

Perancangan Model Algoritme Backpropagation untuk Memprediksi Jumlah Kasus DBD Berdasarkan Data Cuaca

Rusdah¹, Benita Hasna Raissa²

¹ Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Indonesia
Email: ¹benitaaa04@gmail.com, ²rusdah@budiluhur.ac.id

Article Info

Article history:

Received Sep 19, 2023

Revised Mar 19, 2024

Accepted Jun 03, 2024

Keywords:

Data mining

Algoritme Backpropagation

Neural Network

Cases of Dengue Fever

Weather

ABSTRACT

The number of dengue fever cases in Jakarta is still crucial; in 2018 – 2022, there have been changes in cases in a short time. Based on surveillance data, the number of cases in 2022 will be 3,190 people. One of the efforts to reduce the incidence of Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) is forecasting the incidence of DHF to prevent an increase in DHF cases, which continues every year. One of the solutions to control the cases is to forecast the case number. This research proposed forecasting built with an artificial neural network for dengue fever sufferers in Central Jakarta using surveillance data, adding parameters, average temperature, humidity, rainfall, and average wind speed. The data used is public through surveillance and the BMKG website, and the data used is from 2018 to 2022 with 1826 records. In this study using the backpropagation neural network algorithm, the model used is 4-3-1, where there are 4 variables in the input layer, 3 units in the hidden layer, 1 unit in the output layer with a learning rate value of 0.04, and momentum of 0.09 and the results are (RMSE) 4,347.

Copyright © 2024 Universitas Indraprasta PGRI.
All rights reserved.

Corresponding Author:

Benita Hasna Raissa,

Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi,

Universitas Budi Luhur,

Jl. Ciledug Raya, RT.10/RW.2, Petukangan Utara, Kec. Pesanggrahan, Kota Jakarta Selatan, Daerah

Khusus Ibukota Jakarta 12260

Email: benitaaa04@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Demam berdarah *dengue* (DBD) merupakan infeksi virus yang ditularkan melalui nyamuk *Aedes aegypti* yang sudah terinfeksi virus *dengue*. Gejala DBD yaitu mual-muntah dan nyeri perut terkadang timbul pendarahan pada saluran sistem pencernaan dan pendarahan pada hidung [1]. Penyakit ini dapat berakibat fatal jika tidak ditangani dengan cepat dan tepat, terutama pada anak-anak dan orang dewasa yang kekebalan tubuhnya lemah.

Demam berdarah *dengue* (DBD) sudah menjadi masalah kesehatan masyarakat internasional yang utama [2]. Pada tahun 2020 DKI Jakarta masuk ke dalam 10 besar daerah yang tingkat kasus Demam Berdarah tertinggi di Indonesia. Berdasarkan data surveilans jumlah kasus dalam 5 tahun yaitu, jumlah kasus DBD di wilayah Jakarta Pusat pada tahun 2018 sebanyak 1.761 orang, jumlah kasus tahun 2019 sebanyak 2.393 orang, tahun 2020 jumlah kasus demam berdarah 1.905 orang, pada tahun 2021 jumlah kasus demam berdarah mengalami penurunan menjadi 1.612 orang, dan pada tahun 2022 kasus meningkat menjadi 3.190 orang. Menurut Cut I.N. Sari faktor yang terkait dalam penularan demam berdarah yaitu, kepadatan penduduk, mobilitas penduduk, kualitas perubahan dan sikap hidup [3]. Jakarta Pusat merupakan tingkat kepadatan penduduk tertinggi di wilayah DKI Jakarta. Dengan luas wilayah hanya 47,56 km persegi, pada bulan Juni 2022 jumlah penduduk Jakarta Pusat mencapai 1,11 juta jiwa [4].

Faktor yang dapat memicu DBD adalah faktor lingkungan seperti perubahan suhu, kelembapan dan curah hujan yang mengakibatkan nyamuk lebih sering bertelur dan virus *dengue* berkembang biak dengan cepat [3]. Salah satu upaya untuk menekan angka kejadian DBD dengan melakukan peramalan kejadian DBD untuk mencegah peningkatan penderita DBD yang terus berlanjut setiap tahun. Meramalkan

kejadian DBD dapat dilakukan dengan unsur cuaca karena seperti yang sudah dijelaskan DBD disebabkan oleh nyamuk yang pertumbuhannya dipengaruhi oleh cuaca.

Penelitian ini melakukan peramalan seperti yang disajikan pada Tabel 1 sudah cukup banyak dilakukan, namun dari model yang disajikan masih memiliki kelemahan. seperti, beberapa penelitian parameter yang digunakan hanya menggunakan data DBD tidak melakukan pengujian pada data cuaca. Dalam penelitian ini terdapat penelitian sebelumnya yang menggunakan objek penelitian yang sama dengan performa belum optimal. [5] telah melakukan penelitian peramalan penyakit DBD menggunakan Algoritma *Regresi Linear* dan menghasilkan nilai RMSE 94.00106913. [3] melakukan perbandingan model *transfer* dengan model *neural network* untuk memprediksi banyak kasus demam berdarah pada hasil akhirnya didapatkan RMSE, MAPE, dan SMAPE dari model *transfer function* 75,5315; 61,64293, 74,20904 dan *Single ANN* 55,99797; 56,491; 45,168. Terdapat penelitian sebelumnya yang menggunakan sumber *dataset* yang sama. [6] Telah dilakukan penelitian peramalan jumlah kasus DBD hanya menggunakan parameter data DBD dan curah hujan yang bersumber dari surveilans dan curah hujan dan menggunakan analisis *regresi linear* sederhana. Oleh karena, penelitian ini melakukan pengembangan dengan menambahkan parameter independent, dan diusukan penerapan metode ANN yang terbukti lebih optimal dan memiliki performa lebih baik.

Tabel 1. Studi Literatur

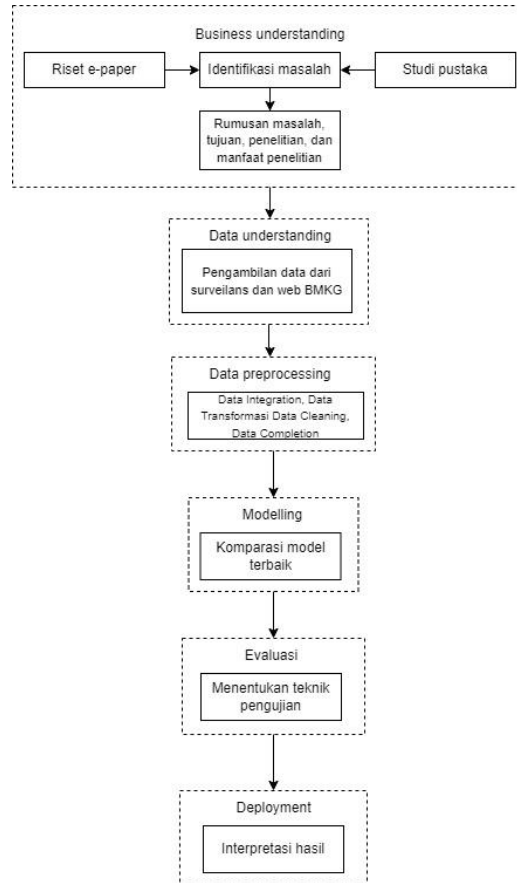
Tahun	Judul	Dataset	Metode	Hasil Penelitian
2017	<i>A Model for Climate data is sourced from webise BMKG in Yogyakarta</i> <i>Forecasting the Number of Cases and Distribution Pattern of Dengue Hemorrhagic Fever in Indonesia</i> [7]		Vector Autoregressive Spatial Autocorrelation (VARSA)	<i>Linear regression algorithm for the RMSE value of 3,49, and MAE value of 2,71. ARIMA method for the RMSE value of 3.55 and MAE value of 2.68</i>
2018	Perbandingan Metode Arima (Box Jenkins) Dan Arfima Dalam Peramalan Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue Di Rumah Sakit Hasan Sadikin Bandung[8]	Sumber data kasus dbd dari rumah sakit Dr. Hasan Sadikin Bandung	ARIMA dan ARFIMA	Menghasilkan model ARIMA (1,0,0) (1,1,0)12 dengan nilai MAPE sebesar 1.12%, kemudian ARFIMA 20 (1,1,0) dengan nilai MAPE sebesar 0.7%.
2019	Forecasting Model Penyakit Demam Berdarah Dengue Di Provinsi DKI Jakarta Menggunakan Algoritma Regresi Linier Untuk Mengetahui Kecenderungan Nilai Variabel Prediktor Terhadap Peningkatan Kasus[5]	Data DBD yang diperoleh dari Dinas Kesehatan DKI Jakarta. Data cuaca yang diperoleh dari Dinas Lingkungan Hidup DKI Jakarta.	Algoritma Regresi Linier	MSE 74.79511613, MAPE 0.681404268, RMSE 94.00106913
2019	Prediksi Angka Kejadian Demam Berdarah Dengue (DBD) Berdasarkan Faktor Cuaca Menggunakan	Sumber data cuaca melalui (BPS) Kota Semarang, website www.wunderground.com dan website www.ncdc.noaa.gov , dan data kasus dbd melalui	Metode Extreme Learning Machine	MSE 0,0116 pengujian

2019	Metode Extreme Learning Machine (Studi Kasus Kecamatan Tembalang)[9]	Dinas Kesehatan Kota Semarang.			
2019	Peramalan Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue (Dbd) Berdasarkan Surveilans Kasus Dan Curah Hujan Di Kota Magelang[6]	Data DBD yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Magelang. Data cuaca diperoleh dari BMKG Stasiun Klimatologi Kota Semarang	Regresi linier sederhana	Persamaan regresi linier sederhana yaitu $\hat{Y} = 1,915 + 0,003 (X)$	
2021	Perbandingan Model Transfer Function Dan Model Neural Network Untuk Prediksi Kasus Demam Berdarah di Kota Malang[3]	Data bulanan wabah penyakit demam berdarah yang merupakan data sekunder yang diperoleh dari Dinkes Jatim.	Transfer Function dan Artificial Neural Network	RMSE, MAPE, dan SMAPE dari model <i>transfer function</i> 75,5315; 61,64293, 74,20904 dan <i>Single ANN</i> 55,99797; 56,491; 45,168	
2021	<i>Forecasting Cases of Dengue Hemorrhagic Fever Using the Backpropagation, Gaussians, and Support-Vector Machine Method</i> [10]	<i>Data collection was taken from the Bali provincial health office</i>	<i>Backpropagation, Gaussians, and Support-Vector Machine Methods</i>	<i>Backpropagation method is better at predicting dengue fever cases with a MAPE error rate of 0.025. Simultaneously, the gaussian method has a MAPE error rate of 0.035, and support-vector machine has a MAPE error rate of 0.060.</i>	
2021	<i>Long Short-Term Memory forecasting model for dengue fever cases in Malang regency, Indonesia</i> [11]	<i>Climate data is sourced from Malang Regency Health Office, and weather data from website BMKG in Malang.</i>	LSTM	<i>RMSE value of 5.5922 and SMAPE value of 34.429%</i>	
2021	<i>Forecasting the Number of Demam Berdarah Dengue (DBD) Patients Using the Fuzzy Method at the Siwalankerto Public Health Center</i> [12]	<i>Dengue cases data is used from Siwalankerto Health Center</i>	Fuzzy Model	MAPE Formula 83%	

Penelitian ini dilakukan untuk melakukan peramalan jumlah penderita kasus DBD menggunakan data di Jakarta Pusat, menggunakan data DBD dan data cuaca. Dilakukan peramalan menggunakan metode Artificial Neural Network. Melakukan pengembangan penelitian dengan menambahkan parameter independen, yaitu suhu rata-rata, kelembapan rata-rata, curah hujan, dan kecepatan angin rata-rata. Penelitian ini memanfaatkan *tools RapidMiner* sebagai alat bantu pembuatan *data mining*.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan metodologi *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Gambar 1 menunjukkan tahapan-tahapan dalam penelitian ini sebagai implementasi dari CRISP-DM.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dimulai dari *business understanding* melakukan riset jurnal dan fokus pada jumlah kasus DBD terhadap cuaca, dengan algoritma yang dilakukan dan mencari rumusan masalah, tujuan, hingga hasil evaluasi setiap jurnal tersebut, dan setelah itu melakukan pencarian sumber data, data pada penelitian ini diambil dari Surveilans dan website BMKG. Sebelum *dataset* dilatih, *dataset* dilakukan pra-pemrosesan untuk melatih model. Selanjutnya melakukan komparasi algoritma untuk menentukan model algoritma terbaik. Model tersebut akan dilatih untuk dapat melakukan peramalan kasus DBD di Jakarta Pusat. Tahap terakhir akan dilakukan deployment untuk mengetahui Tingkat akurasi dari hasil peramalan model terhadap jumlah kasus DBD.

2.1. Business Understanding

Pada tahap ini dilakukan dengan cara riset pada jurnal, jurnal dicari secara online melalui *Google Scholar*, *Semantic Scholar*, *ScienceDirect*. Jurnal yang diteliti hanya jurnal yang terfokus pada peramalan jumlah kasus DBD terhadap cuaca. Setelah jurnal sudah didapatkan, peneliti melakukan riset jurnal secara teliti mulai dari rumusan masalah, tujuan dibuat nya penelitian, hingga hasil evaluasi setiap algoritma yang digunakan pada jurnal tersebut. Peneliti dapat menentukan bahwa penelitian ini dilakukan peramalan karena sifat data yang memiliki prinsip pengetahuan masa lalu, dan masa datang, seperti yang dijelaskan teori forecasting yaitu, teori *forecasting* didasarkan pada prinsip bahwa pengetahuan saat ini dan masa lalu dapat digunakan untuk membuat prediksi tentang masa depan [13].

2.2. Data Understanding

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari Surveilans dan website BMKG. Data jumlah kasus demam berdarah yang digunakan merupakan data harian dari tahun 2018-2022 pada wilayah Jakarta Pusat. Data cuaca yang digunakan yaitu data yang diambil dari *website* BMKG,

2.3. Data preparation

Setelah data sudah terkumpul, maka dilakukannya tahap *preprocessing*. Sebagai berikut:

- 1) *Dataset* jumlah kasus merupakan data perkelurahan, lalu dilakukan agregasi untuk membentuk *dataset* perkota madya. Proses penggabungan data ini dilakukan dengan Ms. Excel.
- 2) Melakukan penggabungan data antara jumlah kasus demam berdarah, dengan data cuaca. Proses penggabungan data ini dilakukan menggunakan Ms. Excel.
- 3) Data cuaca didapatkan masih memiliki data yang rancu, pada data pengamatan curah hujan terdapat nilai per hari dalam satuan mm sebesar 9999 atau 8888. Data 9999 berarti data tidak ada data, dan nilai 8888 berarti data tidak terukur, data tersebut diganti menjadi 0, dilakukan menggunakan Ms. Excel.

RR
0
3,8
18
27,3
0
54
8888

RR
0
3,8
18
27,3
0
54
0

- 4) Selain proses tersebut, terdapat *missing value* yaitu berarti record tanpa data. Penanganan *missing value* terbagi menjadi 3, yaitu:
 - a. Tidak melakukan ganti nilai
 - b. Menghapus *record* yang mengalami *missing value*.
 - c. Melakukan imputasi *missing value*

Jika data numerik maka diisi dengan hasil nilai *mean* dari atribut, dan jika data *categorical* maka diisi dengan hasil modus dari nilai yang sering muncul pada atribut. Pada penelitian ini dilakukan imputasi *missing value* yaitu mean, proses ini dilakukan menggunakan tools *RapidMiner*.
- 5) Tahapan selanjutnya melakukan pembagian dataset, menjadi dua subset yaitu data latih dan data uji. Pembagian data latih pada tahun 2018 – 2021, dan data uji pada tahun 2022.

2.4. Modeling

Pada tahap ini peneliti akan memasukkan data bersih dan melakukan komparasi dengan tujuan untuk mencari model terbaik. Setelah mendapatkan model yang terbaik. Lalu dilakukan pelatihan model menggunakan data latih, dan menguji model menggunakan data uji, dan dilakukannya iterasi dan tuning model untuk meningkatkan performa.

Algoritma *Backpropagation* merupakan salah satu metode untuk melakukan training *multilayer neural network* yang menggunakan *learning rule gradient descent*, algoritma ini sangat bermanfaat, dan mudah dipahami [14]. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini menggunakan algoritma *Backpropagation*, yang perhitungan memiliki dua tahapan. Tahapan perhitungan dari algoritma *backpropagation* yaitu perhitungan maju untuk *error* antara *output* dan target, dan perhitungan mundur yang memprogasikan balik *error* tersebut untuk memperbaiki bobot-bobot pada semua *neuron* yang ada [15]. Pada langkah-langkah detail dari algoritma *backpropagation* penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Pada persamaan (2) merupakan perhitungan fungsi aktivasi sigmoid dari *backpropagation*. Berikut adalah persamaan dari algoritma *backpropagation*, sebagai berikut:

- 1) Inialisasi bobot dengan nilai acak kecil.
 - 2) Jika kondisi penghentian belum cukup terpenuhi lakukan langkah 3-9.
 - 3) Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 4-9
- Tahap I: *Feedforward*
- 4) Tiap masukan sinyal x_i diteruskan ke *hidden layer*.
 - 5) Hitung semua keluaran di *hidden layer* Z_j .

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (1)$$

Keterangan:

z_{net_j} = Nilai keluaran unit Z_j .

Z_j = Nilai unit *hidden layer*

v_{j0} = Nilai bias dari *input layer* ke *hidden layer*.

x_i = Nilai masukan di *input layer*.

v_{ji} = Nilai bobot dari *input layer* ke *hidden layer*.

Gunakan fungsi aktivasi untuk hitung sinyal keluaran:

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (2)$$

Keterangan:

z_j = Nilai keluaran di unit Z_j

Hitung semua keluaran di jaringan di unit *output*.

$$y_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (3)$$

Keterangan:

y_{net_k} = Nilai keluaran Y

w_{k0} = Nilai bias dari *hidden layer* ke *output layer*

w_{kj} = Nilai bobot dari *hidden layer* ke *output layer*

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluaran:

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{net_k}}} \quad (4)$$

Keterangan:

y_k = Nilai keluaran Y

Tahap II: *Backpropagation*

- 1) Hitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (5)$$

Keterangan:

δ_k = Nilai error di *output layer*

t_k = Nilai target

Hitung suku perubahan bobot Δw_{kj} dengan *learning rate* (α).

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

Keterangan:

δ_k = Nilai error di *output layer*

t_k = Nilai target

Menggunakan koreksi bias untuk memperbarui nilai (w_{01})

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Keterangan:

Δw_{0k} = Nilai koreksi bias dari *hidden layer* ke *output layer*

α = *learning rate*

- 2) Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi dan faktor δ tersembunyi

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (8)$$

Keterangan:

δ_{net_j} = Nilai untuk menghitung δ unit tersembunyi

α = *learning rate*

Nilai ini dikalikan turunan dari fungsi aktivasi untuk mendapatkan nilai kesalahan:

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \quad (9)$$

Keterangan:

δ_j = Nilai error di *hidden layer*

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} merupakan nilai bias *input layer* yang bernilai satu.

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_j \quad (10)$$

Keterangan:

Δv_{ji} = Nilai koreksi bobot dari *input layer* ke *hidden layer*

Hitung nilai koreksi bias untuk memperbarui v_{j0}

$$\Delta v_{0i} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

Keterangan:

Δv_{0j} = Nilai koreksi bias dari *input layer* ke *hidden layer*

Tahap III: Perubahan Bobot

- 3) Tiap unit tersembunyi memperbarui bias dan bobotnya

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (12)$$

- 4) Tiap unit keluaran memperbarui bias dan bobotnya

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (13)$$

2.5. Evaluation

Pada tahap evaluasi, model sudah terbentuk dan diharapkan memiliki kualitas yang baik jika dilihat dari sudut pandang analisa data. Tahap ini dilakukan untuk menganalisis dari tahapan pengolahan data sampai hasil nilai RMSE terkecil. Dari hasil tersebut akan menyatakan bahwa algoritma yang digunakan dapat dilakukan sebagai proses analisis terhadap jumlah kasus DBD. Perhitungan yang digunakan pada penelitian ini menggunakan persamaan (14).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i^n (t_k - y_k)^2} \quad (14)$$

2.6. Deployments

Tahapan ini adalah tahapan terakhir setelah menyelesaikan tahapan-tahapan diatas untuk menghasilkan laporan peramalan dalam menentukan angka kasus DBD terhadap cuaca, yang akan ditampilkan pada kesimpulan dari penelitian yang sudah dilakukan, dan saran untuk penelitian selanjutnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan perbandingan tiga algoritma, untuk menentukan estimasi kasus DBD terbaik yang akan digunakan sebagai pengujian pada tahap selanjutnya. Dataset dikumpulkan merupakan jumlah data kasus DBD dan data cuaca. Peneliti menjelaskan dan menyajikan analisis, hasil implementasi, dan pengujian. Pada tahapan pertama peneliti menjelaskan proses pengumpulan data DBD dan juga data cuaca.

3.1. Pengumpulan data

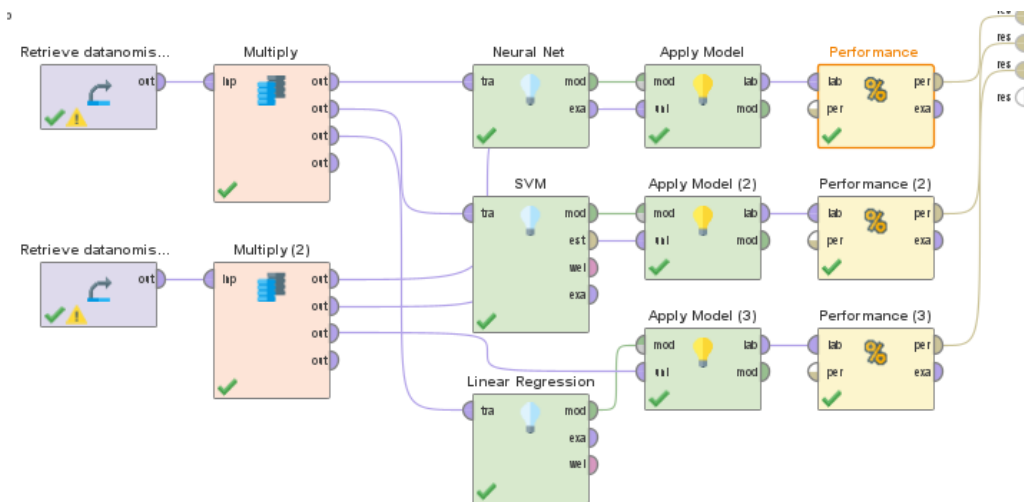
Penelitian ini menggunakan data yang bersifat sekunder, yang diperoleh melalui Surveilans, dan website BMKG Jakarta Pusat. Dataset yang dikumpulkan dimulai pada 1 Januari 2018 sampai 31 Desember 2022, menggunakan data harian. Dataset yang terkumpul memiliki 6 atribut dengan total 1826 records.

Atribut pada dataset tersebut pastinya sudah mendapatkan validasi dan kejelasan dataset. Setiap atribut yang terdapat pada dataset tersebut dapat dijelaskan satu persatu korelasinya.

1. Tanggal, berisi tanggal harian untuk data cuaca dan data kasus demam berdarah.
2. Kasus, berisi nilai jumlah kasus harian demam berdarah pada wilayah Jakarta Pusat.
3. Tavg, berisi nilai temperatur rata-rata yang terjadi secara harian.
4. RH_avg, berisi nilai kelembapan udara rata-rata yang terjadi secara harian.
5. RR, berisi nilai jumlah air yang jatuh ke permukaan tanah datar secara harian.
6. Ff_avg, berisi nilai kecepatan angin rata-rata yang terjadi harian.

3.2. Hasil Komparasi

Penelitian ini melakukan komparasi pada tahap pemodelan dengan tujuan untuk mencari model terbaik. Dilakukan komparasi menggunakan data dinormalisasi dan data standar. Komparasi dilakukan menggunakan algoritma *Artificial Neural Network*, *Linear Regression*, *Support Vector Machine* (SVM) untuk menentukan hasil *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang terendah menggunakan *operator performance* dengan tools *RapidMiner*. Komparasi dilakukan dengan data latih dan data uji lalu dihubungkan dengan *operator multiply* agar dapat langsung dilakukan komparasi dengan beberapa algoritma dan dihubungkan dengan *apply model* dan *performance* (Gambar 2).



Gambar 2 Operator RapidMiner Proses Pemodelan Komparasi

Tabel 2. Hasil Komparasi

Dataset	Algoritma		
	SVM	Linear	Neural Network
Standar	4.831	4.954	5.270
Normalisasi <i>min-max</i>	9.569	9.590	9.671

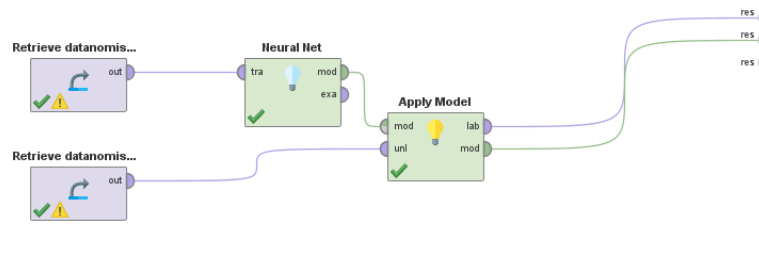
Hasil yang didapatkan setelah dilakukan komparasi seperti pada Tabel 1, dengan mengubah parameter dari semua algoritma, dan juga melakukan komparasi *dataset*. Pada algoritma SVM mengubah parameter C: 0.02, *Linear Regression* mengubah *min tolerance*:0.06, dan *Neural Network* mengubah *hidden layer*: 5. Setelah dilakukan komparasi, dan didapatkan model dengan hasil akurasi terbaik yaitu model *neural network* dengan *dataset* standar.

3.3. Penyajian Model Terbaik

Pada penelitian ini didapatkan model terbaik adalah Artificial Neural Network lalu dilakukannya proses pemodelan data, untuk mendapatkan hasil RMSE terbaik peneliti melakukan penentuan beberapa parameter pada operator Neural Network (Gambar 3). Penentuan parameter yang diolah dengan menggunakan tools RapidMiner yang merupakan tools untuk menganalisis data mining. Peneliti sudah melakukan percobaan penentuan parameter dengan nilai yang berbeda. Tabel 2 merupakan parameter yang digunakan peneliti.

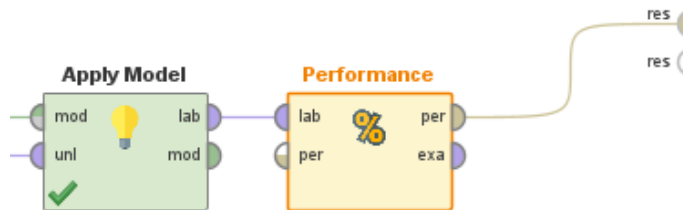
Tabel 1 Parameter Pemodelan

Parameter					RMSE
<i>Input layer</i>	<i>Hidden layer</i>	<i>Training cycle</i>	<i>Learning rate</i>	<i>Momentum</i>	
4	3	1500	0.04	0.09	4.347



Gambar 3 Pemodelan Neural Network

Setelah ditentukan parameter dari model ANN, lalu dilakukan evaluasi akurasi prediksi untuk mengetahui nilai dari parameter yang sudah ditentukan.



Gambar 4 Evaluasi Akurasi Prediksi

Peneliti melakukan percobaan pada parameter operator neural network. Pada Tabel 3 disajikan beberapa parameter percobaan. Nilai RMSE terkecil diperoleh dari kombinasi 3 hidden layer; 2500 train cycle; 0,04 Learning rate; dan 0,09 Momentum.

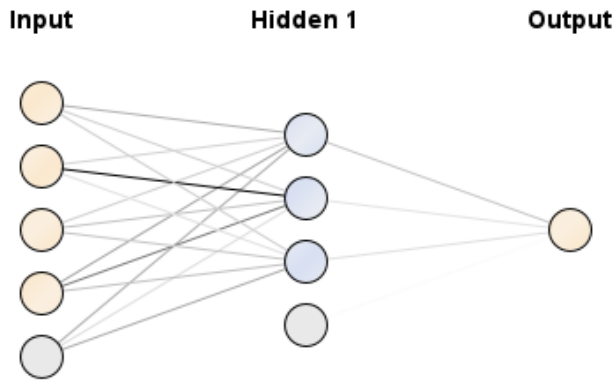
Tabel 2 Parameter Percobaan

<i>Hidden layer</i>	<i>Train Cycle</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Momentum</i>	RMSE
3	200	0.04	0.9	4.380
5	1500	0.01	0.01	4.700
6	1400	0.03	0.001	4.503

3	1500	0.04	0.09	4.347
3	1400	0.01	0.001	4.805

3.4. Pengujian

Pengujian dengan model *neural network* untuk melakukan prediksi pada jumlah kasus demam berdarah dengan data cuaca menggunakan parameter yang sudah ditentukan, didapatkan arsitektur *neural network* seperti pada Gambar 5.



Gambar 5 Arsitektur Neural Network

Setelah dilakukan pengujian dengan *input* parameter yang telah dijelaskan, didapatkan nilai bobot dari setiap node. Tabel 4 adalah nilai pada setiap node di *hidden layer*.

Tabel 3 Nilai Node *Hidden Layer*

	Node 1	Node 2	Node 3
Tavg	0.418	-3.283	0.398
RH_avg	-0.390	-1.399	-0.393
RR	1.109	0.651	1.076
Ff_avg	1.523	-0.389	1.329
Bias	-1.523	-3.051	-1.360

Dari nilai node *hidden s*

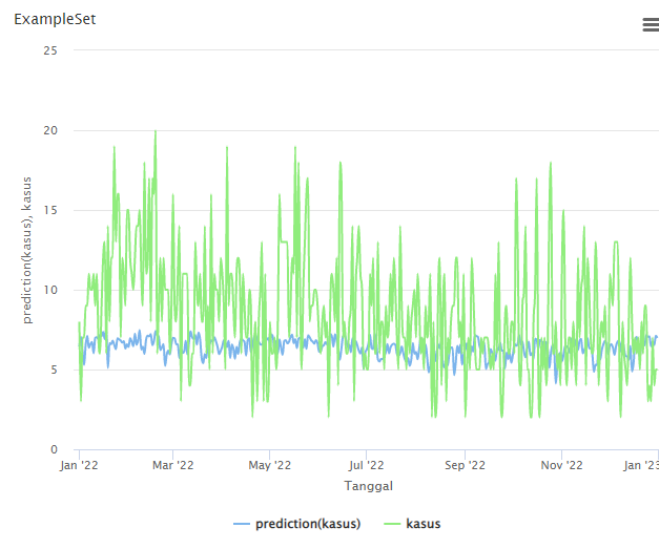
Tabel 4 Nilai Node *Output*

	<i>Output</i>
Node 1	-0.418
Node 2	-0.636
Node 3	-0.257
Threshold	-0.213

Didapatkan hasil nilai peramalan jumlah kasus DBD dengan data cuaca pada bulan Januari 2022 – Desember 2022 menggunakan model ANN. Pada Gambar 6 merupakan contoh dari hasil peramalan di bulan Januari 2022.

Row No.	Tanggal	kasus	prediction(k...	Tavg	RH_avg	RR	ff_avg
1	Jan 1, 2022	8	6.435	28.900	75	0.500	1
2	Jan 2, 2022	3	7.044	28.200	82	0	2
3	Jan 3, 2022	7	6.175	29.200	72	0	2
4	Jan 4, 2022	7	5.284	28.900	71	69.990	1
5	Jan 5, 2022	9	6.557	29.400	75	0	1
6	Jan 6, 2022	9	7.105	27.900	86	34.500	1
7	Jan 7, 2022	11	6.361	29.300	74	6.800	1
8	Jan 8, 2022	10	6.592	28.600	77	0.300	1
9	Jan 9, 2022	10	6.721	29.100	77	0	2
10	Jan 10, 2022	11	6.024	28.300	78	69.990	2
11	Jan 11, 2022	9	6.982	26.900	86	24	1
12	Jan 12, 2022	11	7.027	26.700	87	27.200	2
13	Jan 13, 2022	7	6.906	27.200	84	15.600	1
14	Jan 14, 2022	6	7.176	26.500	88	13	1

Gambar 6 Hasil Aktual dan Prediksi



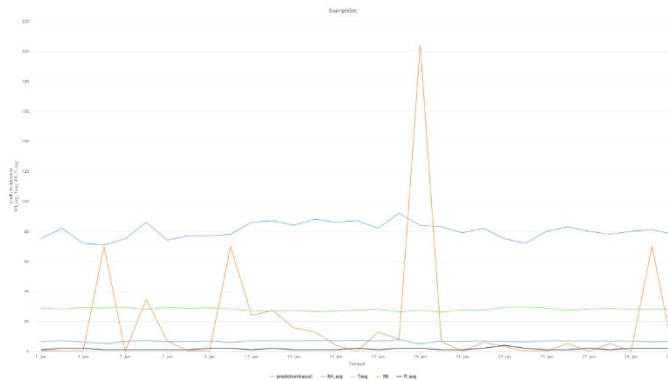
Gambar 7 Grafik Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi

Gambar 7 adalah hasil grafik perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi, pada *line* berwarna biru adalah hasil prediksi kasus, dan hijau adalah nilai aktual. Hasil RMSE yang didapatkan adalah 4.347, proses peramalan menggunakan data asli.

Row No.	Tanggal	Tavg	RH_avg	RR	ff_avg	kasus	predictio... ↓
18	Jan 18, 2022	26.300	92	8.100	2	6	7.530
39	Feb 8, 2022	26.500	91	6.500	0	15	7.473
49	Feb 18, 2022	27.400	88	0.800	0	20	7.414
71	Mar 12, 2022	27	89	7.500	1	4	7.396
16	Jan 16, 2022	27.400	87	0	2	12	7.353
76	Mar 17, 2022	28.700	84	0.200	1	9	7.315
187	Jul 6, 2022	26.400	89	11.600	0	6	7.248
36	Feb 5, 2022	26	90	16.300	1	12	7.242
159	Jun 8, 2022	27.300	87	13.600	0	9	7.222
46	Feb 15, 2022	27.100	88	23.500	1	8	7.217
162	Jun 11, 2022	28.200	84	2.500	1	8	7.205
122	May 2, 2022	27.500	85	0	2	6	7.192
135	May 15, 2022	29	82	0	1	12	7.191
184	Jul 3, 2022	29.100	82	3	1	11	7.189
168	Jun 17, 2022	27.100	86	0	0	8	7.185

Gambar 7 Statistik Prediksi Kasus Tertinggi

Berdasarkan hasil prediksi didapatkan prediksi kasus tertinggi tahunan pada tanggal 18 Januari 2022 seperti contoh pada Gambar 8, didapatkan faktor yang menyebabkan tingginya prediksi kasus adalah kelembapan yang tinggi.



Gambar 8 Grafik Prediksi Kasus Tertinggi

Dilakukan pengecekan faktor kasus tertinggi perbulan. Gambar 9 merupakan grafik pada bulan Januari 2022, diketahui pada tanggal 18 Januari 2022 berdasarkan hasil prediksi terjadi peningkatan dan disebabkan oleh tingginya kelembapan udara.

3.5. Pengujian

Setelah dilakukan uji komparasi antara 3 model, maka pada penelitian ini ditentukan bahwa model ANN terbaik, dan dilakukan pengujian lagi untuk mencari parameter pemodelan terbaik menggunakan model ANN, dan didapatkan parameter seperti pada table 3. Didapatkan hasil aktual dan prediksi di bulan Januari 2022 – Desember 2022 menggunakan model ANN seperti pada gambar 4.8, yang dimana hasil RMSE nya adalah 4.347.

4. PENUTUP

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan menggunakan algoritma *backpropagation neural network* untuk memprediksi jumlah kasus DBD berdasarkan data cuaca didapatkan nilai RMSE 4.347 menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang cukup akurat dan efektif untuk memprediksi jumlah kasus DBD menggunakan data cuaca. Hal ini menandakan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi data.

Ditemukan bahwa faktor meningkatnya kasus DBD setelah dilakukan pengujian karena tingginya kelembapan udara di Jakarta Pusat dapat dilihat pada Gambar 9. Keberhasilan prediksi dipengaruhi oleh faktor nilai dari parameter pada algoritma *backpropagation neural network* juga dipengaruhi oleh jumlah data dan nilai data.

Peningkatan proses pengujian menggunakan model pada peramalan jumlah kasus DBD dapat membuat penelitian ini lebih relevan. Dengan mempertimbangkan saran-saran ini, penelitian ini memiliki

potensi untuk penelitian selanjutnya untuk meningkatkan angka akurasi dalam memprediksi jumlah kasus DBD pada Jakarta Pusat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hidayani, "Demam Berdarah Dengue : Perilaku Rumah Tangga dalam Pemberantasan Sarang Nyamuk dan Program Penanggulangan Demam Berdarah Dengue," *Pap. Knowl. Towar. a Media Hist. Doc.*, pp. 1–20, 2020.
- [2] A. H. Asidik, R. Rokhmayanti, S. Supraptiningsih, and Y. Puratmaja, *Epidemiology of Dengue in Jetis Public Health Centre, Yogyakarta 2013-2016*, vol. 2, no. 2. 2021. doi: 10.26555/eshr.v2i2.2245.
- [3] N. Sigit and I. A. P. Kusuma, "Perbandingan Model Transfer Function dan Model Neural Network untuk Prediksi Banyak Kasus Demam Berdarah di Kota Malang," vol. 11, no. 1, pp. 1–23, 2021.
- [4] V. B. Kusnandar, "Jakarta Pusat Jadi Wilayah Terpadat di Ibu Kota per Juni 2022," 2022. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2022/10/09/jakarta-pusat-jadi-wilayah-terpadat-di-ibu-kota-per-juni-2022> (accessed May 27, 2023).
- [5] A. R. Muhajir, E. Sutoyo, and I. Darmawan, "Forecasting Model Penyakit Demam Berdarah Dengue Di Provinsi DKI Jakarta Menggunakan Algoritma Regresi Linier Untuk Mengetahui Kecenderungan Nilai Variabel Prediktor Terhadap Peningkatan Kasus," *Fountain Informatics J.*, vol. 4, no. 2, p. 33, 2019, doi: 10.21111/fij.v4i2.3199.
- [6] A. N. Syahbani, "Peramalan Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue Berdasarkan Surveilans Kasus dan Curah Hujan di Kota Magelang," *HIGEIA J. Public Heal. Res. Dev.*, vol. 4, no. 2, pp. 1–13, 2020.
- [7] D. Mahdiana, A. Ashari, E. Winarko, and H. Kusnanto, "A Model for Forecasting the Number of Cases and Distribution Pattern of Dengue Hemorrhagic Fever in Indonesia," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 11, pp. 143–150, 2017, doi: 10.14569/ijacsa.2017.081118.
- [8] P. Paridi, "Perbandingan Metode Arima (BOX JENKINS) dan Arfima Dalam Peramalan Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue di Rumah Sakit Hasan Sadikin Bandung," *Pendidik. Mandala*, vol. 3, no. 3, pp. 338–348, 2018.
- [9] A. S. Ichwani and H. A. Wibawa, "Prediksi Angka Kejadian Demam Berdarah Dengue (DBD) Berdasarkan Faktor Cuaca Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (Studi Kasus Kecamatan Tembalang)," *J. IPTEK*, vol. 23, no. 1, pp. 31–38, 2019, doi: 10.31284/j.ipitek.2019.v23i1.471.
- [10] I. M. Y. A. Dala, I. K. G. D. Putra, and P. W. Buana, "Forecasting Cases of Dengue Hemorrhagic Fever Using the Backpropagation, Gaussians and Support-Vector Machine Methods," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 335–341, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.2936.
- [11] N. A. Lestari, R. Tyasnurita, R. A. Vinarti, and W. Anggraeni, "Long Short-Term Memory forecasting model for dengue fever cases in Malang regency, Indonesia," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 197, no. 2021, pp. 180–188, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.12.131.
- [12] F. S. Rini, T. D. Wulan, and T. Herlambang, "Forecasting the Number of Demam Berdarah Dengue (DBD) Patients Using the Fuzzy Method at the Siwalankerto Public Health Center," no. March, 2023.
- [13] F. Petropoulos *et al.*, "Forecasting: theory and practice," *International Journal of Forecasting*. 2022. doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001.
- [14] Y. Umaidah, "Penerapan Algoritma Artificial Neural Network Dalam Prediksi Harga Saham Lq45 Pt. Bank Rakyat Indonesia, Tbk," *Februari*, vol. 8, no. 1, p. 57, 2018.
- [15] M. Pangaribuan, J. J., And Lestari, "Perbandingan Metode Moving Average (Ma) Dan Neural Network Yang Berbasis Algoritma Backpropagation Dalam Prediksi Harga Saham," *J. Inf. Syst. Dev.*, vol. 5, no. Vol 5, No 1 (2020): Journal Information System Development (ISD), pp. 26–34, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.medan.uph.edu/index.php/isd/article/view/372/230>