

Prediksi Hasil Panen Karet di Gunung Tua Menggunakan *Support Vector Machine*

Siti Khairunnisa Siregar¹, Raissa Amanda Putri², MHD Furqan³
^{1,2,3}Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Indonesia
khairunnisasiregar63@gmail.com, raissa.ap@uinsu.ac.id, mfurqan@uinsu.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-12-27

Revised 2026-02-10

Accepted 2026-02-20

Abstract – Rubber is one of the main plantation commodities in Gunung Tua area, North Padang Lawas Regency, whose production fluctuates annually due to environmental and seasonal conditions, creating difficulties in production planning. This study aims to predict rubber crop yields using the Support Vector Machine approach to support agricultural decision making. The research applies a supervised learning method using Support Vector Regression based on historical rubber production data obtained from the local agricultural office. The dataset consists of 63 records collected from nine subdistricts during the period 2017 to 2023. The data are divided into training and testing sets using an 80 percent training and 20 percent testing ratio. The research stages include data collection, preprocessing, normalization, model training, and model testing. Model performance is evaluated using Root Mean Square Error, Mean Absolute Error, and coefficient of determination to measure prediction accuracy. The experimental results show that the proposed model produces an RMSE value of 191, an MAE value of 148.25, and an R^2 value of 0.962, which indicates high predictive performance. These results demonstrate that Support Vector Machine is effective for predicting rubber crop yields and can be utilized as a decision support tool for agricultural planning and production management.

Keywords: Agriculture Data; Machine Learning; Rubber Yield Prediction; Support Vector Machine; Supervised Learning.

Corresponding Author:

Siti Khairunnisa Siregar

Email:

khairunnisasiregar63@gmail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – Karet merupakan salah satu komoditas perkebunan utama di wilayah Gunung Tua, Kabupaten Padang Lawas Utara, yang produksinya mengalami fluktuasi setiap tahun akibat pengaruh lingkungan dan musim sehingga menyulitkan perencanaan produksi. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi hasil panen karet menggunakan metode Support Vector Machine sebagai pendukung pengambilan keputusan di bidang pertanian. Penelitian ini menerapkan pendekatan supervised learning dengan Support Vector Regression berdasarkan data historis produksi karet yang diperoleh dari dinas pertanian setempat. Dataset yang digunakan terdiri dari 63 data yang dikumpulkan dari sembilan kecamatan selama periode 2017 hingga 2023. Data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80 persen untuk pelatihan dan 20 persen untuk pengujian. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, normalisasi, pelatihan model, dan pengujian model. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan Root Mean Square Error, Mean Absolute Error, dan koefisien determinasi untuk mengukur akurasi prediksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model menghasilkan nilai RMSE sebesar 191, MAE sebesar 148,25, dan R^2 sebesar 0,962 yang menunjukkan kinerja prediksi yang tinggi. Hasil ini membuktikan bahwa Support Vector Machine efektif untuk memprediksi hasil panen karet dan dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan perencanaan produksi pertanian.

Kata Kunci: Data Pertanian; Machine Learning; Prediksi Hasil Panen; Support Vector Machine; Supervised Learning;

I. PENDAHULUAN

Produksi karet merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki peran strategis dalam mendukung perekonomian daerah, khususnya di wilayah Gunung Tua, Kabupaten Padang Lawas Utara. Komoditas ini menjadi sumber penghasilan utama bagi sebagian besar masyarakat yang bergerak di sektor pertanian dan perkebunan[1]. Tingginya ketergantungan masyarakat terhadap hasil panen karet menjadikan stabilitas produksi sebagai aspek penting yang perlu diperhatikan. Namun, dalam praktiknya, hasil panen karet sering mengalami perubahan yang tidak menentu dari waktu ke waktu, sehingga berdampak langsung pada pendapatan petani dan perencanaan distribusi hasil pertanian[2].

Data statistik produksi karet di Indonesia menunjukkan bahwa komoditas ini memiliki volume produksi yang besar namun mengalami dinamika yang bervariasi setiap tahunnya. Berdasarkan publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS), produksi karet nasional pada tahun 2022 mencapai sekitar 3,14 juta ton, meningkat sedikit dibandingkan tahun sebelumnya yang sebesar sekitar 3,12 juta ton. Angka tersebut menunjukkan adanya kecenderungan pertumbuhan meskipun relatif lambat, dan menegaskan posisi Indonesia sebagai salah satu produsen karet alam terbesar di dunia[3].

Perkembangan lebih lanjut menunjukkan bahwa pada tahun 2023, produksi karet Indonesia sedikit turun menjadi sekitar 2,24 juta ton, angka yang dipengaruhi oleh penurunan luas areal perkebunan serta tantangan struktural dalam sektor produksi[4]. Penurunan ini juga berkorelasi dengan trend luas kebun karet yang menyusut dari sekitar 3,78 juta hektare pada 2021 menjadi sekitar 3,15 juta hektare pada 2023 menurut data resmi statistik perkebunan. Perubahan ini menunjukkan bahwa produksi karet tidak hanya dipengaruhi oleh produktivitas tanaman, tetapi juga oleh perubahan dinamika lahan yang dikelola petani[5].

Proyeksi data yang dirilis oleh Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian menunjukkan bahwa pada tahun 2024 produksi nasional karet diperkirakan sekitar 2,26 juta ton, sedikit lebih tinggi dibandingkan tahun sebelumnya, meskipun masih berada di bawah puncak produksi pada dekade sebelumnya[6]. Tren tahunan ini mencerminkan realitas bahwa produksi karet nasional fluktuatif dan dipengaruhi oleh banyak faktor eksternal seperti kondisi pasar global, harga komoditas, serta intensitas perawatan kebun yang dilakukan petani. Keberadaan angka statistik semacam ini menjadi dasar penting dalam kajian prediktif seperti yang dilakukan dalam penelitian ini, karena memberikan konteks empiris terhadap kebutuhan model yang mampu memperkirakan produksi di masa mendatang secara lebih akurat[7].

Fluktuasi hasil panen karet dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi cuaca, musim, intensitas perawatan tanaman, serta dinamika produksi tahunan. Ketidakpastian ini menyebabkan petani dan instansi pertanian mengalami kesulitan dalam memperkirakan jumlah produksi yang akan dihasilkan pada periode tertentu[8]. Tanpa adanya prediksi yang akurat, perencanaan pengelolaan hasil panen, penentuan kebijakan distribusi, serta strategi peningkatan produksi menjadi kurang optimal. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu pendekatan yang mampu memberikan gambaran prediktif berbasis data historis agar proses pengambilan keputusan dapat dilakukan secara lebih objektif dan terukur[9].

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, pemanfaatan data dalam jumlah besar telah menjadi salah satu solusi dalam mengatasi permasalahan prediksi di berbagai bidang, termasuk sektor pertanian. Pendekatan berbasis machine learning memungkinkan pemodelan pola data secara sistematis berdasarkan data masa lalu untuk memprediksi kondisi di masa mendatang[10]. Metode supervised learning, khususnya, banyak digunakan karena mampu memanfaatkan data berlabel untuk membangun model prediksi yang lebih akurat. Dalam konteks pertanian, pendekatan ini dinilai efektif karena mampu mengolah data numerik produksi yang bersifat dinamis dan kompleks[11].

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma supervised learning yang banyak digunakan dalam permasalahan prediksi dan regresi. Algoritma ini bekerja dengan membangun model optimal yang mampu memetakan hubungan antara variabel input dan output secara non-linear melalui fungsi kernel[12]. SVM memiliki keunggulan dalam menangani data dengan pola yang tidak linear serta memiliki tingkat generalisasi yang baik. Oleh karena itu, SVM sering dipilih dalam penelitian prediksi hasil pertanian karena mampu menghasilkan performa yang stabil dan akurat, meskipun jumlah data yang digunakan relatif terbatas[13].

Sejumlah penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas penggunaan *Support Vector Machine* dalam memprediksi hasil panen pertanian. Penelitian yang dilakukan oleh Kurniawan et al. (2021) pada jurnal nasional terindeks SINTA menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam prediksi hasil panen berbasis data produksi tahunan, dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah[14]. Penelitian lain oleh Sari dan Wahyuni (2023) yang juga terindeks di Google Scholar menyatakan bahwa SVM memiliki performa yang lebih stabil dibandingkan metode regresi konvensional dalam memodelkan hasil panen pertanian. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa SVM merupakan algoritma yang relevan dan efektif untuk diterapkan dalam permasalahan prediksi hasil panen[15].

Meskipun metode *Support Vector Machine* telah banyak digunakan dalam penelitian prediksi hasil panen, masih terdapat celah penelitian yang belum terjawab secara memadai. Penelitian terdahulu umumnya berfokus pada komoditas pertanian selain karet atau diterapkan pada wilayah yang berskala lebih luas sehingga belum merepresentasikan karakteristik produksi karet pada tingkat wilayah lokal. Selain itu, sebagian studi belum secara spesifik memanfaatkan data produksi karet berbasis kecamatan sebagai unit analisis, padahal variasi produksi antarwilayah lokal berpengaruh terhadap akurasi model prediksi. Keterbatasan lain yang ditemukan adalah kurangnya penyajian evaluasi kinerja model secara kuantitatif dan terukur menggunakan metrik regresi yang baku, sehingga hasil prediksi sulit dijadikan dasar pengambilan keputusan yang kuat. Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang secara khusus mengkaji prediksi hasil panen karet menggunakan data produksi lokal tingkat kecamatan dengan evaluasi kinerja model yang terukur untuk mendukung perencanaan produksi yang lebih akurat.

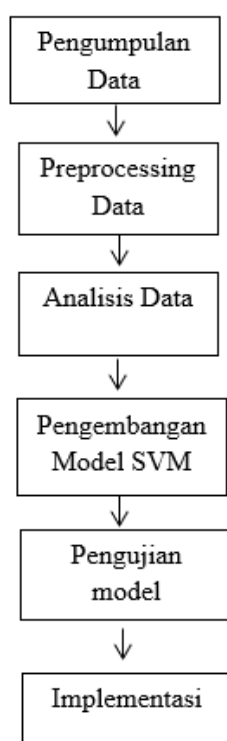
Berdasarkan keterbatasan penelitian sebelumnya yang umumnya belum mengakomodasi karakteristik produksi karet pada tingkat wilayah lokal serta belum menampilkan evaluasi kinerja model yang terukur secara konsisten, penelitian ini difokuskan pada penerapan algoritma *Support Vector Machine* untuk memprediksi hasil panen karet di wilayah Gunung Tua, Kabupaten Padang Lawas Utara. Pendekatan ini relevan karena memanfaatkan data historis produksi yang bersumber langsung dari instansi pertanian setempat sehingga mencerminkan kondisi riil wilayah penelitian. Selain itu, penelitian ini menekankan pemodelan prediksi berbasis regresi yang sesuai dengan karakteristik data hasil panen dan dilengkapi dengan evaluasi kinerja model menggunakan indikator kesalahan prediksi yang

terukur. Dengan demikian, pendekatan yang diusulkan diharapkan mampu menjawab keterbatasan studi terdahulu serta memberikan kontribusi ilmiah yang lebih kontekstual dan aplikatif dalam mendukung perencanaan produksi karet di tingkat wilayah lokal.

Tujuan penelitian ini adalah untuk membangun model prediksi hasil panen karet menggunakan algoritma *Support Vector Machine* serta mengevaluasi tingkat akurasi model berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dan persentase akurasi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan dalam penerapan machine learning pada sektor pertanian, khususnya sebagai alat pendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan produksi dan pengelolaan hasil panen karet secara lebih efektif dan berbasis data.

II. METODE

Metode penelitian ini disusun secara sistematis untuk menghasilkan model prediksi hasil panen karet yang akurat menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Pendekatan yang digunakan berbasis supervised learning dengan memanfaatkan data historis produksi karet sebagai data latih dan data uji. Tahapan penelitian dirancang secara berurutan, mulai dari pengumpulan data, preprocessing data, analisis data, pengembangan model SVM, pengujian model, hingga tahap implementasi hasil prediksi. Alur metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada gambar 1. berikut.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Pertanian Kota Gunung Tua (PALUTA). Data yang digunakan merupakan data hasil produksi pertanian pohon karet per kecamatan yang disusun secara tahunan. Data tersebut mencakup informasi mengenai tahun pengamatan, nama kecamatan, luas panen (hektar), serta hasil panen karet dalam satuan ton. Data dikumpulkan secara historis mulai dari tahun 2017 hingga tahun 2023, sehingga dapat menggambarkan pola dan tren produksi karet dari waktu ke waktu. Data inilah yang selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses analisis, preprocessing, serta penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk prediksi hasil panen karet. Adapun data penelitian yang digunakan dalam penelitian ini disajikan secara lengkap pada Tabel 1. berikut.

TABEL 1
DATA PENELITIAN

No	Tahun	Kecamatan	Luas Panen (Ha)	Hasil Panen Pertanian Karet (Ton)
1	2017	Batang Onang	1,790.00	1,780.00
2	2017	Dolok	5,350.00	3,150.00
3	2017	Dolok Sigompulon	3,850.00	2,600.00
4	2017	Halongonan	8,800.00	7,650.00
5	2017	Hulu Sihapas	1,000.00	1,200.00
6	2017	Padang Bolak	9,650.00	8,300.00
7	2017	Padang Bolak Julu	2,400.00	2,200.00
8	2017	Portibi	2,050.00	1,320.00
9	2017	Simangambat	3,400.00	1,180.00
10	2018	Batang Onang	1,820.00	1,800.00
...
51	2022	Padang Bolak	9,822.00	8,441.21
52	2022	Padang Bolak Julu	2,484.00	2,302.00
53	2022	Portibi	2,161.00	1,395.00
54	2022	Simangambat	3,529.00	1,275.00
55	2023	Batang Onang	1,921.00	1,862.00
56	2023	Dolok	5,353.00	3,266.00
57	2023	Dolok Sigompulon	4,011.00	2,691.79
58	2023	Halongonan	8,957.00	7,790.00
59	2023	Hulu Sihapas	1,087.00	1,255.00
60	2023	Padang Bolak	9,725.00	8,441.00
61	2023	Padang Bolak Julu	2,527.00	2,302.00
62	2023	Portibi	2,197.00	1,395.00
63	2023	Simangambat	3,520.00	1,275.00

B. Preprocessing Data

Tahap preprocessing data dilakukan untuk menyiapkan data hasil panen karet agar dapat diproses secara optimal oleh algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Data historis yang telah dikumpulkan terlebih dahulu diperiksa untuk memastikan tidak terdapat data ganda maupun nilai yang tidak konsisten. Selanjutnya, data dilakukan proses normalisasi untuk menyamakan skala nilai, sehingga dapat menghindari dominasi nilai tertentu dan meningkatkan kinerja model dalam proses pembelajaran. Normalisasi data menjadi langkah penting karena SVM sensitif terhadap perbedaan skala data, terutama pada proses perhitungan jarak dan pembentukan model regresi.

Proses normalisasi data pada penelitian ini menggunakan metode Min–Max Normalization, yang dirumuskan pada perumusan 1. sebagai berikut :

$$X^1 = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Keterangan:

X' = nilai data hasil normalisasi

X = nilai data asli

Xmin = nilai minimum dari data

Xmax = nilai maksimum dari data

Rumus normalisasi tersebut digunakan untuk mengubah nilai data hasil panen karet ke dalam rentang 0 hingga 1, sehingga seluruh data memiliki skala yang seragam. Data yang telah dinormalisasi selanjutnya digunakan pada tahap pembagian data latih dan data uji, serta menjadi masukan utama dalam proses pelatihan dan pengujian model *Support Vector Machine*.

C. Analisis Data

Analisis data merupakan tahapan dalam metode penelitian yang dilakukan untuk mengkaji data hasil panen karet yang telah melalui proses preprocessing sebelum diterapkan pada pemodelan menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Pada tahap ini, data dianalisis secara deskriptif untuk memahami struktur, karakteristik, dan urutan data berdasarkan waktu, sehingga dapat diketahui kesesuaiannya dengan pendekatan prediksi berbasis regresi. Analisis data bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan telah memenuhi kebutuhan metodologis penelitian dan siap digunakan sebagai masukan pada tahap penerapan algoritma, tanpa menghasilkan keluaran berupa nilai evaluasi atau hasil prediksi.

D. Pengembangan Model Support Vector Machine (SVM)

Pengembangan model dalam penelitian ini dilakukan dengan menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) berbasis regresi untuk memprediksi hasil panen karet. Model dibangun menggunakan data hasil panen karet yang telah melalui tahap preprocessing dan analisis data. SVM dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan hubungan nonlinier serta menghasilkan model prediksi yang optimal dengan meminimalkan kesalahan. Proses pengembangan model dilakukan dengan menentukan fungsi regresi SVM yang memetakan data masukan ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi untuk memperoleh fungsi prediksi yang paling sesuai. Model regresi *Support Vector Machine* secara umum dirumuskan pada perumusan 2. sebagai berikut :

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (2)$$

Keterangan:

$f(x)$ = fungsi prediksi

w = vektor bobot

x = data masukan

b = bias

Untuk menangani hubungan nonlinier pada data, fungsi regresi SVM dikembangkan menggunakan fungsi kernel, sehingga persamaan regresi menjadi seperti perumusan 3. :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b \quad (3)$$

Keterangan:

a_i, a_i^* = parameter Lagrange

$K(x_i, x)$ = fungsi kernel

x_i = data latih ke- i

x = data uji

b = bias

Dalam penelitian ini digunakan fungsi kernel preprocessing SVM yang secara umum dinyatakan seperti perumusan 4. :

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (4)$$

Fungsi kernel berperan untuk memetakan data masukan ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi sehingga hubungan antara data dapat dipelajari dengan lebih baik oleh model regresi SVM.

Penelitian ini menggunakan *Support Vector Regression* sebagai varian *Support Vector Machine* karena sesuai untuk prediksi data numerik kontinu seperti hasil panen karet. Model dibangun menggunakan pendekatan supervised learning berbasis data historis produksi karet. Dataset yang digunakan berjumlah 63 data, yang dibagi menjadi 50 data latih dan 13 data uji dengan rasio 80 persen dan 20 persen. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan proses pelatihan model berjalan optimal serta menyediakan data uji yang representatif untuk evaluasi kinerja prediksi. Pemilihan parameter dan arsitektur model disesuaikan dengan karakteristik data penelitian agar model mampu menangkap pola produksi karet secara efektif. Melalui penerapan fungsi regresi dan kernel tersebut, model *Support Vector Machine* dikembangkan untuk mempelajari pola data hasil panen karet dan menghasilkan model prediksi yang siap diuji pada tahap pengujian dan evaluasi selanjutnya.

E. Pengujian Model

Pengujian model dilakukan untuk mengetahui kemampuan model *Support Vector Machine* yang telah dikembangkan dalam memprediksi hasil panen karet. Pada tahap ini, model yang telah melalui proses pelatihan menggunakan data latih diuji dengan menggunakan data uji yang telah ditentukan sebelumnya. Pengujian bertujuan untuk memastikan bahwa model mampu menghasilkan nilai prediksi berdasarkan pola yang telah dipelajari, serta untuk melihat kesesuaian antara nilai prediksi dan data aktual secara umum.

Proses pengujian model dilakukan dengan memasukkan data uji ke dalam model *Support Vector Machine* untuk menghasilkan nilai prediksi hasil panen karet. Nilai prediksi kemudian dibandingkan dengan data aktual guna mengukur kinerja model. Pengujian menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi, serta koefisien determinasi (R^2) untuk menilai kemampuan model dalam menjelaskan variasi data hasil panen karet. Hasil pengujian ini menjadi dasar evaluasi kinerja model prediksi sebelum dilakukan analisis lebih lanjut.

F. Implementasi

Tahap implementasi merupakan tahapan penerapan model *Support Vector Machine* yang telah dikembangkan dan diuji untuk menghasilkan prediksi hasil panen karet. Pada tahap ini, model yang telah dilatih menggunakan data latih dan diuji menggunakan data uji diimplementasikan untuk melakukan proses prediksi berdasarkan data masukan yang diberikan. Implementasi dilakukan dengan memanfaatkan data hasil panen karet yang telah melalui seluruh tahapan sebelumnya, mulai dari preprocessing, analisis data, hingga pengujian model, sehingga model siap digunakan untuk menghasilkan keluaran berupa nilai prediksi.

Proses implementasi model dilakukan dengan memasukkan data hasil panen karet ke dalam model *Support Vector Machine* berbasis regresi yang telah terbentuk. Model kemudian memproses data tersebut sesuai dengan fungsi regresi dan kernel yang digunakan, sehingga menghasilkan nilai prediksi hasil panen karet untuk periode tertentu. Hasil implementasi ini menjadi dasar dalam penyajian hasil penelitian dan pembahasan pada bagian selanjutnya, serta menunjukkan bahwa model yang dikembangkan dapat diterapkan untuk mendukung proses prediksi hasil panen karet secara sistematis.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengolahan Data

Hasil pengolahan data pada penelitian ini diperoleh melalui beberapa tahapan, yaitu pelabelan data dan normalisasi data. Tahapan ini dilakukan untuk menyiapkan data hasil panen karet agar dapat digunakan sebagai masukan dalam proses pemodelan menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Data yang telah diolah selanjutnya dibagi menjadi data latih dan data uji untuk keperluan pelatihan serta pengujian model, berikut penyajian datanya pada tabel 2.

TABEL 2
PELABELAN DATA

No	Xi	Xi + 1	Yi
1	7,700.00	7,790.00	1
2	7,790.00	8,000.00	1
3	8,000.00	8,300.00	1
4	8,300.00	8,350.00	1
5	8,350.00	8,400.00	1
6	8,400.00	8,441.21	1

Berdasarkan Tabel 2., data hasil panen karet disusun dalam bentuk pasangan nilai Xi dan Xi+1 yang merepresentasikan hubungan data antarperiode. Proses pelabelan dilakukan untuk menyiapkan struktur data yang akan digunakan dalam tahap selanjutnya, sehingga data memiliki format yang sesuai untuk dilakukan proses normalisasi dan pemodelan menggunakan algoritma *Support Vector Machine*.

TABEL 3
NORMALISASI DATA

Xi	Xi + 1
0.0000	0.1214
0.1214	0.4047
0.4047	0.8095
0.8095	0.8769
0.8769	0.9444
0.9444	1.0000

Berdasarkan Tabel 3., proses normalisasi data dilakukan menggunakan metode standarisasi dengan memanfaatkan nilai rata-rata dan standar deviasi dari data pelabelan. Dari hasil perhitungan diperoleh nilai rata-rata (μ) sebesar 48.020 dan standar deviasi (σ) sebesar 39.851,88. Nilai normalisasi dihitung dengan cara mengurangi data awal dengan nilai rata-rata kemudian dibagi dengan standar deviasi. Sebagai contoh, hasil normalisasi untuk data pertama menghasilkan nilai $-1,0117$, yang menunjukkan bahwa nilai data tersebut berada di bawah nilai rata-rata. Selanjutnya, hasil perhitungan normalisasi menghasilkan nilai pada kolom Xi dan Xi+1 sebagaimana ditampilkan pada tabel, yaitu 0.0000, 0.1214, 0.4047, 0.8095, 0.8769, 0.9444, hingga 1.0000. Nilai-nilai hasil normalisasi ini menunjukkan bahwa data telah distandarisasi dan siap digunakan pada tahap pembagian data latih dan data uji serta proses pemodelan menggunakan algoritma *Support Vector Machine*.

B. Hasil Prediksi Menggunakan Support Vector Machine

Hasil prediksi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) diperoleh setelah data hasil panen karet melalui tahapan pengolahan data, pelatihan model, dan pengujian model. Pada tahap ini, model SVM yang telah dikembangkan digunakan untuk menghasilkan prediksi jumlah produksi karet pada tahun 2024 di beberapa kecamatan. Hasil prediksi ini disajikan dalam bentuk tabel dan grafik untuk memudahkan analisis perbandingan antarwilayah serta pemahaman terhadap keluaran model.

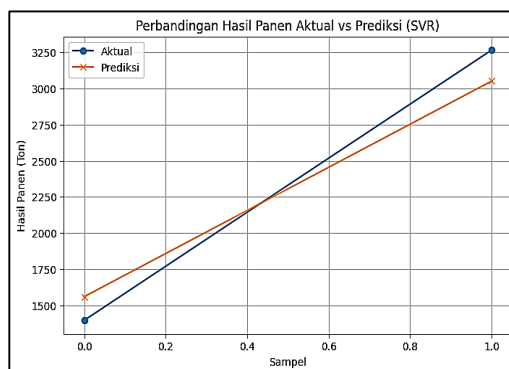
TABEL 4
HASIL PREDIKSI

No	Kecamatan	Kelas	Jumlah Produksi (Ton)
1	Batang Onang	Naik	1,972.30
2	Dolok	Naik	3,376.30
3	Dolok Sigompulon	Naik	2,802.09
4	Halongonan	Naik	7,900.30
5	Hutu Siapas	Naik	1,365.30
6	Padang Bolak	Naik	8,551.51
7	Padang Bolak Julu	Naik	2,412.30
8	Portibi	Naik	1,505.30
9	Simangambat	Naik	1,385.30
Total Produksi			31,270.70

Berdasarkan Tabel 4., hasil prediksi produksi karet tahun 2024 menggunakan algoritma *Support Vector Machine* menunjukkan bahwa seluruh kecamatan berada pada kelas Naik. Nilai produksi yang dihasilkan merupakan keluaran model SVM yang diperoleh dari proses pembelajaran pola data historis produksi karet pada tahun-tahun sebelumnya. Kecamatan Padang Bolak memiliki nilai produksi tertinggi dengan jumlah 8,551.51 ton, diikuti oleh Halongonan sebesar 7,900.30 ton. Sementara itu, kecamatan dengan jumlah produksi yang relatif lebih rendah antara lain Batang Onang, Hutu Siapas, Portibi, dan Simangambat. Total produksi karet hasil prediksi pada tahun 2024 berdasarkan perhitungan menggunakan SVM adalah sebesar 31,270.70 ton.

Hasil prediksi tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* mampu menghasilkan nilai produksi karet pada masing-masing kecamatan berdasarkan pola data yang telah dipelajari. Proses prediksi dilakukan dengan memanfaatkan model regresi SVM yang memetakan hubungan data produksi antarperiode, sehingga diperoleh nilai prediksi yang merepresentasikan kondisi produksi karet pada tahun 2024.

Selanjutnya, hasil prediksi tersebut divisualisasikan dalam bentuk grafik untuk memperjelas perbandingan antara nilai produksi aktual dan nilai produksi hasil prediksi menggunakan *Support Vector Machine*, sebagaimana ditunjukkan pada gambar 2. berikut.



Gambar 2. Perbandingan Hasil Panen Aktual dan Hasil Prediksi Menggunakan *Support Vector Machine*

Berdasarkan grafik tersebut, terlihat bahwa pola hasil prediksi yang dihasilkan oleh model *Support Vector Machine* mengikuti pola data aktual. Garis prediksi menunjukkan kecenderungan yang searah dengan garis data aktual, yang mengindikasikan bahwa model SVM mampu menangkap pola perubahan data produksi karet. Visualisasi ini memberikan gambaran bahwa hasil prediksi yang dihasilkan oleh model memiliki kesesuaian dengan data aktual dan layak untuk dilanjutkan ke tahap evaluasi kinerja model menggunakan metode pengukuran kesalahan.

C. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk menilai kemampuan model *Support Vector Regression* (SVR) dalam menghasilkan prediksi hasil panen karet yang mendekati nilai aktual. Karena penelitian ini merupakan permasalahan prediksi berbasis regresi, evaluasi model tidak menggunakan metrik akurasi klasifikasi, melainkan ukuran kesalahan prediksi dan kemampuan model dalam menjelaskan variasi data. Oleh karena itu, evaluasi kinerja dilakukan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan koefisien determinasi (R^2) sebagai indikator utama kinerja model.

TABEL 5
HASIL EVALUASI KINERJA MODEL *SUPPORT VECTOR REGRESSION*

No	Metode Evaluasi	Nilai
1	RMSE (<i>Root Mean Square Error</i>)	191.00
2	MAE (Mean Absolute Error)	148.25
3	R^2 (Coefficient of Determination)	0.962

Berdasarkan Tabel 5., nilai RMSE sebesar 191 ton dan MAE sebesar 148,25 ton menunjukkan bahwa selisih antara hasil prediksi dan data aktual relatif kecil dibandingkan dengan skala produksi karet, sehingga kesalahan prediksi model masih berada dalam batas yang dapat diterima. Selain itu, nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,962 mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 96,2% variasi data hasil panen karet. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Support Vector Regression* memiliki kinerja prediksi yang baik dan layak digunakan sebagai alat bantu dalam perencanaan produksi karet berbasis data.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Support Vector Regression* mampu memberikan kinerja prediksi yang baik dengan nilai RMSE sebesar 191, MAE sebesar 148,25, dan R^2 sebesar 0,962, yang menunjukkan kemampuan model dalam menangkap pola produksi karet secara akurat. Kinerja ini sejalan dengan penelitian Kurniawan et al. (2021) dan Sari dan Wahyuni (2023) yang menyatakan bahwa SVM efektif untuk prediksi hasil panen berbasis data historis dan memberikan kesalahan prediksi yang relatif rendah. Penerapan SVR pada data produksi karet tingkat kecamatan memperkuat temuan bahwa metode ini relevan untuk konteks wilayah lokal. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan karena hanya menggunakan satu konfigurasi model tanpa perbandingan dengan metode lain serta masih bergantung pada data produksi historis tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti kondisi iklim dan lingkungan, sehingga hasil prediksi masih dapat dikembangkan lebih lanjut.

IV. SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Support Vector Regression* berbasis *Support Vector Machine* mampu memprediksi hasil panen karet di wilayah Gunung Tua dengan kinerja yang baik, ditunjukkan oleh nilai RMSE sebesar 191, MAE sebesar 148,25, dan R^2 sebesar 0,962. Hasil ini menegaskan bahwa pendekatan SVR efektif dalam memodelkan data produksi karet berbasis wilayah kecamatan menggunakan data historis lokal. Kontribusi ilmiah utama penelitian ini terletak pada penerapan model SVR untuk prediksi hasil panen karet pada tingkat wilayah lokal dengan evaluasi kinerja yang terukur secara kuantitatif. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan karena hanya menggunakan satu konfigurasi model tanpa perbandingan dengan metode prediksi lain serta belum memasukkan variabel eksternal seperti iklim dan kondisi lingkungan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan optimasi parameter model, membandingkan SVR dengan metode lain, serta menambahkan variabel lingkungan guna meningkatkan akurasi dan reliabilitas prediksi hasil panen karet.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini, khususnya kepada pihak yang telah membantu dalam penyediaan data, proses pengolahan data, serta bimbingan dan arahan selama penelitian berlangsung. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada institusi yang telah memfasilitasi terlaksananya penelitian ini, sehingga penelitian dapat diselesaikan dengan baik dan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. D. Wahyuni dan R. H. Kusumodestoni, "Optimalisasi Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting," vol. 5, no. 2, hal. 56–64, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1247.
- [2] L. F. Syarif, D. S. Agustina, A. Alamsyah, I. S. Nugraha, H. Asywadi, dan S. Selatan, "Outlook Komoditas Karet Indonesia," vol. 41, no. September, hal. 47–58, 2023.
- [3] BPS, "Statistik Karet Indonesia," 2023.
- [4] H. Tohari, S. Harini, M. A. Yaqin, I. B. Santoso, dan C. Crysdiyan, "Penerapan Metode *Support Vector Machine* (SVM) Dalam Klasifikasi Produktivitas Padi," vol. 5, no. 1, hal. 175–183, 2023, doi: 10.47065/josyc.v5i1.4538.

- [5] T. S. Sabrila, V. R. Sari, dan A. E. Minarno, “Analisis Sentimen Pada Tweet Tentang Penanganan Covid - 19 Menggunakan Word Embedding Pada Algoritma *Support Vector Machine* Dan K - Nearest Neighbor,” vol. 6, no. 2, 2021.
- [6] R. M. Saputra, J. Sumarjo, dan I. N. Gusniar, “Pemanfaatan Limbah Pasca Panen Getah Karet Dan Kayu Pohon Karet Sebagai Briket Arang Untuk Kemandirian Energi,” vol. 16, no. 11, hal. 7719–7726, 2022.
- [7] Hidayat, F. Santoso, dan L. F. Lidimillah, “Analisis Sentimen Pengguna YouTube Tentang Rohingya Menggunakan Algoritma SVM (*Support Vector Machine*),” vol. 8, no. 3, hal. 1729–1738, 2024.
- [8] A. S. Budi *et al.*, “Implementasi metode svm untuk memprediksi hasil panen tanaman padi,” vol. 6, no. 1, 2021.
- [9] A. T. Zy dan W. Hadikristanto, “Implementasi Algoritma Metode Naive Bayes dan *Support Vector Machine* Tentang Pembobolan dan Kebocoran Data di Twitter,” vol. 4, no. 1, hal. 49–56, 2023.
- [10] T. Meisya *et al.*, “Perbandingan Kernel *Support Vector Machine* (SVM) Dalam Penerapan Analisis Sentimen Vaksinasi Covid-19,” vol. 4, no. 2, hal. 139–145, 2021.
- [11] I. Colanus, R. Drajana, dan A. Bode, “*Support Vector Machine* Untuk Prediksi Produksi Tanaman Pangan di Provinsi Gorontalo,” vol. 4, no. 2, hal. 3–10, 2021.
- [12] M. Furqan dan L. Sahrani, “Classification of Tomato Leaf Based on Gabor Filter Extraction And *Support Vector Machine* Algorithm,” vol. 4, no. 36, hal. 677–681, 2021.
- [13] R. Amanda dan N. Mawaddah, “Klasifikasi kinerja karyawan menggunakan *Support Vector Machine* di puskesmas Kedai Duri Classification of employee performance using *Support Vector Machine* at puskesmas Kedai Duri,” vol. 5, hal. 280–291, 2024, doi: 10.37373/infotech.v5i2.1451.
- [14] R. Kurniawan, A. Halim, dan H. Melisa, “Prediksi Hasil Panen Pertanian Salak di Daerah Tapanuli Selatan Menggunakan Algoritma SVM (*Support Vector Machine*),” vol. 4, no. 2, hal. 903–912, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i2.1246.
- [15] A. S. Budi dan P. H. Susilo, “SVM Algorithm For Predicting Rice Yields,” vol. 13, no. 341, 2020.