

Comparison of the Support Vector Regression Kernel Algorithm on the Performance of Palm Production Prediction

Perbandingan Kernel Algoritma Support Vector Regression Terhadap Performa Prediksi Produksi Kelapa Sawit

**Rizki Azli Maulana¹, Inggih Permana², Febi Nur Salisah³,
Tengku Khairil Ahsyar⁴, Muhammad Jazman⁵**

^{1,2,3,4,5}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Indonesia

E-Mail: ¹12050310359@students.uin-suska.ac.id,
²inggihpermana@uin-suska.ac.id, ³febinursalisah@uin-suska.ac.id,
⁴tengkukhairil@uin-suska.ac.id, ⁵jazman@uin-suska.ac.id

Received May 25th 2024; Revised Oct 23th 2024; Accepted Nov 15th 2024; Available Online Jan 25th 2025, Published Jan 30th 2025

Corresponding Author: Rizki Azli Maulana

Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Palm oil production is one of the key factors in the palm oil plantation industry and has an impact on the economic health of a region. To improve palm oil production forecasting, Support Vector Regression (SVR) algorithm is adopted as a possible forecasting method. However, the choice of kernel in SVR can affect the prediction performance. This research aims to compare the performance of palm oil production forecasting using three different kernels at PT Perkebunan Nusantara V (PTPN V), namely linear, polynomial and Radial Basis Function (RBF). PTPN V palm oil production data is used as input data. To compare the three SVR kernels, evaluate their prediction performance using metrics such as Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), and Coefficient of Determination (R-Squared). Experimental results show that the RBF kernel tends to provide better prediction results compared to linear and polynomial kernels. However, factors such as model stability and computing speed should also be considered when selecting a kernel. This study provides important insights for SVR users in selecting the right core to improve palm oil production forecasting at PTPN V.

Keyword: Comparison, Kernel, Predictions, PTPN V, Support Vector Regression

Abstrak

Produksi kelapa sawit merupakan salah satu faktor utama dalam industri perkebunan kelapa sawit yang memengaruhi kesejahteraan ekonomi suatu daerah. Dalam upaya untuk meningkatkan prediksi produksi kelapa sawit, algoritma Support Vector Regression (SVR) telah diadopsi sebagai metode prediksi yang potensial. Namun, pilihan kernel dalam SVR dapat mempengaruhi performa prediksi. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa prediksi produksi kelapa sawit menggunakan tiga kernel yang berbeda, yaitu linear, polinomial, dan radial basis function (RBF), di PTPN V. Data produksi kelapa sawit dari PT Perkebunan Nusantara V (PTPN V) digunakan sebagai data input. Metrik evaluasi performa prediksi, seperti Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Koefisien Determinasi (R-squared), digunakan untuk membandingkan ketiga kernel SVR. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kernel RBF cenderung memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan kernel linear dan polinomial. Namun, faktor-faktor seperti kestabilan model dan kecepatan komputasi juga perlu dipertimbangkan dalam pemilihan kernel. Penelitian ini memberikan wawasan penting bagi pengguna SVR dalam memilih kernel yang sesuai untuk meningkatkan prediksi produksi kelapa sawit di PTPN V.

Kata Kunci: Kernel, Prediksi, PTPN V, Perbandingan, Support Vector Regression

1. PENDAHULUAN

Kelapa sawit adalah tumbuhan industri perkebunan yang berguna sebagai penghasil minyak masak, minyak industri, maupun bahan Kelapa Sawit merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki peran strategis dalam pembangunan ekonomi Indonesia. Sebagai penghasil kelapa sawit terbesar di dunia, industri kelapa sawit telah menyediakan lapangan pekerjaan sebesar 16 juta tenaga kerja baik secara langsung maupun tidak langsung [1]. Pada tahun 2021, perkebunan rakyat menyumbang 15,5 juta ton (34,36%) terhadap

produksi minyak sawit mentah atau *Crude Palm Oil* (CPO), nomor dua setelah perkebunan swasta besar. Perkebunan swasta besar menyumbang 27,36 juta ton (60,64%) terhadap CPO, sedangkan perkebunan besar milik pemerintah hanya menyumbang 2,26 juta ton (5%). Produksi CPO sangat dipengaruhi oleh luas lahan dan tingkat produktivitas. Dari segi luas lahan, perkebunan besar swasta seluas 8,04 juta hektar (55%), perkebunan rakyat 6,03 juta hektar (41,24%), dan perkebunan besar pemerintah hanya 550.000 hektar (3,76%) [2]. Berdasarkan data-data perkebunan rakyat berkontribusi besar terhadap produksi kelapa sawit, namun produktivitasnya masih rendah dibandingkan dengan perusahaan besar swasta dan negara. Produktivitas perkebunan rakyat hanya 2,58 ton/ha, sementara produktivitas perkebunan besar swasta dan negara mencapai 3,59 ton/ha [3]. Dengan demikian, terdapat selisih produktivitas sebesar 1,30 ton/ha antara perkebunan rakyat dan perkebunan besar. Selisih ini sangat signifikan bagi petani perkebunan rakyat. Jika diasumsikan harga tandan buah segar untuk tanaman berusia 10-20 tahun adalah Rp2.547/kg [4], maka tambahan pendapatan petani bisa mencapai $Rp2.547 \times 1,30 \text{ ton/ha} = Rp3.323.623/\text{hektar}$ [5].

Provinsi Riau merupakan salah satu provinsi di Indonesia dengan potensi besar untuk mengembangkan sektor perkebunan, terutama dengan komoditas unggulannya, yaitu kelapa sawit [6]. Berdasarkan Badan Pusat Statistik tahun 2022, Provinsi Riau telah melakukan pengembangan perkebunan kelapa sawit terluas di Indonesia dengan luasan mencapai 2.012.951 ha, yang terdiri dari 234.185 ha tanaman belum menghasilkan, 1.723.318 ha tanaman menghasilkan dan 55.448 ha tanaman rusak. Dengan luas area perkebunan kelapa sawit yang terus meningkat, pelaku usaha, termasuk Perkebunan Nusantara V (PTPN V), berupaya mengembangkan industri pengolahan Tandan Buah Segar (TBS) melalui pembangunan pabrik kelapa sawit. Namun, dengan tingkat persaingan yang semakin ketat, perusahaan harus fokus pada peningkatan efisiensi operasional dan kualitas produksi. Berdasarkan data sekunder, salah satu tantangan signifikan yang dihadapi PTPN V adalah program replanting atau penanaman kembali kelapa sawit, yang diperkirakan mencakup lebih dari 22% dari total area per tahun. Strategi replanting ini memerlukan perhatian khusus, mengingat usia tanaman mempengaruhi produktivitas, sehingga optimalisasi proses replanting sangat penting untuk memastikan hasil yang berkelanjutan dan menghindari penurunan produksi jangka pendek.

PTPN V merupakan perusahaan yang dulunya merupakan anak usaha dari PTPN III dan bergerak di bidang agroindustri kelapa sawit dan karet [7]. Perusahaan ini memiliki kantor pusat di Pekanbaru, Riau. Pada tahun 2023, perusahaan ini akan resmi bergabung dengan PTPN IV. PTPN V didirikan pada tahun 1996 melalui konsolidasi aset yang dimiliki oleh PTP II, PTP IV, dan PTP V di Riau. Pada tahun 2014, sebagian besar saham perusahaan ini dialihkan ke PTPN III sebagai bagian dari upaya untuk menciptakan perusahaan induk milik negara di sektor perkebunan. PTPN V memiliki perkebunan kelapa sawit dan karet, serta pabrik pengolahan kelapa sawit. Merger dengan PTPN IV adalah bagian dari pembentukan sub-holding dalam PTPN III yang fokus pada agroindustri kelapa sawit [7]. Visi perusahaan ini adalah menjadi perusahaan agribisnis terpadu yang berkelanjutan dan peduli lingkungan. Misi perusahaan meliputi manajemen efisien agroindustri kelapa sawit dan karet, implementasi prinsip tata kelola perusahaan yang baik, dan penciptaan keunggulan kompetitif dalam sumber daya manusia dan teknologi.

Perencanaan dan pengelolaan yang efisien Prediksi produksi kelapa sawit memungkinkan perusahaan untuk merencanakan dan mengelola dengan lebih efisien. Dengan mengetahui perkiraan produksi, perusahaan dapat mengatur kegiatan penanaman, pemeliharaan, dan panen dengan lebih baik, sehingga mengoptimalkan penggunaan sumber daya dan mengurangi pemborosan [8]. Dengan informasi prediksi produksi yang akurat, perusahaan dapat membuat keputusan yang lebih baik terkait dengan penjualan, pemasaran, dan rantai pasokan. Hal ini memungkinkan perusahaan untuk menyesuaikan strategi bisnis mereka dengan kondisi pasar dan memaksimalkan keuntungan [4]. Dalam beberapa kasus, perusahaan seperti PTPN V mungkin terus menghadapi kesulitan dalam membuat prediksi produksi yang akurat, karena kerumitan sistem pertanian kelapa sawit yang melibatkan banyak faktor dan variabel yang sulit diatur dengan pasti. Kesalahan dalam prediksi ini dapat memengaruhi perencanaan bisnis, logistik, hingga penentuan strategi pasar. Penerapan teknologi modern seperti machine learning atau remote sensing untuk memantau kesehatan tanaman dan cuaca bisa menjadi solusi, tetapi implementasinya butuh waktu dan sumber daya yang cukup besar [9].

Algoritma Support Vector Regression (SVR) adalah sebuah pendekatan dalam machine learning yang digunakan untuk memprediksi dan menganalisis data kontinu. SVR merupakan salah satu bentuk dari Support Vector Machine (SVM) yang digunakan untuk tugas regresi, yaitu memprediksi nilai numerik berdasarkan data input yang ada. Metode SVR memanfaatkan konsep-konsep dari SVM untuk membangun model yang optimal. SVM pada dasarnya mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data dengan ruang yang maksimal antara kelas-kelas yang berbeda. Dalam SVR, tujuan utamanya adalah untuk mencari hyperplane yang dapat menghasilkan error yang minimal antara prediksi dan nilai sebenarnya [10].

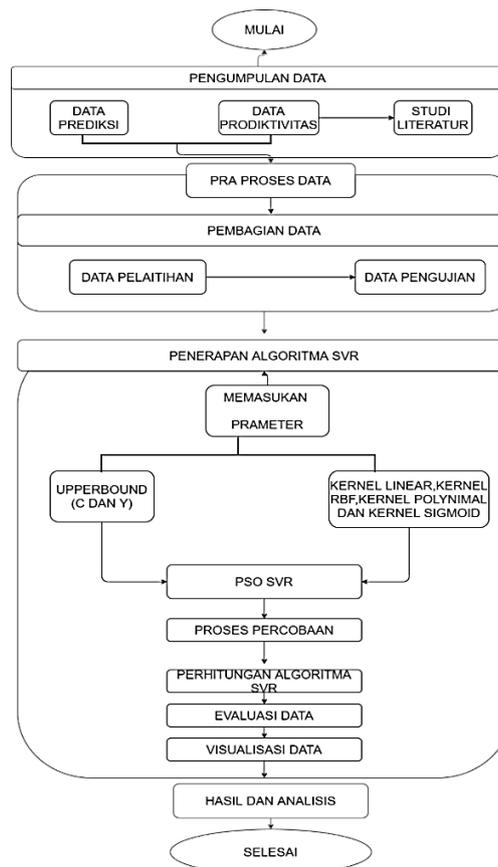
Banyak penelitian telah menggunakan algoritma SVR untuk menyelesaikan kasus prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Algoritma SVR terbukti lebih unggul dibandingkan dengan algoritma Artificial Neural Network (ANN) dalam memprediksi produksi dan produktivitas kelapa sawit. Algoritma SVR menghasilkan Mean Square Error (MSE) yang lebih kecil dan akurasi yang lebih tinggi [11]. Dalam prediksi produktivitas kelapa sawit menggunakan algoritma SVR, kernel terbaik yang digunakan adalah Kernel Radial Basis Function (RBF) dengan tingkat akurasi 95% dan nilai error 6%. Algoritma SVR menunjukkan tingkat

akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma Multilayer Perceptron dan Regresi Linear. Pada periode pertama dengan Fold ke-1, penggunaan Kernel RBF menghasilkan nilai error 4,8% dan tingkat akurasi 91%. Pada periode kedua, diperoleh nilai MSE sebesar 0,14% dan R sebesar 96% pada Fold ke-2. Penelitian selanjutnya oleh Widiarni dan Mustakim tahun 2021 menggunakan kernel linear dengan teknik K-Fold Cross Validation menghasilkan tingkat akurasi 85% dan nilai error (MSE) 19,6% [12]. Hasil prediksi ini menunjukkan penurunan akurasi untuk masa mendatang.

Berdasarkan penjelasan ini, serta didukung oleh beberapa penelitian sebelumnya, dilakukan prediksi produksi dan produktivitas kelapa sawit di PTPN V dengan menerapkan algoritma SVR menggunakan kernel Linear, kernel RBF, dan kernel Polynomial [10]. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan dan informasi yang berguna mengenai produksi dan produktivitas kelapa sawit di PTPN V di masa depan melalui prediksi yang dilakukan menggunakan algoritma SVR. Hasil dari penelitian dapat dijadikan landasan untuk mengembangkan sistem prediksi produksi kelapa sawit yang lebih baik, guna membantu industri mengatasi berbagai tantangan. Tantangan tersebut meliputi fluktuasi harga minyak kelapa sawit, keberlanjutan lingkungan, serta perencanaan produksi yang lebih efisien. Dengan sistem prediksi yang lebih akurat, industri kelapa sawit dapat lebih responsif terhadap dinamika pasar, meningkatkan kelestarian lingkungan, dan mengoptimalkan pengelolaan sumber daya untuk mencapai hasil yang maksimal.

2. BAHAN DAN METODE

Produktivitas kelapa sawit digunakan sebagai data untuk memproyeksikan perkembangan produksi beberapa bulan ke depan. Terdapat beberapa tahapan dalam penerapan algoritma SVR untuk melakukan prediksi ini, yaitu tahap pengumpulan data, tahap pra-pemrosesan data, tahap pembagian data menggunakan teknik K-Fold Cross Validation, tahap penerapan algoritma SVR dengan empat kernel (Linear, RBF, Polynomial, dan Sigmoid), serta tahap hasil dan analisis. Penelitian ini mengikuti tahapanyangbisa dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1. Data Prediksi

Data prediksi adalah informasi atau nilai yang diperkirakan atau diramalkan untuk masa yang akan datang berdasarkan analisis atau proses sistematis. Prediksi ini dapat dilakukan dengan menggunakan metode statistik, algoritma, atau model matematis

2.2. Data Produktivitas

Data produktivitas adalah data yang menggambarkan tingkat efisiensi dan efektivitas suatu proses atau kegiatan dalam mencapai hasil atau output yang diinginkan. Data ini dapat mencakup berbagai metrik, seperti jumlah barang yang diproduksi, jumlah pekerjaan yang diselesaikan, atau jumlah penjualan yang tercapai dalam periode waktu tertentu.

2.3. Proses Membagi Data

K-Fold Cross Validation adalah metode untuk membagi data agar pengelolaannya lebih mudah, dengan membagi data menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data pengujian. Menurut penelitian Christodoulus, untuk melakukan prediksi, diperlukan minimal 16 hingga 20 titik data [9]. Dalam penelitian ini, terdapat 36 titik data yang dibagi menjadi 4 fold. Setiap fold terdiri dari training set, output training, testing set, dan output testing.

2.4. Penerapan Algoritma SVR

2.4.1. Parameter Grid Search

Parameter Grid Search adalah salah satu teknik dalam machine learning yang digunakan untuk mencari kombinasi nilai parameter optimal dari suatu model. Dalam Grid Search, kita harus menentukan himpunan nilai yang mungkin untuk setiap parameter yang ingin kita optimalkan. Grid Search akan mencoba semua kombinasi nilai parameter yang mungkin dari himpunan nilai yang ditentukan untuk setiap parameter.

2.4.2. Evaluasi Data

Evaluasi data mengacu pada proses menganalisis dan menilai data untuk mendapatkan wawasan dan membuat keputusan yang tepat. Ini melibatkan pemeriksaan kualitas, keakuratan, relevansi, dan keandalan data untuk menentukan kegunaan dan validitasnya.

2.5. Visualisasi Data

Visualisasi data dapat membantu memahami hubungan antara variabel yang terlibat dalam prediksi nilai numerik kontinu. Visualisasi data dapat dilakukan dengan menggunakan berbagai metode seperti scatter plot, line plot, atau surface plot, tergantung pada jumlah variabel yang terlibat. Dalam SVR, visualisasi data dapat membantu mengidentifikasi pola atau tren yang mungkin ada dalam data.

2.6. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan mengambil data secara langsung pada perusahaan PTPN V. Data yang digunakan adalah data produksi kelapa sawit dengan rentang waktu selama 34 bulan terakhir mulai dari Januari 2021 hingga Oktober 2023 dengan total 34 baris data. Tabel 1 adalah data produksi kelapa sawit yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 1. Data Produksi Kelapa Sawit

No	Bulan	Produksi (Ton)
1	Jan-21	753,82
2	Feb-21	736,76
3	Mar-21	757,33
4	Apr-21	764,73
...
34	Okt-23	782,15

2.7. Preprocessing

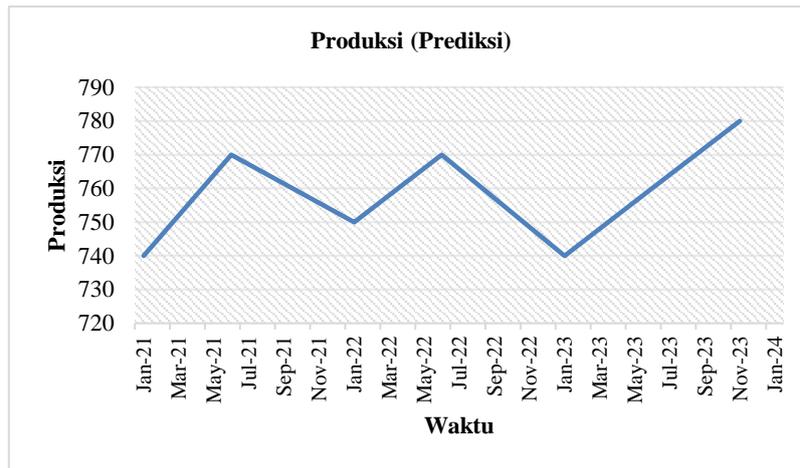
Pada tahapan ini dilakukan penyesuaian cleaning data, normalisasi data hingga melakukan windowing. Berikut adalah rincian dari setiap tahapannya.

2.7.1 Cleaning Data

Dari data yang didapatkan diketahui bahwa data tersebut tidak memiliki nilai yang kosong ataupun format yang tidak sesuai. Data yang telah melalui proses cleaning ditampilkan dalam grafik time series untuk melihat pergerakan jumlah produksi sawit setiap bulannya yang dapat dilihat pada Gambar 2.

2.7.2 Normalisasi Data

Teknik normalisasi yang digunakan adalah Min-Max Normalization dengan mengubah nilai pada data menjadi rentang 0 hingga 1. Tabel 2 merupakan data yang telah dilakukan normalisasi.



Gambar 1. Data Produksi Sawit PTPN V Pada Tahun 2021-2023

Tabel 2. Hasil Proses Normalisasi Data

Bulan	Produksi (Ton)
Jan-21	0,3411
Feb-21	0,0000
Mar-21	0,4112
Apr-21	0,5592
...	...
Okt-23	0,9074

2.7.3 Windowing

Pada tahap ini data akan dibuat menjadi format time series dengan membentuk rangkaian historis sebagai fitur pada data. Pada penelitian ini window size yang ditetapkan adalah 4. Itu artinya data 3 bulan sebelumnya akan digunakan sebagai fitur dan 1 bulan berikutnya sebagai target. Tabel 3 adalah hasil dari tahapan windowing.

Tabel 3. Hasil Proses Windowing

X1	X2	X3	y
0,3411	0,0000	0,4112	0,5592
0,0000	0,4112	0,5592	0,6273
0,4112	0,5592	0,6273	0,7017
0,5592	0,6273	0,7017	0,6170
...
0,7675	0,8571	1,0000	0,9074

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1 Pembagian Data

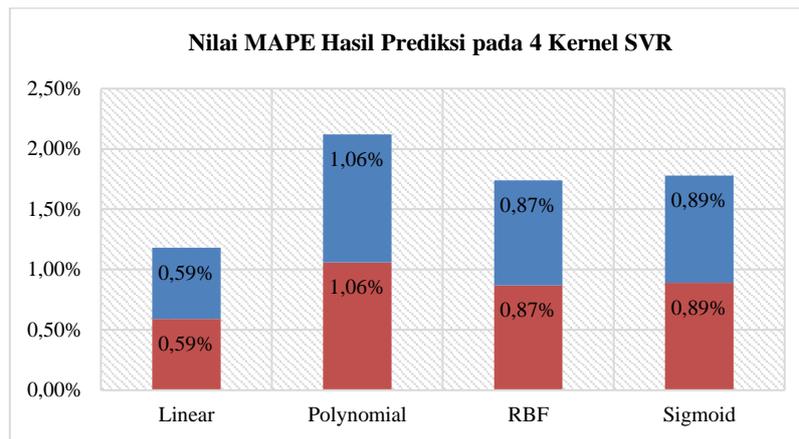
Pembagian data dilakukan menggunakan teknik hold-out validation. %tase pembagiannya yaitu 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing. Hasilnya dari 34 data, 28 data akan digunakan sebagai data training yaitu rentang waktu Januari 2021-April 2023. Sedangkan 8 data sisanya digunakan sebagai data testing yaitu rentang waktu Mei 2023-Oktober 2023.

3.2 Pemodelan

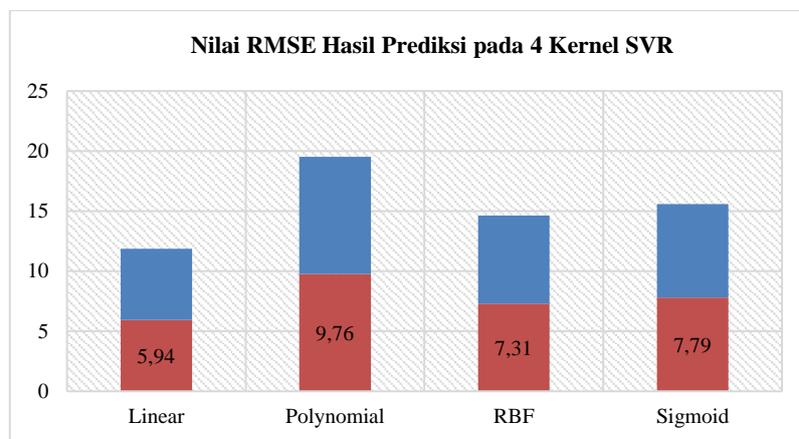
Pemodelan prediksi produksi kelapa sawit dilakukan menggunakan algoritma SVR dengan bantuan library dari scikit learn. Percobaan dilakukan menggunakan 4 kernel untuk menghasilkan model prediksi dengan kemampuan terbaik. Adapun 4 kernel tersebut yaitu kernel linear, polynomial, RBF dan sigmoid.

3.3 Evaluasi

Proses evaluasi dilakukan untuk mengetahui jenis kernel pada SVR yang memiliki kemampuan prediksi yang optimal. Metrik yang digunakan untuk mengevaluasi model adalah RMSE dan MAPE. Ketika nilai dari metrik tersebut semakin kecil, artinya kemampuan prediksi model semakin baik. Gambar 2. dan 3 merupakan hasil evaluasi prediksi dari setiap kernel pada algoritma SVR.



Gambar 2. Nilai MAPE Hasil Prediksi pada 4 Kernel SVR



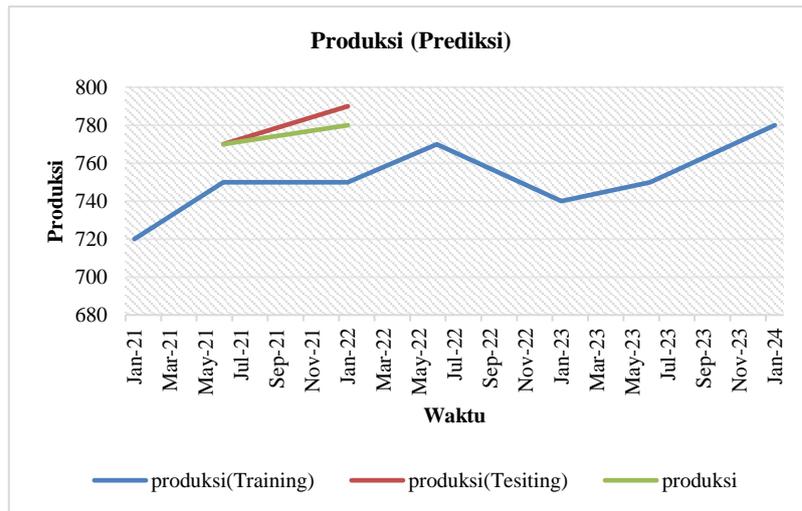
Gambar 3. Nilai RMSE Hasil Prediksi pada 4 Kernel SVR

Melalui hasil evaluasi yang dilakukan menggunakan metrik MAPE pada Gambar 4.2. dan RMSE pada Gambar 4.3 menghasilkan SVR dengan kernel linear sebagai yang terbaik dengan nilai RMSE sebesar 5,95 dan MAPE sebesar 0,59%. Kemudian diikuti oleh kernel RBF, Sigmoid, dan Polynomial. Meskipun begitu, berdasarkan nilai MAPE keempat kernel tersebut dikategorikan memiliki hasil prediksi yang sangat baik karena memiliki %tase error dibawah 10%. Dalam konteks evaluasi model regresi seperti SVR, selain metrik RMSE dan MAPE, nilai koefisien determinasi (R^2) atau koefisien korelasi juga merupakan metrik yang sangat penting. Metrik ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat menjelaskan variasi data atau seberapa kuat hubungan antara variabel prediktor dan variabel target.

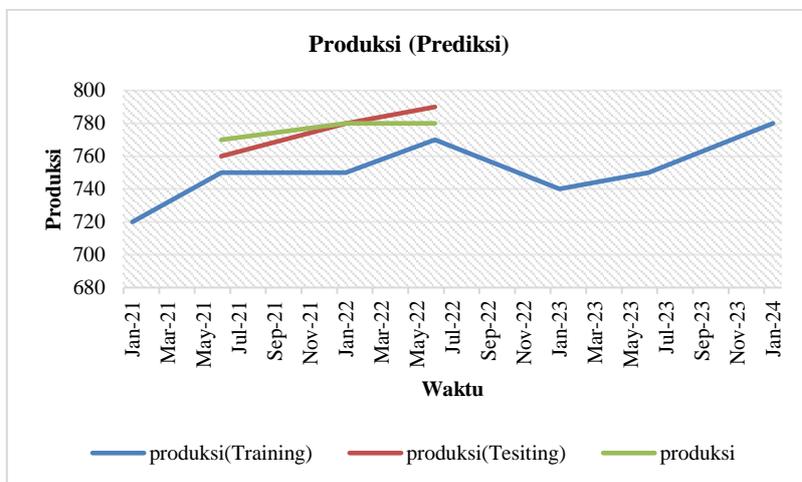
3.4 Visualisasi

Untuk mengetahui seberapa baik model SVR pada keempat kernel tersebut memprediksi data dan memahami pola pergerakan data produksi kelapa sawit, maka perlu dilakukan visualisasi pada hasil prediksi. Gambar 4 adalah visualisasi hasil prediksi algoritma SVR pada setiap kernel. Gambar 5 merupakan grafik visualisasi prediksi model SVR Kernel Linear menunjukkan bahwa model mampu memprediksi jumlah produk yang akan diproduksi dengan cukup baik. Hal ini dapat dilihat dari kedekatan garis biru dengan garis oranye. Gambar 6 menunjukkan model SVR Kernel Polynomial menggunakan pemetaan non-linear. Memiliki performa yang cukup baik dalam memprediksi jumlah produk yang akan diproduksi. Gambar 7 menunjukkan grafik visualisasi prediksi model SVR Kernel RBF bahwa model mampu memprediksi jumlah produk yang akan diproduksi dengan cukup baik. Hal ini dapat dilihat dari kedekatan garis biru dengan garis oranye.

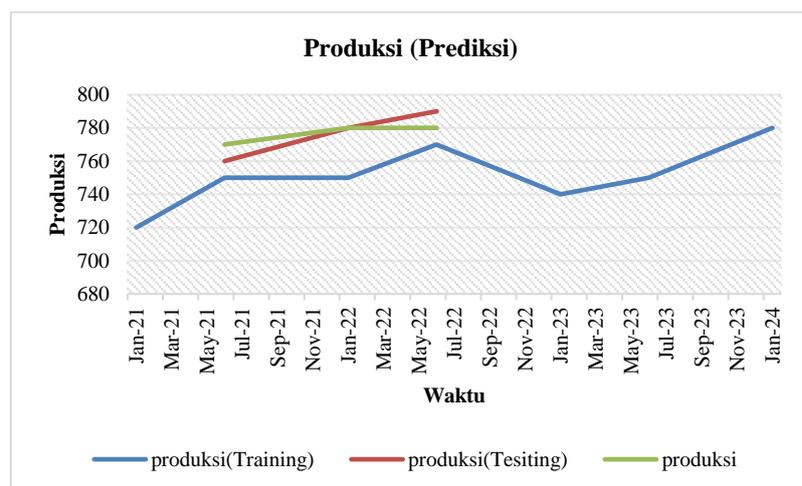
Grafik sigmoid, yaitu fungsi matematika yang menggabungkan nilai antara 0 dan 1. Grafik ini biasanya digunakan dalam jaringan saraf tiruan sebagai fungsi aktivasi untuk memasukkan non-linearitas ke dalam model. Berdasarkan hasil visualisasi tersebut diketahui bahwa kemampuan model SVR secara keseluruhan sudah cukup baik dalam melakukan prediksi pada data testing terutama pada kernel linear. Hasil prediksi model SVR pada kernel linear dapat mengenali pergerakan pola data sebenarnya dengan baik walaupun masih belum sepenuhnya akurat. Selain itu pada kernel polynomial, RBF, dan sigmoid masih belum mampu memprediksi data testing dengan baik.



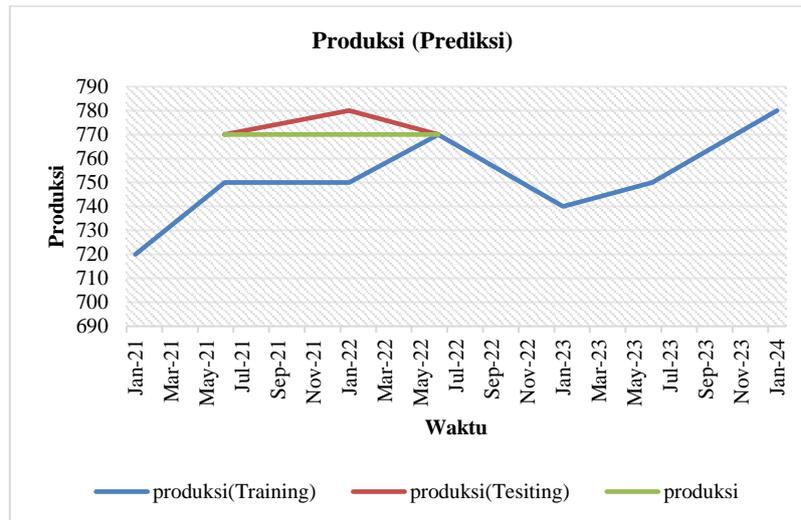
Gambar 4. Visualisasi Prediksi Model SVR Kernel Linear



Gambar 5. Visualisasi Prediksi Model SVR Kernel Polynomial



Gambar 6. Visualisasi Prediksi Model SVR Kernel RBF



Gambar 7. Visualisasi Prediksi Model SVR Kernel Sigmoid

4. KESIMPULAN

Melalui implementasi algoritma SVR dengan 4 kernel yaitu Linear, Polynomial, RBF dan Sigmoid untuk memprediksi produksi kelapa sawit secara keseluruhan sudah cukup baik. Terlihat bahwa hasil prediksi memiliki nilai kesalahan yang tidak terlalu signifikan, terutama pada persentase MAPE yang tidak melebihi 10%. Namun hasil terbaik didapatkan pada model SVR dengan kernel Linear yang memiliki nilai kesalahan paling rendah dibandingkan kernel lainnya, yaitu RMSE sebesar 5,95 dan MAPE sebesar 0,59%. Berdasarkan visualisasi data juga diketahui bahwa hasil prediksi model SVR pada kernel Linear mampu mengikuti pergerakan pola data sebenarnya walaupun masih belum sepenuhnya akurat. Jadi hasil dari penelitian ini ialah kernel linear memiliki kesalahan atau eror yang terendah jadi kernel linear lah yang dapat menjadi patokan terbaik dari perbandingan 4 kernel yang ada di SVR.

REFERENSI

- [1] A. Perdana and M. T. Furqon, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 9, pp. 3162–3167, 2018.
- [2] <https://www.bps.go.id/id>, "No Title".
- [3] I. SIRADJUDDIN, "Dampak Perkebunan Kelapa Sawit Terhadap Perekonomian Wilayah Di Kabupaten Rokan Hulu," *J. Agroteknologi*, vol. 5, no. 2, p. 7, 2015, doi: 10.24014/ja.v5i2.1349.
- [4] B. A. Brown-Elliott and R. J. Wallace, "In Vitro Susceptibility Testing of Bedaquiline against Mycobacterium abscessus Complex," *Antimicrob. Agents Chemother.*, vol. 63, no. 2, 2019, doi: 10.1128/AAC.01919-18.
- [5] T. Hidayatullah, "Analisis Empiris Produksi Kelapa Sawit Terhadap Tingkat Kesejahteraan Petani," *J. Budg. Isu dan Masal. Keuang. Negara*, vol. 8, no. 1, pp. 156–175, 2023, doi: 10.22212/jbudget.v8i1.152.
- [6] Asiva Noor Rachmayani, "No Analisis struktur kovarians indikator terkait kesehatan pada lansia yang tinggal di rumah, dengan fokus pada rasa subjektif terhadap kesehatan Title," p. 6, 2015.
- [7] PT.Perkebunan Nusantara V, "Profil perusahaan." <https://ptpn5.com/>
- [8] N. Khan *et al.*, "Prediction of Oil Palm Yield Using Machine Learning in the Perspective of Fluctuating Weather and Soil Moisture Conditions: Evaluation of a Generic Workflow," *Plants*, vol. 11, no. 13, 2022, doi: 10.3390/plants11131697.
- [9] A. Buono and I. Hermadi, "Support Vector Regression Untuk Prediksi," *J. Sains, Teknol. dan Ind.*, vol. 12, no. 2, pp. 179–188, 2015, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/sitekin/article/view/990>
- [10] M. P. Raharyani, R. R. M. Putri, and B. D. Setiawan, "Implementasi Algoritme Support Vector Regression Pada Prediksi Jumlah Pengunjung Pariwisata," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 4, pp. 1501–1509, 2018.
- [11] S. D. Agustina, Mustakim, Okfalisa, C. Bella, and M. A. Ramadhan, "Support Vector Regression Algorithm Modeling to Predict the Availability of Foodstuff in Indonesia to Face the Demographic Bonus," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1028, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1742-6596/1028/1/012240.
- [12] M. Mustakim, C. Bella, and Y. R. Pratama, "Prediksi Jumlah Tunggakan Pajak Kendaraan Jatuh Tempo Menggunakan Algoritma Support Vector Regression," *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. dan Ind. II*, no. November 2017, pp. 1–11, 2019.

- [13] Khatimi, H., & Alkaff, M. (2017). Penerapan support vector regression (svr) untuk peramalan inflasi bulanan nasional. 29–34
- [14] Prahutama, A., & Yasin, H. (2015). International Journal of Science and Prediction of Weekly Rainfall in Semarang City Use Support Vector Regression (SVR) with Quadratic Loss Function, 9(July), 13–16.
- [15] Adiba, S. T., Suroso, A., & Afif, N. C. (2020). The Effect of Celebrity Endorsement on Brand Image in Determining Purchase Intention. Journal of Accounting, Business and Management (JABM), 27(2), 60–73
- [16] Dewi, K., Adikara, P. P., & Adinugroho, S. (2018). Prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) Kelompok Perumahan , Air , Listrik , Gas Dan Bahan Bakar Menggunakan Metode Support Vector Regression. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer, 2(10), 3856–3862.
- [17] Munawir, “Potensi Tandan Kosong Sawit Untuk Memproduksi Kompos,” J. Manaj. Bisnis Equilib. POINT, vol. 1, pp. 11–16, 2018.
- [18] FARUQ, A. (2022). Intelligent Flood Forecasting Model Using Committee Machine Learning For Early Warning System.
- [19] Nasir, Muhammad Adib Bin Mohd. Stochastic Dynamic Programming And Machine Learning Under Climate Change For Reservoir And Irrigation Operations. Diss. Universiti Teknologi Malaysia, 2023.
- [20] Adiba, S. T., Suroso, A., & Afif, N. C. (2020). The Effect of Celebrity Endorsement on Brand Image in Determining Purchase Intention. Journal of Accounting, Business and Management (JABM), 27(2), 60–73. September, pp. 417–423, 2021.
- [21] Hendayanti, N. P. N., Suniantara, I. K. P., & Nurhidayati, M. (2019). Penerapan Support Vector Regression (Svr) Dalam Memprediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Domestik Ke Bali. Jurnal Varian, 3(1), 43–50.
- [22] Adyah Widiarni, - (2023) Penerapan Algoritma Support Vector Regression Dalam Memprediksi Produksi Dan Produktivitas Kelapa Sawit. Penerapan Algoritma Regression dalam Memprediksi Produksi
- [23] Dindha Amelia, “Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2020,” vol. 21, no. 1, pp. 1–9, 2020, [Online].
- [24] Mohammad Naufal Hanif (2021) : *Analisis Pembagian Hasil Pendapatan Produksi Petani Kelapa Sawit Kebun Kpsr Mangke Jaya Dengan Pt. Ganda Buanindo Di Desa Subarak Kecamatan Gunung Sahilan Kabupaten Kampar*
- [25] PANGESTU, Resza Adistya (2023) Comparative Analysis of Support Vector Regression and Linear Regression Models to Predict Apple Inc. Share Prices. Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining, 7.1: 148-156.