

PREDIKSI MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DENGAN OPTIMASI GENETIC ALGORITHM (STUDI KASUS HARGA KOMODITAS CABAI PROVINSI JAWA TIMUR)

Naomi Dwi Anggraini, Wahyu S. J. Saputra, Amri Muhaimin
Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur
Jalan Rungkut Madya no 1, Gn. Anyar, Surabaya, Indonesia
wahyu.s.j.saputra.if@upnjatim.ac.id21083

ABSTRAK

Cabai merupakan komoditas yang memiliki pengaruh signifikan terhadap stabilitas harga pangan di Indonesia, terutama di Provinsi Jawa Timur sebagai sentra produksi dan wilayah dengan tingkat konsumsi cabai yang tinggi. Harga cabai yang berfluktuatif akibat faktor musim, distribusi pasokan, dan permintaan pasar menimbulkan ketidakpastian yang berdampak pada inflasi, daya beli masyarakat, serta strategi pemerintah dalam pengendalian harga pangan. Oleh karena itu, diperlukan model prediksi yang akurat dan mampu menangkap karakteristik data harga cabai yang bersifat non-linear. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi harga komoditas cabai di Jawa Timur menggunakan metode *Support Vector Regression (SVR)* yang dioptimasi dengan *Genetic Algorithm (GA)*. Proses optimasi dilakukan untuk memperoleh parameter terbaik, dengan pemilihan lag berdasarkan analisis *Partial Autocorrelation Function (PACF)* dan penggunaan kernel *Radial Basis Function (RBF)*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa SVR-GA memberikan peningkatan akurasi yang signifikan dibanding dengan SVR tanpa optimasi, dengan nilai MAPE sebesar 1,96% untuk cabai rawit, 2,34% untuk cabai merah besar, dan 2,38% untuk cabai merah keriting. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi SVR dan GA mampu menghasilkan model prediksi yang lebih akurat dan stabil, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam memantau tren harga dan mendukung pengambilan keputusan terkait pengelolaan komoditas cabai.

Kata kunci : *Prediksi harga, Support Vector Regression (SVR), Genetic Algorithm (GA), Radial Basis Function (RBF), Partial Autocorrelation Function (PACF).*

1. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan salah satu sektor yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia [1]. Indonesia dikenal sebagai negara agraris karena lebih dari 50% mata pencaharian masyarakat berasal dari sektor pertanian [2]. Salah satu subsektor pertanian yang mendukung ketahanan pangan serta memperkuat perekonomian nasional adalah hortikultura. Di antara berbagai komoditas hortikultura, cabai merupakan salah satu komoditas unggulan yang memiliki pengaruh signifikan terhadap inflasi dan stabilitas harga pangan di Indonesia [3].

Cabai merupakan komoditas strategis yang dikonsumsi masyarakat secara luas dan berperan penting dalam pembentukan harga bahan pangan. Namun, harga cabai dikenal sangat fluktuatif karena dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi iklim, musim tanam, serangan hama, distribusi pasokan, serta perubahan permintaan pasar. Fluktuasi harga tersebut terutama terjadi pada jenis cabai yang paling banyak dikonsumsi, yaitu cabai rawit, cabai merah besar, dan cabai merah keriting, yang sering dijadikan indikator utama pergerakan harga cabai di pasar [4].

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi dengan tingkat produksi cabai terbesar di Indonesia sekaligus wilayah dengan tingkat konsumsi yang tinggi. Kondisi ini menyebabkan harga cabai di Jawa Timur cenderung berfluktuasi dan sulit diprediksi secara akurat [5].

Karakteristik data harga komoditas cabai yang bersifat fluktuatif dan non-linear menyebabkan metode prediksi konvensional sering kali kurang optimal dalam menangkap pola perubahan harga pada data deret waktu dengan volatilitas tinggi. Akibatnya, hasil prediksi yang dihasilkan cenderung memiliki tingkat kesalahan yang tinggi.

Permasalahan tersebut menunjukkan perlunya metode prediksi berbasis machine learning yang mampu memodelkan hubungan kompleks serta adaptif terhadap perubahan pola data. *Support Vector Regression (SVR)* merupakan salah satu metode yang memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam menangani data non-linear. Namun, kinerja SVR sangat dipengaruhi oleh pemilihan parameter model. Pemilihan parameter yang tidak optimal dapat menyebabkan hasil prediksi menjadi kurang akurat dan tidak stabil.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga komoditas cabai di Provinsi Jawa Timur menggunakan metode *Support Vector Regression (SVR)* yang dioptimasi dengan *Genetic Algorithm (GA)*. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengoptimasi hyperparameter guna meningkatkan akurasi prediksi, serta mengevaluasi dan membandingkan performa model SVR-GA dengan model SVR tanpa optimasi.

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan pendekatan optimasi parameter *Support Vector Regression* menggunakan *Genetic Algorithm (GA)*. GA memiliki kemampuan

pencarian solusi optimal secara global melalui mekanisme seleksi, *crossover*, dan mutasi, sehingga mampu menentukan kombinasi parameter SVR yang optimal. Integrasi metode SVR dan GA (SVR-GA) diharapkan mampu meningkatkan performa model dalam memprediksi harga cabai dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah dan akurasi yang lebih tinggi. Dengan demikian, model yang dihasilkan diharapkan dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan bagi pemerintah daerah, pelaku usaha, petani, dan masyarakat dalam memantau serta mengendalikan pergerakan harga komoditas cabai secara lebih efektif.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian telah menunjukkan efektivitas SVR dalam prediksi harga komoditas. Penelitian oleh Husain Aziz et al. [6] menerapkan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi harga 17 jenis komoditas bahan pokok nasional. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVR mampu menghasilkan tingkat kesalahan yang rendah dengan nilai MAPE data pelatihan sebesar 0,0148.

Putra & Kurniawati [7] membandingkan metode SVR dengan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam prediksi harga saham PT Astra International Tbk. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVR memiliki nilai RMSE yang lebih kecil dibandingkan ARIMA, yaitu sebesar 0,053294 untuk SVR dan 0,067235 untuk ARIMA. Hal ini menunjukkan bahwa SVR lebih unggul dalam menangkap pola fluktuasi data dibandingkan metode statistik konvensional.

Kemudian, penelitian oleh Hadi et al. [8] mengoptimasi parameter SVR menggunakan *Genetic Algorithm* (GA) untuk prediksi harga emas. Hasil MAPE terbaik sebesar 0,2407%. Hasil ini menunjukkan bahwa penerapan GA mampu meningkatkan kinerja SVR secara signifikan dibandingkan model SVR tanpa optimasi.

2.2. Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) ialah bagian dari *Support Vector Machine* (SVM) yang dipergunakan untuk tugas regresi non-linear [9]. Metode ini bekerja dengan memanfaatkan ruang hipotesis dalam bentuk fungsi-fungsi linear pada *feature space* berdimensi tinggi, dan algoritmanya didasarkan pada teori optimasi *biased learning*. Tujuan utama SVR adalah menemukan fungsi yang berperan sebagai *hyperplane* (garis pemisah) yang dapat berfungsi sebagai fungsi regresi, dengan tujuan untuk meminimalkan error pada seluruh data input. Metode SVR mencari *hyperplane* terbaik dalam bentuk fungsi regresi, dengan tujuan meminimalkan kesalahan sekecil mungkin dan mengoptimalkan margin. Prinsip dasar SVR adalah mengidentifikasi fungsi regresi dari data pelatihan dengan memperkenalkan batas deviasi tertentu, yang

bertujuan untuk menghasilkan prediksi yang mendekati nilai sebenarnya [10]. Rumus SVR:

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

Keterangan :

$f(x)$: fungsi regresi

$\varphi(x)$: fungsi yang memetakan x

w : vektor pembobot

b : bias atau ambang batas

Pada intinya SVR bertujuan untuk menemukan sebuah fungsi regresi yang meminimalkan kesalahan prediksi sehingga semua data berada dalam suatu zona toleransi kesalahan yang didefinisikan oleh parameter *epsilon* (ϵ). Metode SVR digunakan untuk menemukan fungsi $f(x)$ yang memiliki deviasi maksimal sebesar ϵ untuk memperoleh target y_i pada data training. Ini berarti SVR mencoba untuk membuat prediksi $f(x)$ yang sedekat mungkin dengan nilai y_i tetapi dengan toleransi kesalahan sebesar ϵ .

2.3. Genetic Algorithm (GA)

Genetic Algorithm (GA) ialah teknik optimasi yang dikembangkan oleh John Holland pada tahun 1975 dan didasarkan pada prinsip seleksi alam. GA bekerja melalui tahapan inisialisasi populasi, seleksi, *crossover*, mutasi, dan evaluasi untuk mendapatkan solusi terbaik. Dalam penelitian ini, GA digunakan untuk mengoptimasi parameter pada metode SVR, seperti nilai C , ϵ (epsilon), dan γ (gamma), sehingga diperoleh kombinasi parameter terbaik yang mampu meningkatkan akurasi hasil prediksi. GA mencari solusi optimal dengan meniru proses evolusi, di mana individu yang paling mampu beradaptasi memiliki peluang bertahan dan berkembang lebih besar. Pada GA, setiap individu dalam populasi merepresentasikan potensi solusi yang diwujudkan dalam bentuk kromosom atau gen [11].

Proses optimasi melibatkan tahapan seperti seleksi, di mana individu dengan "fitness" terbaik terpilih untuk berkembang biak, lalu dilanjutkan dengan proses reproduksi melalui rekombinasi dan mutasi gen. Rumus fitness:

$$fitness = \frac{1}{1+MAPE} \quad (2)$$

fitness function yang digunakan untuk menilai kualitas solusi dalam optimasi model prediksi. Semakin kecil MAPE, semakin tinggi nilai fitness, artinya model lebih baik dalam melakukan prediksi

2.4. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE ialah metrik yang memperhitungkan persentase kesalahan antara nilai sesungguhnya serta nilai prediksi, dengan menghitung rata-rata kesalahan absolut persentase. [12]. Berikut rumus dari MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan:

n : jumlah total data

Y_t : nilai aktual pada observasi ke- t .

$\hat{Y}_t$: nilai prediksi pada observasi ke- t

Suatu model peramalan dikatakan memiliki kinerja yang baik apabila nilai kesalahan antara hasil prediksi dan nilai aktual relatif kecil [13]. Nilai MAPE kurang dari 10% menunjukkan bahwa hasil peramalan tergolong sangat akurat, sedangkan nilai MAPE yang lebih besar mengindikasikan tingkat akurasi yang lebih rendah [14].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh melalui website resmi Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok (SISKAPERBAPO). Data tersebut mencakup informasi harga harian komoditas cabai di Provinsi Jawa Timur yang terdiri atas cabai merah besar, cabai rawit merah, dan cabai merah keriting.

3.2. Data Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan serangkaian proses persiapan data atau *preprocessing* untuk memastikan data berada dalam kondisi optimal sebelum dilakukan pemodelan. Tahapan *data preprocessing* mencakup berikut:

- a. Analisis Partial Autocorrelation Function (PACF)
Untuk menangkap pola temporal dalam data time series, dilakukan analisis *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Analisis PACF bertujuan untuk mengidentifikasi lag (waktu tunda) yang memiliki korelasi signifikan dengan nilai harga saat ini. Lag dianggap signifikan jika nilai absolute PACF melebihi batas kepercayaan:

$$\text{Batas Kepercayaan} = \pm \frac{1.96}{\sqrt{n}} \quad (4)$$

dimana n adalah jumlah observasi dalam dataset.

- b. Splitting Data

Data dibagi menjadi dua subset dengan proporsi 80:20. Data latih (*training set*) sebesar 80% dari total data, digunakan untuk melatih model dan data uji (*testing set*) sebesar 20% dari total data, digunakan untuk evaluasi performa model.

3.3. Metode Support Vector Regression (SVR)

Metode *Support Vector Regression (SVR)* digunakan sebagai pendekatan awal (*baseline model*) dalam memprediksi harga cabai berdasarkan pola historis data. Pemodelan dilakukan dengan menggunakan pendekatan kernel *Radial Basis Function (RBF)*, yang secara umum efektif untuk menangkap hubungan non-linier pada data time series. Model SVR meminimalkan fungsi objektif yang terdiri atas margin kesalahan dan regularisasi parameter, sehingga diperoleh *hyperplane* optimal yang memetakan hubungan antara variabel prediktor dan respons.

Pelatihan model dilakukan menggunakan skema *5-fold Cross Validation* pada data latih. Proses *tuning parameter* dilakukan dengan metode *Grid Search*, di mana parameter C (*cost*) dan σ (*sigma*) ditentukan dalam bentuk eksponensial (2^n). Parameter C

merepresentasikan tingkat penalti kesalahan prediksi, sementara σ berhubungan dengan lebar kernel RBF yang menentukan pengaruh setiap sampel pelatihan. Grid parameter yang diuji dalam penelitian ini mencakup: $2^{(-5)}$, $2^{(-3)}$, $2^{(-1)}$, 2^0 , dan 2^1 untuk parameter C ; serta $2^{(-3)}$, $2^{(-1)}$, 2^0 , 2^1 , dan 2^3 untuk parameter σ . Model terbaik ditentukan berdasarkan nilai *Root Mean Square Error (RMSE)* terendah dari hasil validasi silang.

3.4. Metode SVR-GA

Metode GA-SVR merupakan pengembangan SVR dengan mengintegrasikan algoritma genetika (*Genetic Algorithm*) sebagai strategi optimasi parameter. Pengembangan model diawali dengan pemilihan fitur lag signifikan, di mana model tidak hanya menggunakan fitur waktu sebagai prediktor, tetapi juga memanfaatkan variabel lag yang menunjukkan hubungan statistik signifikan berdasarkan analisis *Partial Autocorrelation Function (PACF)*.

Proses pengembangan model diawali dengan pembagian dataset menjadi dua bagian, yaitu data *in-sample (training)* dan *out-sample (testing)*, dengan proporsi 80% dan 20%.

Tahap berikutnya adalah identifikasi kombinasi parameter model SVR berupa nilai *hyperparameter* C , γ , dan ε . Nilai-nilai awal parameter diperoleh melalui proses *tuning* SVR menggunakan teknik *grid search* dengan skema *cross-validation*, sehingga parameter tersebut digunakan sebagai *good initial value* pada tahap optimasi GA.

Selanjutnya dilakukan inisialisasi populasi awal sebanyak 30 kromosom, dengan maksimum iterasi sebanyak 50 generasi, probabilitas *crossover* sebesar 0,8, serta probabilitas mutasi sebesar 0,01. Fungsi fitness ditentukan oleh nilai RMSE, sehingga proses seleksi solusi diarahkan untuk meminimalkan tingkat kesalahan prediksi model.

Proses evolusi populasi dimulai dengan seleksi kromosom menggunakan mekanisme *roulette wheel selection*, yaitu seleksi proporsional berbasis nilai fitness. Kromosom terpilih kemudian mengalami proses pindah silang (*crossover*) untuk menghasilkan individu baru apabila bilangan acak yang terbentuk kurang dari probabilitas *crossover*. Individu hasil *crossover* selanjutnya dapat mengalami mutasi genetik, apabila bilangan acak yang dihasilkan lebih kecil dari probabilitas mutasi yang ditentukan. Selain itu, mekanisme *elitism* digunakan untuk menjaga agar solusi terbaik pada setiap generasi tetap dipertahankan.

Hasil evolusi *genetic algorithm* kemudian dianalisis berdasarkan nilai fitness terbaik. Proses optimasi dihentikan apabila terjadi konvergensi nilai fitness, atau iterasi mencapai jumlah maksimum. Nilai parameter (C , γ , dan ε) terbaik yang diperoleh melalui GA digunakan sebagai konfigurasi final pada model SVR.

3.5. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* untuk mengukur tingkat kesalahan hasil prediksi. Nilai MAPE yang semakin kecil dan mendekati nol mengindikasikan bahwa akurasi model prediksi semakin baik.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

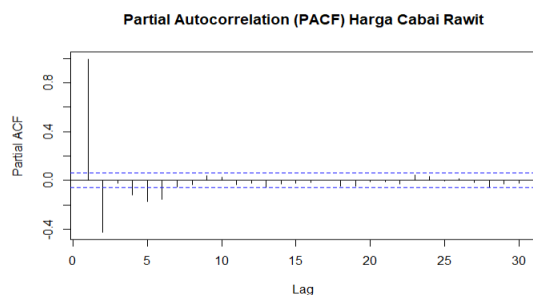
4.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis harga komoditas cabai di Provinsi Jawa Timur yang mencakup tiga jenis komoditas, yaitu cabai rawit, cabai merah besar, dan cabai merah keriting. Data diperoleh dari platform Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok (SISKAPERBAPO). Dataset mencakup Periode pengamatan mulai dari 1 Januari 2022 sampai dengan 31 Desember 2024 dengan frekuensi data harian. Setiap titik data merepresentasikan harga rata-rata komoditas cabai pada berbagai pasar tradisional di Jawa Timur dalam satuan Rupiah per kilogram (Rp/Kg).

4.2. Hasil Analisis PACF

Analisis *Partial Autocorrelation Function (PACF)* dilakukan untuk mengidentifikasi lag signifikan yang mempengaruhi harga saat ini pada masing-masing jenis cabai.

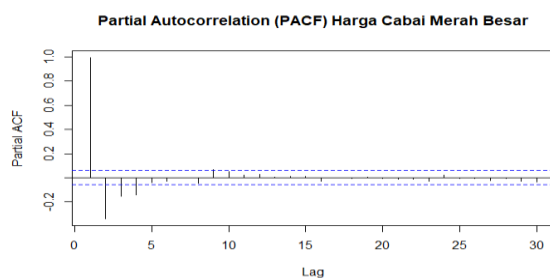
a. PACF Cabai Rawit



Gambar 1. PACF cabai rawit

Gambar 1 menunjukkan adanya nilai PACF yang signifikan pada beberapa lag awal, khususnya pada lag ke-1, yang terlihat melewati batas interval kepercayaan. Hal ini mengindikasikan bahwa harga cabai rawit pada waktu saat ini dipengaruhi secara langsung oleh harga pada satu periode sebelumnya.

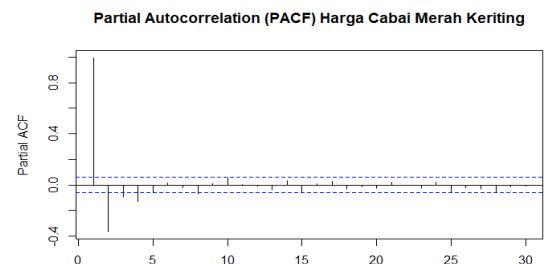
b. PACF Cabai Merah



Gambar 2. PACF cabai merah besar

Berdasarkan gambar 2, terlihat bahwa lag ke-1 hingga lag ke-4 dan lag ke-9 menunjukkan nilai PACF yang signifikan, baik bernilai positif maupun negatif.

c. PACF Cabai Keriting



Gambar 3. PACF cabai merah keriting

Hasil analisis PACF pada cabai merah keriting menunjukkan adanya lag signifikan pada lag ke-1 hingga lag ke-5, serta lag ke-8. Berikut tabel lag signifikan berdasarkan PACF.

Tabel 1. lag signifikan berdasarkan PACF

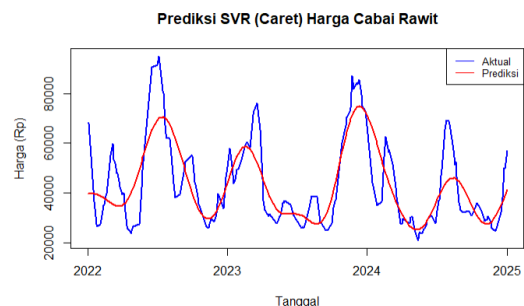
Komoditas	Lag Signifikan
Cabai Rawit	Lag 1, 2, 4, 5, 6
Cabai Merah Besar	Lag 1, 2, 3, 4, 9
Cabai Merah Keriting	Lag 1, 2, 3, 4, 5, 8

4.3. Hasil Pengujian Metode SVR

Setelah identifikasi lag signifikan, dilakukan pemodelan menggunakan SVR dengan kernel RBF dan optimasi parameter melalui *Grid Search* dengan menggunakan metrik evaluasi RMSE. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah dan kinerja model yang lebih baik.

a. Hasil SVR Cabai Rawit

Hasil tuning hyperparameter menunjukkan bahwa kombinasi parameter terbaik untuk model SVR pada komoditas cabai rawit diperoleh pada nilai $C = 2.00$ dan $\sigma = 8.00$, dengan nilai RMSE sebesar 6039.552. Kombinasi parameter tersebut menghasilkan kinerja model yang paling optimal dalam meminimalkan kesalahan prediksi.



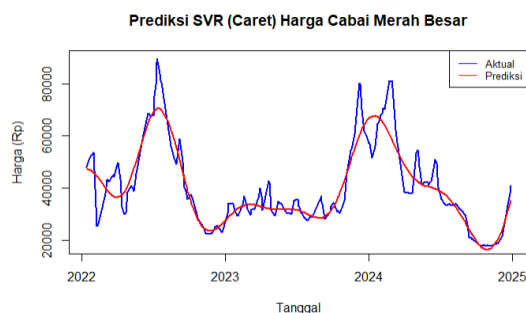
Gambar 4. Grafik prediksi SVR cabai rawit

Gambar 4 menunjukkan grafik perbandingan antara data harga cabai rawit aktual dan hasil prediksi menggunakan metode *Support Vector Regression (SVR)* pada periode pengujian. Berdasarkan grafik

tersebut, terlihat bahwa model SVR mampu mengikuti pola pergerakan harga cabai rawit, baik pada saat terjadi kenaikan maupun penurunan harga. Meskipun pada beberapa titik terdapat perbedaan antara nilai aktual dan nilai prediksi, selisih yang terjadi relatif kecil dan masih berada dalam batas yang dapat diterima. Perbedaan tersebut umumnya muncul pada periode dengan fluktuasi harga yang tajam, di mana perubahan harga terjadi secara ekstrem dalam waktu singkat.

b. Hasil SVR Cabai Merah Besar

Pada komoditas cabai merah besar, hasil pengujian, terbaik diperoleh kombinasi parameter paling optimal dalam meminimalkan error prediksi pada model dengan nilai $C = 2.00$ dan $\sigma = 8.00$ dengan nilai RMSE sebesar 6345.527

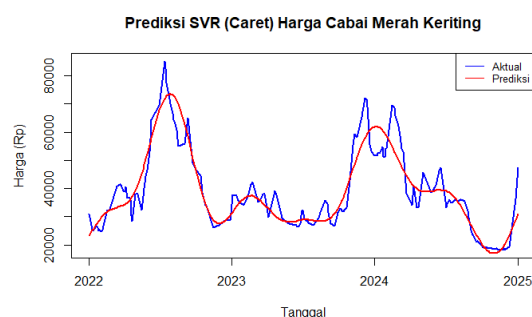


Gambar 5. Grafik prediksi SVR cabai merah

Gambar 5 menunjukkan bahwa model SVR mampu merepresentasikan tren umum pergerakan harga cabai merah besar, khususnya dalam menangkap perubahan harga yang bersifat bertahap. Model dapat mengikuti arah kenaikan dan penurunan harga pada sebagian besar periode, meskipun pada beberapa titik ekstrem nilai prediksi terlihat lebih rendah atau lebih tinggi dibandingkan nilai aktual.

c. Hasil SVR Cabai Merah Keriting

Hasil pengujian pada komoditas cabai merah keriting menunjukkan bahwa kombinasi parameter terbaik kembali diperoleh pada nilai $C = 2.00$ dan $\sigma = 8.00$ dengan nilai RMSE sebesar 6039.552.



Gambar 6. Grafik prediksi SVR cabai keriting

Gambar 6 menunjukkan model SVR mampu merepresentasikan tren umum pergerakan harga cabai merah keriting, khususnya dalam menangkap

perubahan harga yang bersifat bertahap. Model dapat mengikuti arah kenaikan dan penurunan harga pada sebagian besar periode, meskipun pada beberapa titik ekstrem nilai prediksi terlihat lebih rendah atau lebih tinggi dibandingkan nilai aktual dan juga ada beberapa titik yang tidak sama secara spesifik.

4.4. Hasil Pengujian Metode SVR-GA

Proses optimasi parameter *Support Vector Regression (SVR)* untuk komoditas cabai rawit dilakukan dengan pendekatan *Genetic Algorithm (GA)*. Parameter yang dioptimasi adalah nilai C dan σ pada kernel *Radial Basis Function (RBF)*. Pada penelitian ini, GA dijalankan menggunakan populasi 30 individu, probabilitas *crossover* 0,8, probabilitas mutasi 0,1, dengan elitisme sebanyak 2 individu, serta maksimum 50 generasi.

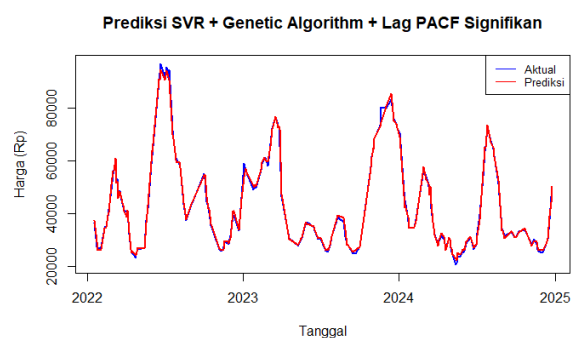
a. Hasil SVR-GA Cabai rawit

Tabel 2. Konvergensi GA cabai rawit

Gen	Best fitness	Mean fitness	improve
1	-1193.623	-2048.445	-
6	-1193.380	-1294.460	0.02%
8	-1547.569	-1264.357	0.46%
...	...	...	...
38	-1185.017	-1214.449	0.00%

Berdasarkan Tabel 2 Konvergensi *Genetic Algorithm (GA)*, proses optimasi menunjukkan adanya peningkatan nilai *best fitness* secara bertahap pada beberapa iterasi awal dan menengah. Peningkatan signifikan pertama terjadi pada iterasi ke-8 dengan *improvement* sebesar 0,46%, yang menandakan bahwa GA mulai menemukan kombinasi parameter yang lebih optimal.

Perbaikan masih berlanjut meskipun dengan nilai *improvement* yang relatif kecil pada iterasi ke-14, 16, dan 19. Kondisi ini menunjukkan bahwa algoritma telah memasuki fase eksploitasi, di mana pencarian solusi difokuskan pada area sekitar solusi terbaik yang telah ditemukan sebelumnya. Nilai *best fitness* mulai stabil dan tidak mengalami perubahan berarti setelah iterasi ke-29 hingga iterasi terakhir, yang mengindikasikan bahwa GA telah mencapai kondisi konvergen dengan nilai fitness terbaik sebesar -1185.017.



Gambar 7. Prediksi SVR-GA cabai rawit

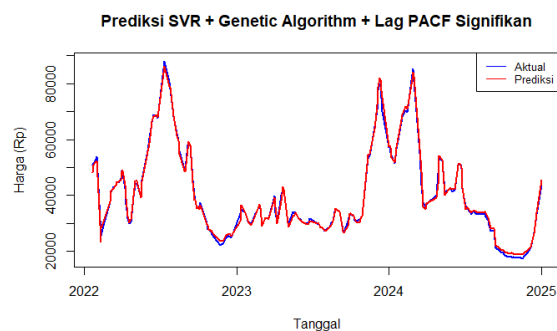
Gambar 7 memperlihatkan perbandingan antara data harga aktual dan hasil prediksi harga yang diperoleh menggunakan metode *Support Vector Regression (SVR)* yang dioptimasi dengan *Genetic Algorithm (GA)* serta menerapkan lag signifikan berdasarkan analisis PACF. Terlihat bahwa garis prediksi (merah) memiliki pola yang hampir berimpit dengan garis aktual (biru) pada sebagian besar periode pengamatan. Hal ini menunjukkan bahwa model SVR-GA mampu menangkap pola temporal dan fluktuasi harga dengan baik. Model juga mampu mengikuti tren kenaikan dan penurunan harga, termasuk pada periode volatilitas yang relatif tinggi. Meskipun model menunjukkan sedikit perbedaan, secara umum perbedaan tersebut tidak signifikan dan masih berada dalam rentang kesalahan yang dapat diterima.

b. Hasil SVR-GA Cabai Merah Besar

Tabel 3. Konvergensi GA cabai merah

Gen	Best fitness	Mean fitness	improve
1	-1123.537	-3112.525	-
5	-1118.167	-1351.813	0.48%
7	-1111.456	-1278.316	0.60%
...	...	...	...
23	-1110.763	-1265.860	0.00%

Proses optimasi parameter SVR menggunakan GA menunjukkan peningkatan nilai fitness pada beberapa generasi awal. Peningkatan pertama terjadi pada generasi ke-5 dengan perbaikan nilai *best fitness* sebesar 0,48%, diikuti oleh peningkatan yang lebih signifikan pada generasi ke-7 sebesar 0,60%. Setelah generasi ke-14, tidak mengalami perubahan hingga generasi ke-23. Kondisi ini menandakan bahwa algoritma telah mencapai keadaan konvergen, di mana solusi optimal telah ditemukan dan iterasi selanjutnya tidak memberikan peningkatan yang berarti.



Gambar 8. prediksi SVR-GA cabai merah

Gambar 8 menunjukkan hasil perbandingan antara data aktual dan data prediksi. Grafik memperlihatkan bahwa model mampu mengikuti pola pergerakan harga dengan cukup baik, ditunjukkan oleh kedekatan antara garis prediksi dan garis aktual. Fluktuasi harga yang bersifat volatil, termasuk kenaikan ekstrem maupun penurunan tajam, dapat direpresentasikan dengan akurat oleh model. Beberapa perbedaan kecil muncul pada titik puncak dan lembah,

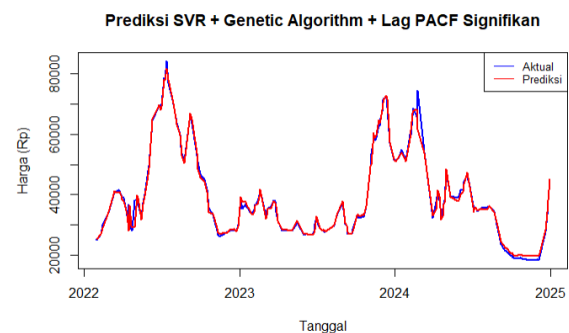
namun secara keseluruhan model memberikan performa prediksi yang stabil dan konsisten.

c. Hasil SVR-GA Cabai Merah Keriting

Tabel 4. Konvergensi GA cabai keriting

Gen	Best fitness	Mean fitness	improve
1	-1547.569	-3152.653	-
2	-1547.569	-1969.315	37,52%
3	-1547.569	-1744.642	11,41%
...	...	...	...
10	-1547.569	-1587.609	0.00%

Tabel 4 menunjukkan konvergensi tercapai pada sekitar generasi ke-3, dengan peningkatan fitness total sebesar $\pm 44,7\%$ dari generasi awal. Hal ini mengindikasikan bahwa GA berhasil mengeksplorasi ruang parameter dan menemukan kombinasi yang mendekati optimal dalam waktu evolusi yang relatif singkat.



Gambar 9. Prediksi SVR-GA cabai keriting

Berdasarkan visualisasi, terlihat bahwa garis prediksi memiliki pola yang hampir berimpit dengan garis aktual pada sebagian besar periode pengamatan. Model juga mampu mengikuti tren kenaikan dan penurunan harga, termasuk pada periode volatilitas yang relatif tinggi.

4.5. Perbandingan Matriks Evaluasi

Berikut adalah perbandingan evaluasi dari kedua metode tersebut:

Tabel 5. Perbandingan evaluasi metode

Jenis Cabai	Metode	MAPE (%)
Cabai rawit	SVR	17.98 %
	SVR-GA	1.96 %
Cabai Merah	SVR	10.66 %
	SVR-GA	2.34 %
Cabai Keriting	SVR	9.55 %
	SVR-GA	2.38 %

Tabel 5 menunjukkan bahwa penggunaan metode SVR yang dikombinasikan dengan *Genetic Algorithm* (SVR-GA) memberikan peningkatan akurasi prediksi yang signifikan pada ketiga jenis komoditas cabai yang dianalisis. Pada komoditas cabai rawit, nilai MAPE yang dihasilkan metode SVR sebesar 17,98%, sedangkan penerapan SVR-GA mampu menurunkannya menjadi 1,96%. Pola yang serupa juga

terlihat pada cabai merah, di mana metode SVR menghasilkan MAPE sebesar 10,66%, sementara SVR-GA menurunkannya menjadi 2,34%. Pada cabai keriting, metode SVR menghasilkan MAPE sebesar 9,55% dan SVR-GA kembali menunjukkan performa yang lebih baik dengan MAPE sebesar 2,38%. Penurunan nilai MAPE yang signifikan pada seluruh jenis komoditas menunjukkan bahwa integrasi GA mampu mengoptimalkan kinerja SVR dalam menangkap pola deret waktu yang bersifat fluktuatif dan kompleks.

Perbedaan nilai MAPE hasil optimasi antar komoditas menunjukkan adanya perbedaan karakteristik pola harga. Nilai MAPE yang relatif berdekatan pada cabai merah dan cabai keriting mengindikasikan bahwa kedua komoditas tersebut memiliki pola harga yang serupa dan relatif stabil sehingga proses optimasi Genetic Algorithm mampu menemukan parameter SVR yang hampir sama optimalnya. Sementara itu, cabai rawit menghasilkan nilai MAPE yang lebih rendah, menunjukkan bahwa karakteristik fluktuasi harga yang lebih tinggi dan sensitivitas yang lebih besar terhadap faktor eksternal seperti cuaca, distribusi, dan permintaan pasar. Hal ini menegaskan bahwa efektivitas optimasi sangat dipengaruhi oleh karakteristik dan stabilitas data harga masing-masing komoditas.

4.6. Forecasting Menggunakan Model Terbaik

Berdasarkan hasil perbandingan nilai matriks evaluasi, metode Support Vector Regression yang dioptimasi menggunakan Genetic Algorithm (SVR-GA) dipilih sebagai model terbaik karena menghasilkan nilai MAPE paling rendah pada seluruh jenis komoditas cabai yang diteliti. Oleh karena itu, tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah melakukan peramalan (*forecasting*) pada masing-masing harga cabai.

Tabel 6. Perbandingan harga aktual, prediksi dan eror

Tanggal	Jenis	Aktual (Rp/kg)	Prediksi (Rp/kg)	Error (%)
3/4/2022	Cabai	51.425	50.961	0,90
17/8/2024	Rawit	33.146	34.077	2,81
5/2/2022	Cabai	43.972	45.160	2,70
9/8/2024	Merah	27.263	28.233	3,55
12/5/2024	Cabai	21.301	21.567	1,25
1/9/2024	Keriting	27.263	28.103	3,08

Tabel 6 menampilkan hasil perbandingan antara nilai aktual dan nilai prediksi harga komoditas cabai. Kolom *Aktual* menunjukkan harga cabai yang terjadi pada periode pengamatan, sedangkan kolom *Prediksi* merupakan hasil estimasi harga yang diperoleh dari model (SVR-GA). Kolom *Error (%)* menggambarkan besarnya persentase kesalahan relatif antara nilai aktual dan prediksi. Berdasarkan tabel tersebut, terlihat bahwa nilai prediksi yang dihasilkan model relatif mendekati nilai aktual pada seluruh jenis komoditas. Secara keseluruhan, sebagian besar nilai *error* berada

di bawah 5%, yang mengindikasikan bahwa model SVR-GA mampu menangkap pola pergerakan harga cabai dengan baik.

Tabel 7. Peramalan 10 hari kedepan

Tanggal	Cabai Rawit (Rp/kg)	Cabai Merah (Rp/kg)	Cabai Keriting (Rp/kg)
1/1/2025	57.637	45.808	47.631
1/2/2025	58.144	46.609	47.389
1/3/2025	58.652	47.532	46.866
1/4/2025	58.913	48.252	46.274
1/5/2025	58.989	48.719	45.487
1/6/2025	58.986	49.082	44.537
1/7/2025	58.982	49.221	43.423
1/8/2025	58.927	49.278	42.152
1/9/2025	58.773	49.202	40.731
1/10/2025	58.534	48.977	39.199

Tabel 7 menampilkan hasil peramalan harga tiga komoditas cabai di Provinsi Jawa Timur pada periode 10 hari kedepan menggunakan model terbaik, yaitu SVR-GA. Secara umum, harga cabai rawit diprediksi relatif stabil dengan kecenderungan naik di awal periode sebelum mengalami penurunan ringan di akhir, sedangkan cabai merah besar menunjukkan tren meningkat hingga pertengahan periode lalu melemah secara perlahan. Sedangkan, cabai merah keriting diprediksi mengalami tren penurunan harga yang cukup konsisten selama periode peramalan. Pola ini mengindikasikan perbedaan dinamika harga antar jenis cabai dan menunjukkan kemampuan model SVR-GA dalam menangkap tren pergerakan harga jangka pendek secara realistis.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa metode SVR menggunakan *Genetic Algorithm* terbukti meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan. Model SVR-GA dengan konfigurasi populasi 30 individu, maksimal 50 generasi, probabilitas crossover 0,8, dan probabilitas mutasi 0,01 berhasil menurunkan MAPE menjadi 1,96% untuk Cabai Rawit (peningkatan 89,1%), 2,34% untuk Cabai Merah Besar (peningkatan 78,0%), dan 2,38% untuk Cabai Merah Keriting (peningkatan 75,1%). Secara keseluruhan, integrasi SVR-GA dengan fitur lag PACF terbukti efektif untuk prediksi harga komoditas cabai yang bersifat nonlinier dan volatil, sehingga dapat digunakan alat bantu pengambilan keputusan bagi pemerintah daerah, pelaku usaha, dan petani dalam mengantisipasi fluktuasi harga cabai di Provinsi Jawa Timur.

Penelitian selanjutnya juga dapat mengeksplorasi algoritma optimasi alternatif seperti *Particle Swarm Optimization (PSO)*, *Ant Colony Optimization (ACO)*, atau *Bayesian Optimization* untuk membandingkan efektivitas dan efisiensi dalam optimasi parameter SVR dibandingkan dengan *Genetic Algorithm*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Muhdiantini, L. Ramadani, and D. Praditya, "Analisis Dan Perancangan Enterprise Architecture Pada Dinas Peternakan Dan Kesehatan Hewan (Dpkh) Kabupaten Brebes Menggunakan Framework Togaf Adm," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.,* vol. 8, no. 4, pp. 1365–1375, 2023, doi: 10.29100/jupi.v8i4.4169.
- [2] E. Triwidia, I. Nuraini, A. Boedirochminarni, and M. Firmansyah, "Analisis Pengaruh Produktivitas Padi, Indeks Harga yang Dibayar Petani dan Produksi Padi Terhadap Kesejahteraan Petani di Indonesia," *JSHP J. Sos. Hum. dan Pendidik.,* vol. 8, no. 2, pp. 213–223, 2024, doi: 10.32487/jshp.v8i2.2086
- [3] D. Anjayani and E. Ambarwati, "Mutu dan DayaSimpan Buah Cabai Merah (*Capsicum annuum* L.) sebagai Tanggapan terhadap Berbagai Jenis Pupuk Hayati," *Vegetalika,* vol. 10, no. 3, pp. 159–173, 2021. DOI: <https://doi.org/10.22146/veg.47817>.
- [4] Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur, "Produksi Tanaman Sayuran Cabai Besar, Cabai Rawit, Cabai Keriting Menurut Kabupaten/Kota dan Jenis Tanaman di Provinsi Jawa Timur (Kuintal), 2021 dan 2022." [Online].
- [5] A. Fauzi, V. Andriani, A. Z. F. G. Apriyana, B. S. Sella, R. A. Fadilah, and A. M. Faris, "TERHADAP PERMINTAAN DAN PENAWARAN DI INDONESIA This study aims to determine the effect of rising chili prices on supply and demand in Indonesia . This," *J. Akunt. dan Manaj. bsinis,* vol. 3, no. 1, pp. 73–79, 2023.
- [6] H. Azis, P. Purnawansyah, N. Nirwana, and F. A. Dwiyanto, "The Support Vector Regression Method Performance Analysis in Predicting National Staple Commodity Prices," *Ilk. J. Ilm.,* vol. 15, no. 2, pp. 390–397, 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i2.1686.390-397
- [7] A. L. Putra and A. Kurniawati, "Pendahuluan Autoregressive Integrated Mov-," *J. Ilm. KOMPUTASI,* vol. 20, no. September, pp. 417–423, 2021.
- [8] M. Azzahra, B. D. Setiawan, and P. P. Adikara, "Optimasi Parameter Support Vector Regression dengan Algoritma Genetika untuk Prediksi Harga Emas," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.,* vol. 2, no. 1, pp. 2548–964, 2018, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/768>
- [9] D. A. Damaliana, Aviolla Terza; Muhaimin, Amri; Prasetya, "Forecasting the Occupancy Rate of Star Hotels in Bali," *J. Stat.,* vol. 12, no. 1, pp. 24–33, 2024, doi: 10.14710/JSUNIMUS.
- [10] A. Muhaimin, E. Setyowati, K. M. H, A. Ruhui, and F. Sari, "Intermittent Data Forecasting using Kernel Support Vector Regression," vol. 2024, pp. 23–26, 2024, doi: 10.11594/nstp.2024.4105.
- [11] R. N. Arapah and F. Fitriyani, "OPTIMASI ALGORITMA GENETIKA UNTUK MEMPREDIKSI PENYAKIT HEPATITIS DENGAN MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR (KNN), " *Kohesi: Jurnal Sains Dan Teknologi,* vol. 3, no. 1, pp. 41–50, Apr. 2024.
- [12] A. Muhaimin, A. T. Damaliana, M. Nasrudin, and P. Aji, "A Hybrid Neural Network-Time Series Regression Model for Intermittent Demand Forecasting Data," vol. 7, no. 2, pp. 105–112, 2025.
- [13] A. T. Damaliana, K. M. Hindrayani, and T. M. Fahrudin, "Hybrid Holt Winter-Prophet method to forecast the num-ber of foreign tourist arrivals through Bali's Ngurah Rai Airport," *Int. J. Data Sci. Eng. Anaylitics,* vol. 3, no. 2, pp. 21–32, 2024, doi: 10.33005/ijdasea.v3i2.8.
- [14] T. Trimono, A. Sonhaji, and U. Mukhaiyar, "FORECASTING FARMER EXCHANGE RATE IN CEN-TRAL JAVA PROVINCE USING VECTOR INTEGRATED MOVING AVERAGE," *Media Statis-Tika,* vol. 13, no. 2, pp. 182–193, Dec. 2020, doi: 10.14710/medstat.13.2.182-193.