

Forecasting Consumer Price Index in Personal Care Sector in Bukittinggi Using SVR with Grid Search and Radial Basis Function Kernel

Khairunnisa Pane, Fadhilah Fitri*, Dina Fitria

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 02 Juni 2025

Revised : 29 Agustus 2025

Accepted : 29 Agustus 2025

ABSTRACT

Inflation, measured by the Consumer Price Index (CPI), is vital for economic stability and policymaking. In Bukittinggi, the Personal Care and Other Services sector shows notable CPI fluctuations, complicating accurate forecasting. This study uses Support Vector Regression (SVR) to predict monthly CPI data for this sector from 2020 to 2024. Data from Statistics Indonesia was normalized with min-max normalization to improve model accuracy and avoid scale distortion. Lag features were added to capture time dependencies, and data was split into training (80%) and testing (20%) sets. A linear SVR model was first applied but showed limited success due to the data's nonlinear nature. Therefore, the Radial Basis Function (RBF) kernel was used, with hyperparameters (C , σ , ϵ , γ , k) optimized via Grid Search and cross-validation. The optimal settings ($C=32$, $\gamma=2$, $\epsilon=0,1$, $k=10$) yielded the lowest RMSE of 0,1099 in cross-validation and 0.0767 on testing. Results demonstrate that the RBF-SVR model effectively captures nonlinear CPI patterns and outperforms the linear model. Evaluation metrics included RMSE, MSE, and MAE. The study concludes that SVR combined with Grid Search offers a robust forecasting method for sectors with complex CPI behavior, supporting local economic planning in Bukittinggi. Future research could investigate hybrid models and larger datasets to enhance prediction accuracy and adaptability to market changes.

Keywords: Consumer Price Index, Personal Care Services, Support Vector Regression, Radial Basis Function Kernel, Grid Search



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Inflasi merupakan salah satu indikator ekonomi makro yang memainkan peran vital dalam menjaga kestabilan perekonomian nasional. Menurut Ginting (2016), inflasi adalah peningkatan harga-harga barang dan jasa secara umum dan terus-menerus yang dapat mengganggu pertumbuhan ekonomi jika tidak dikendalikan. Firmansyah (2018) menjelaskan bahwa inflasi tidak terjadi hanya karena kenaikan satu atau dua harga barang, tetapi jika kenaikan tersebut meluas dan bersifat menyeluruh. Data dari Badan Pusat Statistik (2023) menunjukkan bahwa inflasi tahunan Indonesia pada tahun 2023 mencapai 2,61%, angka ini menunjukkan kestabilan namun tetap memerlukan kewaspadaan, terutama pada sektor-sektor dengan volatilitas harga tinggi seperti Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya. Sektor ini menjadi semakin relevan karena adanya pergeseran pola konsumsi masyarakat yang kini lebih menekankan pada perawatan diri dan gaya hidup sehat.

Di tengah perubahan tren konsumsi tersebut, sektor seperti *skincare*, *spa*, dan perawatan kebugaran menunjukkan pertumbuhan signifikan. Euromonitor International (2023) mencatat bahwa nilai pasar *skincare* Indonesia telah melampaui 50 triliun rupiah dengan tingkat pertumbuhan tahunan sebesar 7,4%. Kota Bukittinggi sebagai kota perdagangan dan pariwisata di Sumatera Barat juga mengalami perkembangan pesat di sektor ini, ditandai dengan meningkatnya jumlah klinik kecantikan dan jasa kebugaran. BPS Kota Bukittinggi (2023) melaporkan bahwa sektor perawatan pribadi menyumbang perubahan Indeks Harga Konsumen (IHK) sebesar 3,2% pada tahun 2023, melebihi kontribusi sektor makanan dan minuman.

Metode *Support Vector Regression* (SVR) telah banyak digunakan dalam peramalan data ekonomi nonlinier yang dipengaruhi oleh faktor musiman dan volatilitas harga. Hal ini relevan karena data IHK sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya di Kota Bukittinggi juga menunjukkan pola yang tidak linear, sehingga memerlukan pendekatan yang mampu menangkap kompleksitas tersebut. Budiastuti dkk. (2017) menggunakan SVR dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dan optimasi *Grid Search* untuk memprediksi IHK harian, dengan hasil yang akurat.

Ruliana dkk. (2024) juga menggunakan pendekatan serupa dalam studi prediksi inflasi di Kota Makassar dan memperoleh model terbaik melalui tuning parameter. Temuan ini relevan karena metodologi yang digunakan serupa, sehingga dapat menjadi rujukan dalam membangun model yang sesuai untuk sektor dan wilayah yang berbeda. Saputra dkk. (2019) menunjukkan pentingnya pemilihan kernel dan parameter SVR untuk meningkatkan akurasi model. Hal ini menjadi signifikan karena fluktuasi IHK sektor Perawatan Pribadi di Bukittinggi selama 2020–2024 menunjukkan pola pertumbuhan dan penurunan tajam. Kondisi ini menegaskan perlunya metode prediksi yang adaptif seperti SVR dengan *Grid Search* untuk mendukung kebijakan sektoral berbasis data.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan dalam literatur, yaitu terbatasnya kajian mengenai penerapan *Support Vector Regression* (SVR) untuk peramalan IHK pada sektor jasa nonmakanan, khususnya sektor Perawatan Pribadi. Sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada inflasi agregat nasional atau sektor kebutuhan pokok, sementara kajian sektoral yang lebih spesifik pada IHK Perawatan Pribadi di tingkat kota masih jarang dilakukan. Dengan demikian, penelitian ini menawarkan kontribusi baru melalui fokus sektoral yang lebih terperinci.

Pendekatan yang digunakan adalah SVR dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dan optimasi *hyperparameter* menggunakan algoritma *Grid Search*. Penelitian ini diharapkan menghasilkan model prediksi yang akurat dan aplikatif dalam konteks sektoral dan spasial, yakni dengan menitikberatkan pada Kota Bukittinggi sebagai wilayah penelitian. Secara teoretis, kontribusi penelitian ini memperluas pemahaman penerapan *machine learning* dalam peramalan harga di sektor jasa. Secara praktis, hasil penelitian dapat menjadi dasar bagi pemerintah daerah dan pelaku usaha di Kota Bukittinggi dalam merumuskan kebijakan harga serta strategi pengembangan sektor jasa berbasis data dan analitik.

II. METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian dan Sumber Data

Penelitian yang dilakukan merupakan penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif. Data yang digunakan adalah data sekunder berupa Indeks Harga Konsumen (IHK) sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya di Kota Bukittinggi yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) untuk periode Januari 2020 hingga Desember 2024. Pemodelan dilakukan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) yang dilengkapi dengan teknik optimasi *Grid Search* untuk menentukan kombinasi parameter terbaik dalam melakukan peramalan selama 12 bulan ke depan.

B. Langkah-Langkah Analisis

Adapun langkah-langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data Indeks Harga Konsumen (IHK) Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya Kota Bukittinggi dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bukittinggi pada laman <https://bukittinggikota.bps.go.id/id>. Data yang digunakan adalah data bulanan dari Januari 2020 hingga Desember 2024, sehingga data yang digunakan sebanyak 60 bulan.
2. Melakukan eksplorasi data melalui visualisasi deret waktu dan analisis deskriptif statistik, untuk mengidentifikasi tren, pola musiman, dan outlier yang mungkin memengaruhi proses pemodelan (Radjabaycolle, 2020).
3. Melakukan normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Scaling* agar seluruh nilai berada dalam rentang 0 hingga 1. Normalisasi ini penting karena SVR sangat sensitif terhadap skala data (Alhassan dkk, 2020). Fungsi normalisasi dituliskan pada Persamaan (1).

$$x' = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

Di mana x_i adalah nilai asli, dan $x_{\min}$ serta $x_{\max}$ adalah nilai minimum dan maksimum dalam dataset.

4. Membagi data menjadi dua yaitu 80% data latih dan 20% data uji. Data yang digunakan terdiri dari 60 amatan bulanan, yakni dari Januari 2020 hingga Desember 2024. Sebanyak 48 amatan, dari Januari 2020 hingga Desember 2023, digunakan sebagai data latih, dan 12 amatan sisanya, dari Januari hingga Desember 2024, digunakan sebagai data uji untuk mengukur kemampuan generalisasi model.

5. Pembangunan Model Awal (*Baseline*)

Model awal SVR dibentuk menggunakan kernel linear dengan fungsi berikut.

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

dengan parameter awal $C = 1$, $\epsilon = 0,1$, dan $\gamma = 1$. Tujuan model awal ini adalah mengevaluasi kecenderungan linieritas data. Jika model linear tidak menunjukkan performa yang memadai, maka dapat diasumsikan bahwa data bersifat nonlinier dan membutuhkan kernel seperti RBF (Artini dkk, 2023).

6. Menentukan kernel yang digunakan.

Support Vector Regression (SVR) adalah metode regresi berbasis *machine learning* yang mengadopsi prinsip *Structural Risk Minimization* untuk meminimalkan kesalahan generalisasi (Yang dkk, 2019). SVR bertujuan untuk menemukan *hyperplane* optimal yang dapat memperkirakan nilai target dalam deviasi toleransi epsilon sambil menjaga kompleksitas model tetap rendah.

Fungsi optimasi SVR dirumuskan sebagai berikut.

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \quad (3)$$

Dengan kendala,

$$\begin{cases} y_i - (w \cdot \phi(x_i) + b) \leq \epsilon + \xi_i \\ (w \cdot \phi(x_i) + b) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

Fungsi kernel digunakan untuk memetakan data ke ruang berdimensi tinggi. Dalam penelitian ini digunakan *Radial Basis Function* (RBF) sebagai kernel dengan bentuk pada Persamaan (5).

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (5)$$

Di mana $\|x_i, x_j\|$ adalah jarak Euclidean kuadrat antara dua vektor fitur yaitu (x_i, x_j) dan γ merupakan lebar parameter kernel Gaussian. Penggunaan RBF kernel memungkinkan pemodelan hubungan nonlinier secara fleksibel dan telah terbukti efektif dalam prediksi deret waktu dengan menghitung kesamaan atau seberapa dekat titik antara kedua vektor (x_i, x_j) (Ruliana dkk, 2024).

7. Pemilihan Model Terbaik dengan Optimasi *Hyperparameter* (*Grid Search* dan *Cross-Validation*)

Untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik yang menghasilkan performa prediktif optimal, dilakukan pencarian *hyperparameter Support Vector Regression* (SVR) dengan teknik *Grid Search* terhadap tiga parameter utama.

- C: mengontrol *trade off* antara kompleksitas model dan margin kesalahan (Yang dkk, 2019),
- ϵ : menentukan toleransi terhadap error prediksi (Artini dkk, 2023),
- γ : mengatur pengaruh tiap titik data dalam kernel RBF (Ruliana dkk, 2024).

Grid Search dilakukan terhadap kombinasi parameter berdasarkan pendekatan eksponensial yang umum digunakan dalam studi SVR (Yang dkk, 2019), yakni:

$$C \in \{1, 8, 16, 32\}, \epsilon \in \{0,01, 0,1, 0,5\}, \gamma \in \{0,001, 0,01, 0,1, 2\}$$

Evaluasi performa tiap kombinasi dilakukan menggunakan teknik *k-fold cross-validation* pada data latih dengan nilai $k=2, 5$, dan 10 . Berikut nilai k yang dipilih.

- $k=2$: memberikan evaluasi kasar secara cepat pada awal tuning,
- $k=5$: memberi keseimbangan bias-variansi (James dkk, 2018),
- $k=10$: paling umum digunakan dalam penelitian prediksi dan menghasilkan estimasi galat yang stabil (Artini dkk, 2023).

Metode *cross validation* dilakukan dengan membagi data latih menjadi k subset, lalu menghitung rata-rata galat RMSE antar subset. Formula evaluasi *cross validation* pada Persamaan (6).

$$CV_{RMSE}(k) = \sqrt{\left(\frac{1}{kn} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n (y_i^{(j)} - \hat{y}_i^{(j)})^2 \right)} \quad (6)$$

Di mana k adalah jumlah lipatan (*fold*) *cross validation*, n adalah jumlah total data latih, $y_i^{(j)}$ adalah nilai aktual pada lipatan ke- j , dan $\hat{y}_i^{(j)}$ adalah nilai prediksi pada lipatan ke- j . Model dengan nilai CV_{RMSE} terkecil dianggap sebagai model terbaik dan digunakan pada tahap evaluasi akhir di bagian selanjutnya.

8. Membentuk model *Support Vector Regression* (SVR) berdasarkan kombinasi parameter C , ϵ , dan γ yang telah diuji melalui *Grid Search*. Model dibangun dengan meminimalkan fungsi objektif SVR sesuai formulasi optimasi pada ruang fitur kernel. Model akhir dipilih dari kombinasi parameter dengan nilai kesalahan prediksi terkecil berdasarkan hasil evaluasi *cross validation*.

9. Mengevaluasi performa model menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE), yang dihitung dengan Persamaan (7).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

di mana y_i adalah nilai aktual, $\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi, dan n adalah jumlah data. RMSE digunakan untuk mengukur rata-rata galat kuadrat, dengan nilai yang lebih kecil menunjukkan akurasi model yang lebih baik (Chuentawat dkk, 2017).

10. Melakukan peramalan nilai IHK selama 12 bulan ke depan (Januari–Desember 2025) secara iteratif menggunakan pendekatan *recursive forecasting*. Hasil prediksi yang sebelumnya dinormalisasi kemudian ditransformasikan kembali ke skala aslinya untuk interpretasi, dan divisualisasikan dalam bentuk grafik (Ruliana dkk, 2024).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data

Penelitian ini memfokuskan pada analisis peramalan IHK pada Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya di Kota Bukittinggi. Selanjutnya dilihat statistik deskriptif dari IHK per bulan untuk masing-masing sektor pada tahun 2020 hingga 2024 kota Bukittinggi seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 Statistik Deskriptif IHK per bulan untuk masing-masing sektor pada tahun 2020 hingga 2024

Sektor	Min	Q1	Median	Mean	Q3	Max
Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya	104,3	110,2	111,9	114,1	119,4	126,6

Berdasarkan Tabel 1, Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya menunjukkan tren kenaikan harga yang stabil selama periode 2020–2024, dengan rata-rata IHK sebesar 114,1 yang mencerminkan kenaikan sekitar 14,10% dibandingkan tahun dasar 2022 = 100. Nilai median sebesar 111,9 menunjukkan distribusi data yang relatif simetris, sementara rentang interkuartil antara Q1 = 110,2 dan Q3 = 119,4 mengindikasikan fluktuasi harga yang moderat namun tetap terkendali. Nilai maksimum 126,6 mencerminkan titik tertinggi kenaikan harga selama periode pengamatan, dan nilai minimum 104,3 menunjukkan level harga terendah. Pola pertumbuhan yang naik dan cenderung nonlinear ini memperkuat penggunaan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel RBF dan optimasi *Grid Search* sebagai pendekatan peramalan yang sesuai. Visualisasi kemudian dilakukan untuk melihat pola IHK sektor perawatan pribadi dan jasa lainnya di Kota Bukittinggi selama 60 bulan seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Plot IHK Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya

Gambar 1 memperlihatkan pola tren IHK Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya yang menunjukkan kenaikan bertahap dari awal 2020 hingga mencapai puncak di atas 124 sekitar pertengahan 2023, yang dapat mencerminkan peningkatan permintaan atau kenaikan biaya produksi. Setelah puncak tersebut, terjadi penurunan tajam dan fluktuasi hingga akhir 2024. Pola yang tampak mengindikasikan karakteristik nonlinear, sehingga mendukung pemilihan metode prediksi *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dan optimasi *Grid Search* untuk menangkap kompleksitas tren IHK secara lebih akurat (Radjabaycolle, 2020).

B. Normalisasi Data

Dalam tahapan pra-pemodelan, data IHK sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya dilakukan proses normalisasi. Perhitungan untuk normalisasi data memperoleh data hasil normalisasi seperti pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Normalisasi Data IHK Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya

No	Bulan	IHK Asli	IHK Ternormalisasi
1	Januari 2020	104,43	0,0054
2	Februari 2020	105,02	0,0319
...	...	...	...
60	Desember 2024	113,98	0,4344

Tabel 2 menyajikan hasil normalisasi data IHK dari Januari 2020 hingga Desember 2024. Nilai IHK asli yang berada pada rentang lebih dari 100 diubah ke skala 0–1, misalnya dari 104,43 menjadi 0,0054. Proses ini dilakukan untuk memudahkan pemodelan dengan SVR.

C. Pembagian Data

Setelah tahap normalisasi, data dibagi dengan proporsi 80% data *training* dan 20% data testing secara berurutan sesuai prinsip *time series forecasting*, data historis digunakan untuk melatih model dan data masa depan untuk menguji akurasi. Proporsi 80:20 dipilih karena lazim digunakan dalam studi peramalan ekonomi dan terbukti menghasilkan performa model yang stabil (Azis dkk, 2023). Rincian pembagian seperti pada Tabel 3.

Tabel 3 Pembagian Data *Training* dan *Testing*

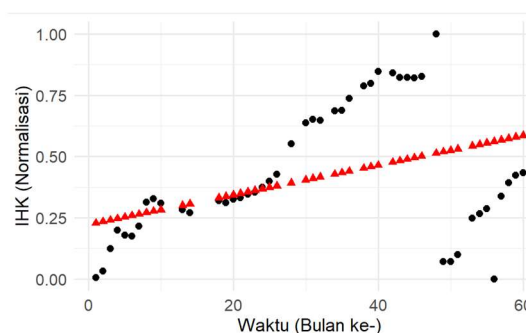
Data	Jumlah Observasi	Proporsi
Data Training	48	80%
Data Testing	12	20%

Tabel 3 memperlihatkan bahwa mayoritas data digunakan untuk pelatihan model, sementara sebagian kecil dialokasikan untuk pengujian. Proporsi ini menunjukkan keseimbangan yang cukup baik dalam membangun model prediktif yang stabil sekaligus realistis dalam menghadapi data baru.

D. Penerapan Metode *Support Vector Regression*

1. Pembangunan Model Awal (*Baseline*)

Model awal dibangun menggunakan SVR kernel linear dengan parameter $\varepsilon = 0,1$, $C = 1$, dan $\gamma = 1$. Model dilatih menggunakan data yang telah dinormalisasi dan menghasilkan 40 *support vector* berdasarkan pendekatan *epsilon regression*. Plot model awal divisualisasikan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2 Prediksi SVR Tanpa Menggunakan Kernel

Gambar 2 menunjukkan perbandingan antara data aktual (titik hitam) dan hasil prediksi model SVR linear (segitiga merah). Secara visual, model mampu mengikuti arah tren utama, namun terdapat penyimpangan pada awal dan akhir periode yang mencerminkan keterbatasan model linear dalam menangkap pola data yang kompleks. Hal ini sejalan

dengan temuan Rohmah (2021), yang menunjukkan bahwa SVR linear tidak mampu menangkap pola IHK yang bersifat nonlinear, dan menyarankan penggunaan kernel nonlinear seperti RBF untuk meningkatkan akurasi model.

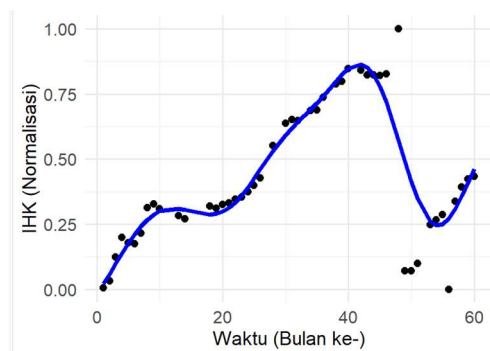
2. Pemilihan Model Terbaik dengan *Grid Search Optimization*

Setelah membangun model awal SVR, langkah selanjutnya adalah mengoptimalkan parameter menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) melalui metode *Grid Search Optimization*. Tujuan dari proses ini adalah menemukan kombinasi *hyperparameter* yang memberikan performa terbaik berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) terendah. Parameter yang disesuaikan mencakup nilai C (regularisasi) dan γ (lebar kernel RBF) sebagai parameter kernel RBF, dan jumlah lipatan validasi silang k dengan nilai 2, 5, dan 10, sementara ϵ ditetapkan konstan sebesar 0,1 berdasarkan pendekatan umum dalam *package e1071* di R dan penelitian sebelumnya (Ruliana dkk, 2024). Pemilihan nilai k mengikuti praktik umum dalam validasi silang, di mana $k=2$ digunakan untuk pengujian kasar, $k=5$ untuk keseimbangan bias variansi, dan $k=10$ untuk stabilitas evaluasi model (James dkk, 2018). Hasil *Grid Search* dari kombinasi parameter yang diuji kemudian dirangkum seperti pada Tabel 4.

Tabel 4 Parameter Hasil *Grid Search* Menggunakan Kernel RBF

Jumlah Lipatan (k)	γ	C	ϵ	RMSE Cross Validation	RMSE Data Testing
2	2	32	0,1	0,1269	0,0767
5	2	32	0,1	0,1300	0,0767
10	2	32	0,1	0,1099	0,0767

Tabel 4 menampilkan kombinasi terbaik ditemukan pada $\gamma = 2$, $C = 32$, $\epsilon = 0,1$, dan $k = 10$, dengan nilai RMSE *cross validation* terendah sebesar 0,1099 dan hasil pengujian yang stabil (RMSE_{testing} = 0,0767). Konfigurasi ini juga sejalan dengan temuan Ruliana dkk (2024) yang mengevaluasi performa model SVR-RBF dengan RMSE dan menunjukkan hasil prediksi yang sangat baik setelah proses tuning parameter menggunakan *Grid Search*. Model terbaik kemudian ditampilkan seperti pada Gambar 3.

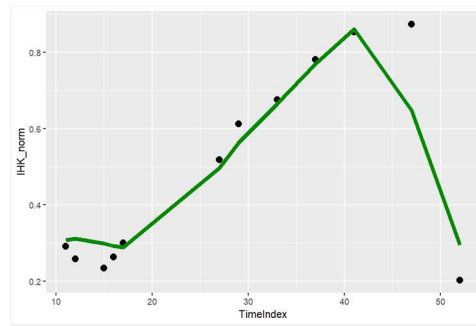


Gambar 3 Prediksi Plot Model Terbaik Data *Training*

Visualisasi hasil prediksi model terbaik ditampilkan pada Gambar 3. Titik hitam mewakili nilai aktual IHK pada data *training*, sementara garis biru menunjukkan hasil prediksi dari model. Terlihat bahwa model mampu mengikuti pola tren data dengan sangat baik, meskipun terdapat sedikit deviasi pada beberapa titik ekstrem. Secara keseluruhan, performa model menunjukkan bahwa parameter yang diperoleh dari *Grid Search* telah berhasil mengoptimalkan akurasi prediksi terhadap data *training*.

3. Evaluasi Performa Model

Model SVR terbaik hasil optimasi ($\gamma = 2$, $C = 32$, $\epsilon = 0,1$, $k = 10$) kemudian diuji pada data *testing* untuk mengukur kemampuan generalisasi terhadap data baru. Hal ini dapat dilihat seperti pada Gambar 4.



Gambar 4 Plot Nilai Prediksi pada Data Testing

Gambar 4 menunjukkan hasil prediksi, di mana titik hitam mewakili nilai aktual IHK terstandarisasi dan garis hijau adalah hasil prediksi model. Model mampu mengikuti pola pergerakan data secara baik, terutama di bagian tengah periode, mencerminkan kemampuannya menangkap tren aktual. Nilai $RMSE_{test} = 0,0767$ menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah dan akurasi yang tinggi. Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian Astiningrum dkk (2021), yang menunjukkan bahwa SVR RBF efektif dalam memodelkan data ekonomi fluktuatif, dengan $MAPE < 10\%$ dan RMSE rendah (Astiningrum dkk, 2021). Secara keseluruhan, hasil ini membuktikan bahwa model SVR dengan kernel RBF yang telah dioptimasi dapat memprediksi pergerakan IHK dengan baik, sehingga layak diterapkan lebih lanjut dalam peramalan ekonomi pada sektor riil.

E. Hasil Prediksi Inflasi Bulanan Nasional Indonesia

Model *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) yang telah dioptimalkan digunakan untuk melakukan prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) pada sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya di Kota Bukittinggi untuk tahun 2025. Hasil prediksi menunjukkan fluktuasi ringan dengan kecenderungan penurunan nilai IHK di paruh akhir tahun. Hasil prediksi IHK dari Januari hingga Desember 2025 disajikan seperti pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Prediksi IHK Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya Kota Bukittinggi Tahun 2025

Bulan	Tahun	Prediksi IHK
Januari	2025	115,63
Februari	2025	116,49
Maret	2025	117,10
April	2025	117,43
Mei	2025	117,48
Juni	2025	117,27
Juli	2025	116,84
Agustus	2025	116,25
September	2025	115,54
Oktober	2025	114,79
November	2025	114,05
Desember	2025	113,35

Tabel 5 menyajikan hasil prediksi IHK Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya di Kota Bukittinggi tahun 2025 yang telah dinormalisasi ke skala aslinya. Nilai IHK menunjukkan kenaikan bertahap dari Januari (115,63) hingga puncaknya di Mei (117,48), kemudian mengalami penurunan secara perlahan hingga Desember (113,35). Pola ini mengindikasikan fluktuasi musiman dengan kecenderungan penurunan di paruh akhir tahun.

IV. KESIMPULAN

Model prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) Sektor Perawatan Pribadi dan Jasa Lainnya di Kota Bukittinggi berhasil dikembangkan menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) yang dioptimasi melalui *Grid Search*. Model memberikan performa prediksi yang baik dengan parameter terbaik $\gamma = 2$, $C = 32$, $\epsilon = 0,1$, dan jumlah lipatan $k = 10$, serta menghasilkan nilai RMSE pada data uji sebesar 0,0767. Hasil peramalan menunjukkan pola fluktuatif yang ringan dengan kecenderungan penurunan IHK pada paruh akhir tahun 2025, dari 115,63 di Januari menjadi 113,35 di Desember. Temuan ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap karakteristik nonlinear pada data dan dapat digunakan sebagai alat bantu prediktif dalam perencanaan ekonomi daerah. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji performa kernel lain dalam SVR, seperti polynomial atau sigmoid, guna membandingkan efektivitasnya terhadap karakteristik data yang serupa.

DAFTAR PUSTAKA

- Alhassan, B. G., Yusof, F., dan Norrulashikin, S. M. (2020). Assimilation of principal component analysis and wavelet with kernel support vector regression for medium-term financial time series forecasting. *International Journal of Management and Humanities*.
- Artini, N. P., Widiarta, I. N., dan Putra, I. G. N. A. D. (2023). Prediksi inflasi menggunakan Support Vector Regression dengan kernel RBF dan optimasi Grid Search. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, 14(1), 45–56.
- Astiningrum, M., Wijayaningrum, V. N., dan Putri, I. K. (2021). Analysis of staple food price forecasting results using various approaches.
- Azis, H., Purnawansyah, P., Nirwana, N., dan Dwiyanto, F. (2023). The support vector regression method performance analysis in predicting national staple commodity prices.
- Badan Pusat Statistik. (2023). Tingkat inflasi tahunan Indonesia 2023. <https://www.bps.go.id>
- Badan Pusat Statistik Kota Bukittinggi. (2023). Struktur organisasi BPS Kota Bukittinggi. <https://bukittinggikota.bps.go.id>
- Budiastuti, I. A., Nugroho, S. M. S., dan Hariadi, M. (2017). Predicting daily consumer price index using support vector regression method. *Proceedings of the 2017 15th International Conference on Quality in Research (QiR): International Symposium on Electrical and Computer Engineering*.
- Chuentawat, R., Kerdprasop, K., dan Kerdprasop, N. (2017). The forecast of electrical power distribution unit using support vector regression optimized with genetic algorithm.
- Euromonitor International. (2022). Indonesia skincare market report 2022. [Data internal, diacu dalam teks pengguna].
- Ginting, D. (2016). *Inflasi dan Stabilitas Harga di Indonesia*. Jakarta: PT RajaGrafindo Persada.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., dan Tibshirani, R. (2018). *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R* (2nd ed.). New York: Springer.
- Radjabaycolle, J. (2020). Prediksi indeks harga konsumen (IHK) Kota Ambon menggunakan Elman Recurrent Neural Network (ERNN). *Tensor: Pure and Applied Mathematics Journal*.
- Rohmah, M. F., Putra, I., Hartati, R. S., dan Ardiantoro, L. (2020). Predicting consumer price index cities and districts in East Java with the Gaussian-Radial Basis Function kernel. *Journal of Physics: Conference Series*.
- Ruliana, R., Rais, Z., Marni, M., dan Ahmar, A. (2024). Implementation of the support vector regression (SVR) method in inflation prediction in Makassar City. *ARRUS Journal of Mathematics and Applied Science*.
- Saputra, H., Nugroho, Y., dan Wardana, A. (2019). Analisis pemilihan kernel dan parameter optimal pada Support Vector Regression untuk prediksi data time series. *Jurnal Informatika*, 13(2), 65–74.
- Yang, Y., Che, J., Deng, C., dan Li, L. (2019). Sequential grid approach based support vector regression for short-term electric load forecasting. *Applied Energy*.