

**PENERAPAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK  
MEMPREDIKSI HARGA RUMAH**

**Skripsi**

**Oleh**

**FIKA NAZMA KHOIRIAH  
NPM. 2217031101**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG**

**2026**

## ABSTRACT

### APPLICATION OF THE SUPPORT VECTOR REGRESSION METHOD FOR PREDICTING HOUSE PRICES

By

**Fika Nazma Khoiriah**

Support Vector Regression (SVR) is a machine learning method used for prediction and is an extension of Support Vector Machine (SVM), which was originally developed for classification and later adapted for regression problems. One of the main advantages of SVR is its ability to handle nonlinear data and minimize overfitting, making it suitable for various applications. However, the selection of appropriate parameters and kernel functions significantly affects the model's performance, making parameter tuning a crucial step in its implementation. This study applies the SVR method with a grid search optimization technique to determine the optimal combination of parameters that yields the best performance, using Radial Basis Function (RBF), Polynomial, Linear, and Sigmoid kernels on housing price data. The results indicate that the RBF kernel provides the best performance compared to the other kernels, with the optimal parameter combination obtained at  $\varepsilon = 0,1$   $C = 3$   $\gamma = 1$  resulting in an RMSE value of 0.02938742 and a MAPE value of 17.362%.

**Keywords:** Support Vector Regression, Grid Search Optimization, Housing Prices, Linear Kernel, Radial Basis Function Kernel, Polynomial Kernel, Sigmoid Kernel.

## ABSTRAK

### PENERAPAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK MEMPREDIKSI HARGA RUMAH

Oleh

**Fika Nazma Khoiriah**

*Support Vector Regression* SVR merupakan metode *machine learning* yang digunakan untuk memprediksi. Metode ini merupakan pengembangan dari metode *Support Vector Machine* yang awalnya di gunakan untuk klasifikasi dan di kembangkan untuk kasus regresi. Keunggulan dari metode SVR dalam mengatasi kondisi data nonlinear dan meminimalkan *overfitting* membuat metode ini menjadi pilihan dalam berbagai aplikasi, namun dalam metode ini proses penentuan parameter dan kernel yang sesuai sangat berpengaruh terhadap hasil yang diperoleh hal ini menjadikan proses *tunning* parameter sebagai faktor yang sangat penting dalam penerapan metode ini. Pada penelitian ini menerapkan metode SVR dengan teknik *grid search optimization* untuk menentukan kombinasi parameter yang memberikan kinerja terbaik dengan menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF), *Polynomial*, Linear, dan Sigmoid menggunakan data harga rumah. didapatkan kernel RBF memiliki performa terbaik dibandingkan dengan kernel lainnya dimana kombinasi parameter yang paling optimal ketika  $\varepsilon = 0,1$   $C = 3$   $\gamma = 1$  yang menghasilkan nilai RMSE 0,02938742 dan nilai MAPE 17,362%

**Kata-kata kunci:** *Support Vector Regression*, *Grid Search Optimization*, Harga Rumah, Kernel Linear, Kernel *Radial Basis Function*, Kernel *Polynomial*, Kernel Sigmoid

**PENERAPAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK  
MEMPREDIKSI HARGA RUMAH**

**FIKA NAZMA KHOIRIAH**

**Skripsi**

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar  
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG**

**2026**

Judul Skripsi : **PENERAPAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK MEMPREDIKSI HARGA RUMAH**

Nama Mahasiswa : **Fika Nazma Khoiriah**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031101**

Program Studi : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



1. Komisi Pembimbing

**Dr. Subian Sardi, S.Si, M.Si.**  
NIP 198008212008121001

**Dr. Bernadhita H. S. U, S.Si., M.Sc**  
NIP 199206302023212034

2. Wakil Dekan Bidang Akademik dan Kerjasama  
FMIPA Universitas Lampung

**Mulyono, S.Si., M.Si., Ph.D.**  
NIP. 197406112000031002

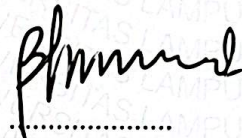
**MENGESAHKAN**

**1. Tim Penguji**

**Ketua : Dr. Subian Saidi, S.Si, M.Si.**



**Sekretaris : Dr. Bernadhita H. S. U, S.Si., M.Sc**



**Penguji**

**Bukan Pembimbing : DR. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



**2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.**

**NIP. 197110012005011002**

**Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 27 April 2026**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Fika Nazma Khoiriah**  
Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031101**  
Jurusan : **Matematika**  
Judul Skripsi : **Penerapan Metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk Memprediksi Harga Rumah**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 1 Mei 2026

Penulis,



Fika Nazma Khoiriah

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis memiliki nama lengkap Fika Nazma Khoiriah yang lahir di Bekasi pada tanggal 11 Juni 2004. Sebagai anak bungsu dari Bapak Matroji dan Ibu Romlah.

Penulis menempuh pendidikan Sekolah Dasar (SDN) di SD Setia Jaya 01 pada tahun 2010-2016, kemudian melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Al-Muhajirin Purwakarta pada tahun 2016 sampai dengan 2017 dan melanjutkan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 1 Cabangbungin pada tahun 2017 sampai dengan 2020, penulis terdaftar sebagai mahasiswa perogram studi S1 Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN).

Pada tahun 2024 penulis melaksanakan Kerja Praktek (KP) di Kantor Badan Pusat Statistik (BPS) kabupaten Bekasi. Pada tahun 2025 Penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Jagabaya III, Kecamatan Way Halim, Kota Bandar Lampung, Provinsi Lampung. Pengalaman organisasi penulis yaitu anggota Bidang Minat dan Bakat Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) 2023.

## **KATA INSPIRASI**

”Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai kesanggupannya”

— QS. Al-Baqarah: 286

## **PERSEMBAHAN**

Dengan mengucapkan Alhamdulillah dan bersyukur kepada Allah SWT atas karunia dan petunjuk-Nya, sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik dan sesuai waktunya. Dengan penuh rasa syukur dan kebahagiaan, saya ucapkan terimakasih kepada:

### **Bapak, Mama, dan Kaka Tercinta**

Terimakasih kepada orang tuaku atas segala doa, motivasi dan ridho serta dukungannya selama ini. Teruntuk kakaku tersayang terimakasih sudah memenuhi kehidupan ku dengan kebaikan, support, doa, bantuan dan semua hal yang tidak aku bisa. semoga kelak aku bisa seperti kamu yang bisa meluaskan hati untuk membantuku.

### **Dosen Pembimbing dan Pembahas**

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, memberikan arahan serta ilmu yang berharga.

### **Sahabat-sahabatku**

Terimakasih kepada semua orang-orang baik yang telah menemaniku selama masa perkuliahan, terimakasih atas doa, pengalaman, semangat dan dukungan dalam hal apapun, semoga kita dapat bertemu kembali dengan keadaan yang jauh lebih baik dari hari ini.

### **Almamater Tercinta**

Universitas Lampung

## SANWACANA

Alhamdulillah, penulis panjatkan rasa syukur kepada Allah SWT atas segala berkah dan anugerah-Nya yang memungkinkan penulis untuk menyelesaikan skripsi ini yang berjudul "Penerapan Metode *Support Vector Regression* untuk Memprediksi Harga Rumah" dengan baik, lancar, dan sesuai dengan tenggat waktu yang telah ditetapkan. Semoga shalawat dan salam senantiasa diberikan kepada Nabi Muhammad SAW.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, banyak pihak yang telah membantu memberikan bimbingan, dukungan, arahan, motivasi serta saran sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Dr. Subian Saidi, S.Si., M.Si. selaku Pembimbing I yang telah banyak meluangkan waktunya untuk memberikan arahan, bimbingan, motivasi, saran serta dukungan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Dr. Bernadhita Herindri Samoedra Utami, S.Si. M.Sc. selaku Pembimbing II yang telah memberikan arahan, bimbingan dan dukungan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku Penguji yang telah bersedia memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis sehingga dapat menjadi lebih baik lagi.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung serta dosen pembimbing akademik.
5. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

6. Bapak dan mama, yang senantiasa tidak lelah untuk mendo'a kan penulis, selalu memberi motivasi dan selalu mengajarkan penulis untuk bersyukur tanpa do'a bapak dan mama penulis tidak mungkin berada di titik ini.
7. Kaka tercinta yang selalu membantu, berdoa dan memberikan arahan serta motivasi kepada penulis.
8. Anggun, Aini, Aurel, Vani, Leony, Kirei, Farhan Recha dan Diva yang menjadi sahabat penulis di masa perkuliahan ini yang telah banyak memberikan tawa, canda dan selalu meluangkan waktu untuk saling membantu. penulis merasa sangat bersyukur dipertemukan oleh orang yang ceria seperti kalian.
9. Anggota Bidang Minat dan Bakat HIMATIKA Periode 2024, terimakasih banyak karena sudah saling membantu.
10. Teman-teman seperjuangan Jurusan Matematika angkatan 2022.

Semoga skripsi ini dapat berguna bagi kita semua. Penulis memahami bahwa skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan, sehingga penulis berharap mendapat masukan dan saran yang positif untuk memperbaiki skripsi ini ke depannya.

Bandar Lampung, 27 April 2026

Fika Nazma Khoiriah

## DAFTAR ISI

<b>DAFTAR ISI</b> . . . . .	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> . . . . .	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> . . . . .	<b>xiv</b>
<b>I PENDAHULUAN</b> . . . . .	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang Masalah . . . . .	1
1.2 Tujuan Penelitian . . . . .	3
1.3 Manfaat Penelitian . . . . .	3
<b>II TINJAUAN PUSTAKA</b> . . . . .	<b>4</b>
2.1 <i>Support Vector Regression</i> (SVR) . . . . .	4
2.2 Fungsi Kernel . . . . .	9
2.3 Normalisasi Data . . . . .	10
2.4 <i>Grid search Optimization</i> . . . . .	11
2.5 <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE) . . . . .	12
2.6 <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE) . . . . .	13
2.7 Harga Rumah . . . . .	13
<b>III METODE PENELITIAN</b> . . . . .	<b>14</b>
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian . . . . .	14
3.2 Data Penelitian . . . . .	14
3.3 Metode Penelitian . . . . .	14
<b>IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b> . . . . .	<b>17</b>
4.1 Analisis Deskriptif . . . . .	17
4.2 Normalisasi data . . . . .	18
4.3 Penerapan Metode <i>Support Vector Regression</i> (SVR) . . . . .	22
4.3.1 Membentuk Model SVR . . . . .	22
4.3.2 <i>Kernel Radial Basis Function</i> (RBF) . . . . .	23
4.3.3 <i>Kernel Polynomial</i> . . . . .	25
4.3.4 <i>Kernel Linear</i> . . . . .	27
4.3.5 <i>Kernel Sigmoid</i> . . . . .	29
4.4 Penentuan Model Terbaik . . . . .	31

4.5	<i>Root Mean Square Error (RMSE)</i>	35
4.6	<i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	36
<b>V</b>	<b>PENUTUP</b>	<b>37</b>
5.1	Kesimpulan	37
	<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>38</b>

## DAFTAR TABEL

1.	Variabel Penelitian . . . . .	14
2.	Analisis Deskriptif Data . . . . .	18
3.	Data Asli Harga Rumah . . . . .	19
4.	Data Hasil Normalisasi . . . . .	21
5.	Hasil Tuning Kernel RBF . . . . .	23
6.	Error Terendah Setiap $k$ Kernel RBF . . . . .	24
7.	Hasil Tuning Kernel <i>Polynomial</i> . . . . .	25
8.	Error Terendah Setiap $k$ Kernel <i>Polynomial</i> . . . . .	26
9.	Hasil Tuning Kernel Linear . . . . .	27
10.	Error Terendah Setiap $k$ Kernel Linear . . . . .	28
11.	Hasil Tuning Kernel Sigmoid . . . . .	30
12.	Error Terendah Setiap $k$ Kernel Sigmoid . . . . .	30
13.	RMSE Terbaik Tiap Kernel . . . . .	32
14.	MAPE Terbaik Tiap Kernel . . . . .	32
15.	Koefisien Lagrange . . . . .	35

## DAFTAR GAMBAR

1.	Ilustrasi konsep SVR (Santosa, 2023) . . . . .	4
2.	Ilustrasi penggunaan <i>k-fold</i> . . . . .	12
3.	Diagram Alir Metode SVR . . . . .	16
4.	Grafik Harga Rumah . . . . .	17
5.	Prediksi SVR Otomatis di R . . . . .	22
6.	Prediksi Harga Rumah Dengan Kernel Radial . . . . .	24
7.	Prediksi Harga Rumah Dengan Kernel <i>Polynomial</i> . . . . .	26
8.	Prediksi Harga Rumah Dengan Kernel Linear . . . . .	29
9.	Prediksi Harga Rumah Dengan Kernel Radial . . . . .	31

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Prediksi merupakan suatu proses memperkirakan sesuatu yang mungkin terjadi di masa yang akan datang dengan mempertimbangkan masa lalu juga sekarang secara sistematis agar kesalahan bisa diminimalkan (Akbar *et al.*, 2022). Tujuan dari proses ini yaitu menganalisis pola juga kecenderungan dari data yang ada agar mendapatkan perkiraan yang mendekati kenyataan untuk memberikan gambaran sebagai acuan dalam pengambilan keputusan. Prediksi memerlukan metode, model atau pendekatan yang akurasinya bisa diuji, semakin akurat suatu model maka semakin bagus digunakan untuk memprediksi (Wahyudi *et al.*, 2023). salah satu metode yang akurasinya bisa diuji dan dapat digunakan untuk memprediksi adalah *Support Vector Regression* (SVR).

Metode SVR merupakan hasil pengembangan dari *metode Support Vector Machine* (SVM) yang dirancang untuk menangani kasus regresi atau prediksi nilai kontinu yang diperkenalkan oleh Cortes dan Vapnik. Metode ini bertujuan untuk membangun suatu fungsi  $f(x)$  sebagai suatu *hyperplane* atau garis pemisah berupa garis regresi yang mewakili pola data dengan tingkat kesalahan seminimal mungkin (Rais., 2022).

Model SVR merupakan model peramalan yang dapat digunakan untuk memprediksi data non linear, model SVR mampu menangani masalah data non linear dengan memanfaatkan fungsi kernel, sehingga mampu meminimalkan *overfitting* kondisi dimana model hanya bekerja baik pada data pelatihan namun gagal memberikan hasil yang akurat pada data uji (Ishlah *et al.*, 2023).

Masalah penentuan parameter model optimal yang ada pada metode SVR sering kali terjadi, salah satu cara yang bisa dipakai dalam menemukan kombinasi nilai

parameter yang baik dalam SVR yaitu dengan metode *grid search*, ini berfungsi untuk mencari kombinasi parameter terbaik dengan cara melakukan iterasi yang setiap iterasinya akan menguji kombinasi parameter. Setiap hasil pengujian akan memperlihatkan parameter yang menghasilkan tingkat kesalahan atau *error* yang dapat diukur dengan evaluasi model (Gananta *et al.*, 2021)

Penelitian sebelumnya metode SVR sudah banyak digunakan di antaranya yang dilakukan oleh (Maulana *et al.*, 2025) yang membahas tentang prediksi produksi kelapa sawit dengan membandingkan 4 kernel pada metode SVR dan memiliki hasil terbaik pada kernel linear dengan nilai RMSE 5,95. Selain itu metode SVR juga pernah digunakan untuk memprediksi harga minyak mentah di Indonesia, nilai RMSE terendah yang didapat pada penelitian ini yaitu pada kernel linear dengan nilai RMSE 0.9651 yang mengindikasikan model terbaik didapat dengan kernel linear (Suryani & Fadhilla., 2024).

Metode SVR juga bisa digunakan untuk memprediksi nilai-nilai investasi seperti yang dilakukan oleh (Sari *et al.*, 2025) yang mengaplikasikan metode SVR untuk memprediksi harga saham di Indonesia selama periode 2020-2024 yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 2,586% dengan menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Selain itu metode SVR bisa digunakan untuk memprediksi nilai ekonomi lain seperti yang dilakukan oleh (Munawar & Arisal., 2025) yang memprediksi harga sewa ruko di Semarang, Surabaya dan juga Jakarta dengan membandingkan 3 metode *machine learning* berbeda yaitu SVR, *Random Forest* juga *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dari 3 metode, SVR menjadi yang terbaik di kota Semarang dengan menghasilkan MAPE sebesar 12.09%

Berdasarkan penelitian sebelumnya metode SVR baik digunakan untuk memprediksi nilai-nilai ekonomi, salah satu nilai ekonomi yang penting adalah harga rumah. Rumah merupakan salah satu kebutuhan dasar manusia yang diperlukan untuk keberlangsungan hidup seperti ruang untuk beristirahat dan berinteraksi dengan keluarga. Selain itu rumah juga memiliki kontribusi terhadap kualitas hidup, kesehatan, keamanan, dan juga kenyamanan penghuninya. Hal ini menjadikan rumah sebagai salah satu indikator kesejahteraan masyarakat.

Di Indonesia khususnya Jakarta permintaan rumah semakin meningkat dikarenakan banyaknya infrastruktur dan transportasi umum yang memadai serta merupakan

pusat pemerintahan dan ekonomi yang membuat Jakarta memiliki daya tarik yang tinggi sebagai tempat tinggal, maka dari itu rumah di Jakarta tidak hanya berfungsi untuk keberlangsungan hidup tetapi juga menjadi salah satu aset yang bisa dijadikan investasi untuk jangka panjang karna nilainya yang cenderung meningkat dari waktu ke waktu. Penentuan harga rumah menjadi salah satu hal yang rumit karna setiap rumah memiliki harga yang berbeda beda dipengaruhi oleh berbagai kondisi dan karakteristik. Oleh karna itu dalam penelitian ini digunakan metode SVR untuk memprediksi harga rumah.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menerapkan metode *Support Vector Regression* dengan kernel linear, kernel *polynomial*, kernel *radial basis function* (RBF) juga kernel Sigmoid.
2. Mencari parameter terbaik pada model *Support Vector Regression* menggunakan *Grid search Optimization*.
3. Melihat performa model *Support Vector Regression* menggunakan nilai RMSE dan MAPE.

## 1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang bisa diambil dari penelitian ini sebagai berikut.

1. Menambah wawasan dan keilmuaan dalam menerapkan metode *Support Vector Regression*.
2. Memberikan informasi untuk membantu pengambilan keputusan untuk membeli rumah yang sesuai di jakarta.
3. Sebagai sumber bahan acuan pembaca yang ingin mempelajari mengenai *Metode Support Vector Regression*

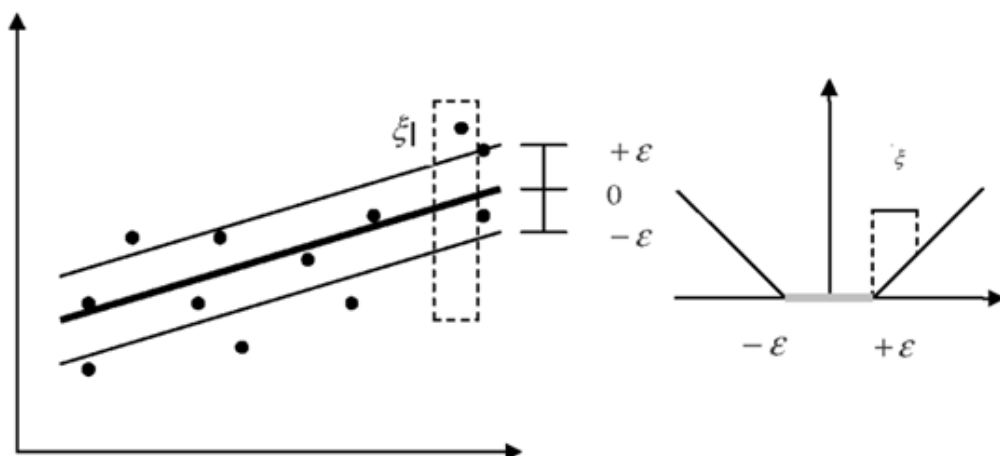
## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 *Support Vector Regression (SVR)*

Metode SVR ialah bentuk penerapan dari metode *Support Vector Machine* untuk permasalahan regresi. Pada awalnya metode SVR diperkenalkan oleh Vapnik, konsep dasar dari SVR adalah dengan membagi data menjadi dua bagian yaitu data *training* dan *testing*, kemudian dari data *training* tersebut ditentukan suatu fungsi regresi dengan batas toleransi kesalahan tertentu sehingga dapat menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual (Purnama & Hendarsin., 2020).

Secara umum metode SVR bertujuan untuk menemukan sebuah fungsi garis atau *hyperplane* yang dapat digunakan sebagai model regresi yang sesuai dengan pola data dengan meminimalkan pelanggaran terhadap epsilon (Septiningrum *et al.*, 2015). Metode SVR dapat diilustrasikan dengan gambar sebagai berikut.



Gambar 1. Ilustrasi konsep SVR (Santosa, 2023)

Garis tebal pada Gambar 1 menggambarkan *hyperplane* sedangkan untuk dua garis yang mengapitnya disebut *soft margin*. Jarak antara *hyperplane* dan *soft margin* bernilai  $\varepsilon$  dan titik yang berada pada  $+\varepsilon$  sampai  $-\varepsilon$  disebut sebagai *Support Vector*, sementara itu untuk titik yang berada di luar *soft margin* diperlukan adanya variabel slack  $\xi$ .

Konsep dasar dari penerapan metode SVR yaitu dengan memisalkan terdapat  $n$  set data training,  $(x_i, y_i)$  dengan  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ . Sedangkan  $x_i = \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \in R^n$  merupakan vector dari ruang *input* dan  $y_i = \{y_1, y_2, \dots, y_p\} \in R$  merupakan nilai *output* berdasarkan  $x_i$  yang bersesuaian (Santosa., 2023). persamaan fungsi SVR secara umum dapat ditulis sebagai berikut (Schölkopf & Smola., 2004)).

$$f(x) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.1)$$

Dengan:

- $f(x)$  = fungsi SVR
- $\mathbf{x}$  = vector input
- $\mathbf{w}$  = vector pembobot
- $b$  = bias

Persamaan (2.1) merupakan fungsi linear secara umum. Selanjutnya nilai  $w$  akan diminimalkan agar mendapatkan generalisasi yang baik, dengan penyelesaian masalah optimasi berikut

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (2.2)$$

dengan syarat

$$\begin{aligned} y_i - (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) - b &\leq \varepsilon, & i = 1, 2, \dots, n \\ (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) - y_i + b &\leq \varepsilon, & i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

$\varepsilon = \text{margin}$

Fungsi regresi  $f(x)$  diasumsikan semua titik berada dalam rentang  $f(x) \pm \varepsilon$ . Semua titik yang masuk dalam rentang dikatakan layak (*feasible*), sedangkan titik yang tidak berada di dalam rentang  $f(x) \pm \varepsilon$  dikatakan tidak layak (*infeasible*), dalam kondisi ini *soft margin* atau variabel *slack* dibutuhkan untuk mengatasi masalah

pembatas yang tidak layak (*infeasible constraints*), sehingga persamaannya berubah menjadi

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2.3)$$

dengan syarat

$$\begin{aligned} y_i - (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) - b &\leq \varepsilon + \xi_i, & i = 1, 2, \dots, n \\ (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) - y_i + b &\leq \varepsilon + \xi_i^*, & i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 \end{aligned}$$

$C = \text{Cost}$  (pinalti atas kesalahan pelatihan)

$\xi_i, \xi_i^* = \text{Variabel slack}$

Pada Persamaan (2.3) konstanta  $C$  berfungsi sebagai nilai pinalti adanya pelanggaran batas toleransi pada fungsi  $f(x)$  dan seberapa besar tingkat deviasi kesalahan dari batas  $\varepsilon$  yang dapat ditoleransi  $C > 0$ , semua nilai yang lebih besar dari  $\varepsilon$  akan dikenakan pinalti sebesar  $C$ . Nilai  $\varepsilon$  yang kecil biasanya berkaitan dengan variabel *slack* yang besar serta tingkat akurasi aproksimasi yang tinggi. Sebaliknya, jika nilai  $\varepsilon$  yang besar maka variabel *slack* cenderung kecil dan akurasi aproksimasi yang rendah. Nilai *slack* yang tinggi dapat mengakibatkan kesalahan empiris dalam perhitungan (Santosa., 2023). Penyelesaian optimasi pada Persamaan (2.3) dapat lebih mudah diselesaikan menggunakan fungsi Lagrange *multiplier* sebagai berikut :

$$\begin{aligned} L = & \left( \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right) - \left( \sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + (w \cdot x) + b) \right) \\ & - \left( \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + y_i - (w \cdot x) - b) \right) - \left( \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \right) \end{aligned} \quad (2.4)$$

dengan

$L = \text{Fungsi Lagrange}$

$\alpha_i, \alpha_i^* = \text{Lagrange Multiplier.}$

Untuk memperoleh solusi yang optimal, maka dilakukan penurunan parsial dari  $L$

terhadap  $w$ ,  $b$ ,  $\xi_i$ , dan  $\xi_i^*$ .

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i = 0 \quad (2.5)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \quad (2.6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = \sum_{i=1}^l C - \alpha_i - \eta_i = 0 \quad (2.7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^*} = \sum_{i=1}^l C - \alpha_i^* - \eta_i^* = 0 \quad (2.8)$$

Selanjutnya mensubstitusikan hasil turunan tersebut ke persamaan *Lagrange* sehingga memperoleh persamaan dual untuk optimasi dari SVR sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \max L(\alpha_i, \alpha_i^*) &= y_i \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) x_i x_j \end{aligned} \quad (2.9)$$

dengan batasan

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) &= 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* &\leq C \end{aligned}$$

Pada Lagrange variabel primal  $w$ ,  $b$ ,  $\xi_i$ , dan  $\xi_i^*$  diminimalkan untuk memperoleh model terbaik, sedangkan pengali Lagrange dimaksimalkan untuk memastikan bahwa kendala yang diberikan terpenuhi secara optimal. Berdasarkan persamaan (2.5) solusi optimal dari kendala estimasi parameter  $w$  dalam bentuk *koefisien Lagrange*  $\alpha_i$  dan  $\alpha_i^*$  yang dapat ditulis kembali sebagai berikut:

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, l \quad (2.10)$$

Dengan demikian fungsi regresi SVR untuk kasus linear adalah sebagai berikut

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i, x) + b. \quad (2.11)$$

Dengan nilai estimasi  $b$  yang diperoleh adalah  $b = y_i - w \cdot x_i - \varepsilon$  untuk  $0 \leq \alpha_i \leq C$  dan  $b = y_i - w \cdot x_i + \varepsilon$  untuk  $0 \leq \alpha_i^* \leq C$ .

Persamaan (2.10) merupakan persamaan yang dipakai untuk kasus linear sedangkan untuk permasalahan non linear nilai  $x_i$  dan  $x$  terlebih dahulu ditransformasikan ke dalam *feature space* yang berdimensi lebih tinggi dengan memetakan vektor  $x_i$  dan  $x$  ke dalam fungsi  $\Phi$  (Prakoso., 2019). yaitu  $\Phi : R \rightarrow R^2$  menghasilkan persamaan sebagai berikut

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, l \quad (2.12)$$

Sehingga didapat persamaan sebagai berikut

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \Phi(x) + b \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, l \quad (2.13)$$

Karena *input* vektor  $x_i$  dan  $x$  sudah ditransformasi oleh fungsi dan sudah berada dalam *feature space*, maka fungsi transformasi dapat direpresentasikan dengan fungsi kernel  $K$  sebagai berikut :

$$K(x_i, x) = \Phi(x_i) \Phi(x) \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, l \quad (2.14)$$

Maka didapat persamaan akhir sebagai berikut

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, l \quad (2.15)$$

Fungsi  $K(x_i, x)$  adalah fungsi kernel yang sering digunakan dalam metode SVM maupun metode SVR.

## 2.2 Fungsi Kernel

Fungsi kernel merupakan fungsi yang bertugas untuk memetakan vektor *input* dari dimensi awal ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi, fungsi kernel banyak di terapkan pada berbagai bidang algoritma *machine learning* seperti metode SVM dan metode SVR (Subianto *et al.*, 2023). Untuk menghadapi permasalahan non linear ini dalam ruang dimensi tinggi yang harus dilakukan adalah mengganti *inner product* ( $x_i$  dan  $x_j$ ) dengan fungsi kernel, pemilihan fungsi kernel yang tepat sangat penting karna fungsi inilah yang menentukan fitur baru di lokasi *hyperplane* yang nantinya akan dicari (Furi *et al.*, 2015).

Pada metode SVR ada empat persamaan fungsi kernel yang biasa digunakan yaitu kernel linear, kernel *polynomial*, kernel *Radial Basic Function* (RBF) dan kernel sigmoid, masing-masing kernel memiliki fungsi yang berbeda pada setiap data, berikut merupakan fungsi dan juga rumus dari masing masing kernel.

### 1. Kernel linear

Fungsi kernel linear bekerja dengan memetakan data ke dalam dimensi ruang fitur yang lebih tinggi tanpa transformasi nonlinear pada data, kernel ini digunakan ketika data dapat dipisahkan secara linear dalam dimensi fitur asli, berikut merupakan rumus dari kernel linear.

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j)$$

### 2. Kernel *polynomial*

Kernel *polynomial* digunakan ketika data sulit dipisahkan secara linear, kernel ini berfungsi untuk memodelkan hubungan nonlinear yang masih terstruktur antara variabel *input* dan *output* sehingga model mampu menangkap pola melengkung yang tidak dapat dimodelkan oleh kernel linear, adapun rumus dari kernel *polynomial*.

$$K(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)^p$$

### 3. Kernel *Radial Basic Function* (RBF)

Kernel RBF digunakan ketika data memiliki pola yang kompleks dan tidak diketahui bentuknya, kernel ini bekerja berdasarkan jarak antar data di mana

data yang berdekatan di ruang *input* dianggap lebih mirip dan memberikan pengaruh lebih besar dalam pembentukan model, rumus dari kernel RBF dapat dituliskan sebagai berikut

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

#### 4. Kernel sigmoid

Kernel sigmoid berfungsi untuk membentuk hubungan nonlinear dengan batas atas dan batas bawah antara variabel *input* dan *output*, kernel ini memiliki karakteristik yang menyerupai fungsi aktivasi sigmoid pada jaringan saraf tiruan, berikut rumus dari kernel sigmoid.

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i x_j + c)$$

dengan :

- $x_i, x_j$  : vektor dari dua data set
- $P$  : derajat Polinomial
- $\gamma$  : gamma.

### 2.3 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan suatu proses untuk menskalakan data agar suatu data berada di rentang tertentu, proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data memiliki rentang yang sama (Priliani *et al.*, 2018). Dalam melakukan normalisasi data ada beberapa metode yang dapat digunakan salah satunya yaitu normalisasi data dengan *min-max* dalam melakukan normalisasi, kita akan menemukan rentang baru yang dapat membantu kita dalam melakukan prediksi berikut merupakan rumus normalisasi data dengan *min-max* (Ginting *et al.*, 2021).

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.16)$$

dengan :

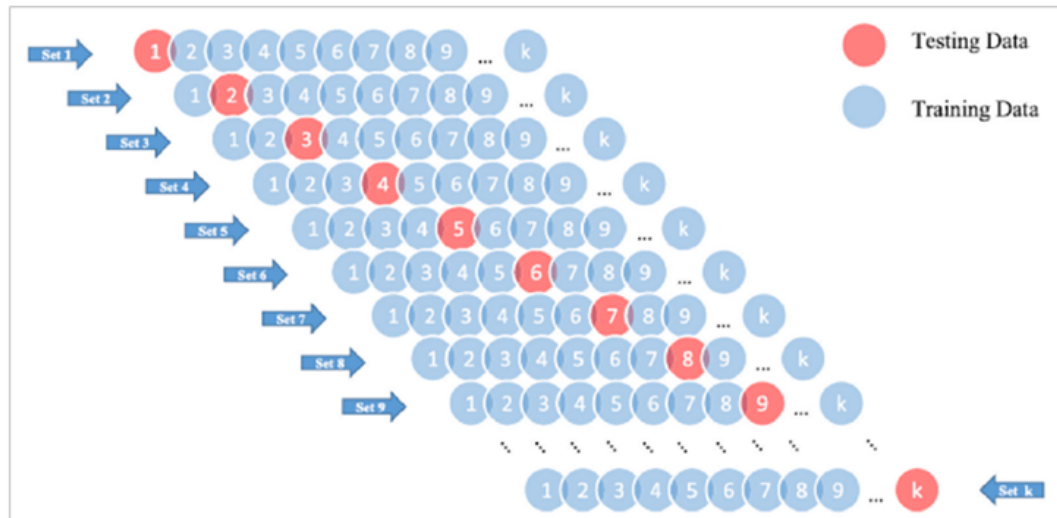
- $x'$  : nilai hasil normalisasi
- $x$  : harga
- $\min(x)$  : nilai minimum
- $\max(x)$  : nilai maximum.

## 2.4 Grid search Optimization

*Grid search* adalah suatu metode yang digunakan untuk menentukan parameter terbaik di suatu model, agar suatu model yang digunakan dapat memprediksi data secara akurat, dalam metode SVR metode *grid search* digunakan untuk mendapatkan model terbaik dengan mengoptimalkan parameter  $\varepsilon$ ,  $C$ , dan  $\gamma$  (Penalun *et al.*, 2025) Cara kerja dari metode ini yaitu mencoba setiap kombinasi satu per satu dan parameter terbaik dipilih dengan mencari nilai galat terkecil parameter tersebut, metode ini juga tidak memiliki hubungan antar iterasi yang terjadi sehingga tidak terjadi kemungkinan *overlapping* apabila kombinasi parameternya tidak ada yang duplikat (Fajri & Primajaya., 2023)

Parameter tersebut memiliki fungsi yang berbeda, parameter  $\varepsilon$  berfungsi untuk menentukan lebar zona toleransi kesalahan (tube) di sekitar fungsi regresi, kesalahan yang masih berada di dalam zona ini tidak di kenai pinalti sedangkan nilai yang berada di luar tube akan di kenakan pinalti sebesar  $C$ . parameter  $C$  berfungsi sebagai nilai pinalti, semakin besar nilai  $C$  maka toleransi kesalahan semakin kecil begitu juga sebaliknya sedangkan parameter  $\gamma$  berfungsi untuk mengatur jangkauan pengaruh suatu data terhadap data lain berdasarkan jarak. Dalam kernel *polynomial* terdapat parameter *degree* ( $d$ ) yang berguna untuk menentukan derajat *polynomial* atau tingkat kompleksitas hubungan nonlinear yang dapat dimodelkan sedangkan parameter *coef 0* ada pada kernel *polynomial* dan juga sigmoid ini berfungsi untuk mengatur pengaruh konstanta terhadap interaksi antar fitur (Difitria & Cholissodin., 2020).

Salah satu metode dalam *grid search* adalah prosedur *cross validation*. Teknik *cross validation* dilakukan dengan membagi *training* secara acak menjadi  $n$  subset yang memiliki ukuran sama. Salah satu prosedur *cross validation* yang paling sering digunakan adalah *k-fold cross validation*. Prosedur dari metode *k-fold cross validation* yaitu membagi data menjadi  $k$  bagian yang saling bebas, dari  $k$  bagian tersebut satu bagian berfungsi sebagai data uji, sedangkan  $(k-1)$  bagian lainnya digunakan sebagai data latih. Proses ini dilakukan berulang sebanyak  $k$  pengulangan pada setiap kombinasi data *testing* dan *training* (Saputra *et al.*, 2019). Berikut merupakan gambaran *k-fold* dalam pembagian data *training*.



Gambar 2. Ilustrasi penggunaan  $k$ -fold

## 2.5 Root Mean Square Error (RMSE)

*Root Mean Square Error* adalah salah satu ukuran yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi peramalan. Nilai RMSE merupakan standar deviasi dari kesalahan prediksi atau residual dimana nilai RMSE yang semakin kecil atau mendekati nol, maka hasil prediksi akan semakin akurat (Kurniawan *et al.*, 2025). Perhitungan RMSE dilakukan dengan cara menghitung nilai selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi lalu dikuadratkan dan dijumlahkan keseluruhannya kemudian dibagi dengan banyaknya data, yang perhitungannya dapat ditulis dapat tulis sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.17)$$

dengan:

$y_i$  = data aktual

$\hat{y}_i$  = data hasil prediksi

$n$  = banyaknya data.

## 2.6 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Salah satu pengukuran yang sering digunakan untuk mengukur presentase kelasalahan absolut ialah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE akan menghasilkan nilai dalam bentuk persen nilai ini merepresentasikan akurasi suatu model, semakin kecil nilai MAPE yang dihasilkan maka akan semakin baik kinerja akurasi prediksi yang dibangun (Fadil *et al.*, 2018). Proses perhitungan MAPE dilakukan dengan mengambil selisih absolut antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi, kemudian membaginya dengan nilai aktual untuk memperoleh besar kesalahan dalam bentuk persentase. Semua persentase kesalahan tersebut dijumlahkan, lalu dibagi dengan jumlah observasi. Secara umum, langkah perhitungan MAPE dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right|}{n} \times 100\% \quad (2.18)$$

dengan:

$Y_i$  = data aktual

$\hat{Y}_i$  = hasil prediksi

$n$  = banyaknya data

## 2.7 Harga Rumah

Rumah merupakan salah satu bagian dari kebutuhan utama masyarakat baik individu ataupun yang sudah berkeluarga, rumah memiliki aspek yang unik karna rumah tidak hanya dijadikan sebagai kebutuhan tetapi juga sebagai nilai investasi Rumah merupakan salah satu sektor ekonomi yang berperan penting dalam kehidupan manusia, seiring dengan meningkatnya populasi rumah dijadikan salah satu investasi yang strategis karna nilainya yang cenderung naik dari waktu ke waktu dan memiliki resiko yang relatif rendah dibandingkan dengan instrumen investasi lainnya (Fauzia., 2019). Peningkatan harga ini dapat di ukur melalui faktor pendukung seperti luas bangunan, luas tanah jumlah kamar mandi, jumlah kamar tidur dan juga garasi.

## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun ajaran 2025/2026 yang bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

#### 3.2 Data Penelitian

Pada penelitian ini data yang digunakan berupa data harga rumah yang diambil dari *kaggle* <https://www.kaggle.com/datasets/wisnuanggara/daftar-harga-rumah> berjumlah sebanyak 1010 data dengan variabel *input*, luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar mandi, jumlah kamar dan juga garasi.

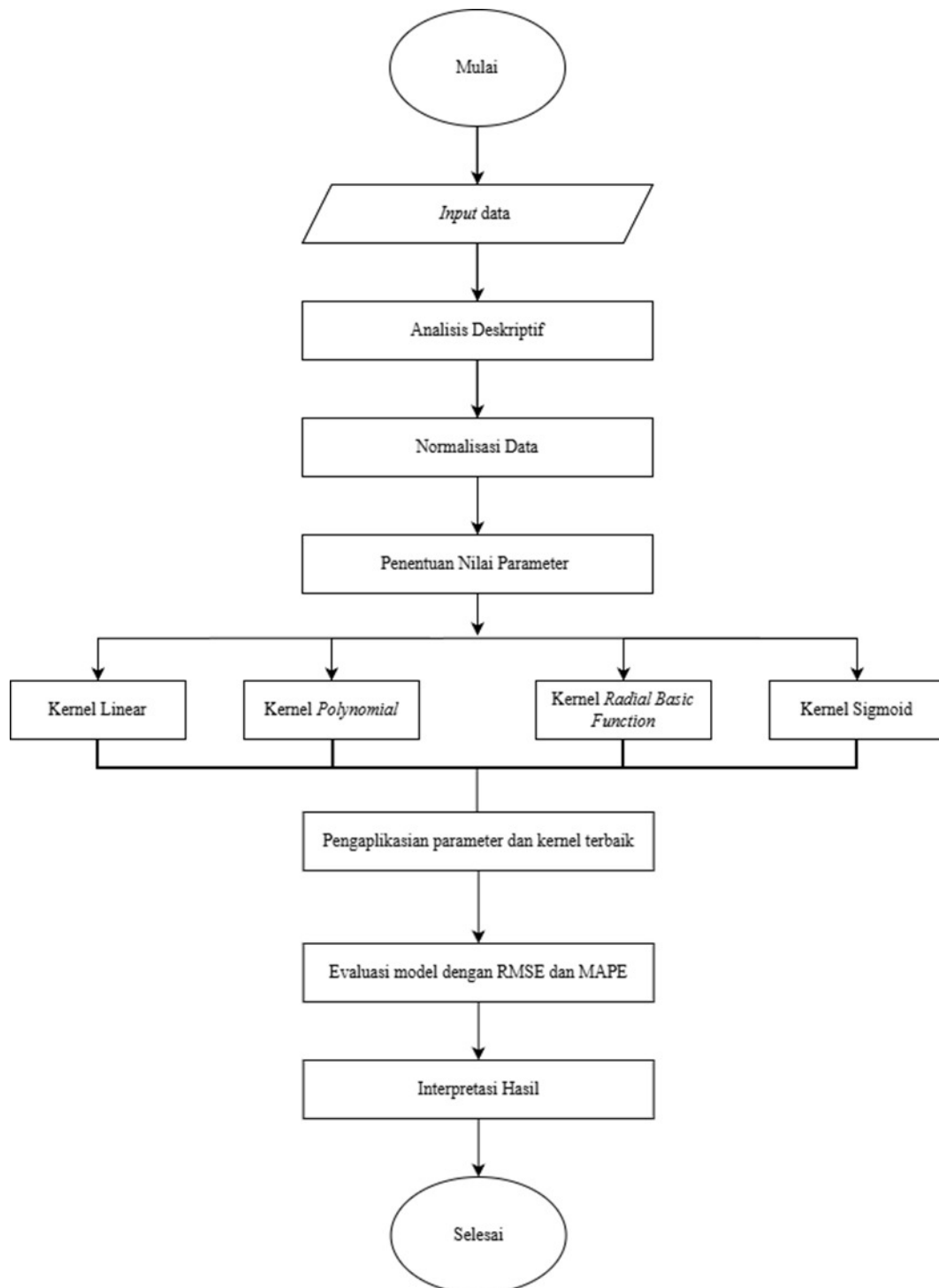
Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan
Y	Harga Rumah	Juta Rupiah
X1	Luas Tanah	$m^2$
X2	Luas Bangunan	$m^2$
X3	Kamar Tidur	Jumlah
X4	Kamar Mandi	Jumlah
X5	Garasi	Jumlah

#### 3.3 Metode Penelitian

Metode dalam penelitian ini yaitu *Support Vector Regression* dalam melakukan penelitian berikut proses analisis yang dilakukan pada data sekunder.

1. Menentukan data *input* dan *output*, yaitu data harga rumah sebagai *output* dengan variabel *input* berupa luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar mandi, jumlah kamar tidur, dan garasi.
2. Melakukan analisis deskriptif untuk mengetahui nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan nilai tengah dari data.
3. Menormalisasi data menggunakan metode *min-max normalization* sesuai dengan Rumus (2.16).
4. Mencari kombinasi parameter terbaik menggunakan metode *grid search* dengan *k-fold cross validation* (*2-fold*, *5-fold*, dan *10-fold*) dan parameter yang diuji yaitu:
  - Nilai  $C = 0,05; 0,1; 0,2; 0,5; 1; 3; 10$
  - Nilai  $\gamma = 1; 2; 3; 5$
  - Nilai  $\varepsilon = 0,1; 0,2; 0,3$
5. Melakukan estimasi menggunakan kernel RBF, *polynomial*, linear, dan sigmoid.
6. Mengaplikasikan kernel terbaik dan kombinasi parameter terbaik pada seluruh data.
7. Evaluasi model menggunakan nilai RMSE dan MAPE.
8. Interpretasi hasil penelitian.



Gambar 3. Diagram Alir Metode SVR

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan pembahasan yang sudah di jelaskan dapat disimpulkan sebagai berikut

1. Metode SVR di terapkan untuk memprediksi harga rumah dengan menggunakan 4 kernel yaitu kernel RBF, *polynomial*, linear dan sigmoid setiap kernel menghasilkan performa prediksi yang berbeda sehingga dapat di bandingkan, dari hasil pembahasan dapat disimpulkan bahwa kernel RBF memiliki performa paling bagus dibanding dengan kernel lainnya.
2. Proses pencarian parameter terbaik pada model SVR dilakukan menggunakan metode *Grid Search Optimization* di R studio diperoleh model terbaik dengan menggunakan kernel radial dengan kombinasi parameter  $\varepsilon = 0,1$ ,  $C = 3$  juga  $\gamma = 1$  yang dibagi menjadi 10 *fold* yang memiliki nilai performance sebesar 0,004102.
3. Performa model SVR dievaluasi menggunakan RMSE dan juga MAPE, berdasarkan hasil pengujian model dengan kernel RBF memberikan performa terbaik dengan nilai RMSE sebesar 0,02938742 dan mendapat nilai MAPE sebesar 17,36215%, sehingga model mampu melakukan prediksi dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, F., Saputra, H. W., & Maulaya, A. K. (2022). Implementation of Decision Tree Algorithm C4 . 5 and Support Vector Regression for Stroke Disease Prediction. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, **2**(2), 61–67.
- Chang, C., & Lin, C. (2022). LIBSVM: A Library for Support Vector Machines. 1–40..
- Difitria, R., & Cholissodin, I. (2020). Penerapan Support Vector Regression dan Particle Swarm Optimization untuk Prediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Daerah Istimewa Yogyakarta. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIHK)*. **4**(5).
- Fadil, I., Helmiawan, M. A., & Sofiyana, Y. (2018). Optimization Parameters Support Vector Regression using Grid Search Method. *International Conference on Cyber and IT Service Management*. **1**(1):21–25.
- Fajri, M., & Primajaya, A. (2023). Komparasi Teknik Hyperparameter Optimization pada SVM untuk Permasalahan Klasifikasi dengan Menggunakan Grid Search dan Random Search. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)* **7**(1), 10–15
- Fauzia, L. R. (2019). Determinan harga rumah di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*. **11**(1), 61–68.
- Furi, R. P., Jondri, M. S., & Saepudin, D. (2015). Prediksi Financial Time Series Menggunakan Independent Component Analysis dan Support Vector Regression Studi Kasus IHSG dan JII. *E-Proceeding of Engineering*, **2**(2), 3608–3618.
- Gananta, I. M., Purnama, I. N., & Queena Fredlina, K. (2024). Optimasi Prediksi Harga Emas Dengan Metode Support Vector Regression (Svr) Menggunakan Algoritma Grid Search. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, **7**(6), 3160–3165.

- Ginting, L. M., Sigiuro, M. M., Manurung, E. D., & Sinurat, J. J. P. (2021). Perbandingan Metode Algoritma Support Vector Regression dan Multiple Linear Regression Untuk Memprediksi Stok Obat. *Journal of Applied Technology and Informatics Indonesia*, **1**(2), 29–34.
- Ishlah, A. W., Sudarno, & Kartikasari, P. (2023). Implementasi Gridsearchcv Pada Support Vector Regression (SVR) Untuk Peramalan Harga Saham (Studi Kasus: Harga Saham PT Anabatic Technologies Tbk). *Jurnal Gaussian* **12**(2), 276–286
- Kurniawan, A. T. D., Setiawan, A., & Tita, F. (2025). Perbandingan Kinerja Metode Support Vector Regression dan Metode Regresi Linier Berganda dalam Memprediksi BMI pada Dataset ASTHMA. *Jurnal Informatika dan Komputasi*. **8**(2), 133–142.
- Maulana, R. A., Permana, I., Salisah, F. N., Ahsyar, T. K., & Jazman, M. (2025). Perbandingan Kernel Algoritma Support Vector Regression Terhadap Performa Prediksi Produksi Kelapa Sawit. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*. **5**(1), 405–413.
- Munawar, Y. F., & Arisal, A. (2025). Analisis Prediksi Harga Sewa Ruko Menggunakan Pendekatan Machine Learning. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi* **4**(3), 2538–2544.
- Penalun, F. E., Hermawan, A., & Avianto, D. (2023). Perbandingan Random Forest Regression dan Support Vector Regression Pada Prediksi Laju Penguapan. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*. **13**(02), 104–111.
- Prakoso, B. H. (2019). Implementasi Support Vector Regression Pada Prediksi. *Jurnal Teknologi Informasi*, **19**(1), 155–162..
- Priliani, E. M., Anggyi Trisnawan Putra, & Much Aziz Muslim. (2018). Forecasting Inflation Rate Using Support Vector Regression (SVR) Based Weight Attribute Particle Swarm Optimization (WAPSO). *Scientific Journal of Informatics*, **5**(2), 118–127.
- Purnama, D. I., & Hendarsin, O. P. (2020). Peramalan Jumlah Penumpang Berangkat Melalui Transportasi Udara di Sulawesi Tengah Menggunakan Support Vector Regression (SVR). *Jambura Journal of Mathematics*, **2**(2), 49–59.
- Rais, Z. (2022). Analisis Support Vector Regression (Svr) Dengan Kernel Radial Basis Function (Rbf) Untuk Memprediksi Laju Inflasi Di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, **4**(1), 30–38.

- Santosa, B. (2023). *Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis* (1st ed.). Graha Ilmu..
- Saputra, G. H., Wigena, A. H., & Sartono, B. (2019). Penggunaan Support Vector Regression Dalam Pemodelan Indeks Saham Syariah Indonesia Dengan Algoritme Grid Search. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 3(2), 148–160.
- Sari, A. N., Zuleika, T., Mardianto, M. F. F., & Pusporani, E. (2025). Application of Support Vector Regression in Time Series Analysis of Dior Stock Prices. *Zeta - Math Journal*, 10(1), 51–60.
- Schölkopf, B., & Smola, A. J. (2004). *Learning with Kernels*.
- Septiningrum, L., Yasin, H., & Sugito. (2015). Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan Support Vector Regression (SVR) Dengan Algoritma Grid Search. *Jurnal Gaussian*, 4(2), 315–321.
- Subiyanto, M. L., Amanda, Y., Fachrian, M. N., Afriani, Rohim, A. Y. B., & Chamidah, N. (2023). Peramalan Kasus Harian Monkeypox Dunia Dengan Pendekatan Support Vector Regression. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 15(1), 27–36.
- Suryani, D., & Fadhillah, M. (2024). Indonesian Crude Oil Price (ICP) Prediction Using Support Vector Regression Algorithm. *Jurnal RESTI*, 8(1), 127–134.
- Wahyudi, R., Annas, S., & Rais, Z. (2023). Analisis Support Vector Regression (Svr) Untuk Meramalkan Indeks Kualitas Udara Di Kota Makassar. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 5(3), 104–117