



PENGARUH IKLIM TERHADAP KASUS DEMAM BERDARAH DENGUE MENGGUNAKAN ALGORITMA PARTIAL LEAST SQUARE

M. Fikri Andika Kurniawan^a, Isni Dwitiniardi^b, Meta Kallista^c, Ashri Dinimaharawati^d

^a Teknik Komputer, coldzaera@student.telkomuniversity.ac.id, Universitas Telkom

^b Teknik Komputer, isnidwitiniardi@student.telkomuniversity.ac.id, Universitas Telkom

^c Teknik Komputer, metakallista@telkomuniversity.ac.id, Universitas Telkom

^d Teknik Komputer, ashridini@telkomuniversity.ac.id, Universitas Telkom

ABSTRAK

Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) is often an endemic disease in every tropical and subtropical regions. This virus is spread in an area quickly through the *Aedes aegypti* mosquito. Thousands of dengue fever sufferers caused by *Aedes aegypti* mosquitos in 2016. The survival of mosquitoes can affect several factors, one of which is climate change which can affect the pattern of disease infection which causes a high risk of disease spread in an area.

This study was conducted to find the climate influence that has the most impact on the level of DHF cases in the city of Bandung using the Partial Least Square (PLS) algorithm to get the correlation results and the most influential variables will be predicted using the Support Vector results on PLS show that the humidity climate has the most influence on dengue cases with a cross-loading value of 0,315 and an accuracy value of the coefficient of determination (R^2) is 0,099. In the SVR algorithm, the best data partition combination is with a ratio of 80:20 where the train data and test data with parameter values each have value of $C = 10$, $\gamma = 1$, and $\epsilon = 0,05$. The regression results from the DHF case data have an accuracy value of 0,0123 Root Mean Square Error (RMSE) and 0,588 R^2 .

Keywords: DHF, PLS, SVR, Website

Abstrak

Demam Berdarah Dengue (DBD) sering menjadi penyakit yang endemis di setiap wilayah tropis dan di Sebagian wilayah subtropis. Virus ini disebarkan dalam suatu wilayah dengan cepat melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti*. Ratusan ribu penderita DBD yang disebabkan oleh nyamuk *Aedes aegypti* di tahun 2016. Keberlangsungan hidup nyamuk dapat dipengaruhi beberapa faktor, salah satunya adalah perubahan iklim yang dapat berpengaruh pada pola infeksi penyakit yang disebarkan sehingga menyebabkan risiko tinggi untuk penyebaran penyakit di suatu wilayah.

Penelitian ini dilakukan untuk menemukan pengaruh iklim yang paling berdampak terhadap tingkat kasus DBD di Kota Bandung menggunakan algoritma *Partial Least Square* (PLS) untuk mendapatkan hasil korelasinya dan variabel yang paling berpengaruh akan dilakukan prediksi menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) yang disajikan berupa *website*. Hasil korelasi pada PLS menunjukkan bahwa unsur iklim kelembapan yang paling berpengaruh terhadap kasus DBD dengan nilai *cross-loadings* sebesar 0,315 dan nilai akurasi koefisien determinasi (R^2) adalah 0,099. Pada algoritma SVR, kombinasi partisi data terbaik adalah dengan perbandingan 80:20 yang mana data *train* dan data *test* dengan nilai parameter masing-masing memiliki nilai $C = 10$, $\gamma = 1$, dan $\epsilon = 0,05$. Hasil regresi dari data kasus DBD memiliki nilai akurasi dari *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 0,0123 dan R^2 sebesar 0,588.

Kata Kunci: DBD, PLS, SVR, Website

1. PENDAHULUAN

Received September 4, 2022; Revised September 14, 2022; Accepted September 20, 2022

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) selalu menjadi penyakit endemis di seluruh wilayah tropis dan di Sebagian wilayah subtropis. Terutama di Indonesia, ada ratusan ribu penderita DBD pada tahun 2016 yang meninggal dunia akibat penularan DBD yang disebabkan gigitan nyamuk *Aedes aegypti*. Setiap tahun di beberapa provinsi selalu terjadi peningkatan dan bersifat fluktuatif meskipun jumlahnya masih cukup dikatakan tinggi [1]. Faktor alam yang paling terlihat adalah dari perubahan iklim yang dapat mempengaruhi pola keberlangsungan hidup nyamuk yang menyebabkan tingginya risiko penularan. Unsur iklim yang berpengaruh diantaranya adalah suhu, kelembapan, dan curah hujan. Transmisi pada DBD untuk suhu ideal adalah 21,6-32,9 °C dan kelembapan yang ideal berkisar 79%. Virus akan menyebar ketika terjadinya perubahan iklim yang ekstrem seperti peralihan musim dengan ditandai curah hujan yang tinggi dan suhu udara yang naik turun secara drastis [2].

Berdasarkan faktor pengaruh tersebut dibutuhkan suatu model yang dapat melakukan perhitungan *incident rate* untuk mengambil Tindakan pencegahan dini terhadap kasus penyakit DBD. Maka pada penelitian ini digunakan algoritma *Partial Least Square* (PLS) sebagai perhitungan nilai korelasi antar variabel yang digunakan dan *Support Vector Regression* (SVR) sebagai model untuk regresi terhadap kasus DBD. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data kasus DBD dan data iklim di Kota Bandung dalam 10 tahun terakhir dari Januari 2012 hingga Desember 2021.

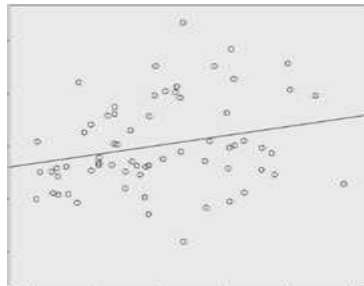
2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Demam Berdarah *Dengue*

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) merupakan infeksi virus *dengue* yang menjadi menyebar menjadi suatu penyakit. DBD disebabkan oleh *serotipe* virus yaitu salah satunya genus *Flavivirus*, famili *Flaviviridae*. Virus ini masuk ke dalam tubuh manusia dari perantara gigitan nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus*. Habitat dari nyamuk *Aedes aegypti* sangat dekat dengan lingkungan manusia, berbeda dengan *Aedes albopictus* memiliki habitat di kebun, rawa, dan hutan [3].

2.2. Regresi

Regresi merupakan metode analisis statistika yang biasa digunakan untuk melakukan prediksi dan estimasi berdasarkan hubungan antara variabel dependen dan variabel independen [4]. Variabel dependen dengan independen, hubungannya dapat dideskripsikan seperti gambar berikut.



Gambar 1. Ilustrasi pada regresi

$$y = a + bx + \varepsilon \quad (1)$$

Keterangan:

y = Variabel dependen

a = Konstanta

b = Koefisien variabel x

ε = kesalahan

Kinerja regresi dapat dilihat berdasarkan besar kecilnya nilai *error* dan koefisien determinasi. Hal ini dapat mempertimbangkan keakuratan dari pemodelan yang digunakan. Perhitungan akurasi yang digunakan adalah *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan koefisien determinasi (R^2).

a. *Root Mean Squared Error* (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y - \hat{y}_i)}{n}}$$

Keterangan:

y = Nilai asli

y = Nilai prediksi

n = Jumlah data

b. Koefisien Determinasi (R^2)

$$R^2 = - \frac{\sum (y_i - \tilde{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

Keterangan:

y_i = Observasi respon ke-i

\tilde{y}_i = Ramalan respon ke-i

\bar{y} = Rata-rata

2.3. Partial Least Square (PLS)

Partial Least Square (PLS) sering digunakan sebagai model alternatif dari regresi *Ordinary Least Square* (OLS), korelasi Kanonik, dan *Covariance-Based Structural Equation Modeling* (SEM). Hal ini karena PLS dapat menghubungkan antara variabel independen dan dependennya. PLS diimplementasikan sebagai model untuk memprediksi satu atau banyaknya variabel dependen dari satu set variabel independen. selain itu PLS digunakan sebagai jalur yang menghubungkan *predictor* dan jalur penghubung antara *predictor* dengan variabel dependen [5].

PLS menerapkan pemodelan dengan hubungan antara variabel X dan variabel Y berdasarkan variabel internal. Berikut persamaan dari variabel X yang memiliki skor t_h dan *loading* P_h .

$$X = t_1 p_1 + t_2 p_2 + t_3 p_3 + \dots + t_h p_h + E_h \quad (3)$$

Keterangan:

X = Variabel Bebas

t_h = Vektor skor (*score vector*) variabel X

P_h = Vektor muatan (*loading vector*) variabel X

E_h = Matriks sisaan variabel X

Sama halnya variabel Y memiliki skor Y memiliki skor U_h dan *loading* q_h yang dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$Y = u_1 q_1 + u_2 q_2 + u_3 q_3 + \dots + u_h q_h + F_h \quad (4)$$

Keterangan:

Y = Variabel Bebas

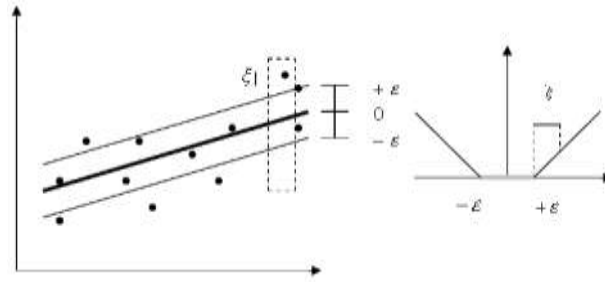
u_h = Vektor skor (*score vector*) variabel X

q_h = Vektor muatan (*loading vector*) variabel X

F_h = Matriks sisaan variabel X

2.4. Support Vector Regression

Support Vector Regression merupakan salah satu bentuk pendekatan dari pemodelan *Support Vector Machine* (SVM). SVR adalah model yang digunakan untuk mengatasi kondisi saat model dibangun dengan memperhitungkan semua ciri-ciri termasuk *noise*, hal ini disebut dengan *overfitting* [6].

Gambar 2. Ilustrasi pada fungsi *Support Vector Regression*

Karakteristik SVR akan mengecilkan batas *error* yang digeneralisasi. Batas *error* generalisasi merupakan kombinasi dari kesalahan data *train* dan mengontrol kompleksitas hipotesis. Berikut adalah persamaan dari model SVR:

$$f(x) = \omega \cdot x + b \quad (5)$$

Keterangan:

- ω = Vektor bobot
- x = fungsi yang memetakan x dalam suatu dimensi
- b = bias

Performansi akurasi pada kernel SVR ditentukan berdasarkan parameter C , epsilon (ϵ), dan gamma (γ). Selain itu, performansi akurasi pada model dilakukan juga dengan pengujian pada kernel. Kernel yang di uji diantaranya, kernel Linear, kernel Polinomial, kernel RBF, dan kernel Simoid.

a. Kernel Linear

Kernel RBF dapat diimplementasikan dalam kasus yang non-linear dengan pemetaan data *train* diubah menjadi berhingga pada dimensi ruang. Berikut adalah bentuk persamaan kernel RBF:

$$y(x, w) = w^T \phi(x) \quad (6)$$

Keterangan:

- x = Variabel *input*
- x_i = fungsi basis
- σ = *spread*

b. Kernel Polinomial

Perhitungan kernel polinomial dilihat dari sampel masukan yang digunakan sebagai penentu antara kesamaan dan kombinasinya. Kombinasi yang dimaksud adalah bagian dari fitur interaksi. Berikut persamaan kernel polinomial:

$$K(x, x_i) = (\gamma x^T x_i + r)^d \quad (7)$$

Keterangan:

- γ, r, d = Parameter kernel
- x = Variabel *input*
- x_i = fungsi basis

c. Kernel *Radial Basis Function* (RBF)

Kernel RBF dapat diimplementasikan dalam kasus yang non-linear dengan pemetaan data *train* diubah menjadi berhingga pada dimensi ruang. Berikut adalah bentuk persamaan kernel RBF:

$$K(x, x_i) = \exp \left\{ - \frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (8)$$

Keterangan:

- x = Variabel *input*
- x_i = fungsi basis
- σ = *spread*

d. Kernel Sigmoid

Kernel sigmoid berasal dari algoritma *Neural Network*. Kernel ini digunakan untuk aktivasi neuron buatan [7]. Berikut persamaan dari kernel sigmoid:

$$K(x_i, x) = \tanh(\gamma x^T x_i + r)^d \quad (9)$$

Keterangan:

γ, r, d = Parameter kernel

x = Variabel input

x_i = fungsi basis

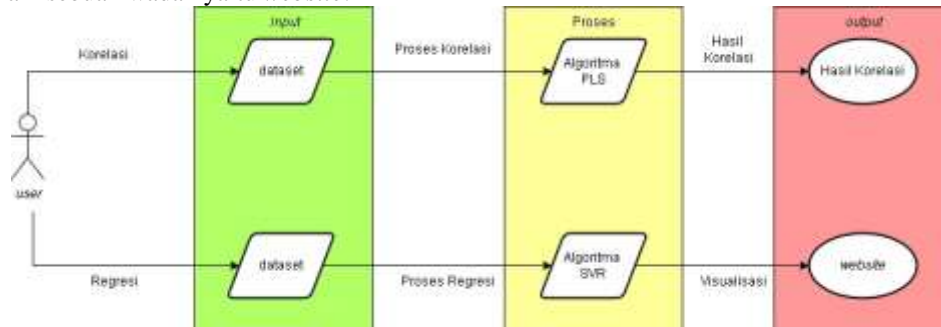
2.5. Website

Website digunakan sebagai media dan penyebaran informasi melalui internet. *Website* merupakan kumpulan dari halaman situs yang didalamnya terdapat sebuah domain atau subdomain seperti *World Wide Web* (WWW) yang dapat di akses melalui *Uniform Resource Locator* (URL) yang mana URL sendiri merupakan pengatur halaman-halaman situs yang ada menjadi sebuah hirarki [8].

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Gambaran Umum Sistem

Penelitian ini dirancang untuk menemukan hubungan antara kasus DBD dengan iklim menggunakan model PLS dan mencari regresi terhadap kasus DBD menggunakan SVR yang ditampilkan berupa grafik dan angka dalam sebuah wadah yaitu *website*.

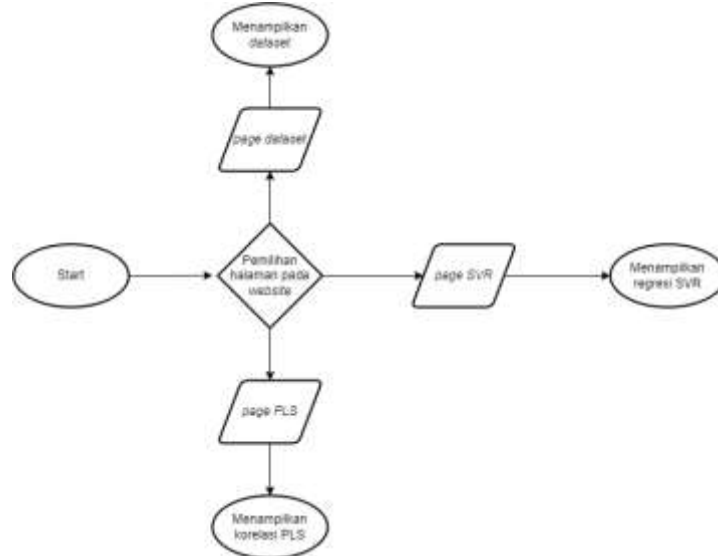


Gambar 3. Gambaran umum sistem

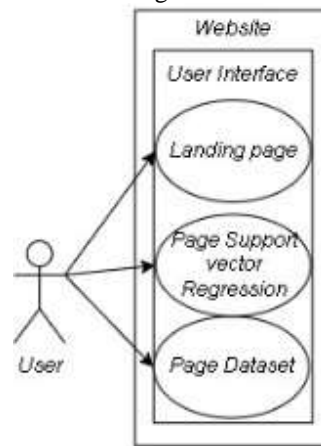
Pada Gambar 3 dapat diketahui bahwa para pengguna dapat melihat hasil regresi yang disajikan dalam grafik berdasarkan hasil pemodelan PLS dan SVR. Hasil regresi merupakan hasil pemodelan SVR. Pengguna juga dapat melihat data set berupa data kasus DBD dan iklim sebelum di proses. Semua hasil dirancang menggunakan *framework* Flask dengan bahasa pemrograman Python.

3.2. Perancangan Website

Pada *website* yang dirancang, terdapat tiga halaman yang dapat dilihat oleh pengguna. Halaman tersebut terdiri dari halaman data set, halaman SVR, halaman PLS. pada halaman data set pengguna dapat melihat tampilan data asli yang akan dilakukan pemodelan. Untuk halaman SVR, pengguna dapat melihat visualisasi berupa grafik dari hasil pemodelan SVR. Sedangkan pada halaman PLS, pengguna dapat melihat tabel korelasi *cross-loadings* dengan parameter variabel target dengan variabel asal. Semua alur tersebut ditunjukkan dalam Gambar 4 di bawah.



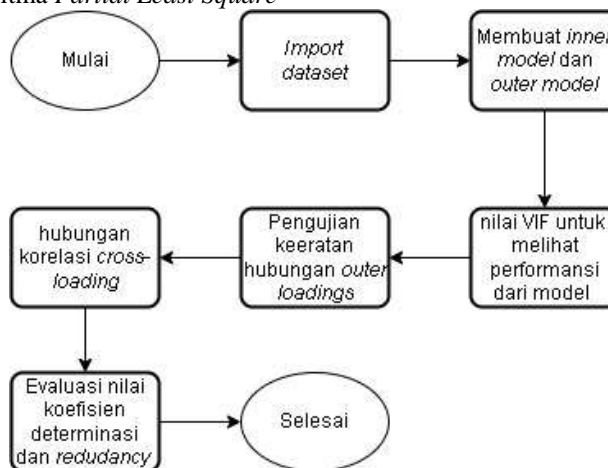
Gambar 4. Diagram alur website



Gambar 5. Diagram usecase pada website

Pada web yang dirancang, pengguna tidak perlu melakukan login terlebih dahulu untuk mengaksesnya. Sehingga pengguna dapat langsung mengakses atau memilih salah satu menu halaman dari tiga halaman yang ada pada web seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.

3.3. Perancangan Algoritma Partial Least Square

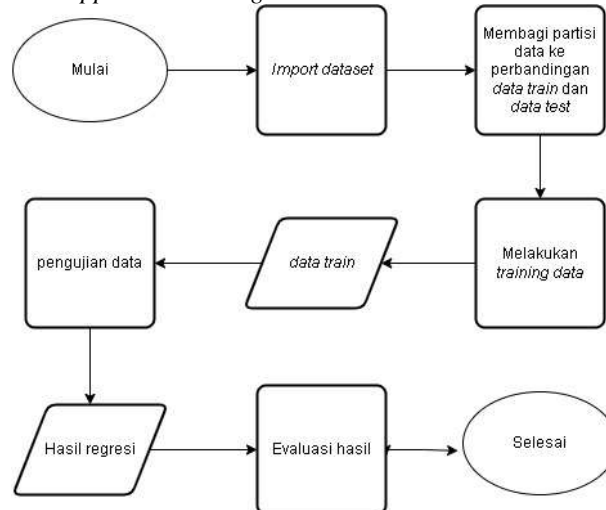


Gambar 6. Diagram alur pada algoritma PLS

Pada Gambar 6 proses PLS pertama kali adalah dengan melakukan import data set dan membuat inner model dan outer model. Setelah model terbentuk akan dilakukan perhitungan nilai Variance Inflation

Factor (VIF) untuk melihat performansi model, jika nilai VIF semakin tinggi maka performansi dari model tersebut lebih baik. Tahap selanjutnya adalah melihat hasil keamatan independen, jika nilai *outer loadings* diatas 0,7 maka hubungannya semakin bagus. Tahap akhir pada pengujian PLS yaitu menghitung nilai koefisien determinasi dan *mean redundancy*, ketika hasilnya semakin tinggi maka kemampuan variabel independen semakin mampu mengukur variasi variabel endogen dan semakin tinggi nilai akurasi.

3.4. Perancangan Algoritma *Support Vector Regression*



Gambar 7. Diagram alur pada model SVR

Pada Gambar 7 menunjukkan alur model SVR yang proses awalnya sama dengan proses PLS yaitu melakukan *import* data. Kemudian data akan dibagi dua yaitu untuk data *train* dan data *test*. Data *train* digunakan untuk mempelajari model SVR dari himpunan data yang ada saat data sudah terlatih, pengujian data dilakukan dan hasil prediksi akan ditampilkan. Nilai *error* dari RMSE dan koefisien determinasi dari pemodelan akan dihitung juga untuk melihat performansi dari pengujian model yang telah dibuat. Ketika semakin kecil nilai *error* dan semakin besar nilai koefisien determinasi maka pemodelan yang dirancang menandakan semakin bagus dan akurat.

3.5. Pengujian Partisi Data dan Parameter

Pengujian partisi dilakukan untuk menentukan jumlah perbandingan yang akan di uji hingga menghitung nilai *error* dan koefisien determinasi. Pengujian ini dilakukan sebanyak empat skenario. Berikut skenario perbandingan yang dilakukan.

Tabel 1. Pembagian partisi data yang diuji

<i>Training Data</i>	<i>Testing Data</i>
60 %	40 %
70 %	30 %
80 %	20 %
90 %	10 %

Pencarian parameter terbaik dilakukan setelah melakukan proses pengujian partisi data. Penetapan angka parameter yang dicoba berdasarkan kumpulan data yang dapat dilihat pada Tabel 2 dibawah ini.

Tabel 2. Pembagian partisi data yang diuji

C	1, 10, 100, 1000, ...
Epsilon	0.01, 0.025, 0.05, 0.075, 0.1, 0.125, 0.15, 0.175, ...
Gamma	0.01, 0.075, 0.15, 0.225, 0.3, 0.375, 0.45, 0.525, 0.6, 0.675, 0.75, 0.825, 0.9, 0.975, 1, 1.125, 1.2, 1.275, ...

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengujian *Alpha*

Pengujian *alpha* dilakukan dengan mengamati hasil uji validitas pada fungsionalitas *website*. Hal ini dilakukan untuk mengidentifikasi kesalahan rancangan sebelum melakukan publikasi produk kepada pengguna.

Tabel 3. Pembagian partisi data yang diuji

Data Masukan	Hasil yang Diharapkan	Pengamatan	Kesimpulan
Navigasi "Support Vector Regression" <i>header</i>	<i>Autoscroll</i> menuju destinasi hasil regresi SVR	<i>Page</i> bergulir otomatis menuju destinasi hasil regresi SVR	Berhasil
Navigasi "Dataset" <i>header</i>	<i>Autoscroll</i> menuju destinasi data set yang digunakan	<i>Page</i> bergulir otomatis menuju destinasi yang digunakan	Berhasil
Navigasi "Partial Least Square" <i>header</i>	<i>Autoscroll</i> menuju destinasi hasil korelasi PLS	<i>Page</i> bergulir otomatis menuju destinasi hasil korelasi PLS	Berhasil

$$Akurasi = \frac{Pengujian\ berhasil}{Total\ Pengujian} \times 100\% \quad (10)$$

$$Akurasi = \frac{3}{3} \times 100\% = 100$$

Dapat dilihat dari Tabel 3 bahwa hasil pengujian yang dilakukan mendapatkan akurasi 100% karena semua fungsi yang dirancang telah berhasil dijalankan dengan baik.

4.2. Pengujian *Partial Least Square*

Tahap pertama pada pengujian ini adalah membagi data menjadi dua yaitu *inner model* dan *outer model*. Variabel asal yang dibentuk pada *inner model* adalah *cases* yang berisikan kolom "KasusDBD" dan variabel target adalah *humidity* berisikan kolom "RHavg", *temperature* berisikan "Tavg", dan *sunlight* berisikan kolom "ss". Setelah model terbentuk, maka model akan diukur performansinya dengan mendeteksi multikolinearitas pada setiap variabelnya.

Tabel 4. Pengujian model PLS

Variabel	VIF
Kasus DBD	3.587076
RHavg	8.142478
Tavg	12.004641
ss	5.493723

Performansi nilai dari VIF akan bagus ketika nilainya mendekati 10. Dapat dilihat pada Tabel 4 bahwa variabel RHavg yang paling baik nilai VIF-nya. Pada pengujian *outer loadings* dan *cross-loadings*, bertujuan untuk melakukan pengujian keceratan hubungan antara *inner model* dan *outer model* melalui nilai *outer loadings* dan melihat korelasi hubungan antara variabel asal dengan variabel target melalui nilai *cross-loadings*.

Tabel 5. Pengujian *Outer Loadings*

Variabel	<i>Outer Loadings</i>
Kasus DBD	1.0
RHavg	1.0
Tavg	1.0
ss	1.0

Pada Tabel 5 nilai *outer loadings* memiliki nilai 1 yang berarti semua variabel pada *inner model* memiliki keceratan hubungan yang bagus terhadap *outer model*. Sehingga, model ini dilihat hubungan korelasi antar variabel asal dengan variabel target pada *outer model*.

Tabel 6. Hasil pengujian *cross-loadings*

	Cases	Sunlight	Temperature	Humadity
KasusDBD	1.000000	0.117148	0.162691	0.315865
ss	0.117148	1.000000	-0.077002	0.725719
Tavg	0.162691	-0.077002	1.000000	0.085357
RHavg	0.315865	0.725719	0.085357	1.000000

Karena pada penelitian ini melihat pengaruh antara kasus DBD dengan iklim maka penelitian ini hanya menghiraukan korelasi yang berhubungan dengan kasus DBD atau *cases* saja. Dapat dilihat dari Tabel 6 bahwa hubungan yang paling berpengaruh terhadap kasus DBD adalah data kasus DBD dengan *humidity* atau *cases* dengan kelembapan rata-rata (RHavg) dengan nilai *cross-loadings* sebesar 0,315.

Setelah menentukan variabel mana yang paling berpengaruh, maka selanjutnya adalah menghitung akurasi menggunakan koefisien determinasi dari setiap variabel targetnya untuk meyakinkan dugaan sementara dari *cross-loadings* sebelumnya.

Tabel 7. Hasil pengujian *cross-loadings*

Variabel	R ²
Kelembapan rata-rata (RHavg)	0.099771
Temperatur rata-rata (Tavg)	0.026468
Lamanya penyinaran matahari (ss)	0.013724

Berdasarkan hasil perhitungan yang disajikan pada Tabel 7 dapat disimpulkan bahwa hubungan paling erat dengan variabel kasus DBD adalah variabel RHavg dengan nilai koefisien determinasi (R²) sebesar 0,099. Jika dibandingkan dengan variabel lain, hanya variabel RHavg yang paling berpengaruh meskipun hasilnya masih kurang baik karena nilai yang didapat sangat jauh mendekati 1.

4.3. Pengujian Model *Support Vector Regression*

Pengujian SVR diawali dengan melakukan partisi data yang dibagi menjadi data *train* dan data *test* dengan empat skenario yang telah disajikan pada Tabel 1. Setelah itu, menambahkan parameter pada pengujian yaitu parameter untuk nilai C, gamma, dan epsilon yang diuji beberapa kali. Tahap terakhir pada pengujian SVR adalah pengujian kernel yang terdiri dari kernel RBF, kernel linear, kernel polinomial, dan kernel sigmoid. Pengujian kernel dilakukan sebanyak skenario perbandingan yang dibuat agar dapat membandingkan hasil regresi yang terbaik. Untuk melihat nilai akurasi dari hasil regresi terbaik adalah dengan melakukan perhitungan RMSE dan R². Berikut hasil pengujian model SVR dan perhitungan akurasi.

Tabel 8. Hasil pengujian model SVR dan perhitungan nilai akurasi

Partisi data	Kernel	Parameter	RMSE	R ²
90:10	RBF	C = 10, Epsilon = 0.05, Gamma = 1	0.12177	0.57791
	Linear	C = 1, Epsilon = 0.05, Gamma = 0.5	0.13312	0.45775
	Polinomial	C = 10, Epsilon = 0.05, Gamma = 0.5	0.16211	0.07723
	Sigmoid	C = 1, Epsilon = 0.1, Gamma = 0.3	0.13982	0.27374
80:20	RBF	C = 10, Epsilon = 0.05, Gamma = 1	0.12314	0.58873
	Linear	C = 1, Epsilon = 0.01, Gamma = 0.01	0.13285	0.45708
	Polinomial	C = 10, Epsilon = 0.05, Gamma = 1	0.15823	0.09483
	Sigmoid	C = 1, Epsilon = 0.1, Gamma = 0.3	0.14325	0.20033
70:30	RBF	C = 1, Epsilon = 0.01, Gamma = 1	0.12834	0.52656
	Linear	C = 1, Epsilon = 0.01, Gamma = 1	0.13305	0.51751
	Polinomial	C = 1, Epsilon = 0.01, Gamma = 1	0.18621	0.24119
	Sigmoid	C = 1, Epsilon = 0.1, Gamma = 0.3	0.14813	0.27334
60:40	RBF	C = 10, Epsilon = 0.05, Gamma = 0.5	0.13452	0.50131
	Linear	C = 10, Epsilon = 0.05, Gamma = 0.5	0.14069	0.48724
	Polinomial	C = 10, Epsilon = 0.05, Gamma = 0.5	0.17747	0.13023
	Sigmoid	C = 1, Epsilon = 0.1, Gamma = 0.3	0.14168	0.28434

Berdasarkan Tabel 8 dapat diambil kesimpulan bahwa pada partisi data perbandingan 80:20 yang memiliki nilai akurasi RMSE dan R^2 yang terbaik. Hal ini didapatkan berdasarkan kernel RBF dengan nilai parameter masing-masing yaitu, $C=10$, $\gamma=1$, dan $\epsilon=0,05$ yang didukung dengan nilai RMSE terkecilnya adalah 0,123 dan R^2 tertingginya adalah sebesar 0,588. Dari hasil pengujian tersebut didapatkan hasil regresi yang disajikan pada *web* dalam bentuk grafik adalah seperti pada Gambar 8 di bawah ini.



Gambar 8. Hasil regresi model SVR

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan dari penelitian yang dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa:

- Hubungan atau korelasi yang paling berpengaruh terhadap kasus DBD dengan menggunakan model PLS adalah dengan unsur iklim kelembapan yang paling tinggi dengan nilai *cross-loadings* yang didapatkan adalah sebesar 0,315 dengan nilai akurasi R^2 sebesar 0,099.
- Regresi terbaik yang didapatkan adalah menggunakan partisi data dengan perbandingan 80:20 yang memiliki nilai parameter $C=10$, $\gamma=1$, dan $\epsilon=0,05$. Hal ini didukung dengan hasil perhitungan akurasi RMSE dan R^2 sebesar 0,123 dan 0,58. Karena dari empat perbandingan yang dilakukan partisi data 80:20 yang memiliki nilai RMSE paling kecil dan R^2 paling besar, sehingga yang diterapkan merupakan pemodelan terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. D. Syamsir, "Analisis Spasial Efektivitas Fogging di Wilayah Kerja Puskesmas," *Jurnal Nasional Ilmu Kesehatan (JNIK)*, pp. 1-7, 2018.
- [2] L. I. A. T. J. J. M. Rasyid Ridha, "Pengaruh Iklim Terhadap Kejadian Demam Berdarah Dengue di Kota Ternate," *SPIRAKEL*, pp. 53-62, 2020.
- [3] R. Y. A. Kusairi, "Mapping Of Dengue Fever Distribution Based On Indonesian National Standard Cartography Rules As An Prevention Indicator Of Outbreaks," *Jurnal Pendidikan IPA Indonesia*, pp. 91-96, 2020.
- [4] N. P. Agus Tri Basuki, *Analisis Regresi Dalam Penelitian Ekonomi dan Bisnis*, Jakarta: Rajawali Pers, 2016.
- [5] G. D. Garson, *Partial Least Squares Regression and Structural Equation Models*, Statistical Associates Publishers, 2016.
- [6] R. A. S. A. Divya Tomar, "Prediction of Profitability of Industries using Weighted SVR," *International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE)*, pp. 1938-1944, Mei 2011.
- [7] D. T. E. M. Harun Al Azies, "Comparison of Kernel Support Vector Machine (SVM) in Classification of Human Development Index (HDI)," *IPTEK Journal of Proceeding Series*, pp. 53-57, November 2019.
- [8] M. A. Yunita Trimarsiah, "Analisis dan Perancangan Website sebagai Sarana Informasi pada Lembaga Bahasa Kewirausahaan dan Komputer Akmi Baturaja," *Jurnal Ilmiah MATRIK*, pp. 1-10, 2017.