



PREDIKSI INDEKS HARGA KONSUMEN KELOMPOK BAHAN MAKANAN DI PROVINSI KALIMANTAN SELATAN

Rahma Dina Nur Azizah, Dewi Sri Susanti, Selvi Annisa

Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Lambung Mangkurat

email: 1911017220004@mhs.ulm.ac.id

ABSTRACT

Inflation is a phenomenon that shows a continuous increase in the price of goods, which can cause a decline in the economic condition of a country. One of the indicators used to measure the inflation rate is the Consumer Price Index (CPI). By knowing the CPI value earlier, food prices can be controlled to be more stable. One method that can be used to predict CPI is Support Vector Regression (SVR), where this method is able to overcome linear and non-linear data conditions. This research aims to get the best prediction for CPI in South Kalimantan Province using CPI data for food groups in Tanjung, Banjarmasin, and Kotabaru in the 2014-2022 range. The best prediction results are obtained through the SVR method with Linear Kernel. The prediction error value measured through the MAPE value for Tanjung, Banjarmasin and Kotabaru is 0.77%, 0,9235% and 0,95385%. While the size of the meaning of the model measured through the coefficient of determination, respectively 0.8826, 0,9135 and 0,86951. Based on these values, it is concluded that the prediction model formed is very good and feasible. The prediction results for the next 12 months show an increase, so that the government and related parties can formulate policies such as market operations and subsidy programs for the community.

Keywords: *Consumer Price Indeks (CPI), Support Vector Regression (SVR), Grid Search Optimization*

ABSTRAK

Inflasi adalah fenomena yang menunjukkan kenaikan harga barang secara terus menerus, yang dapat menyebabkan menurunnya kondisi perekonomian suatu negara. Salah satu indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat inflasi adalah Indeks Harga Konsumen (IHK). Dengan mengetahui nilai IHK lebih awal, harga bahan makanan dapat dikendalikan agar lebih stabil. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi IHK adalah *Support Vector Regression (SVR)*, dimana metode ini mampu mengatasi kondisi data linear maupun non-linear. Penelitian ini bertujuan mendapatkan prediksi terbaik untuk IHK di Provinsi Kalimantan Selatan menggunakan data IHK kelompok bahan makanan di Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru pada rentang tahun 2014-2022. Hasil prediksi terbaik diperoleh melalui metode SVR dengan Kernel Linier. Nilai kesalahan prediksi diukur melalui nilai MAPE untuk Tanjung, Banjarmasin dan Kotabaru secara berurutan sebesar 0,77%, 0,9235% dan 0,95385%. Sedangkan ukuran keberartian model yang diukur melalui koefisien determinasi, masing-masing sebesar 0,8826, 0,9135 dan 0,86951. Berdasarkan nilai tersebut diperoleh kesimpulan bahwa model prediksi yang dibentuk sangat baik dan layak. Hasil prediksi 12 bulan ke depan menunjukkan kenaikan, sehingga pemerintah maupun pihak terkait dapat menyusun kebijakan seperti operasi pasar dan program subsidi bagi masyarakat.

Kata Kunci: *Indeks Harga Konsumen (IHK), Support Vector Regression (SVR), Grid Search Optimization*

Received: 09 Agustus 2023, Accepted: 10 Desember 2023, Published: 27 April 2024

PENDAHULUAN

Inflasi ialah suatu kondisi yang mencerminkan kenaikan harga barang karena bisa menyebabkan kelesuan perekonomian negara (Kencono, 2018). Indeks Harga Konsumen (IHK) menjadi salah satu indikator umum yang digunakan dalam mengevaluasi tingkat inflasi (Hadi *et al.*, 2019). Badan Pusat Statistik (BPS) secara berkala melakukan Survei Biaya Hidup (SBH) untuk mengetahui rata-rata perubahan harga paket komoditas yang dikonsumsi oleh penduduk/rumah tangga dalam kurun waktu yang disebut dengan IHK. IHK menurut kelompok pengeluaran secara keseluruhan diklasifikasikan menjadi 11 kelompok dan 43 sub kelompok. Kelompok bahan makanan terdiri dari beberapa sub kelompok pendukung.

Peran penting komoditas bahan makanan terletak pada konsumsinya setiap hari sebagai kebutuhan pokok yang mendukung kehidupan masyarakat. Peningkatan stabilitas harga komoditas bahan makanan saat ini dan di masa depan menjadi suatu kebutuhan, mengingat bahwa stabilitas tersebut merupakan indikator kemajuan ekonomi di suatu daerah. Kontrol terhadap stabilitas harga bahan makanan dapat dicapai melalui pemahaman awal terhadap Indeks Harga Konsumen (IHK). Salah satu langkah yang dapat diambil adalah melakukan prediksi IHK (Sofiah *et al.*, 2019). Prediksi ini berguna agar pihak terkait dapat mengambil tindakan atau kebijakan yang tepat, termasuk operasi pasar dan program subsidi.

Penelitian terdahulu membuktikan kemampuan SVR dalam memprediksi beberapa jenis kasus, salah satunya prediksi menggunakan SVR pada data IHK kelompok perumahan, air, listrik, gas dan bahan bakar periode Januari 2011-Desember 2016 di Indonesia yang menghasilkan nilai MAPE paling rendah menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) sebesar 2,399% (Dewi *et al.*, 2018). Penelitian lainnya yang memanfaatkan metode SVR pada data IHK di tiga kota Malang, Surabaya dan Kediri masing-masing hasil prediksi juga menunjukkan nilai MAPE paling rendah dengan menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) sebesar 1,8242%, 2,5279%, dan 2,251% (Rohmah *et al.*, 2021).

Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan IHK kelompok bahan makanan di Provinsi Kalimantan Selatan. Perhitungan IHK di Kalimantan Selatan dilakukan di 3 kota yakni Tanjung, Banjarmasin dan Kotabaru yang akan digunakan untuk membentuk pemodelan dengan SVR yang selanjutnya diterapkan untuk memprediksi.

TINJAUAN PUSTAKA

Indeks Harga Konsumen (IHK)

Perubahan harga suatu paket komoditas, yang mencakup berbagai barang dan jasa yang dikonsumsi oleh penduduk/rumah tangga dalam periode tertentu dengan tahun dasar yang dijadikan acuan perhitungannya disebut Indeks Harga Konsumen

(IHK) (BPS, 2020). Nilai IHK akan berubah dari tahun ke tahun, perubahan harga paket barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat ini diamati berdasarkan SBH yang dilakukan oleh BPS. Perhitungan IHK dapat dituliskan sebagai berikut.

$$IHK_n = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{P_{ni}}{P_{(n-1)i}} P_{(n-1)i} \cdot Q_{0i}}{\sum_{i=1}^k P_{0i} \cdot Q_{0i}} \times 100 \quad (1)$$

Mulai dari Januari 2020, tahun dasar IHK mengalami perubahan, yang awalnya IHK tahun 2012 berubah menjadi IHK tahun 2018. Hal ini didasarkan pada perubahan pola dari konsumsi masyarakat. Beberapa hal yang berubah yaitu mencakup sisi lingkup, klasifikasi penggolongan komoditas, metode penghitungan IHK, paket komoditas, dan diagram timbang.

Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif merujuk pada cabang ilmu statistik yang bertujuan untuk memahami distribusi, pola, dan persebaran data melalui metode pengumpulan data. Tujuan utamanya adalah menyajikan data dengan menggunakan statistik deskriptif seperti rata-rata, standar deviasi, dan frekuensi. Proses ini bertujuan membuat data menjadi lebih mudah dipahami dan dibaca (Gresik, 2018).

Analisis Deret Waktu

Suatu nilai di mana observasi yang satu dengan yang lain saling berhubungan karena kumpulan nilai-nilai pengamatan yang didapat dari titik waktu yang berbeda namun berada pada selang waktu yang sama ialah pengertian dari deret waktu (Box *et al.*, 2015). Terdapat empat macam pola data dalam prediksi data deret waktu yaitu, pola data horizontal/konstan, pola data musiman/*seasonal*, pola data trend dan pola data siklis (Lopez-Martin *et al.*, 2018).

Normalisasi dan Denormalisasi Data

Normalisasi data merupakan upaya untuk mengatur skala atau rentang nilai agar informasi dapat dianalisis secara lebih tepat. Sebaliknya, denormalisasi data adalah langkah mengembalikan nilai-nilai yang telah dinormalisasi ke keadaan semula agar dapat digunakan dalam bentuk aslinya. Skala standar yang biasanya digunakan mulai dari 0-1 (Dewi *et al.*, 2018). Persamaan yang digunakan untuk normalisasi dan denormalisasi data ditunjukkan pada persamaan berikut.

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

$$x = x_{min} + (x'(x_{max} - x_{min})) \quad (2)$$

dengan

- x' : Hasil normalisasi data
 x : Nilai data yang akan denormalisasi
 x_{max} : Nilai maksimum dari data yang digunakan
 x_{min} : Nilai minimum dari data yang digunakan

Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) yang ditemukan oleh Vladimir N. Vapnik (1999) ialah cabang dari algoritma *Support Vector Machine (SVM)* yang digunakan untuk menyelesaikan masalah prediksi (Smola & Schölkopf, 2004). Tujuan algoritma SVR melibatkan pencarian garis pemisah atau *hyperplane* optimal, *hyperplane* optimal ini ditemukan dengan mempertimbangkan margin terhadap *hyperplane* tersebut, yang merupakan jarak antara *hyperplane* dan data terdekat. Dengan demikian, model SVR dapat direpresentasikan dalam bentuk yang berikut ini..

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \quad (3)$$

dengan:

- $\alpha_i - \alpha_i^*$: Pengali *Lagrange*
 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$: Fungsi Kernel

a. Kernel *Linear*

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (4)$$

b. Kernel *Radial Basis Function*

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (5)$$

c. Kernel Polinomial

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + 1)^d \quad (6)$$

Penentuan inputan pada metode SVR dapat diketahui menggunakan plot *Partial Autocorrelation Function (PACF)* (Suyono *et al.*, 2022). Plot PACF digunakan untuk membantu mengidentifikasi jumlah keterkaitan atau ketergantungan antara observasi pada suatu waktu tertentu dengan observasi pada waktu-waktu sebelumnya.

Grid Search Optimization

Grid Search Optimization adalah metode untuk mencari *hyperparameter* terbaik dalam model *Machine Learning* dengan mengatur dan mengevaluasi set parameter terpilih pada *grid* atau tabel sehingga diperoleh model dengan performa terbaik. *Cross validation* digunakan untuk melakukan evaluasi kinerja model pada setiap kombinasi *hyperparameter* tersebut. Hasil dari *cross validation* ini digunakan sebagai dasar untuk memilih *hyperparameter* terbaik dalam *grid search* (Budhiastuti, 2017). *Hyperparameter* terbaik dapat diketahui dengan melihat

perhitungan nilai koefisien determinasi (R^2). Nilai R^2 mendekati angka 1 artinya model semakin baik, sedangkan jika R^2 mendekati angka 0 maka model dikatakan kurang baik (Budi Raharjo et al., 2021). R^2 dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut.

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (7)$$

Akurasi Kekuatan Model

a. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

Metode yang umum digunakan untuk mengevaluasi kinerja model prediksi adalah dengan mengukur sejauh mana kemampuannya dalam meramalkan variabel target, serta menghitung persentase kesalahan absolut dari nilai aktual, yang dikenal sebagai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) (Montgomery et al., 2008).

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{x_i} \right|}{n} \times 100\% \quad (8)$$

dengan

y_i : data aktual periode ke- i

\hat{y}_i : nilai prediksi periode ke- i

n : jumlah data

Kriteria nilai MAPE yang digunakan untuk mengetahui kinerja model prediksi ditunjukkan sebagai berikut:

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
< 10%	Sangat Baik
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Cukup
> 50%	Buruk

b. MSE (*Mean Squared Error*)

Mean Squared Error (MSE) adalah metrik yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dengan mempertimbangkan *quadratic loss*. MSE dihitung dengan menjumlahkan nilai kuadrat dari semua selisih prediksi dan nilai sebenarnya untuk setiap periode, lalu hasilnya dibagi oleh jumlah periode peramalan. Rumus MSE dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (9)$$

dengan

y_i : data aktual periode ke- i

\hat{y}_i : nilai prediksi periode ke- i

n : jumlah data

METODE PENELITIAN

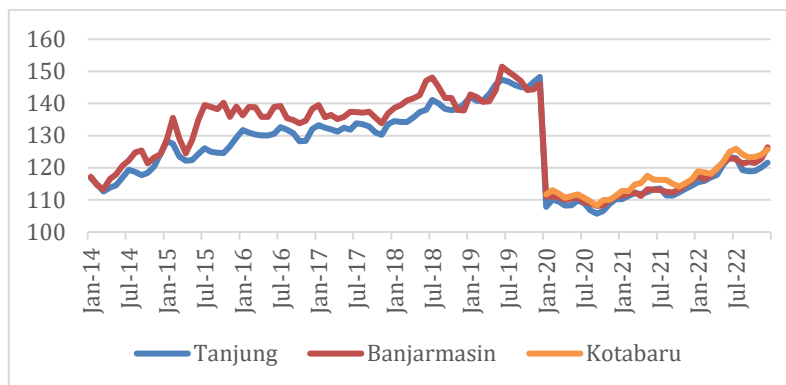
Tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini ialah sebagai berikut:

- a) Melakukan analisis deskriptif untuk melihat sebaran data dan menggambarkan data IHK Kelompok Bahan Makanan di provinsi Kalimantan Selatan menggunakan *line chart* untuk melihat pola perubahan data
- b) Normalisasi data dengan penentuan variabel dependen (Y) dan variabel independen (X) menggunakan plot PACF untuk menentukan lag berpengaruh pada data IHK
- c) Membagi *dataset* menjadi data *training* sebesar 80% dan data *testing* sebesar 20%. Data *training* sebesar 80% digunakan untuk membangun dan memastikan model memiliki cukup data untuk mempelajari pola dalam data sehingga dapat melakukan prediksi dengan baik pada data *training*. Sementara 20% data *testing* digunakan untuk mengevaluasi performa model dengan membandingkan hasil prediksi dengan nilai aktual dalam data *testing*. Hal ini membantu memastikan bahwa model tidak *overfitting* pada data *training* dan memiliki kemampuan untuk memprediksi hasil yang akurat pada data baru
- d) Menentukan jenis fungsi kernel yang digunakan untuk peramalan yaitu kernel *linear*, kernel polinomial dan kernel *radial basis function (RBF)*
- e) Melakukan penyetelan parameter menggunakan optimasi algoritma *grid search* dengan metode *time series split cross-validation* untuk mencari parameter optimal yang menghasilkan nilai *Mean Squared Error (MSE)* terendah dari seluruh parameter awal yang telah diterapkan setiap kernel
- f) Membentuk model prediksi SVR data IHK dengan parameter optimal
- g) Menentukan model prediksi terbaik dengan mengevaluasi nilai akurasi terbaik dengan melihat nilai MAPE
- h) Melakukan denormalisasi data pada *data testing*
- i) Melakukan prediksi IHK Kelompok Bahan Makanan di kota Tanjung, Kotabaru, dan Banjarmasin 12 bulan ke depan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif

Pada penelitian ini, analisis deskriptif berguna untuk memberikan informasi umum dari data IHK kelompok bahan makanan di Provinsi Kalimantan Selatan dari Januari 2014 - Desember 2022. Gambar 1 menyajikan analisis deskriptif dari data IHK tersebut.



Gambar 1. Grafik IHK 3 Kota di Provinsi Kalimantan Selatan 2014-2022

Pergerakan IHK kelompok bahan makanan di Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru dari Januari 2014 hingga Desember 2022 terbilang cukup fluktuatif, hingga pada bulan Januari 2020 IHK turun signifikan dikarenakan perubahan tahun dasar. IHK kelompok bahan Tanjung dari tahun 2014-2022 paling rendah pernah mencapai 105,70 dan paling tinggi 148,28. Sedangkan IHK kelompok bahan makanan di Banjarmasin selama 7 tahun paling rendah sebesar 108,12 yang terjadi di bulan Januari 2020 tertinggi sebesar 151,46 yang terjadi di bulan Juni 2019. Dimulainya perhitungan IHK di Kotabaru sejak tahun 2020 memberikan informasi IHK kelompok bahan makanan terendah sebesar 108,22 yang terjadi di bulan September tahun 2020 dan tertinggi sebesar 125,91 pada bulan Juli 2022. Berikut disajikan statistik deskriptif dari IHK kelompok bahan makanan Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru dengan lengkap.

Tabel 2. Statistik Deskriptif IHK 3 Kota di Provinsi Kalimantan Selatan

Data	N	Mean	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
IHK Tanjung	108	125,33	11,58	105,70	148,28
IHK Banjarmasin	108	128,75	12,60	108,12	151,46
IHK Kotabaru	35	115,866	5,019022	108,22	125,91

Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan agar model SVR yang dihasilkan memiliki tingkat akurasi yang baik. Plot PACF di penelitian ini digunakan untuk mengidentifikasi lag yang berpengaruh pada data, selanjutnya data akan dipisah menjadi data *training* dan data *testing* dengan proporsi sebesar 80% dan 20%. Data IHK awal diasumsikan merupakan variabel X, dan dibangun variabel Y yang merupakan lag 1 dari variabel X. Berdasarkan data IHK, diketahui bahwa nilai minimum dan maksimum dari variabel X dan Y memiliki nilai yaitu 111,22 dan 151,46. Berikut ilustrasi perhitungan normalisasi dan hasil normalisasi pada data IHK Banjarmasin.

$$x_1' = \frac{(117,2 - 111,22)}{151,46 - 111,22} = \frac{5,98}{40,24} = 0,148608$$

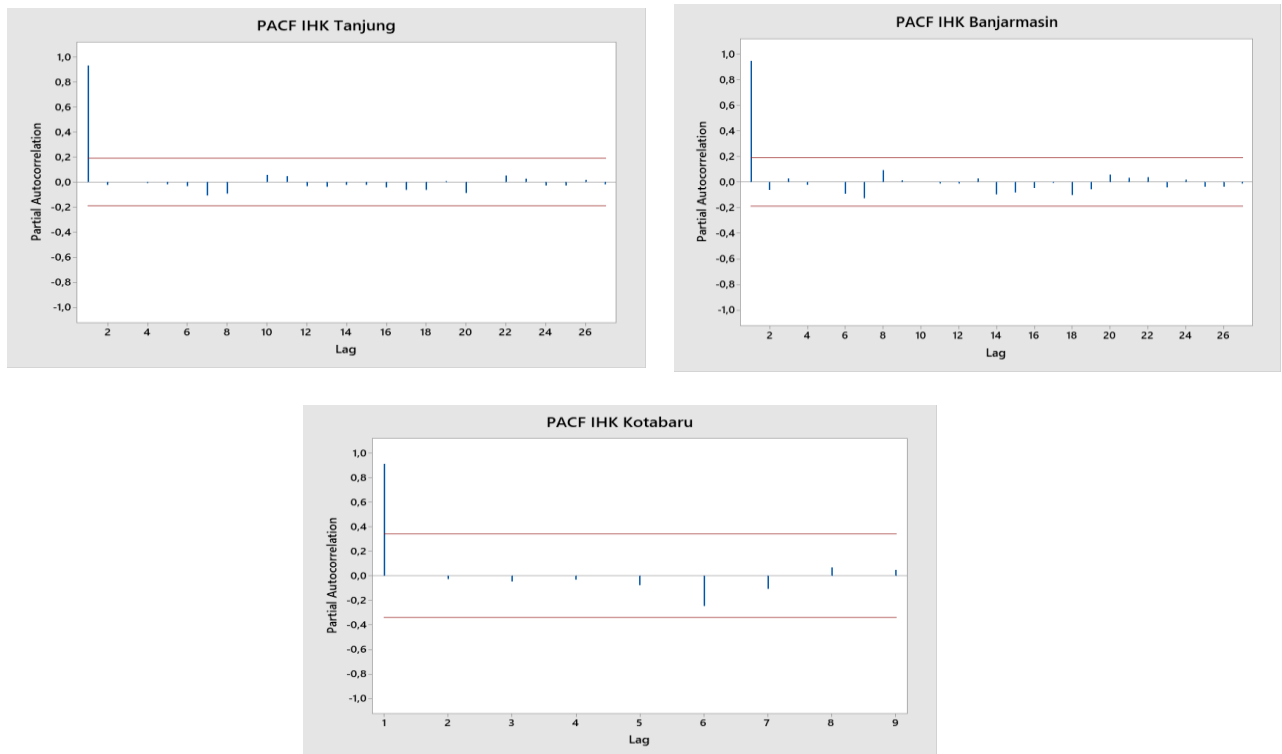
$$x_2' = \frac{(114,59 - 111,22)}{151,46 - 111,22} = \frac{3,37}{40,24} = 0,083748$$

$$y_1' = \frac{(114,59 - 111,22)}{151,46 - 111,22} = \frac{3,37}{40,24} = 0,083748$$

$$y_2' = \frac{(113,32 - 105,7)}{151,46 - 111,22} = \frac{2,1}{40,24} = 0,052187$$

Penentuan Lag Berpengaruh Menggunakan Plot PACF

Lag yang berpengaruh ini akan digunakan untuk menentukan variabel dependen (Y) dan variabel independen (X). Berikut merupakan hasil plot PACF pada data IHK Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru.



Gambar 2. Plot PACF IHK Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru

Pada gambar di atas, dapat diketahui bahwa lag yang berpengaruh dari data IHK Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru ditunjukkan oleh garis biru (nilai autokorelasi parsial) yang memotong selang kepercayaan yang ditunjukkan garis lurus berwarna merah. Pada data IHK ketiga kota, lag 1 adalah lag yang berpengaruh berdasarkan plot PACF, sehingga pada penelitian ini variabel independen (X) yang digunakan sebagai inputan adalah X_{t-1} .

Pembagian Data *Training* dan Data *Testing*

Pembagian data dibagi menjadi data *training* sebesar 80% dan data *testing* sebesar 20%. Data *training* sebesar 80% digunakan untuk membangun dan memastikan model memiliki cukup data untuk mempelajari pola dalam data sehingga dapat melakukan prediksi dengan baik pada data *training*. Sementara 20% data *testing* digunakan untuk mengevaluasi performa model dengan membandingkan hasil prediksi dengan nilai aktual dalam data *testing*. Hal ini membantu memastikan bahwa model tidak *overfitting* pada data *training* dan memiliki kemampuan untuk memprediksi hasil yang akurat pada data baru. Berikut merupakan pembagian data yang disajikan dalam tabel di bawah ini.

Tabel 3. Pembagian Data *Training* dan Data *Testing*

Kota IHK	Pembagian Data				Jumlah Data
	Training 80%	Periode	Testing 20%	Periode	
Tanjung	85	Feb 2014 - Mar 2021	22	Mar 2021 - Des 2022	107
Banjarmasin	85	Feb 2014 - Mar 2021	22	Mar 2021 - Des 2022	95
Kotabaru	27	Feb 2020 - Apr 2022	8	Mei 2022 - Des 2022	35

Tuning Parameter

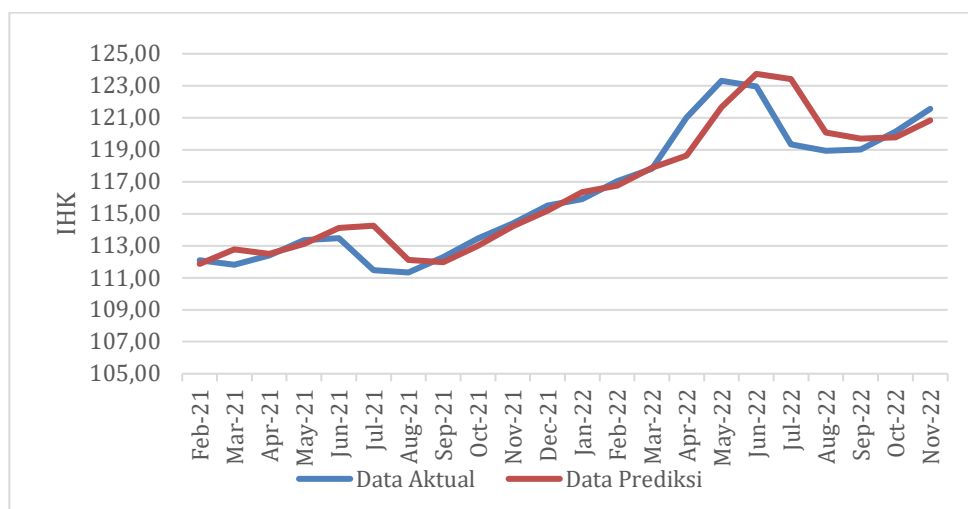
Proses *tuning parameter* dilakukan menggunakan *Grid Search Optimization* adalah metode untuk mencari *hyperparameter* terbaik dalam model sehingga, dengan melakukan *tuning parameter* akan ditemukan kombinasi parameter yang optimal. Berikut ini hasil kombinasi *tuning parameter* terbaik pada IHK Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru beserta grafik perbandingan nilai aktual dan prediksi.

Tabel 4. *Best Parameter* IHK Kota Tanjung

Fungsi Kernel	Nilai Parameter Terbaik		MSE
Kernel <i>Linear</i>	C	1	0,011837
	ϵ	0,001	
Kernel RBF	C	1000	0,011659
	ϵ	0,01	
	γ	1	
Kernel Polinomial	C	1	0,024546
	ϵ	0,1	
	γ	1	
	d	2	

Kernel Polinomial memberikan parameter terbaik yang mengakibatkan nilai MSE lebih tinggi jika dibandingkan dengan kernel *Linear* dan kernel RBF. Meskipun demikian, perbedaan nilai MSE antara kernel *Linear* dan kernel RBF cukup kecil. Nilai MSE untuk kernel RBF sedikit lebih rendah dibandingkan

dengan kernel Linear, sehingga kernel RBF dipilih untuk digunakan dalam pembangunan model prediksi IHK Tanjung.



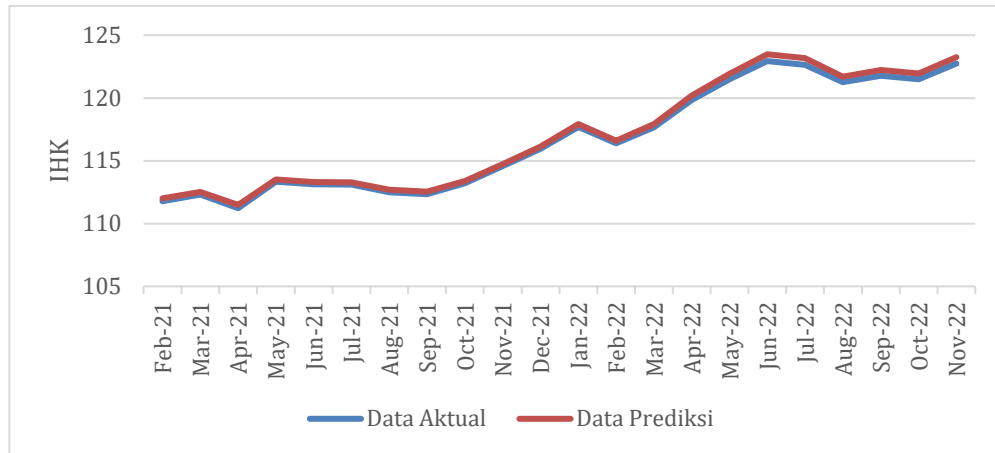
Gambar 3. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi IHK Tanjung pada Data *Testing*

Pada Gambar 3, plot nilai prediksi yang dihasilkan hampir berhimpit mengikuti data aktual yang berarti bahwa prediksi IHK tidak jauh berbeda sehingga model SVR yang dibangun layak digunakan.

Tabel 5. Best Parameter IHK Banjarmasin

Fungsi Kernel	Nilai Parameter Terbaik	MSE
Kernel Linear	C	0,01
	ϵ	0,01
Kernel RBF	C	100
	ϵ	0,00001
	γ	1
Kernel Polinomial	C	1
	ϵ	0,1
	γ	1
	d	2

Kernel Polinomial memberikan parameter terbaik yang mengakibatkan nilai MSE lebih tinggi dibandingkan kernel Linear dan kernel RBF. Walaupun demikian, perbedaan nilai MSE antara kernel Linear dan kernel RBF sangat kecil. Secara lebih spesifik, nilai MSE untuk kernel RBF sedikit lebih rendah daripada kernel Linear, sehingga kernel RBF dipilih untuk konstruksi model prediksi IHK Banjarmasin.



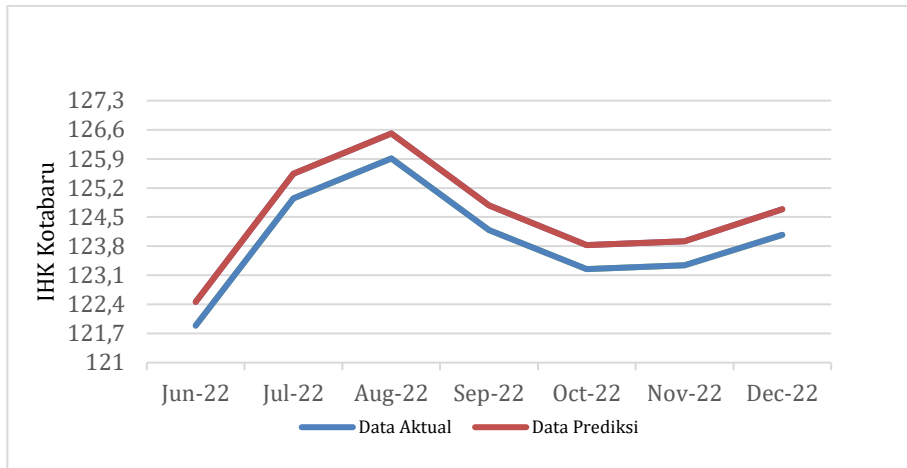
Gambar 4. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi IHK Tanjung pada Data *Testing*

Pada Gambar 4, plot nilai prediksi yang dihasilkan hampir berhimpit mengikuti data aktual yang berarti bahwa prediksi IHK tidak jauh berbeda sehingga model SVR yang dibangun layak digunakan untuk memprediksi IHK Kota Banjarmasin.

Tabel 6. Best Parameter IHK Kotabaru

Fungsi Kernel	Nilai Parameter Terbaik		MSE
Kernel Linear	C	10	0,004944
	ϵ	0,1	
Kernel RBF	C	100	0,005012
	ϵ	0,1	
	γ	0,1	
Kernel Polinomial	C	1000	0,00719
	ϵ	0,001	
	γ	0,1	
	d	2	

Parameter optimal pada kernel Polinomial menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) yang lebih tinggi dibandingkan dengan kernel Linear dan kernel RBF. Meskipun begitu, perbedaan nilai MSE antara kernel Linear dan kernel RBF cukup kecil. Lebih khususnya, nilai MSE kernel Linear sedikit lebih rendah daripada kernel RBF, sehingga kernel Linear dipilih untuk membangun model prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) di Kotabaru.

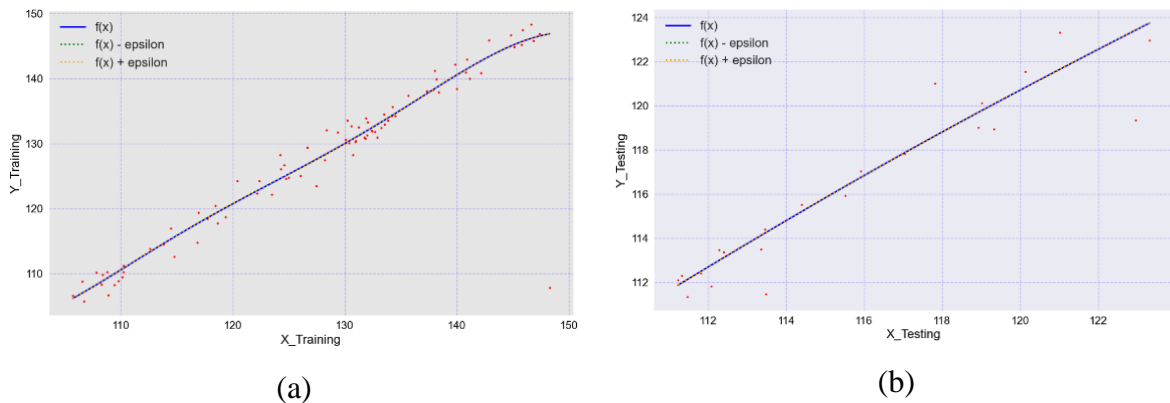


Gambar 5. Perbandingan Nilai Aktual dan Prediksi IHK Kotabaru pada Data *Testing*

Tampak dari Gambar 5, kurva nilai prediksi cenderung lebih tinggi namun fluktuasinya sejajar, dengan rata-rata *error* prediksi sebesar 0,590. Secara umum, model SVR mampu menggambarkan fluktuasi IHK dalam jangka panjang.

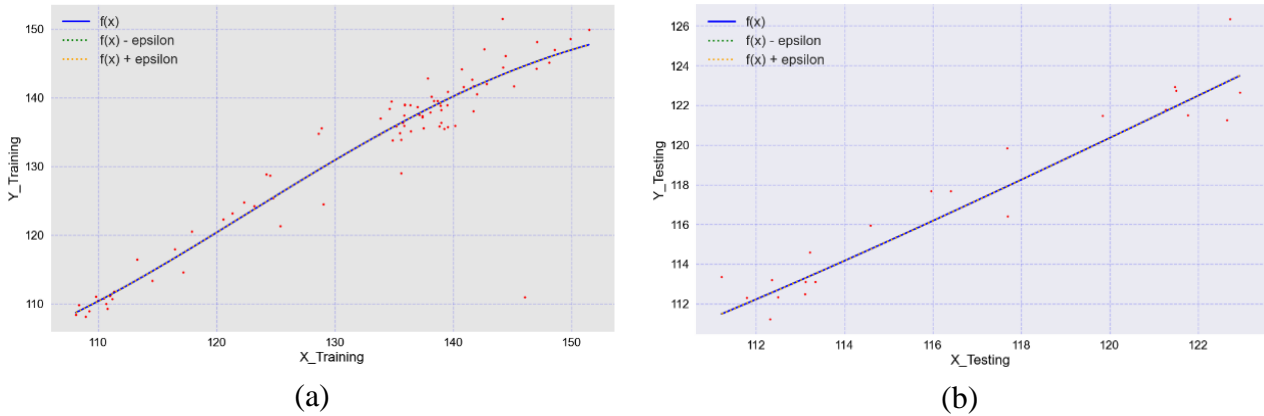
Penentuan Model SVR Terbaik dan Evaluasi Model

Gambar 5 menampilkan visualisasi model *Support Vector Regression* (SVR) selama proses pembentukan menggunakan data training dan data testing dengan kernel RBF pada data Indeks Harga Konsumen (IHK) di kota Tanjung.



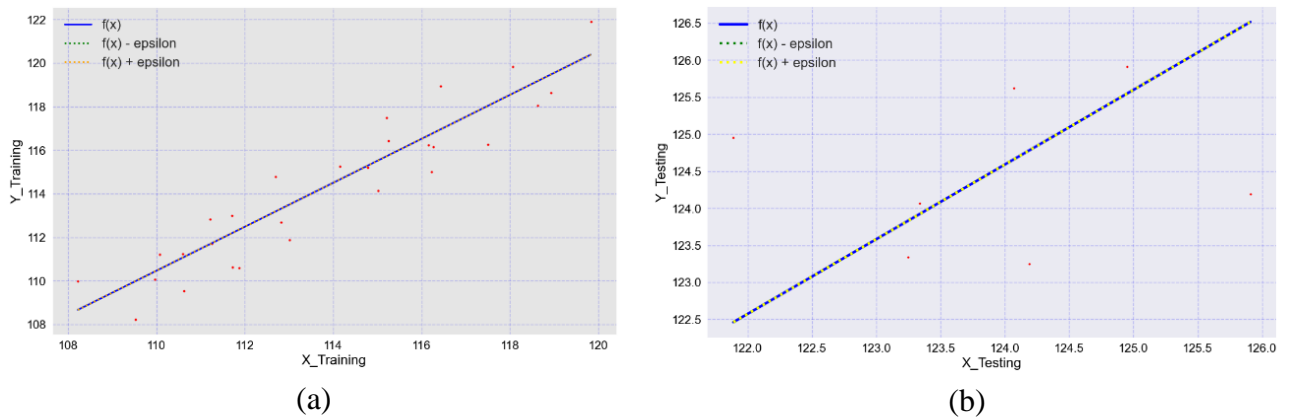
Gambar 6. Visualisasi Pembentukan Model SVR IHK Tanjung Kernel RBF
(a) Data *training* (b) Data *Testing*

Berdasarkan Gambar 6 visualisasi SVR dengan kernel RBF menunjukkan bagaimana model SVR untuk data *training* dan data *testing* dapat menyesuaikan diri dengan membentuk sedikit gelombang pada pola data. Di dalam garis *hyperplane* $f(x)$ nilai-nilai tersebut hampir berdekatan dengan garis batas atas dan bawah atau $f(x) \pm \epsilon$ dikarenakan nilai ϵ optimal yang ditetapkan pada model ini adalah 0,01 dalam penggunaan kernel RBF untuk memodelkan IHK Tanjung.



Gambar 7. Visualisasi Pembentukan Model SVR IHK Kota Banjarmasin Kernel RBF (a) Data *training* (b) Data *Testing*

Berdasarkan Gambar 7 visualisasi SVR dengan kernel RBF menunjukkan bagaimana model SVR pada data *training* dan data *testing* dapat menyesuaikan diri dengan membentuk sedikit gelombang pada pola data. Di dalam garis *hyperplane* $f(x)$ nilai-nilai tersebut hampir berdekatan dengan garis batas atas dan garis batas bawah atau $f(x) \pm \epsilon$ dikarenakan nilai ϵ optimal yang ditetapkan pada model ini adalah 0,00001 dalam penggunaan kernel RBF untuk memodelkan IHK Banjarmasin.



Gambar 8. Visualisasi Pembentukan Model SVR IHK Kotabaru Kernel *Linear* (a) Data *training* (b) Data *Testing*

Berdasarkan Gambar 8, visualisasi SVR dengan kernel *Linear* menunjukkan bagaimana model SVR pada data *training* dan data *testing* dapat menyesuaikan diri dengan membentuk garis lurus mengikuti pola data. Di dalam garis *hyperplane* $f(x)$ nilai-nilai tersebut hampir berdekatan dengan garis batas atas dan garis batas bawah atau $f(x) \pm \epsilon$ dikarenakan nilai ϵ optimal yang ditetapkan pada model ini adalah 0,001 dalam penggunaan kernel *linear* untuk memodelkan IHK Kotabaru.

Evaluasi Model SVR

Evaluasi model pada IHK Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru ditunjukkan oleh akurasi dari koefisien determinasi (R^2) dan nilai MAPE akan diuraikan pada Tabel 8 berikut.

Tabel 7. Nilai Akurasi Data *Testing* pada Kernel *Linear*

Data	Kernel	R^2	MAPE
IHK Tanjung	RBF	0,8791	0,7604%
IHK Kota Banjarmasin	RBF	0,9204	0,9235%
IHK Kotabaru	<i>Linear</i>	0,8695	0,9538%

Berdasarkan Tabel 7 diperoleh nilai akurasi R^2 dan nilai MAPE pada data *testing* untuk IHK Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru yang selanjutnya akan digunakan untuk memprediksi IHK 12 bulan ke depan.

Hasil Prediksi 12 Bulan ke Depan

Setelah diperoleh model prediksi terbaik yang telah dilakukan sebelumnya, maka selanjutnya ialah melakukan prediksi IHK kelompok bahan makanan di kota Tanjung, Banjarmasin, dan Kotabaru dengan parameter-parameter terbaik dari setiap kernel. Prediksi akan dilakukan selama 12 bulan ke depan dan diasumsikan bahwa IHK bulan ini dipengaruhi oleh IHK pada bulan sebelumnya. Berikut ini tabel hasil prediksi IHK Tanjung, kota Banjarmasin, dan Kotabaru selama 12 bulan ke depan.

Tabel 8. Hasil Prediksi IHK 12 Bulan ke Depan

Periode	Tanjung	Banjarmasin	Kotabaru
Jan-23	124,14	125,48	127,12
Feb-23	124,50	127,49	127,74
Mar-23	124,82	129,41	128,36
Apr-23	125,12	131,14	128,99
Mei-23	125,39	132,64	129,62
Jun-23	125,63	133,89	130,26
Jul-23	125,85	134,90	130,9
Agu-23	126,06	135,71	131,55
Sep-23	126,25	136,34	132,21
Okt-23	126,42	136,84	132,87
Nov-23	126,58	137,23	133,54
Des-23	126,72	137,54	134,21

Hasil prediksi IHK kelompok bahan makanan di Tanjung, Kota Banjarmasin, dan Kotabaru 12 bulan ke depan menunjukkan kecenderungan naik tiap bulannya, sehingga pemerintah maupun pihak terkait dapat membuat suatu kebijakan seperti operasi pasar dan program subsidi.

KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini yaitu, IHK kelompok bahan Tanjung dari tahun 2014-2022 paling rendah pernah mencapai 105,70 dan paling tinggi 148,28. Sedangkan IHK kelompok bahan makanan di Banjarmasin paling rendah sebesar 108,12 dan tertinggi sebesar 151,46. Untuk IHK Kotabaru, terendah sebesar 108,22 yang terjadi dan tertinggi sebesar 125,91. Model prediksi yang menghasilkan prediksi terbaik yaitu, Tanjung dengan parameter $C = 1000$ dan $\varepsilon = 0,01$ menghasilkan nilai MAPE = 0,77%, dan $R^2 = 0,8826$ sedangkan IHK Banjarmasin, dengan parameter $C = 100$, $\varepsilon = 0,00001$, dan $\gamma = 1$ menghasilkan nilai MAPE = 0,9235% dan $R^2 = 0,9135$. IHK Kotabaru menggunakan kernel *Linear* dengan parameter $C = 10$ dan $\varepsilon = 0,1$ menghasilkan nilai MAPE = 0,95385% dan $R^2 = 0,86951$. Berdasarkan nilai MAPE dan R^2 yang diperoleh dari prediksi dapat disimpulkan bahwa model prediksi yang dibentuk ini adalah sangat baik dan layak. Hasil prediksi 12 bulan ke depan menunjukkan kenaikan, sehingga pemerintah maupun pihak terkait dapat membuat kebijakan seperti operasi pasar dan program subsidi.

DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control, 5th Edition* /
- Budi Raharjo, A., Zizki Dinanto, Z., Sunaryono, D., & Purwitasari, D. (2021). Prediksi Akumulasi Kasus Terkonfirmasi Covid-19 di Indonesia Menggunakan *Support Vector Regression*. Vol. 20(3), 372–381.
- Budiastuti, Rr. I. A. (2017). Prediksi Indeks Harga Konsumen Harian Menggunakan *Support Vector Regression* Berbasis *Cloud Computing*.
- Dewi, K., Adikara, P., & Adinugroho, S. (2018). Prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) Kelompok Perumahan, Air, Listrik, Gas Dan Bahan Bakar Menggunakan Metode *Support Vector Regression*. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*. Vol. 2(10), 3856–3862.
- Gresik, K. (2018). Analisis Tingkat Penyerapan Tenaga Kerja Sektor Industri Di Kabupaten Gresik. 2, 49–55.
- Hadi Prakoso. (2019). Implementasi *Support Vector Regression* pada Prediksi Inflasi Indeks Harga Konsumen. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*. Vol. 19(1), 155–162.
- Kalimantan Selatan Dalam Angka Badan Pusat Statistik Provinsi Kalimantan Selatan (2020)
- Kencono, A. (2018). Analisis Inflasi IHK dan Inflasi IHP di Indonesia (*Periode 2000:T1-2016:T4*).
- Lopez-Martin, C., Banitaan, S., Garcia-Floriano, A., & Yanez-Marquez, C. (2018). *Support Vector Regression For Predicting The Enhancement Duration Of*

- Software Projects. Proceedings - 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. 562–567.
- Montgomery, D., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2008). Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. *Choice Reviews Online*. Vol. 46(02).
- Rohmah, M. F., Putra, I. K. G. D., Hartati, R. S., & Ardiantoro, L. (2021). Comparison Four Kernels of SVR to Predict Consumer Price Index. *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 1737(1).
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A Tutorial on Support Vector Regression. *Statistics and Computing*. Vol. 14(3), 199–222.
- Sofiah, H., Prodi, N., Syari'ah, E., Uin, P., Gunung, S., Bandung, D., Komala, C., & Syari'ah, P. E. (2019). Analisis Indeks Harga Konsumen (IHK) Menurut Kelompok Pengeluaran Nasional Tahun 2018. *Jurnal Perspektif*. Vol. 3(2), 110–119.
- Suyono, A. A., Kusriani, K., & Arief, M. R. (2022). Prediksi Indeks Harga Konsumen Komoditas Makanan di Kota Surabaya Menggunakan *Support Vector Regression*. *Metik Jurnal*. Vol. 6(1), 45–51.