

Penerapan Metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan Kernel untuk Data Curah Hujan di Jawa Barat

Rizma Nabila *, Nur Azizah Komara Rifai

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

rizmaanabila@gmail.com, nur.azizah@unisba.ac.id

Abstract. Accurate rainfall modeling is essential for mitigating hydrometeorological disasters such as floods and landslides. One effective method is Support Vector Regression (SVR), which can handle both linear and nonlinear relationships depending on the kernel used. This study aims to determine the best-performing kernel and optimal parameters for rainfall data in West Java. The optimized parameters include C , γ (for RBF kernel), and degree (for polynomial kernel). The analysis stages include descriptive analysis, data preprocessing, linearity testing, kernel selection (RBF and polynomial), parameter tuning using grid search and cross-validation, and model evaluation using RMSE. The dataset, obtained from BMKG, includes rainfall, temperature, humidity, sunshine duration, and wind speed for the years 2023–2024. The results indicate that the SVR model with the RBF kernel achieved the best performance with an RMSE of 10.6860 on testing data, outperforming the polynomial kernel with an RMSE of 10.9149. The optimal parameters is RBF ($C = 2$, $\gamma = 0,2$). Therefore, the SVR model using the RBF kernel is selected as the final model due to its effectiveness in modeling rainfall data in West Java.

Keywords: *Rainfall, SVR, Kernel.*

Abstrak. Pemodelan curah hujan yang akurat penting untuk mitigasi bencana hidrometeorologi seperti banjir dan tanah longsor. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Support Vector Regression* (SVR), yang mampu menangani hubungan linier maupun nonlinier tergantung pada jenis kernel yang digunakan. Penelitian ini bertujuan menentukan kernel terbaik dan parameter optimal pada metode SVR untuk data curah hujan di Jawa Barat. Parameter yang dioptimasi mencakup C , γ (untuk kernel RBF), dan *degree* (untuk kernel polynomial). Tahapan analisis meliputi analisis deskriptif, preprocessing data, uji linearitas, pemilihan kernel (RBF dan polynomial), tuning parameter dengan grid search dan cross-validation, serta evaluasi model menggunakan RMSE. Data diperoleh dari BMKG dan mencakup variabel curah hujan, suhu, kelembapan, penyinaran matahari, dan kecepatan angin selama 2023–2024. Hasil menunjukkan bahwa model SVR dengan kernel RBF menghasilkan performa terbaik dengan nilai RMSE sebesar 10,6860 pada data testing, lebih baik dibandingkan kernel polynomial dengan RMSE 10,9149. Parameter optimal yang didapat yaitu RBF ($C = 2$, $\gamma = 0,2$). Oleh karena itu, SVR dengan kernel RBF dipilih sebagai model akhir karena lebih efektif dalam memodelkan curah hujan di Jawa Barat.

Kata Kunci: *Curah Hujan, SVR, Kernel.*

A. Pendahuluan

Support Vector Regression (SVR) merupakan metode yang banyak digunakan dalam analisis data dan machine learning karena kemampuannya menangani hubungan antarvariabel dan bekerja secara efektif pada data berdimensi tinggi. SVR merupakan pengembangan dari Support Vector Machine (SVM) yang awalnya digunakan untuk klasifikasi, kemudian dimodifikasi untuk menangani regresi (Rais dkk., 2022). Keunggulan utama SVR terletak pada konsep margin yang menjaga keseimbangan antara bias dan varians (Qi dkk., 2016), sehingga model tetap mampu memberikan prediksi yang stabil dan tidak overfitting terhadap data pelatihan. Metode ini juga dikenal fleksibel karena dapat menangani hubungan linier maupun nonlinier tergantung jenis kernel yang digunakan, seperti kernel linier yang cocok untuk hubungan sederhana, kernel polynomial yang mampu menangkap hubungan nonlinier dengan tingkat tertentu, serta kernel radial basis function (RBF) yang sangat populer dalam menangani data dengan pola kompleks. Pemilihan kernel dan optimasi parameter seperti gamma, epsilon, dan complexity sangat memengaruhi akurasi prediksi, sehingga proses tuning parameter menjadi tahap penting dalam membangun model SVR yang andal.

SVR telah diterapkan di berbagai bidang, termasuk ekonomi, kesehatan, dan lingkungan, salah satunya untuk memprediksi curah hujan sebagai bagian dari mitigasi risiko bencana. Di Jawa Barat, curah hujan ekstrem menjadi penyebab utama terjadinya bencana banjir, seperti yang dilaporkan oleh Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD, 2024) dengan mencatat sebanyak 187 kejadian banjir sepanjang tahun 2023. Fenomena ini terus berlanjut pada awal tahun 2025, di mana hujan deras yang terjadi secara terus-menerus menyebabkan banjir besar di beberapa wilayah seperti Bekasi, Karawang, dan Bandung Barat, yang memaksa ribuan warga untuk mengungsi dan menyebabkan kerugian material yang tidak sedikit (Syah, 2025). Situasi ini menunjukkan bahwa prediksi curah hujan yang akurat menjadi langkah penting dalam mendukung strategi mitigasi bencana, perencanaan sistem peringatan dini, dan pengelolaan sumber daya air secara lebih efektif. Selain nilai teknisnya, penting juga untuk memahami hujan dari sudut pandang spiritual. Dalam Al-Qur'an, QS. Ar-Rum ayat 48 menggambarkan bahwa hujan merupakan salah satu tanda kekuasaan Allah SWT, yang dikirimkan-Nya melalui pergerakan angin dan pembentukan awan. Hujan membawa manfaat besar bagi kehidupan, mulai dari pertanian hingga penyediaan air bersih, namun bila tidak dikelola dengan bijak, hujan yang berlebih dapat menimbulkan bencana. Oleh karena itu, manusia dituntut untuk tidak hanya bersyukur atas nikmat hujan, tetapi juga mengelolanya secara ilmiah dan bertanggung jawab.

Penelitian sebelumnya oleh Siregar (2022) menunjukkan bahwa SVR dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan di Kota Medan dengan hasil akurasi yang baik. Hal ini ditunjukkan oleh nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0.039, dengan parameter γ sebesar 0.0005, C sebesar 0.0001, dan ϵ sebesar 1. Hasil tersebut menegaskan bahwa dengan pemilihan parameter yang tepat, SVR mampu menghasilkan prediksi yang presisi. Sementara itu, penelitian oleh Velasco dkk. (2024) yang menggunakan kernel RBF menunjukkan hasil optimal dengan parameter γ sebesar 0.001, C sebesar 115, dan ϵ sebesar 0.01, memperkuat argumen bahwa kernel dan parameter tuning memiliki peran krusial dalam kualitas model. Selain pemilihan parameter, faktor-faktor yang memengaruhi curah hujan juga sangat penting dalam membangun model prediksi yang akurat. Setiyaris dkk. (2023) menyebutkan bahwa variabel-variabel meteorologi seperti suhu udara, kelembapan relatif, tekanan udara, kecepatan angin, dan durasi penyinaran matahari merupakan input penting dalam model prediksi curah hujan. Sementara itu, menurut Shukla dkk. (2018), suhu, kelembapan, dan sinar matahari memiliki pengaruh yang lebih signifikan dibandingkan dengan kelembapan tanah atau kecepatan angin terhadap intensitas curah hujan. Hal ini menunjukkan bahwa pemilihan fitur juga menjadi faktor penting dalam tahap prapemrosesan data sebelum membangun model SVR.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: “Bagaimana cara menentukan kernel terbaik dalam metode *Support Vector Regression* (SVR)? dan Bagaimana parameter terbaik yang diperoleh dari model *Support Vector Regression* (SVR) untuk data curah hujan di Jawa Barat?”. Selanjutnya, tujuan dalam penelitian ini yaitu menentukan kernel terbaik dalam metode *Support Vector Regression* (SVR) dan menentukan parameter terbaik dari model *Support Vector Regression* (SVR) untuk data curah hujan di Jawa Barat.

B. Metode

Peneliti menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan menggunakan data sekunder historis curah hujan di wilayah Provinsi Jawa Barat yang diperoleh dari *website* Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG, 2024). Selain data curah hujan digunakan pula data pendukung lainnya seperti suhu udara, rata-rata kelembapan, lamanya penyinaran matahari, dan rata-rata kecepatan angin. Rentang waktu data yang digunakan yaitu selama periode 1 Januari 2023 hingga 31 desember 2024.

Metode utama yang digunakan dalam analisis adalah *Support Vector Regression* (SVR) dengan tahapan analisis sebagai berikut:

1. Melakukan pengumpulan data sekunder dari *website* BMKG yang mencakup variabel curah hujan, suhu, kelembapan udara, lamanya penyinaran matahari, dan kecepatan angin.
2. Melakukan analisis deskriptif dengan menggunakan ukuran pemusatan data yaitu *Mean* atau rata-rata dengan rumus:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

Median atau nilai tengah dengan rumus:

$$Me = X_{\left(\frac{n+1}{2}\right)} \quad (2)$$

Untuk jumlah data genap:

$$Me = \left(\frac{X_{\left(\frac{n}{2}\right)} + X_{\left(\frac{n}{2}+1\right)}}{2} \right) \quad (3)$$

serta nilai maksimum, dan nilai minimum.

3. Melakukan data *preprocessing* yang meliputi:
 - a. Penanganan data hilang (*missing value*) menggunakan nilai *median*.
 - b. Penanganan *outlier* atau data yang terlalu jauh dari pola dilakukan dengan menggunakan nilai batas atas dan batas bawah.
4. Melakukan uji linearitas dengan tujuan agar mengetahui kernel yang akan digunakan. Jika didapat hasil bahwa hubungan antar data linier maka digunakan kernel linier, namun jika hubungan antar data nonlinier maka digunakan kernel nonlinier.
5. Membagi data menjadi 2 yaitu data *training* dan data *testing*, dengan proporsi data *training* yaitu 70% dan data *testing* yaitu 30%.
6. Melatih data dengan menggunakan data *training*.
7. Memilih kernel berdasarkan hasil uji linearitas.
8. *Tuning* parameter yaitu mencari nilai parameter yang paling optimal agar model *Support Vector Regression* (SVR) menghasilkan performa terbaik.
9. Melakukan evaluasi pemodelan SVR yang telah dilatih menggunakan data *testing*, menggunakan metrik evaluasi RMSE dengan rumus:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

10. Menentukan parameter C dan γ terbaik dari hasil evaluasi kernel.
11. Membuat kesimpulan dari hasil yang didapat.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik data, seperti nilai rata-rata, median, minimum, dan maksimum dari setiap variabel yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 1. Hasil Analisis Deskriptif

Variabel	<i>Mean</i>	<i>Median</i>	Nilai Minimum	Nilai Maksimum
Curah Hujan	15,87	4,15	0,00	148,00
Suhu	26,65	26,70	23,30	29,30
Kelembapan	81,89	83,00	64,00	96,00
Lamanya Penyinaran Matahari	5,74	6,40	0,00	10,60
Kecepatan Angin	1,43	1,00	0,00	7,00

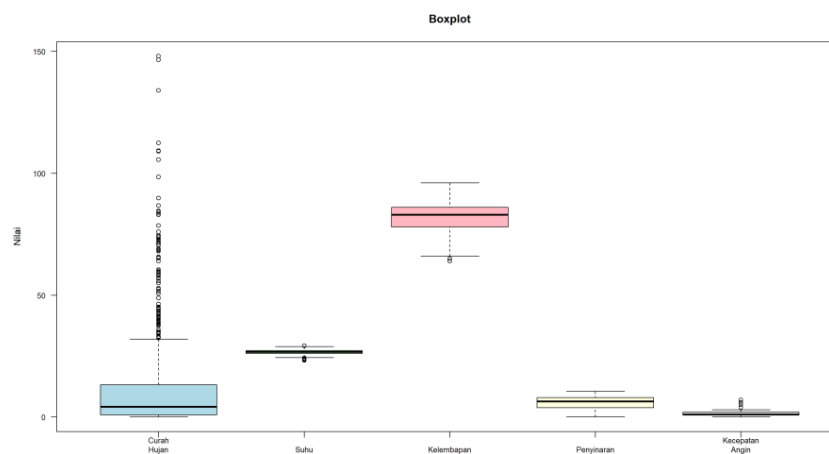
Berdasarkan Tabel 1, diketahui bahwa variabel pertama, yaitu curah hujan memiliki nilai *mean* sebesar 15,87. Nilai tersebut menunjukkan bahwa rata-rata curah hujan harian selama periode pengamatan berada pada kisaran angka tersebut. *median* sebesar 4,15 menandakan bahwa sebagian besar data curah hujan cenderung lebih rendah dari rata-ratanya, dan hanya terdapat beberapa hari dengan curah hujan yang sangat tinggi. Nilai minimum sebesar 0 menunjukkan hari tanpa curah hujan sama sekali dan maksimum sebesar 148,00 menunjukkan adanya hari dengan curah hujan ekstrem. Untuk variabel kedua yaitu suhu, memiliki nilai *mean* sebesar 26,65 dan *median* sebesar 26,70. Kedua nilai ini menunjukkan bahwa sebaran data suhu cukup merata dan tidak terdapat perbedaan nilai yang besar. Suhu minimum tercatat sebesar 23,30 dan suhu maksimum sebesar 29,30. Hal ini menggambarkan bahwa selama periode pengamatan, suhu di wilayah Jawa Barat tidak mengalami perubahan yang terlalu ekstrem. Variabel ketiga yaitu kelembapan, memiliki nilai *mean* sebesar 81,91 dan *median* sebesar 83,00. Nilai tersebut menunjukkan bahwa tingkat kelembapan di wilayah Jawa Barat tergolong tinggi, yang berarti terdapat potensi pembentukan awan dan hujan yang cukup besar. Nilai minimum sebesar 64,00 dan nilai maksimum sebesar 96,00 menunjukkan adanya perbedaan nilai kelembapan yang cukup signifikan, seperti saat terjadi hujan lebat atau kondisi sangat kering. Variabel keempat adalah lama penyinaran matahari, dengan nilai *mean* sebesar 5,74 jam per hari. Nilai ini menunjukkan bahwa secara umum wilayah Jawa Barat mendapatkan penyinaran matahari hampir setengah hari. *Median* sebesar 6,40 jam menunjukkan bahwa sebagian besar data berada di atas rata-rata. Nilai minimum sebesar 0 jam menunjukkan hari tanpa sinar matahari, kemungkinan disebabkan oleh kondisi mendung atau hujan sepanjang hari. Sedangkan maksimum sebesar 10,60 jam menunjukkan adanya hari dengan durasi sinar matahari yang hampir berlangsung sepanjang hari. Terakhir yaitu variabel kecepatan angin memiliki nilai *mean* sebesar 1,43 dan *median* sebesar 1,00. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar hari mengalami kecepatan angin yang relatif rendah. Nilai nilai minimum sebesar 0 menunjukkan kondisi tanpa angin, sedangkan maksimum sebesar 7,00 menunjukkan adanya hari dengan angin cukup kencang.

Data *preprocessing* merupakan tahap awal dalam pengolahan data yang bertujuan untuk membersihkan, menyusun, dan menyiapkan data agar siap digunakan lebih lanjut. Proses ini mencakup penanganan data *missing* dan penanganan data *outlier*.

Tabel 2. Jumlah Data Missing

Variabel	Jumlah Data <i>Missing</i>
Curah Hujan	189
Suhu	11
Kelembapan	12
Lamanya Penyinaran Matahari	4
Kecepatan Angin	2

Hasil pada Tabel 2 menunjukkan banyaknya data *missing* yang ada pada setiap variabel, nilai *missing* tersebut akan ditangani menggunakan nilai median dari setiap variabel. Untuk variabel yang memiliki jumlah variabel terbanyak yaitu variabel curah hujan dengan 189 data. Tahap selanjutnya yaitu menangani nilai *outlier*.

**Gambar 1.** Visualisasi Boxplot

Gambar 1 menunjukkan *boxplot* dari kelima variabel yang digunakan dalam penelitian. Hasil menunjukkan bahwa variabel curah hujan, suhu, kelembapan, dan kecepatan angin terdeteksi memiliki data *outlier* sedangkan pada variabel lamanya penyinaran matahari tidak terdeteksi adanya data *outlier*. Penanganan data *outlier* dilakukan menggunakan perhitungan metode *Inter Quartile Range* (IQR), setelah itu data ditangani dengan mengganti dengan nilai batas atas dan batas bawah dari setiap variabel.

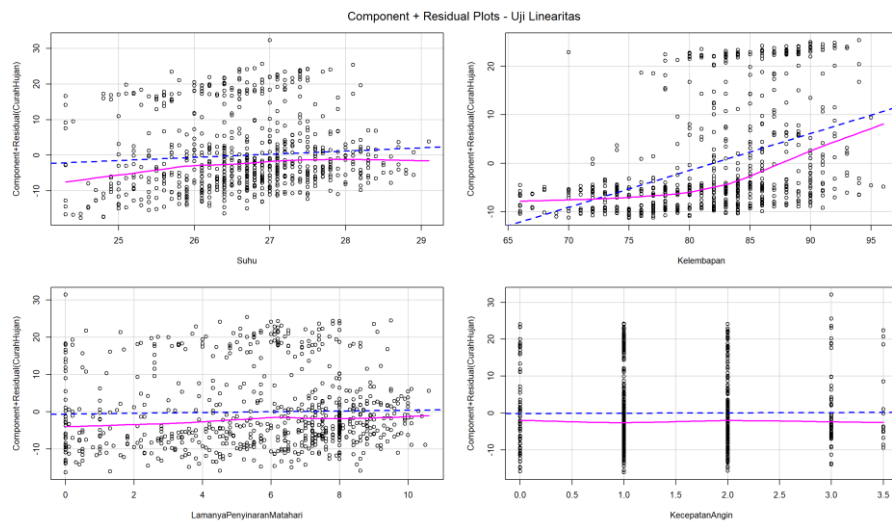
Tabel 3. Nilai Batas Rentang

Variabel	Q_1	Q_3	IQR	Batas Rentang Bawah	Batas Rentang Atas
Curah Hujan	0,9	13,3	12,4	-17,7	31,9
Suhu	26,1	27,3	1,2	24,3	29,1
Kelembapan	78	86	8	66	98
Lamanya Penyinaran Matahari	3,85	8	4,15	-2,375	14,225
Kecepatan Angin	1	2	1	-0,5	3,5

Nilai batas atas dan batas bawah digunakan untuk acuan dalam penanganan data *outlier* yang berpotensi memengaruhi hasil analisis. Jika terdapat data yang melebihi batas atas, maka nilai tersebut akan diganti dengan nilai batas atas. Dan apabila terdapat nilai yang lebih rendah dari batas bawah, maka nilai tersebut akan diganti dengan nilai batas bawah tersebut.

Uji Linearitas

Uji linearitas dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat hubungan linier antara variabel independen dengan variabel dependen. Hasil uji ini membantu menentukan pendekatan pemodelan yang tepat, apakah menggunakan model linier atau nonlinier.



Gambar 2. Visualisasi *Scatter Plot*

Berdasarkan hasil pada Gambar 2, dapat disimpulkan bahwa hubungan antara variabel-variabel independen dan curah hujan cenderung bersifat nonlinier. Hal tersebut dibuktikan dengan beberapa variabel seperti kelembapan dan kecepatan angin menunjukkan pola nonlinier yang lebih menonjol, sementara suhu dan lamanya penyinaran matahari hanya memiliki hubungan linier yang sangat lemah. Adapun pengujian lain menggunakan metode *Ramsey Reset*, dengan nilai *P-Value* yang dihasilkan sebesar 0,0046. Jika dilihat dari nilai *P-Value*, nilai tersebut kurang dari nilai α (0,05) maka dapat disimpulkan bahwa bahwa model tidak linier.

Pemilihan Kernel SVR

Berdasarkan hasil uji linearitas yang telah dilakukan sebelumnya, didapat hasil bahwa hubungan antara variabel prediktor dan variabel target bersifat nonlinier. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan linier tidak cukup untuk merepresentasikan pola hubungan antar variabel, sehingga digunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel nonlinier. Pada tahap ini proses dilakukan dengan membagi data menjadi dua bagian, yaitu data *training* sebesar 70% untuk membangun model dan data *testing* sebesar 30% untuk menilai performa model.

Tuning Parameter SVR

Pada tahap ini dilakukan proses *tuning parameter* untuk memperoleh parameter yang optimal dalam pemodelan *Support Vector Regression* (SVR). Parameter yang dituning meliputi C , γ yang digunakan pada kernel *Radial Basis Function* (RBF) dan *degree* yang digunakan pada kernel *polynomial*. Nilai parameter yang di *tuning* yaitu parameter C diuji dengan nilai 0,01; 0,05; 0,1; 0,5; 1; 2; 5; dan 10. Parameter γ diuji dengan nilai 0,1; 0,2; 0,25; 0,3; 0,4; 0,5; 1; 5; dan 10. Sedangkan parameter d diuji dengan nilai 1 dan 2. Berdasarkan hasil tuning, diperoleh hasil parameter terbaik untuk kernel RBF yaitu $C = 2$ dan $\gamma = 0,2$. Sedangkan untuk kernel *Polynomial* diperoleh hasil parameter terbaik yaitu $C = 10$ dan $d = 1$.

Evaluasi Metode SVR

Evaluasi metode *Support Vector Regression* (SVR) dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi model dalam memprediksi data. Pada penelitian ini, evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan satu metrik yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE). Semakin kecil nilai RMSE, maka semakin baik kinerja model dalam melakukan prediksi.

Tabel 4. Nilai RMSE Data *Testing*

Kernel	Nilai RMSE
RBF	10,6860
Polynomial	10,9149

Berdasarkan hasil pada Tabel 4 menunjukkan nilai RMSE yang didapat dari data *testing*, yang menjadi tolok ukur utama untuk melihat seberapa baik model memprediksi data baru yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Berdasarkan tabel dapat disimpulkan bahwa kernel RBF menghasilkan nilai RMSE lebih rendah, dibandingkan dengan kernel *Polynomial*. Nilai RMSE terkecil yang dihasilkan oleh kernel RBF adalah 10,6860, yang menunjukkan bahwa model SVR dengan kernel tersebut lebih baik dalam memprediksi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil tersebut membuktikan bahwa model dengan kernel RBF tidak hanya baik dalam mempelajari pola pada data *training*, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data *testing*. Artinya model dengan kernel RBF pada pembagian data tersebut memiliki tingkat kesalahan prediksi paling kecil, sehingga dianggap optimal dalam penelitian ini. Maka kernel RBF dipilih sebagai model terbaik untuk digunakan pada tahap prediksi selanjutnya. Akurasi model ini menunjukkan bahwa SVR dengan kernel RBF mampu menangkap pola hubungan nonlinier antar variabel lebih baik, sehingga dapat menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual.

Penentuan Parameter Metode SVR

Berdasarkan hasil uji linearitas dengan metode *Ramsey RESET* menunjukkan bahwa hubungan antara variabel prediktor dan target bersifat nonlinier, sehingga pendekatan linier kurang sesuai dalam menggambarkan pola data. Oleh karena itu digunakan metode SVR dengan pendekatan kernel nonlinier, yaitu kernel *Radial Basis Function* (RBF) dan *Polynomial*. Dari kedua kernel yang digunakan kemudian dibandingkan performanya melalui proses *tuning* parameter dan evaluasi model. Dari proses *tuning* parameter yang dilakukan dengan pendekatan *grid search* yang dikombinasikan dengan teknik *cross-validation*, diperoleh parameter optimal untuk masing-masing kernel. Evaluasi terhadap kinerja model menggunakan nilai RMSE pada data *training* dan *testing*, hasil menunjukkan bahwa kernel RBF menghasilkan nilai kesalahan prediksi yang paling kecil dibandingkan kernel *Polynomial*. Hal ini menandakan bahwa model SVR dengan kernel RBF memiliki kemampuan yang lebih unggul dalam menangkap kompleksitas hubungan nonlinier antar variabel. Oleh karena itu, kernel RBF ditetapkan sebagai kernel terbaik dalam penelitian ini. Adapun parameter optimal yang diperoleh dan digunakan dalam model SVR dengan kernel RBF yaitu nilai parameter C sebesar 2 dan parameter γ sebesar 0,2.

D. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Penentuan kernel terbaik dalam metode SVR dilakukan melalui beberapa langkah. Pertama dilakukan uji linearitas untuk melihat apakah hubungan antar variabel bersifat linier atau tidak. Hasil uji menunjukkan hubungan yang tidak linier, sehingga digunakan kernel nonlinier yaitu kernel RBF dan *Polynomial*. Kemudian dilakukan *tuning* parameter untuk masing-masing kernel dengan mencoba berbagai nilai C , γ dan d . Lalu melakukan evaluasi berdasarkan nilai Root Mean Square Error (RMSE), kernel yang menghasilkan nilai paling kecil dipilih sebagai kernel terbaik. Hasil analisis menunjukkan bahwa model SVR dengan kernel RBF menghasilkan performa terbaik dengan nilai RMSE sebesar 10,6860 pada data *testing*, hasil ini dibandingkan dengan kernel *polynomial* yang memiliki nilai RMSE sebesar 10,9149.
2. Parameter optimal untuk model SVR yang diperoleh yaitu kernel RBF ($C=2$, $\gamma=0,2$). Parameter ini memberikan hasil prediksi terbaik terhadap data curah hujan di Jawa Barat. Model dengan parameter tersebut mampu mempelajari pola nonlinier dalam data secara akurat serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Oleh karena itu, model SVR dengan kernel RBF dan parameter optimal ini digunakan sebagai model akhir dalam proses prediksi curah hujan.

Ucapan Terimakasih

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, karena atas rahmat, karunia, hidayah, dan pertolongan-Nya, penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan baik. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya penulis sampaikan kepada Ibu Nur Azizah Komara Rifai, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, ilmu, saran, serta dukungan yang sangat berarti selama proses penelitian ini berlangsung. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada kedua orang tua, teman-teman, serta seluruh pihak yang telah membantu, mendukung, dan memberikan arahan hingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik.

Daftar Pustaka

- BPBD. (2024). Jumlah Kejadian Bencana Banjir Berdasarkan Kabupaten/Kota di Jawa Barat.
- Qi, Z., Wang, B., Tian, Y., & Zhang, P. (2016). When Ensemble Learning Meets Deep Learning: a New Deep Support Vector Machine for Classification. *Knowledge Based Systems*, 107, 54–60.
- Rais, Z., Sudarmin, & Isnaeni. (2022). Analisis Support Vector Regression (SVR) Dengan Kernel Radial Basis Function (RBF) Untuk Memprediksi Laju Inflasi Di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 4(1), 30–38. <https://doi.org/10.35580/variasiunm13>
- Setiyaris, S., Hariyadi, M. A., & Crysdian, C. (2023). Prediksi Curah Hujan Bulanan Berdasarkan Parameter Cuaca Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Levenberg Marquardt. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7(3), 1125. <https://doi.org/10.30865/mib.v7i3.6328>
- Shukla, D., Rajvir, V., & Patel, M. S. (2018). Rainfall Prediction Using Neural Network. *Computational Intelligence-Based Time Series*, 127–141.
- Siregar, N. A. (2022). Peramalan Curah Hujan Di Kota Medan menggunakan Metode Support Vector Regression. *Dalam Journal of Informatics and Data Science (J-IDS (Vol. 1, Nomor 1))*.
- Syah, P. K. (2025). 9 Kecamatan di Kabupaten Bekasi Terendam Banjir, Ini Daftarnya.
- Velasco, L. C., Estose, A. J., Opon, M., Tabanao, E., & Apdian, F. (2024). Performance Evaluation of Support Vector Regression Machine Models in Water Level Forecasting. *Procedia Computer Science*, 234, 436–447. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.03.025>
- Philip Trisa Parera, & Suwanda. (2023). Model Random Coefficient Autoregressive Orde Pertama dan Penerapannya. *Jurnal Riset Statistika*, 155–162. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i2.3048>
- Parera, F. T., & Suwanda. (2023). Model Random Coefficient Autoregressive Orde Pertama dan Penerapannya. *Jurnal Riset Statistika*, 3(2), 155–162. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i2.3048>
- Dewi, E. F., & Hajarisman, N. (n.d.). *Penanganan Data Hilang pada Pemodelan Persamaan Terstruktur melalui Metode Full Information Maximum Likelihood (FIML)*. <https://journals.sangkuriangpublisher.com/datamath>