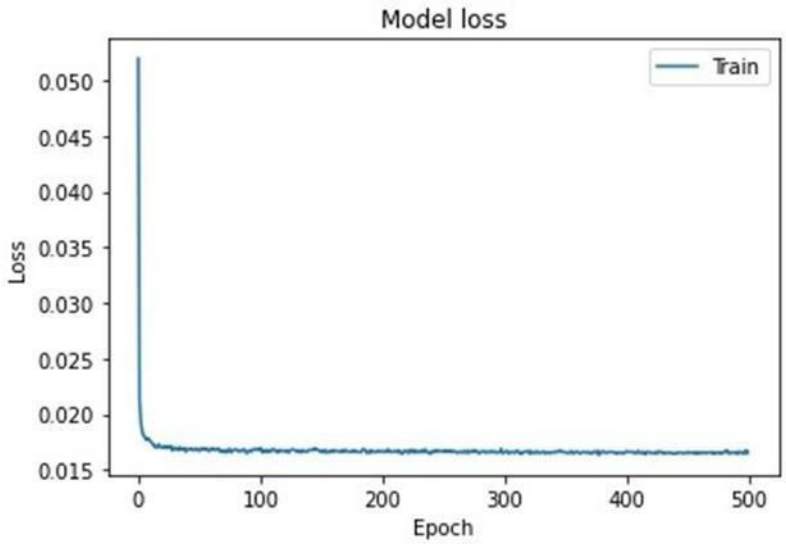
```
1.  import pandas as pd
2.  import numpy as np
3.  import seaborn as sns
4.  import keras
5.  from keras.models import Sequential
6.  from keras.layers import Dense
7.  import io
8.  import sys
9.  import matplotlib.pyplot as plt
10. import sklearn
11. from sklearn import preprocessing
12. from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
13. from sklearn.model_selection import train_test_split
14. from keras.models import Sequential
15. from keras.layers import Dense
16. import tensorflow as tf
17. from keras import optimizers
```

Pada proses inisialisasi telah ditentukan bahwa *epoch* yang digunakan sebanyak 500 kali yang memiliki jumlah batch size sebanyak 10 baris data untuk setiap pengulangan *epoch*. jumlah data yang digunakan dalam proses pelatihan adalah 80% dari 3098 data, fungsi aktivasi pada layer input dan hidden layer menggunakan aktivasi relu sedangkan pada output menggunakan aktivasi sigmoid dan loss function menggunakan perintah mean square error sebagai fungsi dari metode propagasi balik.

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704



Gambar 4. Proses Training Data

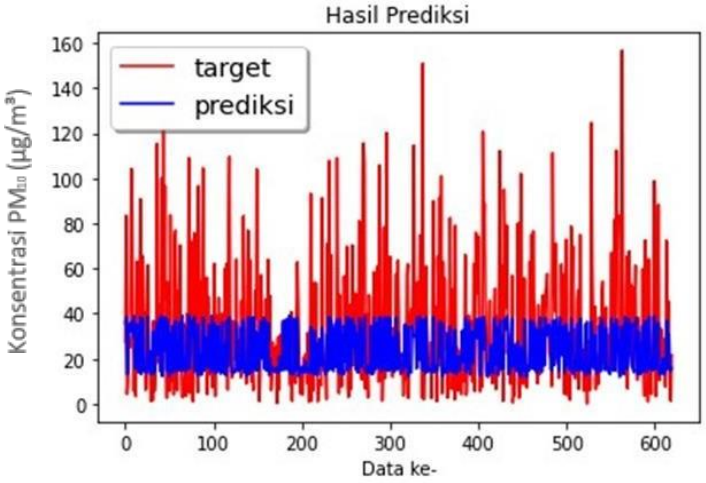


Gambar 5. Grafik nilai loss pada training data

Pada gambar 5 terlihat bahwa pelatihan JST mampu menghasilkan nilai loss dengan menggunakan persamaan mean squared error (MSE) yang dilatih menggunakan 500 epochs, nilai yang didapatkan pada epoch pertama mencapai 0.0614 namun setelah memasuki epoch 500 nilai loss mampu mencapai angka 0.015 hal ini menunjukan bahwa JST sudah mampu menghasilkan output pelatihan yang cukup baik mengingat jika nilai dataset pada input dan output memiliki pergerakan data yang kurang baik untuk setiap jamnya. kemudian, pada perintah yang dapat dilihat pada gambar 4.3 menunjukan nilai akurasi data yang menggunakan fungsi mean absolute error (MAE) untuk mengetahui tingkat akurasi model JST dengan menghitung rata-rata selisih mutlak nilai sebenarnya dengan nilai prediksi untuk keseluruhan data dengan nilai yang didapatkan hanya sebesar 0.10 atau 10%.

Model yang telah melalui proses pelatihan kemudian akan dilakukan pengujian antara data hasil prediksi dengan data yang sebenarnya. pengujian data menggunakan 20% dari 3098 data.

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704



Gambar 6. Grafik pengujian data

Gambar 6 menunjukan perbandingan data prediksi dengan data sebenarnya pada pemodelan JST, pada grafik tersebut terlihat bahwa data sudah berhimpit karena memiliki nilai error yang cukup kecil yakni sebesar 0.0098 namun data tersebut masih memiliki perbedaan nilai yang besar antara data prediksi dan data sebenarnya karena akurasi yang dimiliki hanya 0.1 atau 10%. dari nilai validasi juga dapat dihitung menggunakan nilai *loss* dan akurasi yang dihasilkan dari proses pelatihan dan validasi data.

Tabel 4 Perbandingan pengujian nilai loss

No	*Epoch*s	Error	Val_error
1.	10	0.0195	0.0161
2.	100	0.0164	0.0151
3.	250	0.0156	0.0149
4.	400	0.0096	0.0101
5.	500	0.0098	0.0102

Tabel 5. Perbandingan pengujian nilai akurasi

No	*Epoch*s	Accuracy	Val_acc
1.	10	0.0012	0.0016
2.	100	0.0012	0.0016
3.	250	0.0012	0.0016
4.	400	0.00093	0.0008
5.	500	0.0014	0.0008

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704

Tabel 4 dan tabel 5 menunjukan perbandingan nilai error dan akurasi pada saat proses pelatihan dan validasi, dapat dilihat dari tabel 4 jika nilai *error* tidak jauh berbeda pada kedua proses. Sedangkan pada tabel 5 nilai akurasi antara proses pelatihan dan validasi tidak jauh berbeda dan menunjukan hasil yang konsisten. Hal ini dapat dikatakan jika JST propagasi balik memiliki proses pelatihan yang cukup baik untuk pemodelan PM10 sehingga nilai target dan prediksi dapat berimpit karena memiliki error yang kecil namun belum bisa melakukan prediksi dengan baik untuk menentukan setiap nilai outputnya**.**

Pemodelan particulate matter (PM10) menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan metode propagasi balik memiliki hasil pemodelan yang dapat dilihat dari nilai error dan akurasi pada saat pelatihan JST. Metode propagasi balik yang digunakan saat pelatihan menggunakan bahasa python yang bekerja secara implisit dengan *library keras tensorflow* dengan beberapa parameter yang digunakan, seperti input, *hidden layers*, output, hidden layers, loss dan dense yang dapat mempengaruhi hasil prakiraan PM10. Setiap parameter yang digunakan dapat disesuaikan dengan nilai loss dan akurasi yang diinginkan, untuk penelitian ini menggunakan 500 *epoch* karena saat proses train and error sudah mendapatkan nilai yang diinginkan.

Nilai *error* saat pelatihan dengan 500 epoch mencapai 0.0098 dan akurasi yang didapatkan sebesar 10%. hal ini menunjukan jika metode propagasi balik untuk prakiraan PM10 sudah memiliki pola nilai yang sama dengan nilai sebenarnya dapat dilihat dari nilai error yang kecil namun nilai tersebut belum bisa mendekati angka sebenarnya karena nilai akurasi yang didapat masih sangat kecil. Hal ini dapat disebabkan oleh dataset saat pelatihan memiliki nilai yang sangat heterogen sehingga metode propagasi balik tidak dapat mengklasifikasikan target tertentu pada inputan yang diberikan. Dataset yang heterogen menyebabkan data tersebut tidak linier dimana yang seharusnya memiliki perbandingan lurus antara suhu dan PM10. Hal ini dapat dilihat pada gambar 4.7.

Gambar 7 Perbandingan nilai suhu dan konsentrasi PM10

Pada gambar 7 diatas menunjukan bahwa peningkatan atau penurunan suhu tidak berbanding lurus dengan nilai konsentrasi hal ini dapat disebabkan oleh faktor lainnya seperti adanya peningkatan kendaraan bermotor, kebakaran hutan, curah hujan, arah angin dan lainnya. Parameter pelatihan data dimana nilai target tidak diklasifikasi, namun menggunakan data sebenarnya dengan hubungan antara suhu, kelembaban dan nilai konsentrasi yang tidak menentu dapat menjadi penyebab nilai akurasi yang sangat kecil. Model yang dihasilkan pada proses pelatihan dapat dijadikan data pemodelan yang digunakan pada halaman website, model dan website dihubungkan menggunakan mini framework dari python yaitu flask yang menghubungkan model jaringan saraf tiruan dengan interface system. Pemodelan tersebut akan melakukan prakiraan PM10 dari data suhu dan kelembapan yang diinputkan users.

ISSN : 2356 – 5195
Online ISSN: 2654 - 8704

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian yang diperoleh memberikan kesimpulan, yaitu jaringan saraf tiruan metode propagasi balik sebagai pemodelan konsentrasi PM10 yang dirancang menggunakan bahasa pemrograman *python* berhasil dibuat dengan pola pelatihan yang dimasukan ke dalam sistem, JST menggunakan arsitektur [2 125 1] yaitu 2 input parameter suhu dan kelembaban, menggunakan 1 lapisan *hidden layers* dengan 125 neuron dan 1 output. *Epoch* pelatihan sebanyak 500 *epoch* yang menghasilkan nilai *error* 0.0098 dengan nilai akurasi yang didapat sebesar 10%. pelatihan menggunakan dataset yang tidak linier dan tidak diklasifikasi sehingga menghasilkan nilai akurasi yang sangat kecil. Proses pelatihan menghasilkan pemodelan yang disimpan dalam bentuk file, file pemodelan tersebut dapat dihubungkan dengan *interface system* menggunakan mini *framework flask* dan akan dihasilkan prakiraan konsentrasi PM10 dengan menginputkan data suhu dan kelembaban.

5. SARAN

Saran yang dapat digunakan sebagai acuan untuk penelitian selanjutnya antara lain:

1. Menggunakan dataset pelatihan yang menunjukan hubungan kesesuaian antara nilai input dan output.
2. Menggunakan output yang sudah diklasifikasikan untuk mendapatkan nilai akurasi yang baik.
3. Menambahkan beberapa parameter yang berpengaruh terdapat perubahan konsentrasi PM_{10}.

DAFTAR PUSTAKA

1. Predicting air pollution in Tehran: Genetic algorithm and back propagation neural network M. Asghari H. Nematzadeh Department of Computer Engineering, Sari Branch, Islamic Azad University, Sari, Iran. Journal of AI and Data Mining
2. Air pollutants concentrations forecasting using back propagation neural network based on wavelet decomposition with meteorological conditions. Yun Bai a, Yong Li b, Xiaoxue Wang c, Jingjing Xie d, Chuan Li b e
3. Prediksi Kadar Particulate Matter (PM10) untuk Pemantauan Kualitas Udara Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Studi Kasus Kota Pontianak. Yogi Aprianto, Nurhasanah Nurhasanah, Iklas Sanubary
4. Prediksi Pasang Surut Air Laut Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Nerfita Nikentari, Nola Ritha, Tri Haryadi
5. Munir, M., Akbar, A. R. M., Badaruddin, B., & Wahdah, R. (2018). Hubungan Cuaca dan Konsentrasi Pm10 (Studi Kasus di Kota Banjarbaru). EnviroScienteae, 14(1), 46–61.
6. Sari, I. R. J., Fatkhurrahman, J. A., & Andriani, Y. (2019). Pola Sebaran Polutan PM2.5 dan PM10 harian terhadap faktor suhu dan kelembaban. Prosiding SNST Fakultas Teknik, 1(1).
7. Tresnasari, S., Budiyono, B., & Suhartono, S. (2018). Gambaran Pola Pencemar Udara Di Wilayah Sekitar Bundaran Hotel Indonesia Tahun 2017. Jurnal Kesehatan Masyarakat (e-Journal), 6(6), 344–353
8. Munir, M., Akbar, A. R. M., Badaruddin, B., & Wahdah, R. (2018). Hubungan Cuaca dan Konsentrasi Pm10 (Studi Kasus di Kota Banjarbaru). EnviroScienteae, 14(1), 46–61.