

**PENERAPAN SUPPORT VECTOR REGRESSION UNTUK ESTIMASI BIAYA  
PEMBUATAN SOFTWARE**

**SKRIPSI**

**Oleh:  
ACHMAD FAHREZA ALIF PAHLEVI  
NIM. 200605110098**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2024**

**PENERAPAN SUPPORT VECTOR REGRESSION UNTUK ESTIMASI  
BIAYA PEMBUATAN SOFTWARE**

**SKRIPSI**

Diajukan kepada:  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang  
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh:  
**ACHMAD FAHREZA ALIF PAHLEVI**  
**NIM. 200605110098**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2024**

**HALAMAN PERSETUJUAN**

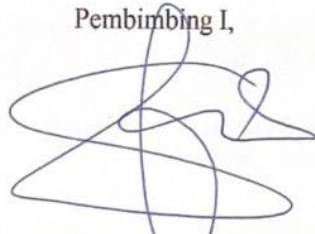
**PENERAPAN SUPPORT VECTOR REGRESSION UNTUK ESTIMASI  
BIAYA PEMBUATAN SOFTWARE**

**SKRIPSI**

Oleh:  
**ACHMAD FAHREZA ALIF PAHLEVI**  
NIM. 200605110098

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:  
Tanggal: 1 Mei 2024

Pembimbing I,



Dr. Ir. Mokhammad Amin Hariyadi, M.T  
NIP. 19670118 200601 1 001

Pembimbing II,



Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom  
NIP. 19770103 201101 1 004

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM  
NIP. 19771020 200912 1 001

**HALAMAN PENGESAHAN**




**PENERAPAN SUPPORT VECTOR REGRESSION UNTUK ESTIMASI  
BIAYA PEMBUATAN SOFTWARE**

**SKRIPSI**

Oleh:  
**ACHMAD FAHREZA ALIF PAHLEVI**  
NIM. 200605110098

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)  
Tanggal. 27 Mei 2024

**Susunan Dewan Penguji**

Ketua Penguji	: <u>Dr. Ririen Kusumawati, S.Si, M.Kom</u> NIP. 19720309 200501 2 002	(  )
Anggota Penguji I	: <u>Fathcurrohman M.Kom</u> NIP. 19700731 200501 1 002	(  )
Anggota Penguji II	: <u>Dr. Ir. Mokhammad Amin Hariyadi, M.T</u> NIP. 19670018 200501 1 001	(  )
Anggota Penguji III	: <u>Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom</u> NIP. 19770103 201101 1 004	(  )

Mengetahui dan Mengesahkan,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



  
Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM  
NIP. 19771020 200912 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Achmad Fahreza Alif Pahlevi  
NIM : 200605110098  
Fakultas / Prodi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika  
Judul Skripsi : Penerapan Support Vector Regression untuk estimasi biaya pembuatan software

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang,  
Yang membuat pernyataan,



Achmad Fahreza Alif Pahlevi  
NIM. 200605110098

## **MOTTO**

*“Semua mungkin terlihat sulit diawal, tetapi semuanya memang sulit diawal”*

*“It may seem difficult at first, but everything is difficult at first”*

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Saya persembahkan karya ini kepada:

Ayah saya,

Achmad Faisal

Yang telah mendukung dan menyemangati saya hingga sampai titik ini

Bunda saya,

Yuliatiningsih

Yang telah mendukung dan menyemangati saya hingga sampai titik ini

Saudara saya,

Achmad Harsya Bachtiar Sani

Yang telah mendukung dan menyemangati saya hingga sampai titik ini

Semua teman-teman seperjuangan,

Teknik Informatika Angkatan 2020

Semoga kita semua selalu diberi kemudahan oleh Allah SWT

## **KATA PENGANTAR**

*Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

Segala puji hanya milik Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala nikmat dan kasih sayang-Nya yang telah memudahkan penulis untuk menyelesaikan skripsi yang berjudul “Penerapan Support Vector Regression untuk estimasi biaya pembuatan software”. Semoga shalawat dan salam senantiasa terlimpah kepada Nabi Muhammad Sallallahu ‘Alaihi wa Sallam. Dan semoga kita semua mendapat syafaatnya di hari kiamat nanti, Aamiin.

Penulis mengucapkan rasa syukur dan terima kasih yang tak terhingga kepada semua pihak-pihak yang selalu memberikan bantuan dan motivasi kepada penulis untuk dapat menyelesaikan skripsi ini. Ucapan ini penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Hariani, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPM, selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr.Ir. Mokhammad Amin Hariyadi, M.T selaku dosen pembimbing I dan Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bantuan dan arahan kepada penulis, sehingga bisa menuntaskan skripsi ini.



5. Dr. Ririen Kusumawati, M.Kom selaku dosen penguji I dan Fatchurrohman, M.Kom selaku dosen penguji II yang telah menguji serta memberikan masukan sehingga penulis dapat menuntaskan skripsi dengan baik.
6. Segenap Dosen, Admin, Laboran dan Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan banyak dukungan dan bimbingan selama pengerjaan skripsi ini.
7. Bunda, Ayah, serta saudara saya yang selalu memberikan dukungan dan motivasi untuk terus berusaha, dan doa yang tak putus-putusnya selalu disampaikan agar dapat menuntaskan skripsi ini dengan lancar dan baik.

Akhir kata, penulis mengakui bahwa penulisan pada skripsi ini masih banyak kekurangan. Saya berharap semoga skripsi ini diterima sebagai amal ibadah yang tulus dan bermanfaat di sisi Allah Subhanahu Wa Ta'ala. Semoga karya ini menjadi bagian dari kontribusi yang tak terputus dalam rangka memperkuat dan mengembangkan ilmu pengetahuan, serta melaksanakan tugas sebagai hamba Allah yang berkomitmen.

*Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

Malang, 31 April 2024

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	<b>i</b>
<b>HALAMAN PENGAJUAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....	Error! Bookmark not defined.
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b> .....	Error! Bookmark not defined.
<b>MOTTO</b> .....	<b>iv</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	<b>vii</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xiii</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>xv</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xvi</b>
البحث مستخلص .....	<b>xvii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Identifikasi Masalah .....	5
1.3 Batasan Masalah .....	5
1.4 Tujuan Penelitian .....	5
1.5 Manfaat Penelitian .....	5
<b>BAB II STUDI PUSTAKA</b> .....	<b>7</b>
2.1 Support Vector Regression .....	7
2.2 Software Cost Estimation (SCE) .....	8
2.3 Kerangka Teori .....	9
<b>BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI</b> .....	<b>13</b>
3.1 Desain Penelitian .....	13
3.2 Design System .....	15
3.3 Data Collection .....	16
3.3.1 Business Process Understanding .....	17
3.3.2 Data Understanding .....	17
3.3.3 Data Preparation .....	17
3.4 Preprocessing .....	20
3.4.1 Memuat Dataset .....	21
3.4.2 Preprocessing Data .....	21
3.5 Experiment .....	22
3.5.1 Uji Validasi dan Reliabilitas .....	25
3.5.2 Perhitungan deviasi rata-rata dari variabel X dan Y .....	27
3.5.3 Perhitungan data training dengan kernel Polynomial .....	27
3.5.4 Mendapatkan nilai bias .....	29
3.5.5 Perhitungan prediksi harga .....	29
3.6 Pengukuran Error Prediksi .....	30
3.6.1 MAE (Mean Absolute Error) .....	30
3.6.2 MAPE (Mean Absolute Percentage Error) .....	31

<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>32</b>
4.1 Langkah Langkah uji coba.....	32
4.2 Hasil Uji Coba .....	33
4.2.1 Hasil dari uji coba Skenario ke- 1 .....	33
4.2.2 Hasil dari uji coba Skenario ke- 2.....	35
4.2.3 Hasil dari uji coba Skenario ke- 3.....	38
4.2.4 Hasil dari uji coba Skenario ke- 4.....	40
4.2.5 Hasil dari uji coba Skenario ke- 5.....	42
4.2.6 Hasil dari uji coba Skenario ke- 6.....	44
4.2.7 Hasil dari uji coba Skenario ke- 7.....	47
4.2.8 Hasil dari uji coba Skenario ke- 8.....	49
4.2.9 Hasil dari uji coba Skenario ke- 9.....	51
4.2.10 Hasil dari uji coba Skenario ke- 10.....	53
4.2.11 Hasil dari uji coba Skenario ke- 11.....	56
4.2.12 Hasil dari uji coba Skenario ke- 12.....	58
4.2.13 Hasil dari uji coba Skenario ke- 13.....	60
4.2.14 Hasil dari uji coba Skenario ke- 14.....	62
4.2.15 Hasil dari uji coba Skenario ke- 15.....	65
4.2.16 Hasil dari uji coba Skenario ke- 16.....	67
4.2.17 Hasil dari uji coba Skenario ke- 17.....	70
4.2.18 Hasil dari uji coba Skenario ke- 18.....	72
4.3 Pembahasan .....	74
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>86</b>
5.1. Kesimpulan .....	86
5.2. Saran .....	87
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	
<b>LAMPIRAN</b>	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerangka Teori.....	10
Gambar 3. 1 Desain Penelitian.....	14
Gambar 3. 2 Design Sistem.....	15
Gambar 3. 3 Capture data dashboard admin .....	19
Gambar 3. 4 Capture data yang diolah.....	20
Gambar 4. 1 Visualisasi SVR Skenario A .....	35
Gambar 4. 2 Visualisasi SVR Skenario 2 .....	37
Gambar 4. 3 Visualisasi SVR Skenario 3 .....	39
Gambar 4. 4 Visualisasi SVR Skenario 4 .....	42
Gambar 4. 5 Visualisasi SVR Skenario 5 .....	44
Gambar 4. 6 Visualisasi SVR Skenario 6 .....	46
Gambar 4. 7 Visualisasi SVR Skenario 7 .....	48
Gambar 4. 8 Visualisasi SVR Skenario 8 .....	51
Gambar 4. 9 Visualisasi SVR Skenario 9 .....	53
Gambar 4. 10 Visualisasi SVR Skenario 10 .....	55
Gambar 4. 11 Visualisasi SVR Skenario 11 .....	57
Gambar 4. 12 Visualisasi SVR Skenario 12 .....	60
Gambar 4. 13 Visualisasi SVR Skenario 13 .....	62
Gambar 4. 14 Visualisasi SVR Skenario 14 .....	64
Gambar 4. 15 Visualisasi SVR Skenario 15 .....	66
Gambar 4. 16 Visualisasi SVR Skenario 16 .....	69
Gambar 4. 17 Visualisasi SVR Skenario 17 .....	71
Gambar 4. 18 Visualisasi SVR Skenario 18 .....	74
Gambar 4. 19 Visualisasi perbandingan MAE antar skenario .....	78
Gambar 4. 20 Visualisasi perbandingan MAPE antar skenario .....	79
Gambar 4. 21 Visualisasi perbandingan MAE dan MAPE antar skenario .....	80

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Daftar Jurnal.....	11
Tabel 3. 1 Detail Variabel Dataset (sumber : (Boehm 2007)) .....	18
Tabel 3. 2 Detail skala likert (sumber : Boehm, B. W. 1981).....	19
Tabel 3. 3 Dataset sample .....	24
Tabel 3. 4 Variabel sumbu X .....	24
Tabel 3. 5 Uji Validasi dan Reliabilitas .....	26
Tabel 3. 6 Hasil Prediksi SVR - Polynomial .....	30
Tabel 4. 1 Skenario Parameter Model SVR.....	32
Tabel 4. 2 Parameter Skenario 1 .....	33
Tabel 4. 3 Hasil prediksi Skenario 1 .....	34
Tabel 4. 4 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 1 .....	34
Tabel 4. 5 Parameter Skenario 2 .....	35
Tabel 4. 6 Hasil prediksi Skenario 2 .....	36
Tabel 4. 7 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 2 .....	36
Tabel 4. 8 Parameter Skenario 3 .....	38
Tabel 4. 9 Hasil prediksi Skenario 3 .....	38
Tabel 4. 10 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 2 .....	39
Tabel 4. 11 Parameter Skenario 4 .....	40
Tabel 4. 12 Hasil prediksi Skenario 4 .....	40
Tabel 4. 13 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 4 .....	41
Tabel 4. 14 Parameter Skenario 5 .....	42
Tabel 4. 15 Hasil prediksi Skenario 5 .....	43
Tabel 4. 16 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 5 .....	43
Tabel 4. 17 Parameter Skenario 6 .....	45
Tabel 4. 18 Hasil prediksi Skenario 6 .....	45
Tabel 4. 19 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 6 .....	46
Tabel 4. 20 Parameter Skenario 7 .....	47
Tabel 4. 21 Hasil prediksi Skenario 7 .....	47
Tabel 4. 22 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 7 .....	48
Tabel 4. 23 Parameter Skenario 8 .....	49
Tabel 4. 24 Hasil prediksi Skenario 8 .....	49
Tabel 4. 25 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 8 .....	50
Tabel 4. 26 Parameter Skenario 9 .....	51
Tabel 4. 27 Hasil prediksi Skenario 9 .....	52
Tabel 4. 28 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 9 .....	52
Tabel 4. 29 Parameter Skenario 10 .....	53
Tabel 4. 30 Hasil prediksi Skenario 10 .....	54
Tabel 4. 31 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 10 .....	55
Tabel 4. 32 Parameter Skenario 11 .....	56
Tabel 4. 33 Hasil prediksi Skenario 11 .....	56
Tabel 4. 34 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 11 .....	57
Tabel 4. 35 Parameter Skenario 12 .....	58
Tabel 4. 36 Hasil prediksi Skenario 12 .....	58

Tabel 4. 37 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 12 .....	59
Tabel 4. 38 Parameter Skenario 13 .....	60
Tabel 4. 39 Hasil prediksi Skenario 13 .....	61
Tabel 4. 40 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 13 .....	61
Tabel 4. 41 Parameter Skenario 14 .....	62
Tabel 4. 42 Hasil prediksi Skenario 14 .....	63
Tabel 4. 43 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 14 .....	64
Tabel 4. 44 Parameter Skenario 15 .....	65
Tabel 4. 45 Hasil prediksi Skenario 15 .....	65
Tabel 4. 46 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 15 .....	66
Tabel 4. 47 Parameter Skenario 16 .....	67
Tabel 4. 48 Hasil prediksi Skenario 16 .....	68
Tabel 4. 49 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 16 .....	69
Tabel 4. 50 Parameter Skenario 17 .....	70
Tabel 4. 51 Hasil prediksi Skenario 17 .....	70
Tabel 4. 52 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 17 .....	71
Tabel 4. 53 Parameter Skenario 18 .....	72
Tabel 4. 54 Hasil prediksi Skenario 18 .....	72
Tabel 4. 55 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 18 .....	73
Tabel 4. 56 Tabel kesimpulan uji coba .....	75
Tabel 4. 57 Tabel uji coba hyperparameter C .....	75
Tabel 4. 58 Tabel uji coba hyperparameter gamma .....	75
Tabel 4. 56 Tabel uji coba hyperparameter degree .....	75

## ABSTRAK

Pahlevi, Achmad. 2024. **Penerapan Support Vector Regression untuk estimasi biaya pembuatan software.** Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr.Ir.Mokhammad Amin Hariyadi, M.T (II) Dr.Iwan Budi Santoso M.Kom.

Kata kunci: Software Cost Estimation, Support Vector Regression, Polynomial Kernel.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi Software Cost Estimation (SCE) yang andal untuk proyek-proyek PT. Ekata Technology Indonesia. Model yang digunakan adalah Support Vector Regression (SVR) dengan kernel polinomial dan optimasi hyperparameter. Pengujian dilakukan pada 18 skenario dengan rasio data latih dan data uji 80:20. Hasil menunjukkan bahwa konfigurasi hyperparameter  $C=10$ ,  $\gamma=1$ , dan  $\text{degree}=3$  menghasilkan model SVR terbaik, dengan Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) di bawah 15%. Model ini terbukti andal dalam mengestimasi biaya perangkat lunak berdasarkan Complexity Weighting Factors dengan MAE sebesar 1403742.13 dan MAPE sebesar 11%. Penerapan model ini dapat membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih akurat terkait estimasi biaya proyek perangkat lunak.

## ABSTRACT

Pahlevi, Achmad. 2024. **Penerapan Support Vector Regression untuk estimasi biaya pembuatan software**. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr.Ir.Mokhammad Amin Hariyadi, M.T (II) Dr.Iwan Budi Santoso M.Kom.

This research aims to develop a reliable Software Cost Estimation (SCE) prediction model for PT projects. Ekata Teknologi Indonesia. The model used is Support Vector Regression (SVR) with a polynomial kernel and hyperparameter optimization. Testing was carried out on 18 scenarios with a training data to test data ratio of 80:20. The results show that the hyperparameter configuration  $C=10$ ,  $\gamma=1$ , and  $\text{degree}=3$  produces the best SVR model, with Mean Absolute Error (MAE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) below 15%. This model is proven to be reliable in estimating software costs based on Complexity Weighting Factors with an MAE of 1403742.13 and a MAPE of 11%. Applying this model can help in making more accurate decisions regarding software project cost estimates.

**Key words:** Software Cost Estimation, Support Vector Regression, Polynomial Kernel.



## البحث مستخلص

بھلوي، أحمد. 2024. تطبيق الانحدار ناقل الدعم لتقدير تكاليف تطوير البرمجيات. أطروحة. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية، مالانج. المشرفون (I): الدكتور محمد أمين هارياي، M.T (II) الدكتور إيوان بودي سانتوسو م. كوم.

الكلمات المفتاحية: تقدير تكلفة البرمجيات، دعم الانحدار المتجه، نواة كثيرات الحدود.

إيكاتا تكنولوجيا إندونيسيا. PT. مشاريع (SCE) يهدف هذا البحث إلى تطوير نموذج تنبؤي موثوق لتقدير تكلفة البرمجيات مع نواة متعددة الحدود وتحسين المعلمة الفائقة. تم إجراء الاختبار على 18 (SVR) النموذج المستخدم هو دعم الانحدار المتجه،  $C=10$ ،  $\gamma=1$ ، سيناريوهات مع نسبة بيانات التدريب لاختبار البيانات 80:20. أظهرت النتائج أن تكوين المعلمة الفائقة (MAPE) ومتوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAE) مع متوسط الخطأ المطلق، SVR، ينتج أفضل نموذج  $\text{degree}=3$  و MAE أقل من 15%. وقد ثبت أن هذا النموذج يمكن الاعتماد عليه في تقدير تكاليف البرامج بناءً على عوامل ترجيح التعقيد مع يبلغ 11%. يمكن أن يساعد تطبيق هذا النموذج في اتخاذ قرارات أكثر دقة فيما يتعلق بتقديرات MAPE يبلغ 1403742.13 و تكلفة مشروع البرمجيات.

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi informasi dan komunikasi (TIK) telah mengubah sektor bisnis secara signifikan. Era digital yang berkembang pesat telah merubah paradigma dalam cara perusahaan beroperasi (Rajper and Shaikh 2016). Aplikasi perangkat lunak telah menjadi fondasi bagi berbagai sektor industri, memungkinkan mereka untuk mencapai efisiensi, memfasilitasi transaksi bisnis yang lebih kompleks, meningkatkan pengalaman pelanggan, serta mengelola data secara lebih efektif. Selain itu, aplikasi perangkat lunak memungkinkan komunikasi yang lebih efisien dan terintegrasi di seluruh perusahaan, dari kepentingan internal hingga eksternal (Colomo-Palacios *et al.*, 2010).

Namun, di balik perkembangan ini, muncul tantangan kritis yang dihadapi oleh perusahaan-perusahaan teknologi, termasuk PT. Ekata Technology Indonesia. Salah satu tantangan utama adalah dalam hal menentukan estimasi biaya untuk pembuatan aplikasi perangkat lunak. Dalam dunia yang semakin kompetitif saat ini, bisnis harus dapat memberikan estimasi biaya yang akurat dan responsif kepada klien mereka. Ini sangat penting untuk menentukan keberhasilan perusahaan teknologi informasi kontemporer. (Endro Prihastono, 2012).

Saat ini di PT. Ekata Technology Indonesia, proses penentuan estimasi harga aplikasi melibatkan koordinasi dan kolaborasi yang intensif antara tim pemasaran

dan tim pengembangan perangkat lunak. Proses ini seringkali melibatkan pertukaran informasi yang kompleks dan memakan waktu, yang terkadang dapat menghambat respon cepat terhadap permintaan pelanggan. Seiring dengan itu, keterlambatan dalam memberikan estimasi harga bisa berpotensi menyebabkan pelanggan kehilangan minat dan mencari alternatif lain (Endro Prihastono, 2012). Inilah tantangan yang harus diatasi untuk tetap bersaing di era ini.

Dalam upaya untuk mengatasi tantangan ini, penggunaan metode *Support Vector Regression* (SVR) sebagai pendekatan matematis untuk menghitung estimasi harga aplikasi muncul sebagai solusi yang menjanjikan. Dengan memanfaatkan data-data *Complexity Weighting Factors*, sistem *Support Vector Regression* (SVR) memiliki dapat memberikan estimasi harga yang lebih cepat, akurat, dan responsif terhadap kebutuhan pelanggan (Olivia Bonita, Lailil Muflikhah and Program, 2018) . Dengan demikian, proses penawaran harga dapat dipercepat, memberikan keunggulan yang dibutuhkan dalam pasar yang berubah dengan cepat dan penuh persaingan. dalam berbagai aspek pengembangan perangkat lunak. Ini termasuk manajemen proyek yang lebih efisien, alokasi sumber daya yang lebih baik, dan perencanaan bisnis yang lebih tepat (Che and Wang, 2014).

Penelitian ini memiliki implikasi yang jauh lebih luas. Penggunaan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk estimasi harga aplikasi perangkat lunak memiliki potensi untuk membuka jalan bagi pengembangan model prediksi yang lebih kompleks ini selaras dengan konsep Islam, bahwa pembuatan software di Menurut Technology Indonesia, transaksi pembuatan software telah dilakukan sesuai

dengan akad wakalah bil ujah yang disertai dengan upah (ujrah), atau seluruh akad wakalah bil ujah, sesuai dengan ketentuan yang berlaku. Dengan demikian, proses pengiriman telah dilakukan sesuai dengan tanggung jawab dan amanah yang diberikan. Oleh karena itu, transaksi pembuatan software telah sesuai dengan akad wakalah bil ujah. Firman Allah adalah dasar hukum wakalah:

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا أَنْفِقُوا مِمَّا رَزَقْنَاكُمْ مِنْ قَبْلِ أَنْ يَأْتِيَ يَوْمٌ لَا بَيْعَ فِيهِ وَلَا حُلَّةَ وَلَا شَفَاعَةَ وَالْكَافِرُونَ هُمُ الظَّالِمُونَ

*”Hai orang-orang yang beriman, belanjakanlah (di jalan Allah) sebagian dari rezeki yang telah Kami berikan kepadamu sebelum datang hari yang pada hari itu tidak ada lagi jual beli dan tidak ada lagi syafa’at. Dan orang-orang kafir itulah orang-orang yang zalim”.* (QS:Al-Baqarah ayat 254).

Ayat QS. Al-Baqarah (2): 254 berbicara tentang betapa pentingnya mengambil bagian dari rezeki yang telah diberikan oleh Allah sebelum datangnya hari ketika jual beli, persahabatan, dan syafaat tidak ada lagi. Ayat ini memiliki beberapa tafsir yang dapat dikaitkan dengan penelitian tentang prediksi estimasi biaya pembuatan aplikasi di PT. Ekata Technology Indonesia. Berikut adalah penjelasan ayat ini berdasarkan sumber jurnal penelitian: Ayat ini memerintahkan orang-orang beriman untuk mengeluarkan sebagian dari rezeki yang telah diberikan oleh Allah sebagai bentuk ketaatan kepada-Nya Dalam konteks penelitian, hal ini dapat dihubungkan dengan pentingnya mengalokasikan sumber daya yang tepat untuk memperkirakan biaya pembuatan aplikasi dengan akurat dan efektif.

Tafsir Al-Qurtubi menyatakan bahwa mengeluarkan harta di jalan Allah dapat menjadi wajib atau anjuran, tergantung pada keadaan yang menyertainya Dalam penelitian, hal ini dapat diartikan bahwa penggunaan metode estimasi biaya

yang tepat harus disesuaikan dengan keadaan proyek yang sedang berjalan. Ayat ini juga memerintahkan untuk mengeluarkan harta di jalan Allah selama masih memiliki kemampuan melakukannya sebagai bekal di hari akhir kelak. Dalam penelitian, hal ini dapat dihubungkan dengan pentingnya mengalokasikan sumber daya dengan bijak untuk memperkirakan biaya pembuatan aplikasi yang dapat memberikan manfaat jangka panjang. Dalam konteks penelitian tentang prediksi estimasi biaya pembuatan aplikasi, ayat QS. Al-Baqarah (2): 254 dapat diartikan sebagai pengingat akan pentingnya mengalokasikan sumber daya dengan bijak dan mengeluarkan sebagian dari rezeki yang telah diberikan oleh Allah untuk memperkirakan biaya pembuatan aplikasi dengan akurat dan efektif.

Penelitian mengenai prediksi menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) pernah dilakukan dalam permasalahan prediksi return saham syariah di mana menunjukkan model karena memiliki nilai MSE terendah dan  $R^2$  terbesar dibandingkan dengan penggunaan kernel fungsi polinomial berderajat satu hingga lima, fungsi kernel radial basis memiliki prediksi SVR terbaik berdasarkan data pelatihan (Maharesi *et al.* 2013).

Dengan dasar masalah yang telah diuraikan, penelitian ini memiliki tujuan yang sangat penting, yakni mengembangkan model machine learning yang bukan hanya efisien dan akurat dalam menghitung estimasi harga aplikasi perangkat lunak, tetapi juga mendorong inovasi serta membuka peluang baru dalam industri teknologi informasi yang terus berkembang dan berubah secara dinamis (Rajper and Shaikh, 2016). Hal ini diharapkan dapat membantu PT. Ekata Technology

Indonesia untuk bisa bersaing dalam industri ini, sambil terus memberikan layanan yang responsif dan berkualitas tinggi kepada pelanggan mereka.

## 1.2 Identifikasi Masalah

Bagaimana mengukur *error prediction* model *Support Vector Regression* (SVR) yang akurat untuk mengestimasi biaya pembuatan *software*.

## 1.3 Batasan Masalah

1. Data hanya untuk memprediksi estimasi biaya pembuatan *software* dari PT. Ekata Technology Indonesia.
2. Data yang digunakan adalah data proyek PT. Ekata Technology Indonesia dari bulan Januari sampai dengan September 2023.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Mengukur *error prediction* model prediksi *Support Vector Regression* (SVR) untuk mengestimasi biaya pembuatan *software* di PT. Ekata Technology Indonesia.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini yaitu performa dari metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk memprediksi estimasi biaya pembuatan *software*. Jenis kelompok yang mungkin mendapatkan manfaat dari temuan penelitian ini termasuk:

1. Komunitas *Software Engineering* dengan tujuan musyawarah; dan pihak-pihak terkait.

2. Peneliti *Data Mining* untuk tujuan rujukan penelitian.
3. PT. Ekata Technology Indonesia untuk penetapan biaya pembuatan *software* yang baru.
4. Calon pelanggan PT. Ekata Technology Indonesia untuk pengajuan biaya pembuatan *software*

## BAB II

### STUDI PUSTAKA

#### 2.1 Support Vector Regression

Riset oleh Putri, Soehardjoepri, and Suharsono (2023) dilakukan untuk memprediksi *exchange rate dollar* Amerika terhadap rupiah dengan menggunakan metode SVR-GA (*Support Vector Regression-Genetic Algorithm*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVR-GA memiliki hasil optimasi yang lebih baik berdasarkan nilai kebaikan model. Kemudian riset oleh Lestari *et al.* (2021) memprediksi penurunan jumlah penderita pandemic COVID-19 dengan menggunakan metode Support Vector Regression (SVR) dengan kernel RBF, Sigmoid, dan Polynomial. Penelitian menunjukkan bahwa SVR dengan kernel RBF memiliki hasil prediksi yang lebih baik daripada kernel lain.

Kemudian riset oleh Evy Sulistianingsih (2018) Metode SVR digunakan untuk memprediksi nilai tukar dolar AS terhadap rupiah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVR dapat digunakan untuk memprediksi nilai tukar dolar AS terhadap rupiah. dengan akurasi yang cukup baik. Lalu riset oleh Hendayanti, Suniantara, and Nurhidayati (2019) Metode SVR digunakan untuk memprediksi jumlah kunjungan wisatawan ke Bali. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVR dapat digunakan untuk memprediksi dengan akurat jumlah kunjungan wisatawan domestik ke Bali. Riset oleh Putri, Winahju, and Mashuri (2020) metode SVR dengan kernel polynominal menghasilkan nilai RMSE terkecil dibandingkan dengan kernel linier, RBF, dan metode *Ridge Regression*



untuk studi kasus indeks harga batubara. Sehingga, metode yang terpilih adalah *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel polynominal.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVR dapat digunakan untuk memprediksi data numerik dengan akurasi yang cukup tinggi. Selain itu, dalam beberapa kasus, SVR mungkin lebih baik daripada model regresi linear. Oleh karena itu, SVR dapat menjadi alternatif yang baik untuk digunakan dalam memprediksi data numerik.

## **2.2 Software Cost Estimation (SCE)**

*Software Cost Estimation* (SCE) adalah proses untuk menghitung jumlah usaha, sumber daya, dan biaya yang diperlukan untuk mengembangkan perangkat lunak.. Beberapa metode yang telah dikembangkan untuk SCE antara lain COCOMO, *Function Point Analysis* (FPA), *Use Case Point* (UCP), Machine Learning (ML) dan Artificial Intelligence (AI) (Rajper and Shaikh 2016). Dalam memilih metode estimasi biaya yang tepat, perlu mempertimbangkan karakteristik proyek, data yang tersedia, dan tujuan estimasi. Metode yang lebih kompleks seperti COCOMO dan ML/AI mungkin memerlukan lebih banyak data dan pengetahuan ahli, sedangkan metode yang lebih sederhana seperti FPA dan UCP mungkin lebih mudah digunakan tetapi kurang akurat (Yang *et al.* 2008). Faktor-faktor yang mempengaruhi estimasi biaya antara lain ketidakjelasan lingkup, kompleksitas design, dan ukuran proyek. Untuk mengurangi risiko perubahan estimasi biaya, perlu dilakukan pembaruan estimasi secara berkala berdasarkan informasi yang tersedia.

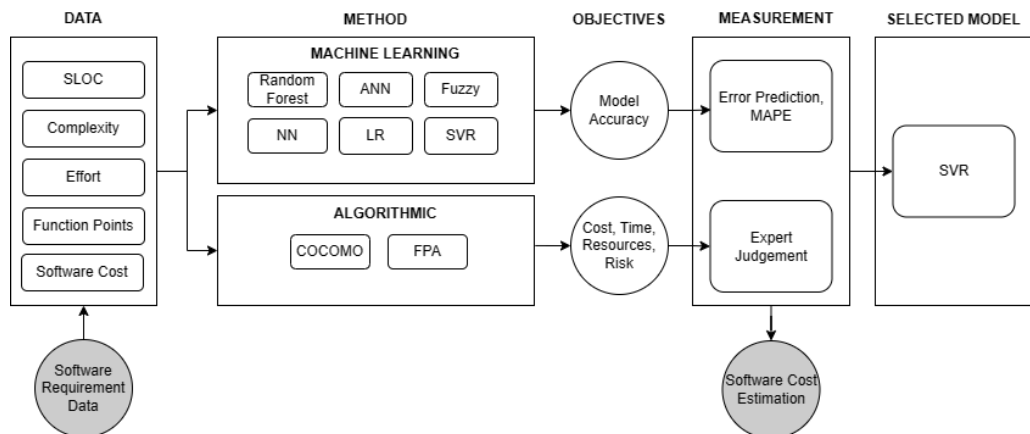
Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan untuk mengembangkan metode estimasi biaya yang lebih akurat dan efektif. Sebagai contoh, pada penelitian Shekhar (2018) dilakukan systematic literature review untuk mengevaluasi teknik-teknik estimasi biaya pengembangan perangkat lunak. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa teknik-teknik seperti COCOMO, FPA, dan UCP masih menjadi teknik yang paling banyak digunakan dalam SCE. Namun, penelitian ini juga menunjukkan bahwa teknik-teknik ML dan AI seperti SVR dan ANN memiliki potensi untuk memberikan hasil yang lebih akurat.

Pada penelitian oleh Chirra and Reza (2019) dilakukan survey terhadap berbagai pendekatan estimasi biaya pengembangan perangkat lunak. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa COCOMO, FPA, dan UCP adalah metode yang paling banyak digunakan, tetapi penelitian ini juga menunjukkan bahwa metode ML dan AI seperti SVR dan ANN mungkin lebih akurat.

Dari hasil penelitian-penelitian di atas, dapat disimpulkan bahwa terdapat berbagai metode yang dapat digunakan untuk melakukan estimasi biaya pengembangan perangkat lunak, dan pemilihan metode yang tepat perlu mempertimbangkan karakteristik proyek, data yang tersedia, dan tujuan estimasi. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut untuk mengembangkan metode estimasi biaya yang lebih akurat dan efektif.

### **2.3 Kerangka Teori**

Untuk melakukan penelitian tentang prediksi estimasi biaya pembuatan software dengan metode Support Vector Regression (SVR), harus mengacu pada jurnal-jurnal penelitian sebelumnya, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.1 :



Gambar 2.1 Kerangka Teori

Pada gambar 2.1 dapat dilihat terdapat dua pendekatan utama dalam estimasi biaya pengembangan perangkat lunak yang digunakan dalam jurnal-jurnal sebelumnya yang telah melakukan penelitian terkait, yaitu *Machine Learning* (ML) dan *Algorithmic*. Data yang menjadi dasar estimasi mencakup parameter-parameter penting seperti *Source Lines of Code* (SLOC), tingkat kompleksitas, usaha yang dibutuhkan (Effort), ukuran fungsional perangkat lunak dalam bentuk Function Points, dan biaya pembuatan software. Di bawah pendekatan *Machine Learning*, algoritma seperti *Random Forest*, *Support Vector Regression* (SVR), *Artificial Neural Networks* (ANN), *Neural Network* (NN), dan *Linear Regression* (LR) digunakan dengan tujuan utama untuk menciptakan model prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Di sisi lain, pendekatan *Algorithmic* melibatkan metode COCOMO (Constructive Cost Model) dan Function Point Analysis (FPA) untuk memberikan estimasi yang komprehensif, termasuk estimasi biaya, waktu, dan sumber daya dalam pengembangan perangkat lunak. Di penelitian ini peneliti menggunakan

metode SVR untuk melakukan prediksi *Software Cost Estimation* (SCE). Dalam melakukan penelitian tentang prediksi biaya pembuatan *software* dengan metode SVR perlu mereferensi ke jurnal-jurnal sebelumnya yang telah digunakan sebagai kerangka teori, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.1

Tabel 2. 1 Daftar Jurnal

No	Peneliti (Tahun)	Metode dan Studi Kasus	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
1.	Putri <i>et al.</i> , (2023)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi nilai tukar dolar Amerika terhadap rupiah dengan menggunakan metode SVR-GA	<ul style="list-style-type: none"> <li>SVR-GA-RBF</li> <li>SVR-RBF</li> <li>SVR-PSO-RBF</li> </ul>	Akurasi <ul style="list-style-type: none"> <li>72%</li> <li>71%</li> <li>93%</li> </ul>
2.	Lestari <i>et al.</i> , (2021)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi penurunan jumlah penderita pandemic COVID-19 dengan Kernel RBF, Sigmoid, Polynomial.	SVR-Linear	MSE 93 MAPE 14.3%
3.	Evy Sulistianingsih, (2018)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi nilai tukar dolar Amerika Serikat terhadap rupiah	SVR-Linear	Akurasi 53%
4.	Hendayanti <i>et al.</i> , (2019)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi jumlah kunjungan wisatawan domestik ke Bali.	SVR-RBF	MAPE 7.30%
5.	Putri <i>et al.</i> (2020)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi indeks harga batubara.	<ul style="list-style-type: none"> <li>SVR Linier</li> <li>SVR Polynomial</li> <li>SVR RBF</li> </ul>	Akurasi <ul style="list-style-type: none"> <li>68%</li> <li>61%</li> <li>70%</li> </ul>
6.	Manikavelan and Ponnusamy (2013)	Membandingkan variasi model algorithmic untuk memprediksi estimasi pembuatan software	<ul style="list-style-type: none"> <li>COCOMO Model</li> <li>FPA Model</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>COCOMO mengabaikan komunikasi dengan customer</li> <li>FPA masih belum mampu menghasilkan output sejelasa COCOMO</li> </ul>
7.	Panahi <i>et al.</i> (2020)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi kerentanan tanah longsor	<ul style="list-style-type: none"> <li>SVR</li> <li>SVR-GWO</li> <li>SVR-Bee</li> </ul>	MAPE <ul style="list-style-type: none"> <li>19.11%</li> <li>24.12%</li> <li>23.62%</li> </ul>
8.	Guo <i>et al.</i> (2019)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi arus penumpang jangka pendek	<ul style="list-style-type: none"> <li>SVR-LSTM</li> </ul>	MAPE 14..84% RMSE 80.12%

No	Peneliti (Tahun)	Metode dan Studi Kasus	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
				MAE 47.58%
9.	Maulana, Setiawan, and Dewi (2019)	Metode SVR digunakan untuk memprediksi Penjualan Roti Harum Bakery	SVR-RBF	RMSE 0,0017
10.	Shekhar (2018)	Review berbagai macam teknik untuk menghitung <i>Software Cost Estimation</i>	Review	Teknik ML seperti SVR memiliki potensi untuk memberikan hasil yang lebih akurat.
11.	Attarzadeh and Ow (2010)	Metode ANN untuk menghitung <i>Software Cost Estimation</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• ANN</li> <li>• COCOMO</li> </ul>	MMRE <ul style="list-style-type: none"> <li>• 0.440856158</li> <li>• 0.531796411</li> </ul>

Dengan nilai akurasi dan error prediksi 0,0017, algoritma Support Vector Regression (SVR) menunjukkan performa terbaik dibandingkan metode lain, seperti yang ditunjukkan oleh Tabel 2.1 dari penelitian sebelumnya. Selain itu, hasil model beberapa penelitian menunjukkan bahwa ketepatan hasil model metode SVR melebihi nilai 50%. Sedangkan untuk metode *Algorithmic* seperti COCOMO dan FPA tidak menjadi pilihan peneliti karena menurut penelitian oleh Manikavelan and Ponnusamy (2013) kompleksitas COCOMO dan FPA yang menghambat kemudahan akses *customer*.

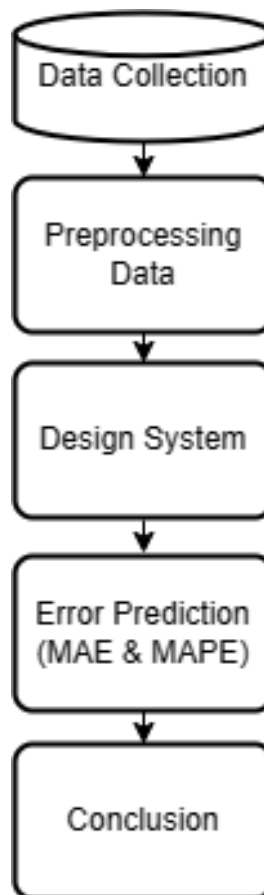
## BAB III

### DESAIN DAN IMPLEMENTASI

Pada bab ini akan membahas secara rinci tentang metode *Support Vector Regression* (SVR) yang digunakan untuk prediksi estimasi biaya pembuatan *software* di PT. Ekata Technology Indonesia. Bab ini juga membahas desain dan implementasi SVR yang digunakan dalam penelitian, termasuk parameter dan kernel yang dipilih untuk metode SVR. Penelitian ini juga akan membahas tentang pengujian model dengan menggunakan data testing dan pengukuran akurasi model dengan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

#### 3.1 Desain Penelitian

Untuk memungkinkan proses desain dan implementasi dimulai dari hal-hal dasar dan mencapai hasil yang optimal, penelitian ini melibatkan melakukan beberapa langkah secara bertahap. Pemrosesan data dimulai dengan pemahaman proses bisnis untuk mengetahui dan memahami proses bisnis saat ini. Tahap berikutnya adalah pemahaman data, atau pemahaman data, dan persiapan data, atau persiapan data. Setelah pengumpulan data, dilakukan preprocessing data, lalu desain sistem *Support Vector Regression* (SVR). Hasil rata-rata metode SVR dihitung menggunakan algoritma ini. Terakhir, penarikan kesimpulan dilakukan. Proses desain penelitian digambarkan pada Gambar 3.1 :

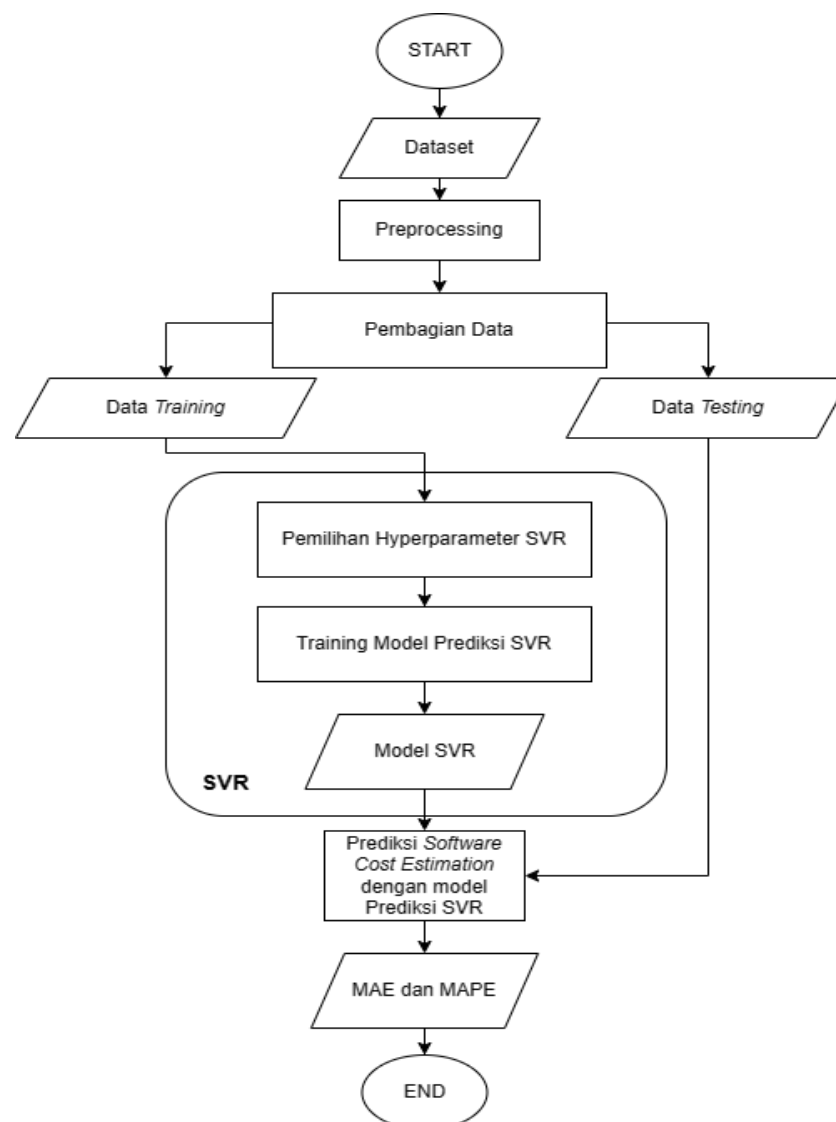


Gambar 3. 1 Desain Penelitian

Gambar 3.1 menunjukkan desain rancangan penelitian. Ini dimulai dengan penjelasan tentang dataset dan fitur yang digunakan, preprocessing untuk melakukan evaluasi data, dan pemilihan fitur. Selanjutnya, desain sistem meliputi persiapan data awal dengan memberikan penjelasan tentang proses bisnis dan pemahaman data, serta penjelasan alur *Support Vector Regression* (SVR). Eksperimen kemudian dilakukan dengan melakukan skenario Algoritma SVR. Error Prediction menggunakan Mean Absolute Error (MAE) & Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Terakhir adalah *Conclusion* atau penarikan kesimpulan.

### 3.2 Desain Sistem

Proses desain sistem akan dijelaskan di sini. Gambar berikut menunjukkan alur kerja proses desain sistem menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) digunakan untuk melakukan prediksi *Software Cost Estimation* (SCE) dan menghitung akurasi model SVR. 3.2 :



Gambar 3. 2 Desain Sistem



Gambar 3.2 menunjukkan langkah pertama yang dilakukan untuk mengumpulkan data dan mengevaluasinya sesuai dengan *Complexity Weighting Factors* berdasarkan *Intermediate COCOMO* karena menurut penelitian oleh (Heemstra 1990) parameter *Complexity Weighting Factors* adalah karakteristik informasi paling umum yang dapat diketahui oleh *customer* daripada parameter yang lain. Langkah selanjutnya *split* data yang akan digunakan sebagai data *training* dan *testing*. Selanjutnya pemilihan *hyperparameter* dari *Support Vector Regression* (SVR), pada penelitian ini menggunakan kernel Polynomial karena menurut penelitian oleh (Putri *et al.* 2020) kernel Polynomial adalah kernel yang paling umum digunakan dalam metode SVR karena kemampuannya dalam menangani berbagai jenis data dan sangat fleksibel. Langkah selanjutnya melakukan prediksi dengan *Support Vector Regression* (SVR) dengan menggunakan kernel Polynomial. Selanjutnya menghitung akurasi dari model SVR dengan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

### **3.3 Data Collection**

Untuk mendapatkan data yang tepat, tahapan pengumpulan data yang penting dalam penelitian ini membutuhkan beberapa tahapan, termasuk pemahaman tentang proses bisnis dari objek yang akan diteliti, pemahaman tentang data yang akan dikumpulkan, dan kesiapan untuk mengolah data. Dengan demikian, pengumpulan data dapat dilakukan dengan benar untuk memulai proses penyelidikan.

### **3.3.1 Business Process Understanding**

Sebelum mempersiapkan data yang akan diolah, tahap ini adalah memahami proses bisnis yang ada. Proses estimasi harga aplikasi di PT. Ekata Technology Indonesia merupakan langkah penting dalam pengembangan dan penentuan harga aplikasi yang ditawarkan kepada klien. Dalam studi kasus ini, peneliti akan fokus pada penggunaan model prediksi menggunakan parameter *Complexity Weighting Factors* (Boehm, B. W. 1981) dari data terkait proyek – proyek yang sebelumnya telah dikumpulkan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR).

### **3.3.2 Data Understanding**

Setelah memahami proses bisnis, langkah selanjutnya adalah memahami data yang berkaitan dengan proses tersebut. Semua parameter data yang didasarkan pada faktor kompleksitas berat berpengaruh terhadap perhitungan estimasi biaya software (SCE) yang sudah ditetapkan. Selain itu, ada parameter data tertentu yang mungkin memiliki dampak yang signifikan terhadap penerapan model yang akan digunakan.

### **3.3.3 Data Preparation**

Data Primer yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dashboard pemantauan proyek PT. Ekata Technology Indonesia, yang dapat ditemukan di halaman web resmi bagian admin (<https://admin.official-ekata.com/>). Untuk mengumpulkan data dari proyek-proyek PT. Ekata Technology Indonesia, setiap produk dievaluasi dengan menggunakan masing-masing parameter Penilaian

Kompleksitas. Parameter dataset yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan dalam Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3. 1 Detail Variabel Dataset (sumber : (Boehm 2007))

No.	Atribut	Deskripsi
1.	Pencadangan yang handal	Menilai kebutuhan sistem untuk memiliki sistem pencadangan dan pemulihan yang handal untuk melindungi data dari kehilangan atau kerusakan.
2.	Komunikasi Data	Mengevaluasi apakah diperlukan kemampuan untuk mengirim dan menerima data, termasuk proses pengiriman, penerimaan, enkripsi, dan integrasi dengan pihak ketiga.
3.	Fungsi Pemrosesan Terdistribusi	Mengukur apakah sistem memerlukan fungsi pemrosesan yang terdistribusi, seperti penggunaan API, untuk menjalankan operasi tertentu.
4.	Kinerja yang Kritis	Menilai apakah kinerja aplikasi sangat penting, misalnya, jika aplikasi harus sangat cepat atau cukup untuk menjalankan fungsinya.
5.	Lingkungan Operasional yang Digunakan dengan Intensitas Tinggi	Menentukan apakah sistem akan digunakan dalam lingkungan operasional yang sudah ada dan sangat digunakan, seperti produksi massal atau lingkungan produksi.
6.	Entri Data Daring ( <i>Online</i> )	Mengevaluasi apakah sistem memerlukan kemampuan untuk memasukkan data secara daring ( <i>online</i> ), yang mencakup operasi CRUD ( <i>Create, Read, Update, Delete</i> ).
7.	Entri Data Daring melalui Beberapa Layar atau Operasi	Menentukan apakah entri data daring melibatkan serangkaian transaksi input yang memerlukan beberapa layar atau operasi.
8.	Pembaruan File Master Secara Daring	Mengevaluasi apakah file master harus diperbarui secara daring, terutama jika aplikasi memiliki tingkat dinamisme yang tinggi.
9.	Input, Output, File, atau Pertanyaan yang Kompleks	Menentukan apakah input, output, file, atau komponen aplikasi lainnya memiliki tingkat kompleksitas yang tinggi.
10.	Pemrosesan Internal yang Kompleks	Mengukur kompleksitas pemrosesan internal atau peraturan aplikasi yang harus dijalankan oleh sistem.
11.	Desain Kode yang Dapat Digunakan Kembali	Menilai apakah kode aplikasi dirancang agar dapat digunakan kembali, seperti dalam konteks <i>Continuous Integration/Continuous Development (CI/CD)</i> .
12.	Konversi dan Instalasi Termasuk dalam Desain	Menentukan apakah konversi data dan instalasi sistem termasuk dalam desain aplikasi dan harus diintegrasikan
13.	Dirancang untuk Instalasi di Berbagai Organisasi	Mengevaluasi apakah sistem dirancang untuk dapat diinstal di berbagai organisasi, misalnya, jika aplikasi akan digunakan secara luas dalam konteks yang berbeda.
14.	Dirancang untuk Kemudahan Perubahan dan Penggunaan oleh Pengguna	Menentukan apakah aplikasi dirancang untuk memfasilitasi perubahan dan digunakan dengan mudah oleh pengguna, termasuk pemahaman penggunaan digital.
15.	Harga/Biaya	Total SCE yang ditawarkan oleh PT. Ekata Technology Indonesia untuk <i>software</i> terkait.

Jumlah data yang diolah untuk proyek PT. Ekata Technology Indonesia berjumlah 50 data, yang diproses dari Januari 2023 hingga September 2023

(sumber: data dashboard admin PT. Ekata Technology Indonesia, 2023). Beberapa data yang diambil dari data dashboard ditunjukkan pada Gambar 3.3

No	Nama Project	Deskripsi	Deadline	Progress	Action
1	Green Tech	Web untuk Greentech	Wednesday, 26 July 2023	COMPLETED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
2	Web Selsol Perumahan	Web kuisioner untuk seleksi pekerjaan perusahaan	Tuesday, 11 July 2023	COMPLETED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
3	Summary	Kumpulan Artikel Optimasi Perencanaan Pengambilan Mata Kuliah	Friday, 02 June 2023	COMPLETED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
4	Website Hi Toyo	Disain Figma + Tampilan frontend WEB	Wednesday, 07 June 2023	COMPLETED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
5	Pemrograman Java Frontend Backend + Database	JAVA GUI dan Database	Wednesday, 07 June 2023	COMPLETED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
6	Database Explanation	Mengisahkan terkait database, ERD, UML, dkk	Wednesday, 07 June 2023	COMPLETED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
7	Pembuatan + Peningkatan Pembuatan API Firebase	API pakai express teruc database nya pakai cloud function dari google firebase	Sunday, 11 June 2023	STOP	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
8	Android Fundamental	Pengerjaan submission Kotlin Fundamental	Thursday, 15 June 2023	STOP	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
9	Live Coding Java	Live Coding Java	Saturday, 10 June 2023	REJECTED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>
10	Penambahan Fitur Web PHP	Jaki tugas web php native	Tuesday, 28 March 2023	COMPLETED	<a href="#">🔍</a> <a href="#">🗑️</a> <a href="#">🔴</a>

Gambar 3. 3 Data dashboard admin (sumber: data dashboard admin PT. Ekata Technology Indonesia, 2023)

Proses pengambilan data ini melibatkan pemantauan proyek-proyek yang berjalan dan pencatatan informasi terkait dengan setiap proyek, termasuk tingkat kompleksitas proyek dan harga aplikasi. Setelah data didapatkan dari dashboard admin selanjutnya yaitu melakukan evaluasi sesuai dengan parameter yang ada di Tabel 3.1 berdasarkan input parameter *Complexity Weighting Factors* dengan menggunakan Skala Likert. Skala Likert digunakan karena penelitian oleh (Evy Sulistianingsih 2018) Skala Likert dapat digunakan dalam penelitian untuk mengukur pendapat dan persepsi seseorang tentang fenomena sosial atau faktor-faktor yang berpengaruh lainnya. detail skala likert dari penelitian ini ditunjukkan di tabel 3.2 :

Tabel 3. 2 Detail skala likert (Boehm 1981)

Skala	Deskripsi
1	tidak berpengaruh
2	berpengaruh tetapi tidak signifikan

3	berpengaruh
4	berpengaruh signifikan
5	berpengaruh kuat / sangat signifikan

Kemudian berikut adalah beberapa data yang di *capture* dari data yang telah di evaluasi dengan menggunakan parameter yang ada di Tabel 3.1 berdasarkan input parameter *Complexity Weighting Factors* dengan menggunakan Skala Likert dapat ditunjukkan di Gambar 3.3 :

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	
Tranaksi	Nama Aplikasi	Apakah sistem memerlukan pembaruan dan pemeliharaan yang signifikan yang harus dilakukan secara berkala?	Apakah dilakukan pembaruan sistem? (Ya/ Tidak)	Apakah terdapat tingkat pembaruan yang berkala? (Ya/ Tidak)	Apakah kinerja aplikasi target diukur? (Ya/ Tidak)	Apakah kinerja aplikasi diukur secara berkala? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem akan berjalan dalam lingkungan yang berbeda? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan entri data secara berkala? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)	Apakah sistem memerlukan pembaruan data yang signifikan? (Ya/ Tidak)
9270203 23.06.00	Siapa	2	3	5	5	5	5	4	4		2	3	4	4	1	1	
9270203 02.01.43	Smartfish	2	4	2	2	5	4	4	4		1	4	4	4	2	1	
9270203 1.00.42	Wesaka N. Trip	1	3	1	2	2	4	4	4		1	2	3	2	1	2	
9270203 1.08.20	Alamir Research App	1	3	3	3	2	3	3	3		1	2	3	4	1	2	
9270203 1.09.00	Landing Page Intrens +	2	1	1	5	5	2	3	3		1	1	4	1	5	3	
9260203 23.06.00	Siapa	2	3	5	5	5	4	4	4		2	3	4	4	1	1	
9270203 02.01.43	Smartfish	2	4	2	2	5	4	4	4		1	4	4	4	2	1	
9270203 1.00.42	Wesaka N. Trip	1	3	1	2	2	4	4	4		1	2	3	2	1	2	
9270203 1.08.20	Alamir Malawana	1	3	3	2	2	3	3	3		1	2	3	1	2	2	
9270203 1.08.20	Landing Page	2	1	1	5	5	2	2	2		1	1	3	1	2	2	
9260203 23.06.00	Siapa	2	3	5	5	5	4	4	4		2	3	4	4	1	1	
9270203 02.01.43	Smartfish	2	4	2	2	5	4	4	4		1	4	4	4	2	1	
9270203 1.00.42	Wesaka N. Trip	1	3	1	2	2	4	4	4		1	2	3	2	1	2	
9270203 1.08.20	DP Panel	1	3	3	3	2	3	3	3		1	2	3	1	2	2	
9270203 1.09.00	Plasma	2	1	1	5	5	2	3	3		1	1	4	1	5	3	
9260203 23.06.00	Siapa	2	3	5	5	5	4	4	4		2	3	4	4	1	1	
9270203 02.01.43	Smartfish	2	4	2	2	5	4	4	4		1	4	4	4	2	1	
9270203 1.00.42	Siapa	1	3	3	2	2	3	3	3		1	2	3	2	1	2	

Gambar 3. 4 data yang diolah

Dapat dilihat Tabel 3.1, Tabel 3.2, dan Gambar 3.3 untuk melihat contoh jenis data dan 15 atribut. Selanjutnya, atribut target, atribut harga, ditentukan untuk digunakan sebagai penetapan biaya yang baru. Hasil dari evaluasi ini menjadi data primer yang dianalisis dan dimodelkan guna memprediksi estimasi harga aplikasi di PT. Ekata Technology Indonesia. Data primer ini menjadi landasan utama dalam pengembangan model prediksi biaya proyek aplikasi perangkat lunak dengan metode *Support Vector Regression (SVR)* di PT. Ekata Technology Indonesia.

### 3.4 Preprocessing

Proses Data awalnya berbentuk list data aplikasi beserta harga jual nya, kemudian diolah dalam bentuk *spreadsheet* menggunakan evaluasi parameter-parameter *Complexity Weighting Factors*. Sebelum menggunakan algoritma SVR

untuk melakukan prediksi, data mentah harus diolah supaya siap untuk digunakan.

Pengolahan data ini dilakukan dalam dua tahap, yaitu:

### 3.4.1 Memuat Dataset

Data-data aplikasi dan estimasi harga yang telah terkumpul akan dimuat ke dalam spreadsheet dengan Evaluasi *Complexity Weighting Factors*.

### 3.4.2 Preprocessing Data

Proses preprocessing data akan dilakukan untuk memastikan bahwa data siap untuk digunakan dalam pembuatan model prediksi. Proses ini mencakup beberapa langkah sebagai berikut:

a) Penanganan *Missing Value*

Memeriksa dataset untuk memastikan bahwa tidak ada data yang hilang (*missing value*). Jika ada baris data yang mengandung *missing value*, baris tersebut akan dihapus untuk menjaga integritas *dataset*.

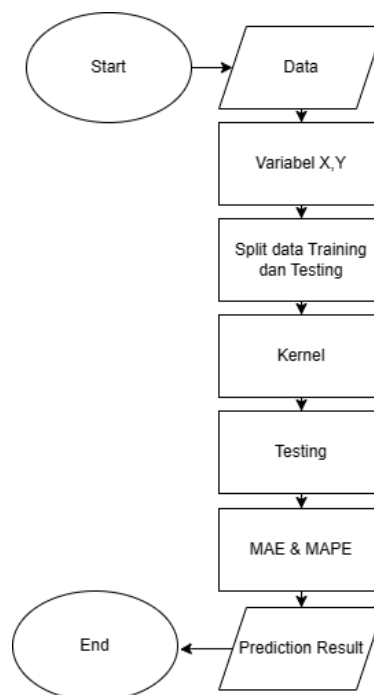
b) Seleksi Fitur

Pada titik ini, sangat penting untuk memahami bagaimana variabel-variabel dalam dataset berinteraksi satu sama lain. Salah satu cara untuk mengetahui hubungan ini adalah dengan menggunakan metode *pearson correlation coefficient*. Metode *pearson correlation coefficient* mengukur sejauh mana dua variabel berkorelasi linier satu sama lain. Koefisien ini dapat memberikan pemahaman apakah suatu variabel memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel lain dalam konteks *Software Cost Estimation (SCE)*.

### c) Pembagian Data

Dataset akan di *split* dengan persentase sebesar 80:20 untuk digunakan sebagai data latihan (training data) dan data uji (testing data). Ini penting untuk mengevaluasi kinerja model.

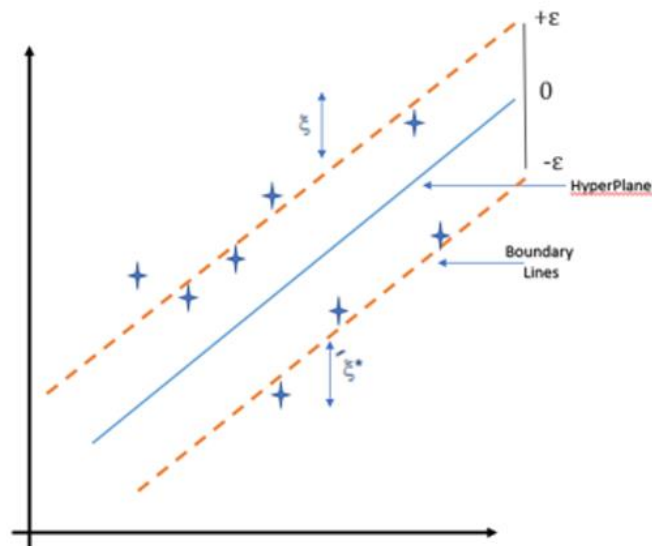
## 3.5 Experiment



Gambar 3.5 *Flowchart SVR* (sumber: Chun-Hsin Wu 2004)

Gambar 3.5 menunjukkan flowchart proses prediksi yang terlibat dalam desain metode SVR yang digunakan dalam penelitian ini. Nilai variabel dalam penelitian diprediksi menggunakan *Support Vector Regression* (SVR). SVR dapat memberikan nilai akurasi prediksi optimal untuk nilai aktual dan prediksi, dan juga dapat mengurangi tingkat kesalahan prediksi.

Selanjutnya Gambaran umum algoritma SVR adalah melakukan percobaan untuk menemukan nilai terbaik dalam bentuk garis antara garis *hyperplane* dan garis batas (*boundary line*), seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.6:



Gambar 3.6 Cara kerja SVR (Sethi 2020)

Dalam gambar 3.6, garis yang memisahkan dua garis kelas data atas dan bawah dikenal sebagai *hyperplane*. Garis ini akan membantu nilai prediksi pada SVR, sementara rumus persamaan berada pada *hyperplane* 3.1:

$$y = W x + b \quad (3.1)$$

keterangan:

y adalah nilai prediksi

W adalah bobot atau weight

x adalah variabel dependen

b adalah bias

Kernel yang akan digunakan untuk SVR dalam penelitian ini adalah *Polynomial* kernel dengan rumus :



$$k(X_i, X_j) = |X_i - X_j|^d \quad (3.2)$$

Terdapat Pada strategi uji coba ini, data sampel yang digunakan tabel 3.3 :

Tabel 3. 3 Dataset sample

No.	Nama Aplikasi	Variabel														Harga
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
1	App Ojek Online Tulungagung	2	3	5	5	5	4	4	2	3	4	4	1	1	4	10000000
2	Web pengumpulan paper	2	4	2	2	5	4	4	1	4	4	2	1	1	3	5000000
3	Website Hi Toyz	1	3	1	2	3	4	4	1	2	3	2	1	2	4	2000000
4	Absensi Sekolah App	1	3	3	3	2	3	3	1	2	3	1	2	2	4	2500000
5	Landing Page Instansi + SEO	2	1	1	5	5	2	3	1	1	1	5	3	5	4	2500000
6	Website pengumpulan tugas (elearning)	1	4	2	3	2	4	4	2	3	2	1	3	3	4	10000000
7	App display Panel Kegiatan	1	2	1	2	2	3	4	2	2	2	1	1	2	3	1000000
8	Web audit fakultas	2	3	2	2	3	3	3	2	3	4	2	1	3	3	4000000
9	Website seleksi perusahaan	1	3	2	2	2	3	3	1	2	2	1	1	3	3	1500000
10	Web SPK KB	1	1	2	2	2	3	2	3	1	2	1	1	1	3	1000000

Tabel 3.3 menunjukkan sampel contoh data *Complexity Weighting Factors* dari aplikasi PT. Ekata Technology Indonesia selama bulan Januari 2023 sampai September 2023. Variabel yang ditetapkan dari table 3.3 sebagai sumbu X dari metode *Support Vector Regression* (SVR) adalah :

Tabel 3. 4 Variabel sumbu X

Variabel	Atribut	Skala
1.	Pencadangan yang handal	1 - 5
2.	Komunikasi Data	
3.	Fungsi Pemrosesan Terdistribusi	
4.	Kinerja yang Kritis	
5.	Lingkungan Operasional yang Digunakan dengan Intensitas Tinggi	
6.	Entri Data Daring ( <i>Online</i> )	
7.	Entri Data Daring melalui Beberapa Layar atau Operasi	
8.	Pembaruan File Master Secara Daring	
9.	Input, Output, File, atau Pertanyaan yang Kompleks	
10.	Pemrosesan Internal yang Kompleks	
11.	Desain Kode yang Dapat Digunakan Kembali	
12.	Konversi dan Instalasi Termasuk dalam Desain	

13.	Dirancang untuk Instalasi di Berbagai Organisasi	
14.	Dirancang untuk Kemudahan Perubahan dan Penggunaan oleh Pengguna	

Sumbu X menunjukkan variabel faktor kompleksitas dan sumbu Y menunjukkan variabel harga. Dengan perbandingan 70:30 antara data pelatihan dan data pengujian, diharapkan bahwa tingkat prediksi akan meningkat dengan banyaknya data pelatihan.

### 3.5.1 Uji Validasi dan Reliabilitas

Dengan sumbu X untuk faktor kompleksitas pengukuran dan sumbu Y untuk variabel harga, setiap variabel X akan diuji korelasinya untuk validasi dan reliabilitas dari setiap variabel dengan Harga dengan menggunakan *Pearson correlation coefficient*. *Pearson correlation coefficient* adalah metode statistik yang digunakan untuk mengevaluasi hubungan linier antara dua variabel. *Pearson correlation coefficient* dapat digunakan dalam berbagai bidang, termasuk penelitian medis, pendidikan, dan teknologi (Iacobello, Ridolfi, and Scarsoglio 2021). Rumus dari *Pearson correlation coefficient* adalah sebagai berikut:

$$r = \frac{\sum(X_i - X)(Y_i - Y)}{\sqrt{\sum(X_i - X)^2 \sum(Y_i - Y)^2}} \quad (3.3)$$

Keterangan :

$r$  = koefisien korelasi pearson

$X_i$  = nilai dalam variabel X

$Y_i$  = nilai dalam variabel Y

$X$  = rata-rata dari variabel X

$Y$  = rata-rata dari variabel Y

Rumus di atas mengukur sejauh mana dua variabel bergerak bersama-sama dalam hubungan linier. Nilai  $r$  berkisar antara -1 dan 1. Nilai  $r$  yang lebih mendekati 1 atau -1 menunjukkan korelasi yang lebih kuat, sedangkan nilai yang lebih mendekati 0 menunjukkan korelasi yang lebih lemah atau tidak ada korelasi. Sedangkan untuk nilai *pearson* dari setiap variabel terdapat di tabel 3.5 :

Tabel 3. 5 Uji Validasi dan Reliabilitas menggunakan *Pearson correlation coefficient*

Variabel	Atribut	Nilai Pearson	Korelasi dan Reliabilitas
1.	Pencadangan yang handal	0.923057	Sangat Kuat
2.	Komunikasi Data	0.766158	Kuat
3.	Fungsi Pemrosesan Terdistribusi	0.708225	Kuat
4.	Kinerja yang Kritis	0.725020	Kuat
5.	Lingkungan Operasional yang Digunakan dengan Intensitas Tinggi	0.549679	Sedang
6.	Entri Data Daring ( <i>Online</i> )	0.698576	Kuat
7.	Entri Data Daring melalui Beberapa Layar atau Operasi	0.447659	Sedang
8.	Pembaruan File Master Secara Daring	0.648697	Kuat
9.	Input, Output, File, atau Pertanyaan yang Kompleks	0.667061	Kuat
10.	Pemrosesan Internal yang Kompleks	0.707692	Kuat
11.	Desain Kode yang Dapat Digunakan Kembali	0.666387	Kuat
12.	Konversi dan Instalasi Termasuk dalam Desain	0.708086	Kuat
13.	Dirancang untuk Instalasi di Berbagai Organisasi	0.588774	Sedang
14.	Dirancang untuk Kemudahan Perubahan dan Penggunaan oleh Pengguna	0.720527	Kuat

Dari tabel 3.5 Dalam uji validitas, dapat disimpulkan bahwa sebagian besar variabel memiliki validitas yang tinggi, yang menunjukkan bahwa instrumen pengukuran yang digunakan mampu mengukur apa yang seharusnya diukur dengan baik. Dalam uji reliabilitas, juga dapat disimpulkan bahwa sebagian besar variabel memiliki reliabilitas yang tinggi, yang menunjukkan bahwa instrumen pengukuran yang digunakan konsisten dalam memberikan hasil yang sama setiap kali digunakan. Hasil korelasi dan reliabilitas tersebut dikategorikan berdasarkan

penelitian oleh (Sedgwick 2012). Sedangkan untuk menghitung nilai awal SVR menggunakan perhitungan berikut :

### 3.5.2 Perhitungan deviasi rata-rata dari variabel X dan Y

$$Mean(x) = \frac{(2 + 3 + 4 + \dots 12 + 13 + 14)}{13} = 8.46153846153846$$

$$Mean(y)$$

$$= \frac{(10000000 + 5000000 + 2000000 + \dots 4000000 + 1500000 + 1000000)}{10}$$

$$= 3800000$$

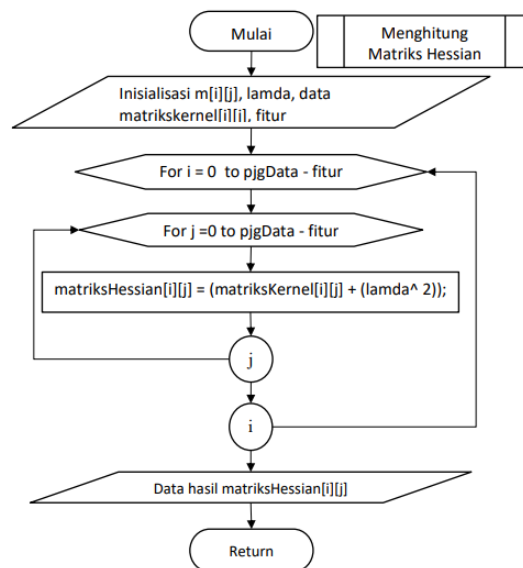
### 3.5.3 Perhitungan data training dengan kernel Polynomial

Langkah selanjutnya adalah menggunakan kernel Polynomial dengan rumus

:

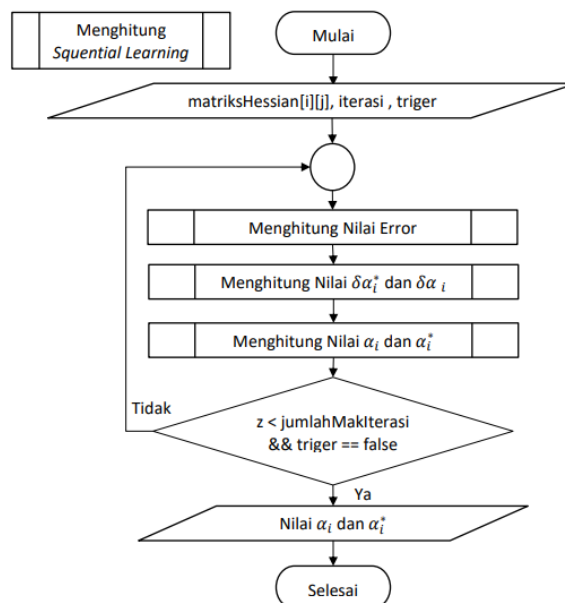
$$k(X_i, X_j) = |X_i \times X_j + c|^d \quad (3.2)$$

Dari rumus diatas dapat dilihat bahwa  $K(x_i, x_j)$  adalah hasil kernel antara sampel pelatihan ke-i dan ke-j dan  $\| X_i - X_j \|^2$  adalah kuadrat dari jarak antara dua vector  $X_i$  dan  $X_j$ . algoritma training yang digunakan adalah *Sequential Learning* dengan algoritma untuk menghitung matriks hessian yang dapat dilihat pada gambar 3.7 :



Gambar 3.7 Diagram alir perhitungan matriks hessian (sumber: Mucholladin, Bachtiar, and Furqon 2021))

Dari diagram diatas dapat dilihat bahwa hasil dari matriks hessian akan digunakan untuk proses training dari sequential learning di gambar 3.8 :



Gambar 3.8 Diagram alir *sequential learning* (sumber: Mucholladin, Bachtiar, and Furqon 2021))

Berdasarkan proses iterasi di gambar 3.8 akan menghasilkan dan mengupdate nilai  $\alpha^i$  (alpha i) untuk digunakan di model prediksi, hal ini dilakukan untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih optimal dengan meng-*update* nilai alpha i sampai jumlah proses iterasi selesai atau nilai alpha i yang di-update sama dengan nilai sebelumnya, maka proses iterasi atau proses *training* akan selesai.

Selanjutnya hasil training dan perhitungan menggunakan kernel *Polynomial* dari data sampel dengan rumus diatas menghasilkan Polynomial dibawah:

$$\text{Polynomial} = [ 0.85831093, 0.69189778, 0.52376073, 0.36489978, \dots \\ 0.21631592, 0.08000915, 0.00497947, 0.00218788, 0.01963138 ]$$

### 3.5.4 Mendapatkan nilai bias

Langkah selanjutnya yaitu menghitung nilai bias menggunakan rumus dibawah :

$$b = y_i - \sum_{j=1}^n a_j \times y_j \times K(x_i, x_j) \quad (3.4)$$

keterangan:

b = nilai bias.

$y_i$  = target aktual untuk sampel pelatihan ke-*i*

$a_j$  = penjabar variabel adalah nilai multiplikator Lagrange untuk vektor pendukung ke-*j*

$y_j$  = target aktual untuk sampel pelatihan ke-*j*

$K(x_i, x_j)$  = hasil kernel antara sampel pelatihan ke-*i* dan ke-*j*

### 3.5.5 Perhitungan prediksi harga

Langkah selanjutnya adalah menghitung prediksi harga dengan rumus:

$$f(X) = \sum(\alpha_i * \text{Kernel Poly}) + b \quad (3.5)$$

Maka perhitungan prediksi harga dari data sampel dengan rumus diatas dengan simplifikasi nilai  $\alpha_i$  (alpha i) adalah 1 dan nilai b (bias) adalah 2499999.832 menghasilkan  $f(X)$  dibawah:

$$f(X) = (1 \times (0.85831093 + 0.69189778 + 0.52376073 + 0.36489978 + 0.21631592 + 0.08000915 + 0.00497947 + 0.00218788 + 0.01963138)) + 2499999.832$$

Hasil prediksi dari SVR ditunjukkan di tabel 3.6 untuk kernel Polynomial

Tabel 3. 6 Prediksi SVR – Polynomial

index	Aktual harga	Prediksi Harga
0	1.500.000	2.499.999
1	5.000.000	2.500.000
2	10.000.000	2.500.000

Tabel 3.5 menggambarkan hasil prediksi dengan sumbu X dan sumbu Y menggunakan variabel pengukuran kompleksitas sebagai sumbu X dan variabel harga sebagai sumbu Y, dengan perbandingan 70:30 antara data pelatihan dan data pengujian, maka banyaknya data training sebanyak 7,dan data testing sebanyak 3.

### 3.6 Pengukuran Error Prediksi

Untuk mengukur kesalahan prediksi, penelitian ini menggunakan Error Absolute Mean (MAE) dan Error Absolute Percentage (MAPE) sebagai hasil akhir dari metode prediksi.

#### 3.6.1 MAE (Mean Absolute Error)

MAE digunakan untuk menghitung nilai keakuratan metode yang digunakan dalam penelitian ini. Ini dilakukan untuk menghitung rata-rata selisih mutlak antara

nilai sebenarnya (aktual) dan nilai prediksi (peramalan). Semakin rendah MAE, Semakin baik model tersebut dalam melakukan peramalan (Chai. T., Draxler, 2014). rumus MAE dapat ditunjukkan di persamaan 3.6 :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_i - F_i| \quad (3.6)$$

Keterangan :

$n$  = ukuran sampel

$A_i$  = nilai data aktual ke- $i$

$F_i$  = nilai data peramalan ke- $i$

### 3.6.2 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Salah satu cara untuk mengetahui seberapa akurat suatu model peramalan adalah dengan menggunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), yang menunjukkan selisih antara nilai aktual dan nilai perkiraan dalam bentuk persentase rata-rata dari nilai aktual. Nilai MAPE yang lebih rendah menunjukkan bahwa model peramalan tersebut lebih akurat (Zhang *et al.* 2019). MAPE dihitung dengan menggunakan rumus berikut :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \times 100\% \quad (3.7)$$

Keterangan :

$MAPE$  = *Mean Absolute Percentage Error*

$n$  = jumlah observasi

$A_t$  = nilai aktual pada periode  $t$

$F_t$  = nilai perkiraan pada periode  $t$



## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Langkah Langkah uji coba

Dalam sistem yang dibangun, tahapan evaluasi dilakukan melalui sejumlah langkah atau tahapan uji coba untuk menentukan tingkan kesalahan (*error*) pada model. Beberapa tahapan atau langkah dilakukan sebelum nilai kesalahan (*error*) dari model yang diuji diperoleh. Studi ini menggunakan *Support vector regression* (SVR) untuk memprediksi estimasi biaya pembuatan *software*. Untuk melakukan penelitian ini, langkah-langkah berikut diambil:

1. Memperoleh dataset dengan menggunakan data yang diambil dari bagian admin PT. Ekata Technology Indonesia website resmi.
2. Selanjutnya, data yang digunakan dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data uji. Ada empat puluh proyek dengan data pelatihan dan sepuluh proyek dengan data uji.
3. Melakukan percobaan dengan berbagai kombinasi parameter C dari SVR untuk menemukan kombinasi parameter terbaik.

Tabel 4. 1 Skenario Parameter Model SVR

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	0.1, 1, 10
Nilai <i>gamma</i>	0.1, 1, 10
Nilai <i>degree</i>	3, 5

Beberapa opsi parameter di atas dipilih berdasarkan pada penelitian oleh (Afandi, Laksana, and Tanjung 2023) dengan menggunakan beberapa alternatif Nilai C, *gamma*, dan *degree*.

4. Selanjutnya tahapan *training*, *validation*, dan *testing*. Untuk tahap ini, metode SVR dengan kernel polynomial digunakan.
5. Menguji model SVR yang telah dilatih dengan data uji untuk mengevaluasi model dalam memprediksi *Software Cost Estimation*. Evaluasi model mencakup perhitungan nilai MAE, dan MAPE.

## 4.2 Hasil Uji Coba

Hasil evaluasi sistem yang menggunakan metode Support Vector Regression akan dibahas pada sub bab ini. Hasil perbandingan nilai  $y_{test}$  (kelas sebenarnya) dan  $y_{pred}$  (kelas yang diprediksi) akan digunakan untuk mengevaluasi sistem yang telah dikembangkan untuk mengetahui seberapa efektif metode *Support Vector Regression* dalam memprediksi estimasi biaya software. Evaluasi ini berfokus pada MAE dan MAPE.

### 4.2.1 Hasil dari uji coba Skenario ke- 1

Pada skenario 1 variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.2

Tabel 4. 2 Parameter Skenario 1

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	0.1
Nilai <i>gamma</i>	0.1
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 1 dapat dilihat pada tabel 4.3

Tabel 4. 3 Hasil prediksi Skenario 1

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	801784.640	9198215.360
1	1100000	800096.936	299903.064
2	1100000	800062.188	299937.812
3	3000000	804668.350	29195331.650
4	1200000	800058.150	399941.850
5	950000	800036.097	149963.903
6	2500000	800720.042	1699279.958
7	1200000	800134.390	399865.610
8	1000000	801868.061	9198131.939
9	600000	799927.053	-199927.053

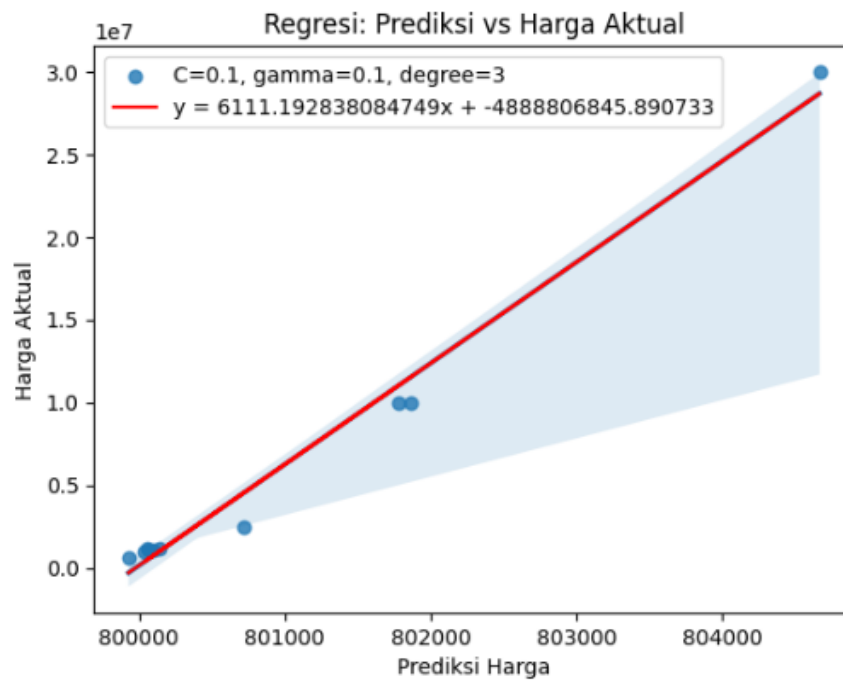
Hasil prediksi pada skenario 1 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE dalam bentuk prosentase, dengan bagian uji coba mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan nilai MAPE paling besar. Percobaan strategi ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 1

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 0.1, gamma = 0.1, degree = 3	5104049.819	51.9%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=0.1 ,gamma=0.1, dan degree=3. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute*

*Error* (MAE) sebesar 5,104,049.819 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 51.9%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 51.9% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 1 Visualisasi SVR Skenario A

Dari gambar 4.1 dapat dijelaskan bahwa tingkat prediksi cenderung kurang optimal seiring dengan nilai harga aktual.

#### 4.2.2 Hasil dari uji coba Skenario ke- 2

Pada skenario 2, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.5

Tabel 4. 5 Parameter Skenario 2

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	0.1
Nilai <i>gamma</i>	0.1

Parameter	
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 1 dapat dilihat pada tabel 4.6

Tabel 4. 6 Hasil prediksi Skenario 2

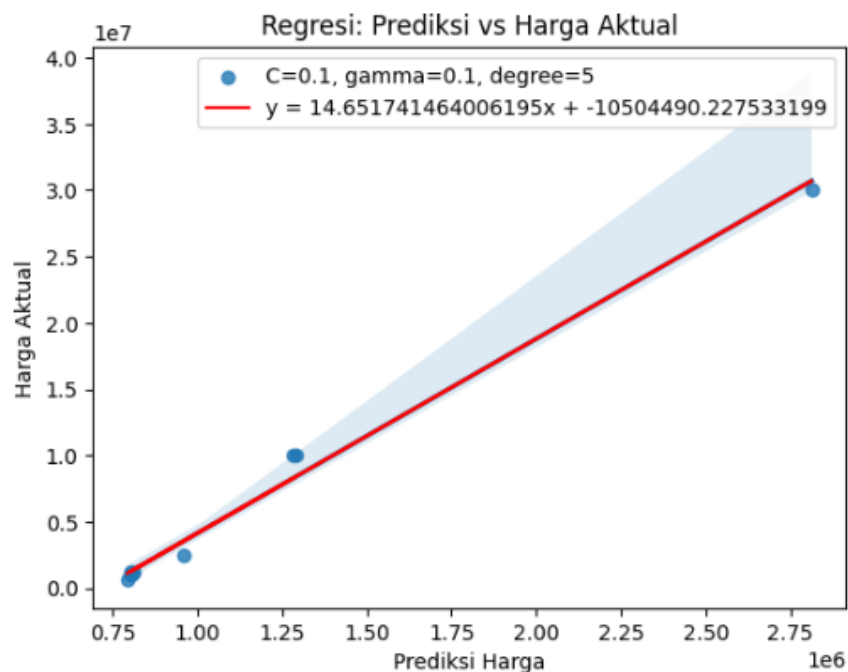
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	1290949.500	8709050.500
1	1100000	807790.175	292209.825
2	1100000	807247.568	292752.432
3	3000000	2813271.556	27186728.444
4	1200000	803651.665	396348.335
5	950000	801698.831	148301.169
6	2500000	960170.575	1539829.425
7	1200000	813509.369	386490.631
8	1000000	1281470.806	8718529.194
9	600000	792625.345	-192625.345

Hasil prediksi pada skenario 2 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah prosentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.7.

Tabel 4. 7 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 2

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 0.1, gamma = 0.1, degree = 5	4786286.529	49.2%

*Hyperparameter* yang digunakan adalah  $C=0.1$ ,  $\gamma=0.1$ , dan  $\text{degree}=5$ . Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 4786286.529 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 49.2%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 49.2% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 2 Visualisasi SVR Skenario 2

Dari gambar 4.2 dapat dijelaskan bahwa tingkat prediksi cenderung kurang optimal seiring dengan nilai harga aktual. Tetapi terhadap peningkatan dibandingkan dengan Skenario 1.

### 4.2.3 Hasil dari uji coba Skenario ke- 3

Pada skenario 3, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.8

Tabel 4. 8 Parameter Skenario 3

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	0.1
Nilai <i>gamma</i>	1
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 3 dapat dilihat pada tabel 4.9

Tabel 4. 9 Hasil prediksi Skenario 3

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	2520957.650	7479042.350
1	1100000	923160.050	176839.950
2	1100000	892775.050	207224.950
3	3000000	5261973.250	24738026.750
4	1200000	890043.350	309956.650
5	950000	868993.450	81006.550
6	2500000	1502271.450	997728.550
7	1200000	960815.750	239184.250
8	1000000	2595985.050	7404014.950
9	600000	759660.650	-159660.650

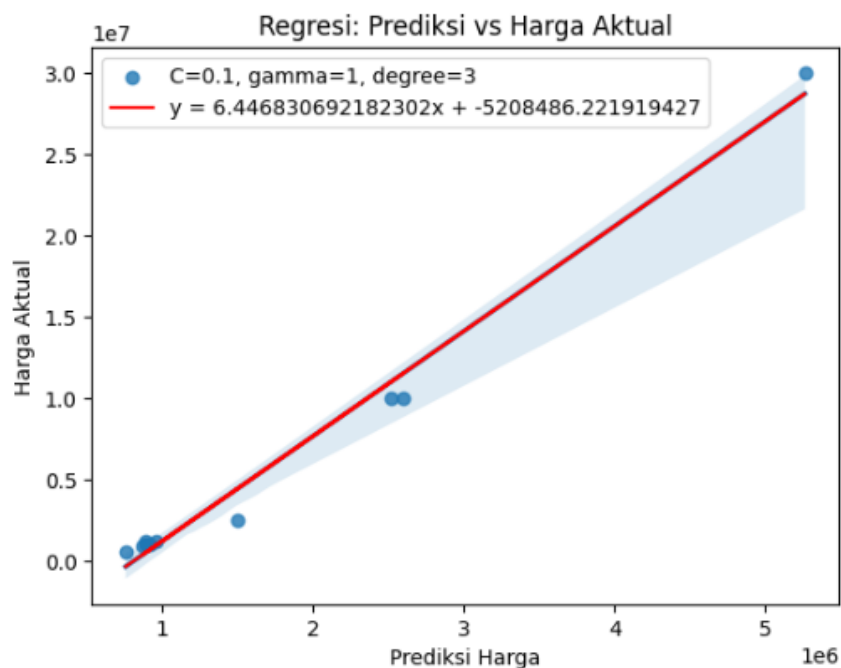
Hasil prediksi pada skenario 3 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian

ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah prosentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.10.

Tabel 4.10 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 2

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 0.1, gamma = 1, degree = 3	4179268.56	38.7%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=0.1, gamma=1, dan degree=3. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 4179268.56 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 38.7%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 38.7% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4.3 Visualisasi SVR Skenario 3



Dari gambar 4.3 dapat dijelaskan bahwa tingkat prediksi cenderung kurang optimal seiring dengan nilai harga aktual. Tetapi performa mengalami peningkatan dibandingkan dengan Skenario 1 dan 2.

#### 4.2.4 Hasil dari uji coba Skenario ke- 4

Pada skenario 4, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.11

Tabel 4. 11 Parameter Skenario 4

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	0.1
Nilai <i>gamma</i>	1
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 4 dapat dilihat pada tabel 4.12

Tabel 4. 12 Hasil prediksi Skenario 4

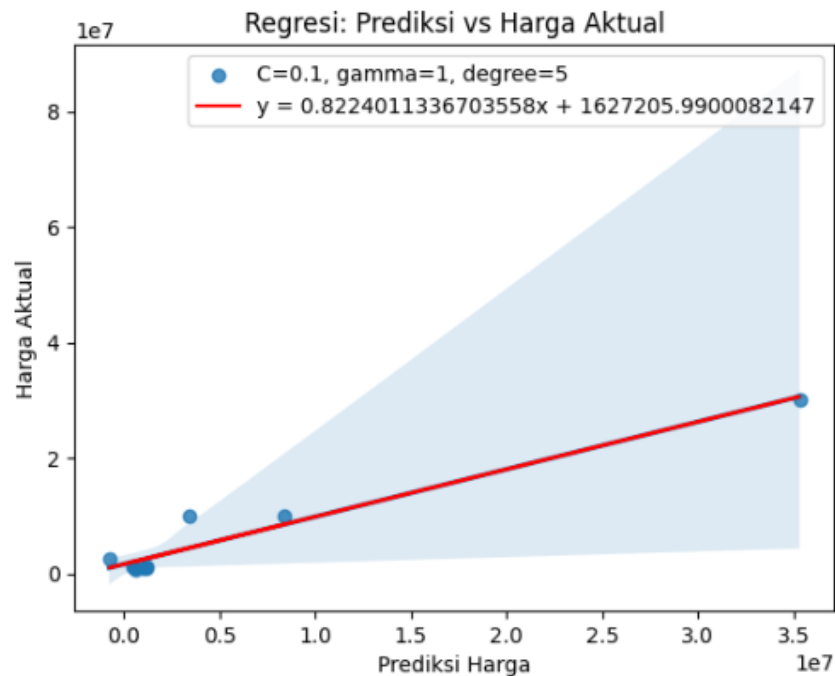
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	3421733.833	6578266.167
1	1100000	1230539.581	-130539.581
2	1100000	563417.716	536582.284
3	30000000	35299056.771	-5299056.771
4	1200000	500085.401	699914.599
5	950000	1028524.102	-78524.102
6	2500000	-744652.558	3244652.55
7	1200000	960815.750	239184.250
8	10000000	8373039.275	1626960.725
9	600000	661077.337	-61077.337

Hasil prediksi pada skenario 4 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah prosentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.13.

Tabel 4. 13 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 4

<b>Hyperparameter</b>	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>
C = 0.1, gamma = 1, degree = 5	1825887.01	36.7%

Hyperparameter yang digunakan adalah  $C=0.1$  , $\gamma=1$ , dan  $\text{degree}=5$ . Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan Mean Absolute Error (MAE) sebesar 1825887.01 dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 36.7%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 36.7% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 4 Visualisasi SVR Skenario 4

Dari gambar 4.4 dapat dijelaskan bahwa tingkat prediksi cenderung kurang optimal seiring dengan nilai harga aktual. Tetapi performa mengalami peningkatan dibandingkan dengan Skenario 3 tetapi terdapat beberapa hasil prediksi keluar dari interval kepercayaan (*confidence interval*).

#### 4.2.5 Hasil dari uji coba Skenario ke- 5

Pada skenario 5, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.13

Tabel 4. 14 Parameter Skenario 5

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	0.1
Nilai <i>gamma</i>	10
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 4 dapat dilihat pada tabel 4.14.

Tabel 4. 15 Hasil prediksi Skenario 5

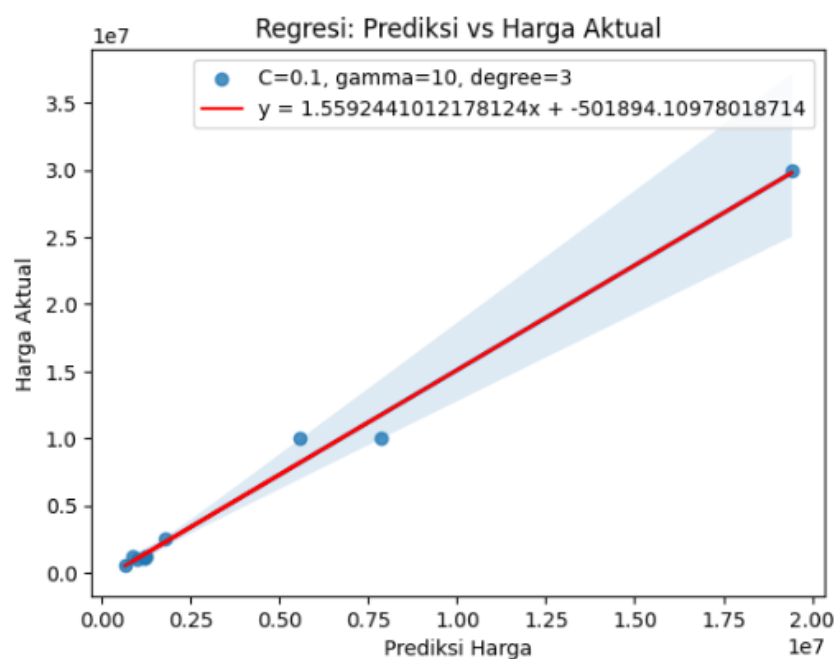
<b>index</b>	<b>Aktual Harga</b>	<b>Prediksi Harga</b>	<b>Deviasi</b>
0	1000000	7868143.379	2131856.621
1	1100000	1195916.462	-95916.462
2	1100000	1215284.797	-115284.797
3	3000000	19423030.841	10576969.159
4	1200000	873952.915	326047.085
5	950000	1000979.274	-50979.274
6	2500000	1791271.346	708728.654
7	1200000	1226490.691	-26490.691
8	1000000	5587248.047	4412751.953
9	600000	650891.781	-50891.781

Hasil prediksi pada skenario 5 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.16.

Tabel 4. 16 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 5

<b>Hyperparameter</b>	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>
C = 0.1, gamma = 10, degree = 3	1849591.64	19.1%

Hyperparameter yang digunakan adalah  $C=0.1$ ,  $\gamma=10$ , dan  $\text{degree}=3$ . Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1849591.64 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 19.1%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 19.1% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif cukup kecil terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 5 Visualisasi SVR Skenario 5

Dari gambar 4.5 dapat dielaskan bahwa performa mengalami peningkatan signifikan dibandingkan dengan Skenario 4 dan garis regresi yang cukup berada di Tengah *interval confidence*.

#### 4.2.6 Hasil dari uji coba Skenario ke- 6

Pada skenario 6, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.17

Tabel 4. 17 Parameter Skenario 6

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	0.1
Nilai <i>gamma</i>	10
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 6 dapat dilihat pada tabel 4.18

Tabel 4. 18 Hasil prediksi Skenario 6

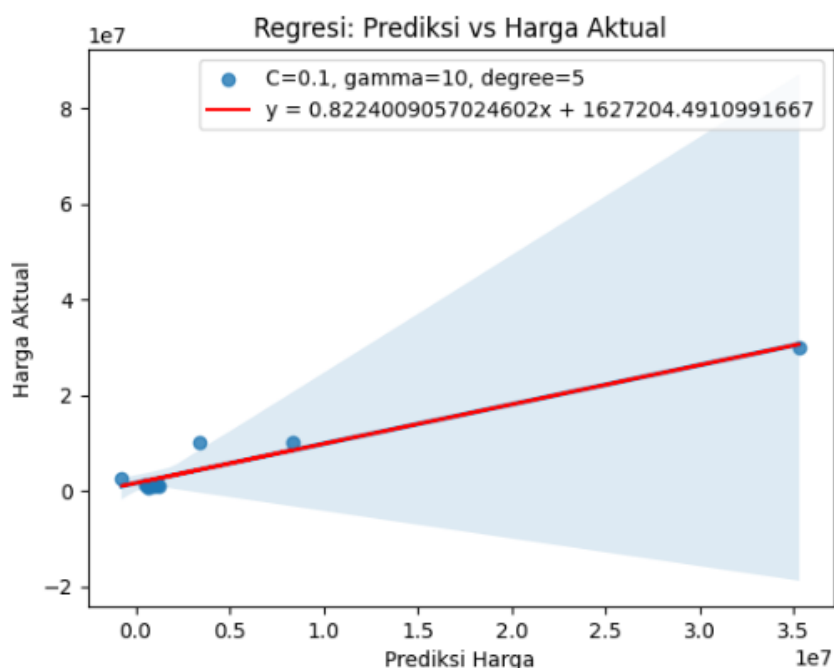
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	421722.544	6578277.456
1	1100000	1230539.887	-130539.887
2	1100000	563416.418	536583.582
3	30000000	35299067.998	-5299067.998
4	1200000	500086.103	699913.897
5	950000	1028524.541	-78524.541
6	2500000	-744631.216	3244631.216
7	1200000	1196703.425	3296.575
8	10000000	8373050.720	1626949.280
9	600000	661077.482	-61077.482

Hasil prediksi pada skenario 6 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.19.

Tabel 4. 19 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 6

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 0.1, gamma = 10, degree = 5	1825886.19	36.7%

Hyperparameter yang digunakan adalah  $C=0.1$ ,  $\gamma=10$ , dan  $\text{degree}=5$ . Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1825886.19 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 36.7%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 36.7% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 6 Visualisasi SVR Skenario 6

Dari gambar 4.6 dapat dielaskan bahwa performa mengalami penurunan dibandingkan dengan Skenario 5 dan garis regresi yang cukup berada di Tengah *interval confidence* tetapi terjadi pelebaran pada *interval confidence*.

#### 4.2.7 Hasil dari uji coba Skenario ke- 7

Pada skenario 7, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.20

Tabel 4. 20 Parameter Skenario 7

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	1
Nilai <i>gamma</i>	0.1
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 7 dapat dilihat pada tabel 4.21

Tabel 4. 21 Hasil prediksi Skenario 7

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	817846.405	9182153.595
1	1100000	800969.365	299030.635
2	1100000	800621.879	299378.121
3	30000000	846683.497	29153316.503
4	1200000	800581.496	399418.504
5	950000	800360.973	149639.027
6	2500000	807200.417	1692799.583
7	1200000	801343.904	398656.096
8	10000000	818680.609	9181319.391
9	600000	799270.529	-199270.529

Hasil prediksi pada skenario 7 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian

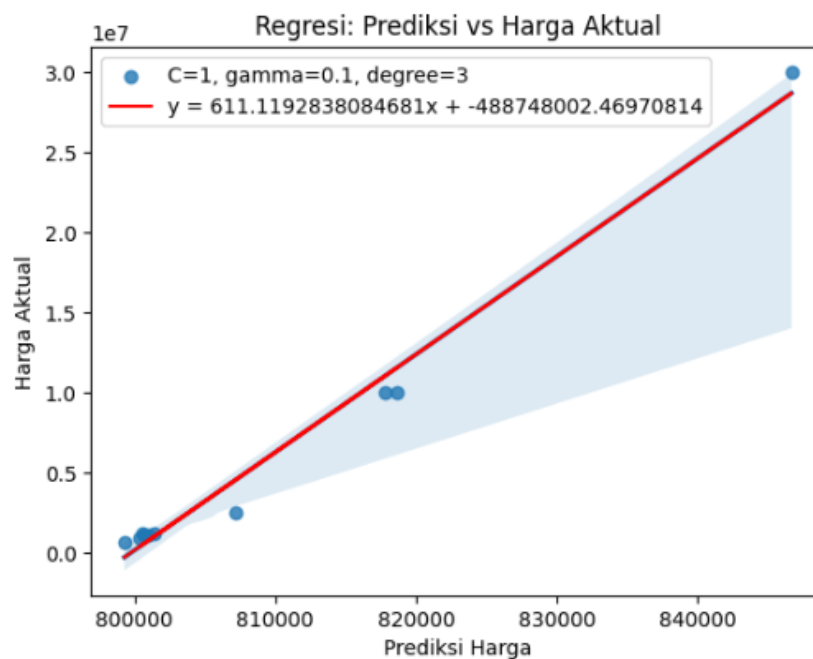


ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.22.

Tabel 4. 22 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 7

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 1, gamma = 0.1, degree = 3	5095498.19	51.8%

Hyperparameter yang digunakan adalah  $C=1$  , $\gamma=0.1$ , dan  $\text{degree}=3$ . Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 5095498.19 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 51.8%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 51.8% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 7 Visualisasi SVR Skenario 7

Dari gambar 4.7 dapat dielaskan bahwa performa mengalami penurunan dibandingkan dengan Skenario 6 dan ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.8 Hasil dari uji coba Skenario ke- 8

Pada skenario 8, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.23

Tabel 4. 23 Parameter Skenario 8

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	1
Nilai <i>gamma</i>	0.1
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 8 dapat dilihat pada tabel 4.24

Tabel 4. 24 Hasil prediksi Skenario 8

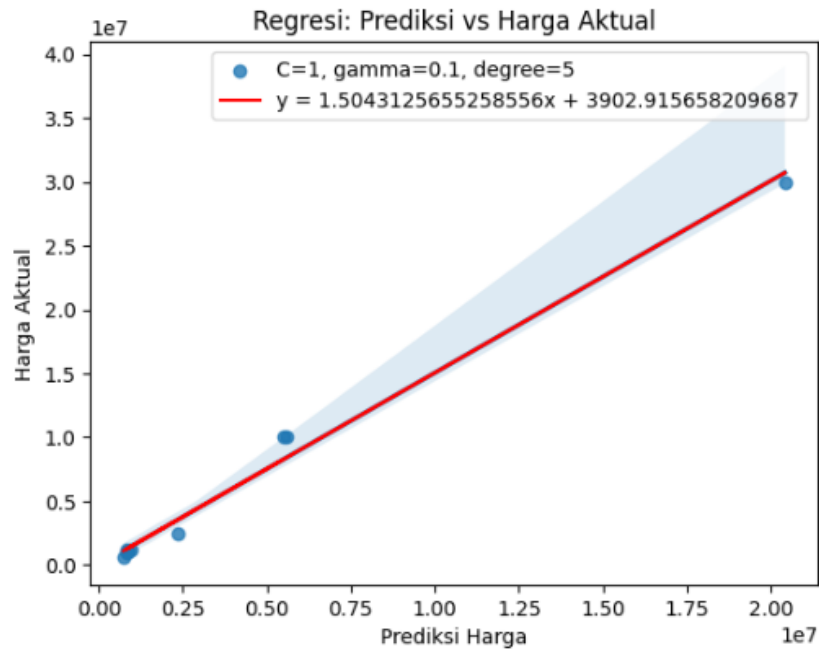
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	5591335.368	4408664.632
1	1100000	882838.515	217161.485
2	1100000	879794.051	220205.949
3	30000000	20417398.750	9582601.250
4	1200000	845110.249	354889.751
5	950000	825526.566	124473.434
6	2500000	2363864.589	136135.411
7	1200000	939634.299	260365.701
8	10000000	5481172.173	4518827.827
9	600000	735288.656	-135288.656

Hasil prediksi pada skenario 8 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.25.

Tabel 4. 25 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 8

<b>Hyperparameter</b>	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>
C = 1, gamma = 0.1, degree = 5	1995861.4	25.3%

Hyperparameter yang digunakan adalah  $C=1$  , $\gamma=0.1$ , dan  $\text{degree}=5$ . Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1995861.4 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 25.3%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 25.3% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 8 Visualisasi SVR Skenario 8

Dari gambar 4.8 dapat dielaskan bahwa performa mengalami peningkatan dibandingkan dengan Skenario 7 walaupun ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.9 Hasil dari uji coba Skenario ke- 9

Pada skenario 8, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.26

Tabel 4. 26 Parameter Skenario 9

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	1
Nilai <i>gamma</i>	1
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 9 dapat dilihat pada tabel 4.27

Tabel 4. 27 Hasil prediksi Skenario 9

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	8274774.603	1725225.397
1	1100000	1070783.400	29216.600
2	1100000	859829.508	240170.492
3	3000000	19535009.493	10464990.507
4	1200000	932865.758	267134.242
5	950000	751093.570	198906.430
6	2500000	3431068.486	-931068.486
7	1200000	1139660.946	60339.054
8	1000000	7912218.018	2087781.982
9	600000	363039.982	236960.018

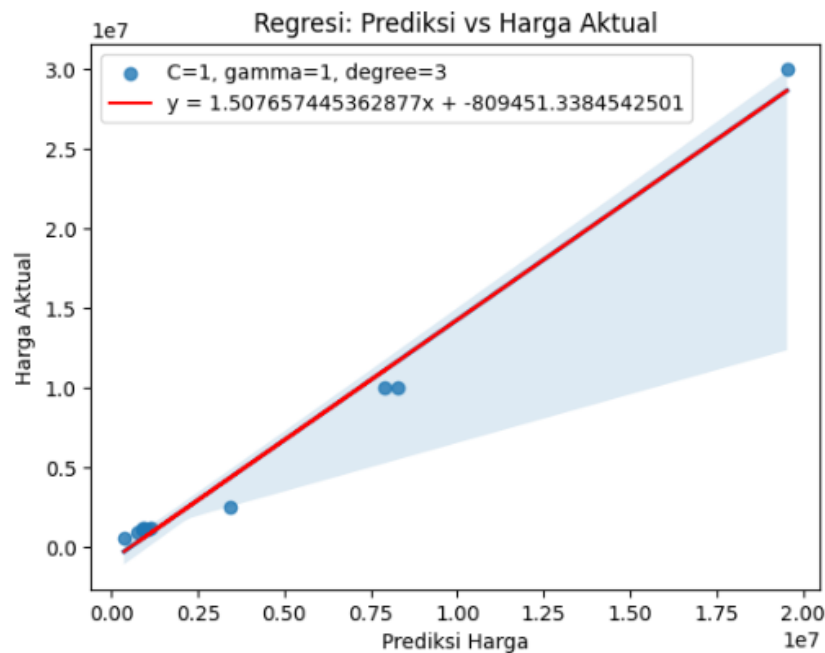
Hasil prediksi pada skenario 9 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.28.

Tabel 4. 28 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 9

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 1, gamma = 1, degree = 3	1624179.32	22.2%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=1 ,gamma=1, dan degree=3. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan Mean Absolute

Error (MAE) sebesar 1624179.32 dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 22.2%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 22.2% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 9 Visualisasi SVR Skenario 9

Dari gambar 4.9 dapat dielaskan bahwa performa mengalami peningkatan dibandingkan dengan Skenario 8 walaupun ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.10 Hasil dari uji coba Skenario ke- 10

Pada skenario 10, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.29

Tabel 4. 29 Parameter Skenario 10

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	1

Parameter	
Nilai <i>gamma</i>	1
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 10 dapat dilihat pada tabel 4.30

Tabel 4. 30 Hasil prediksi Skenario 10

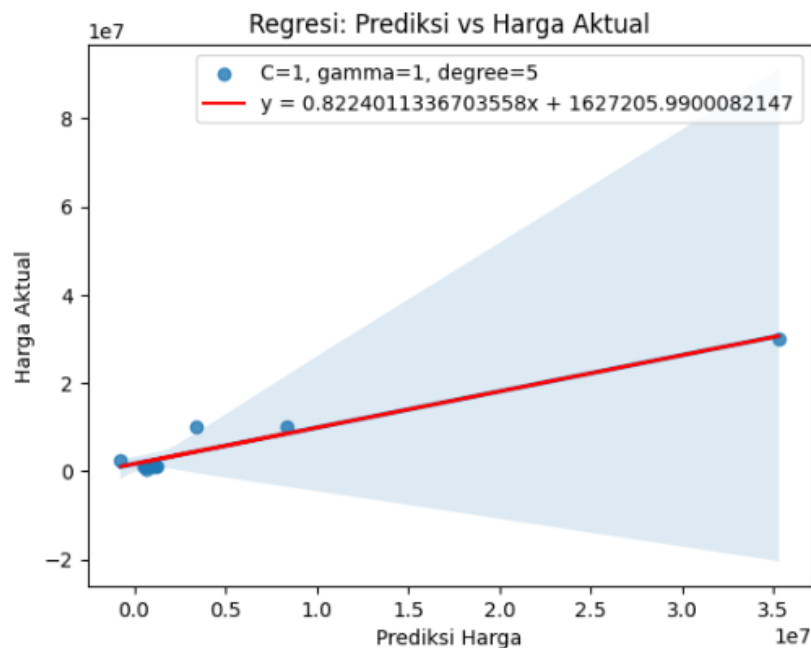
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	3421733.833	6578266.167
1	1100000	1230539.581	-130539.581
2	1100000	563417.716	536582.284
3	3000000	35299056.771	-5299056.771
4	1200000	500085.401	699914.599
5	950000	1028524.102	-78524.102
6	2500000	-744652.558	3244652.558
7	1200000	1196703.935	3296.065
8	1000000	8373039.275	1626960.725
9	600000	661077.337	-61077.337

Hasil prediksi pada skenario 10 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian uji coba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.31.

Tabel 4. 31 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 10

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 1, gamma = 1, degree = 5	1825887.01	36.7%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=1 ,gamma=1, dan degree=5. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1825887.01 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 36.7%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 36.7% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 10 Visualisasi SVR Skenario 10

Dari gambar 4.10 dapat dielaskan bahwa performa mengalami penurunan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 9 dan garis regresi yang berada di batas bawah dari *interval confidence*.



#### 4.2.11 Hasil dari uji coba Skenario ke- 11

Pada skenario 11, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.32

Tabel 4. 32 Parameter Skenario 11

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	1
Nilai <i>gamma</i>	10
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 11 dapat dilihat pada tabel 4.33

Tabel 4. 33 Hasil prediksi Skenario 11

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	7268576.595	2731423.405
1	1100000	1217455.660	-117455.660
2	1100000	1225290.786	-125290.786
3	3000000	19152526.401	10847473.599
4	1200000	898737.429	301262.571
5	950000	1014743.209	-64743.209
6	2500000	1597337.837	902662.163
7	1200000	1307877.303	-107877.303
8	1000000	5407593.439	4592406.561
9	600000	703534.061	-103534.061

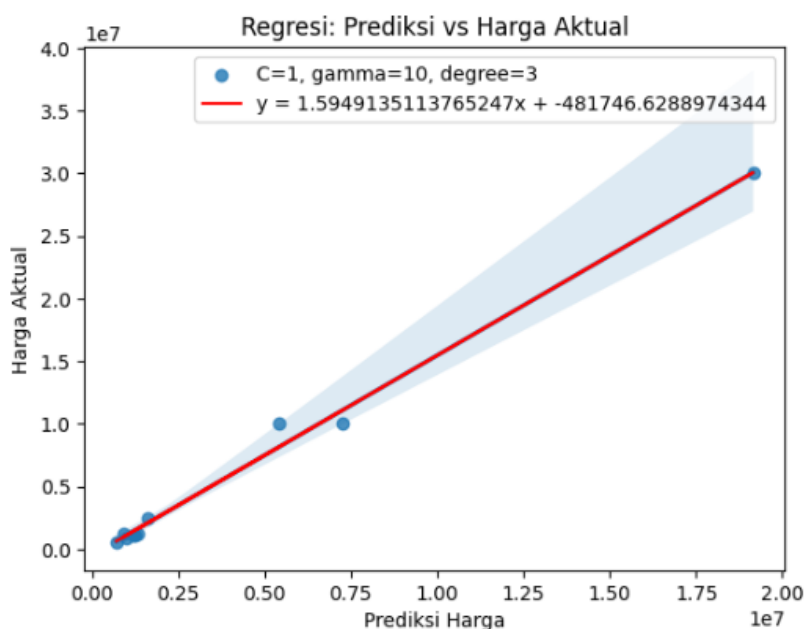
Hasil prediksi pada skenario 11 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian

ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.34.

Tabel 4. 34 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 11

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 1, gamma = 1,0 degree = 3	1989412.93	22.5%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=1 ,gamma=10, dan degree=3. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1989412.93 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 22.5%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 22.5% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 11 Visualisasi SVR Skenario 11

Dari gambar 4.11 dapat dielaskan bahwa performa mengalami peningkatan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 10 dan semua titik prediksi berada dalam *interval confidence*.

#### 4.2.12 Hasil dari uji coba Skenario ke- 12

Pada skenario 12, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.35

Tabel 4. 35 Parameter Skenario 12

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	1
Nilai <i>gamma</i>	10
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 12 dapat dilihat pada tabel 4.36

Tabel 4. 36 Hasil prediksi Skenario 12

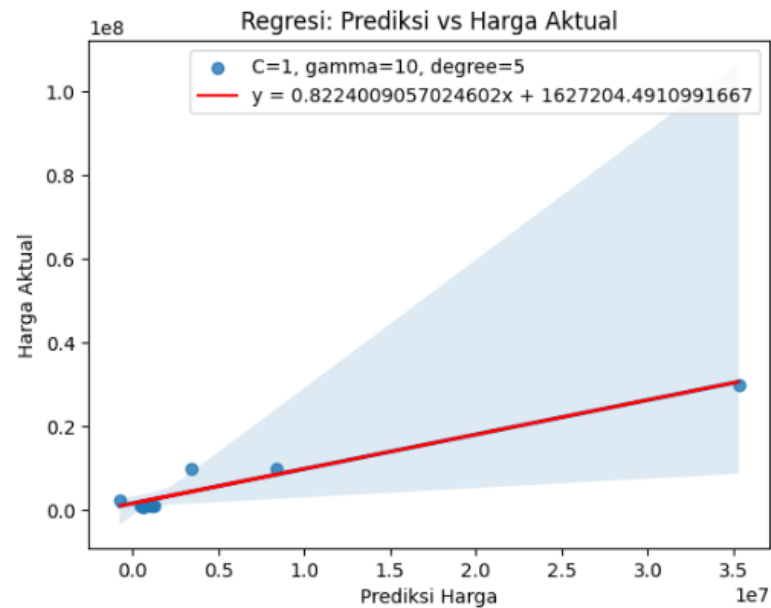
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	3421722.544	6578277.456
1	1100000	1230539.887	-130539.887
2	1100000	563416.418	536583.582
3	30000000	35299067.998	-5299067.998
4	1200000	500086.103	699913.897
5	950000	1028524.541	-78524.541
6	2500000	-744631.216	3244631.216
7	1200000	1196703.425	3296.575
8	10000000	8373050.720	1626949.280
9	600000	661077.482	-61077.482

Hasil prediksi pada skenario 12 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.37.

Tabel 4. 37 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 12

<b>Hyperparameter</b>	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>
C = 1, gamma = 10, degree = 5	1825886.19	36.7%

Hyperparameter yang digunakan adalah  $C=1$  , $\gamma=10$ , dan  $\text{degree}=5$ . Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1825886.19 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 36.7%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 36.7% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 12 Visualisasi SVR Skenario 12

Dari gambar 4.12 dapat dielaskan bahwa performa mengalami penurunan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 11 dan ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.13 Hasil dari uji coba Skenario ke- 13

Pada skenario 13, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.38

Tabel 4. 38 Parameter Skenario 13

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	10
Nilai <i>gamma</i>	0.1
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 13 dapat dilihat pada tabel 4.39

Tabel 4. 39 Hasil prediksi Skenario 13

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	978464.050	9021535.950
1	1100000	809693.650	290306.350
2	1100000	806218.790	293781.210
3	3000000	1266834.970	28733165.030
4	1200000	805814.960	394185.040
5	950000	803609.730	146390.270
6	2500000	872004.170	1627995.830
7	1200000	813439.040	386560.960
8	1000000	986806.090	9013193.910
9	600000	792705.290	-192705.290

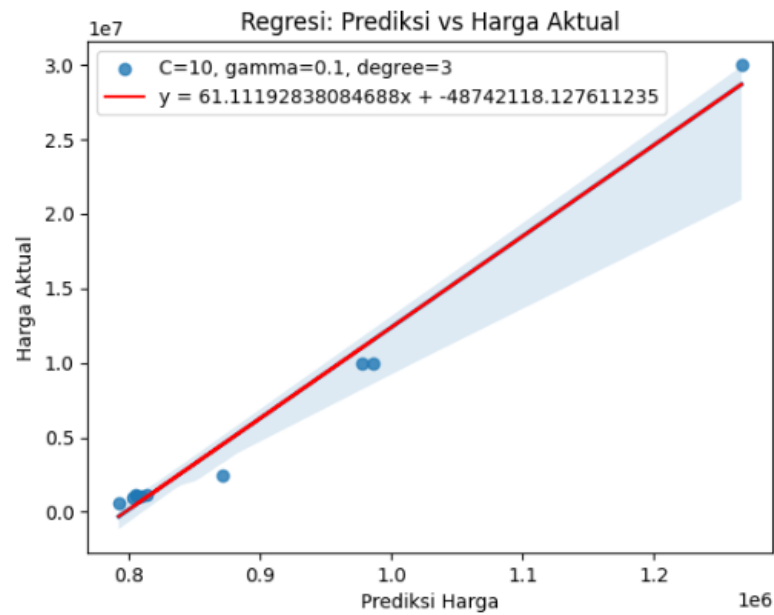
Hasil prediksi pada skenario 13 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.40.

Tabel 4. 40 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 13

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 10, gamma = 0.1, degree = 3	5009981.98	50.6%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=10 ,gamma=0.1, dan degree=3. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute*

*Error* (MAE) sebesar 5009981.98 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 50.6%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 50.6% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 13 Visualisasi SVR Skenario 13

Dari gambar 4.13 dapat dielaskan bahwa performa mengalami penurunan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 12 dan ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.14 Hasil dari uji coba Skenario ke- 14

Pada skenario 14, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.41

Tabel 4. 41 Parameter Skenario 14

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	10

Parameter	
Nilai <i>gamma</i>	0.1
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 14 dapat dilihat pada tabel 4.42

Tabel 4. 42 Hasil prediksi Skenario 14

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	1000000	8359563.087	1640436.913
1	1100000	861698.954	238301.046
2	1100000	653100.426	446899.574
3	3000000	38749925.783	-8749925.783
4	1200000	771290.386	428709.614
5	950000	670665.837	279334.163
6	2500000	1768598.890	731401.110
7	1200000	886932.157	313067.843
8	1000000	9752846.507	247153.493
9	600000	449997.277	150002.723

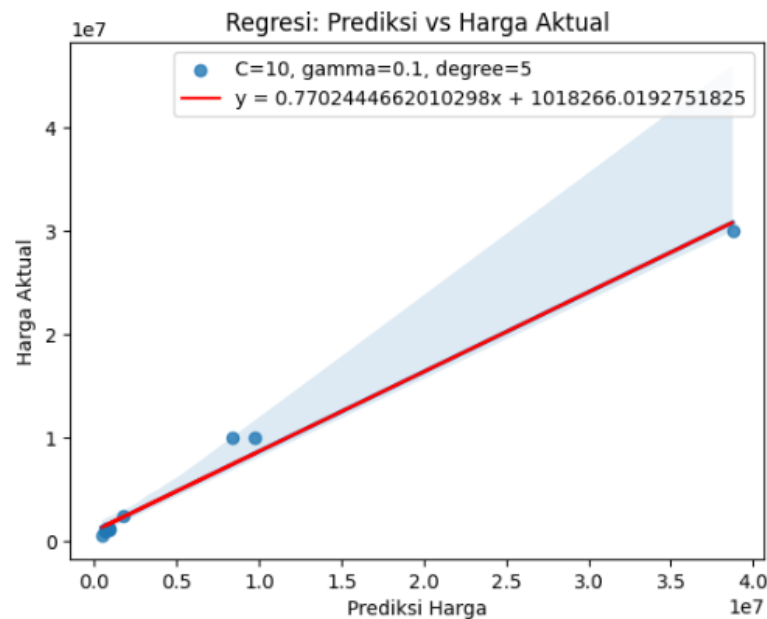
Hasil prediksi pada skenario 14 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.43.



Tabel 4. 43 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 14

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 10, gamma = 0.1, degree = 5	1322523.22	25.5%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=10 ,gamma=0.1, dan degree=5. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan Mean Absolute Error (MAE) sebesar 1322523.22 dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 25.5%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 25.5% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 14 Visualisasi SVR Skenario 14

Dari gambar 4.14 dapat dielaskan bahwa performa mengalami peningkatan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 13 walaupun ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.15 Hasil dari uji coba Skenario ke- 15

Pada skenario 15, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.44

Tabel 4. 44 Parameter Skenario 15

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	10
Nilai <i>gamma</i>	1
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 15 dapat dilihat pada tabel 4.45

Tabel 4. 45 Hasil prediksi Skenario 15

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	8760622.804	1239377.196
1	1100000	1085498.506	14501.494
2	1100000	1061967.155	38032.845
3	30000000	20482323.096	9517676.904
4	1200000	1187641.783	12358.217
5	950000	905272.528	44727.472
6	2500000	2692564.664	-192564.664
7	1200000	1160476.091	39523.909
8	10000000	7158064.521	2841935.479
9	600000	503276.816	96723.184

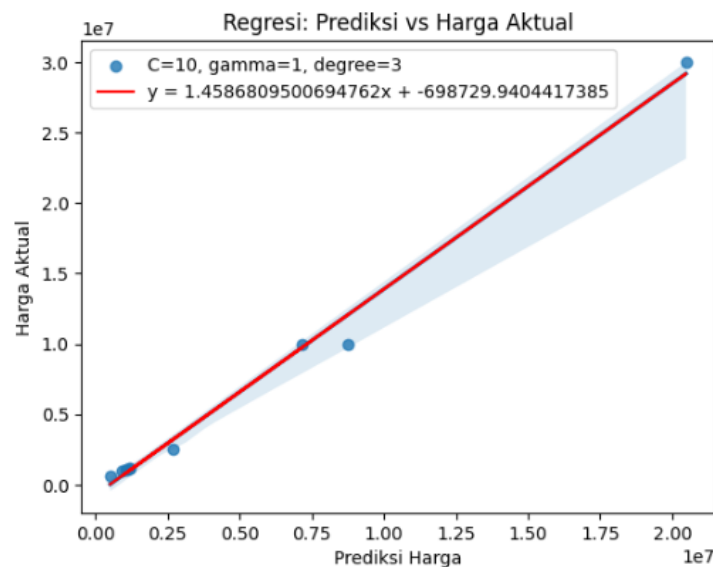
Hasil prediksi pada skenario 15 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian

ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.46.

Tabel 4. 46 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 15

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 10, gamma = 1, degree = 3	1403742.13	11%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=10 ,gamma=1, dan degree=3. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1403742.13 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 11%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 11% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 15 Visualisasi SVR Skenario 15

Dari gambar 4.15 dapat dielaskan bahwa performa mengalami peningkatan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 14 dan tidak ada

titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*, hal ini disebabkan bahwa nilai  $\gamma=1$  di Skenario 15 merupakan opsi terbaik untuk model SVR yang digunakan, ini dikarenakan nilai  $\gamma$  yang terlalu rendah membentuk kernel yang terlalu sederhana, sedangkan  $\gamma$  yang terlalu tinggi justru membentuk kernel yang terlalu kompleks.

Selanjutnya dapat dilihat bahwa nilai *hyperparameter C* yang semakin tinggi dapat membuat performa model SVR menjadi lebih baik, dikarenakan nilai margin yang lebih besar membuat hasil prediksi model SVR dapat menjadi lebih besar juga. Hal ini disebabkan karena variabel dependen yakni Harga merupakan nominal yang cukup besar Dimana margin prediksi yang cukup besar diperlukan untuk penelitian ini.

Selanjutnya dapat nilai  $\text{degree}=3$  di skenario 15 mendapatkan hasil yang yang baik dibandingkan skenario yang lainnya, hal ini dikarenakan pola data yang digunakan tidak terlalu kompleks, maka nilai  $\text{degree}$  yang lebih kecil menghasilkan MAE dan MAPE yang lebih rendah. Nilai  $\text{degree}$  yang terlalu tinggi juga dapat menyebabkan model menjadi *overfitting* hal ini disebabkan data yang sebenarnya tidak terlalu kompleks, tetapi menggunakan derajat polynomial di fungsi kernel yang terlalu kompleks, maka hasil prediksi menjadi kurang baik

#### 4.2.16 Hasil dari uji coba Skenario ke- 16

Pada skenario 16, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.47

Tabel 4. 47 Parameter Skenario 16

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>

Parameter	
Nilai C	10
Nilai $\gamma$	1
Nilai $\text{degree}$	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data training dan data testing sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 16 dapat dilihat pada tabel 4.48

Tabel 4. 48 Hasil prediksi Skenario 16

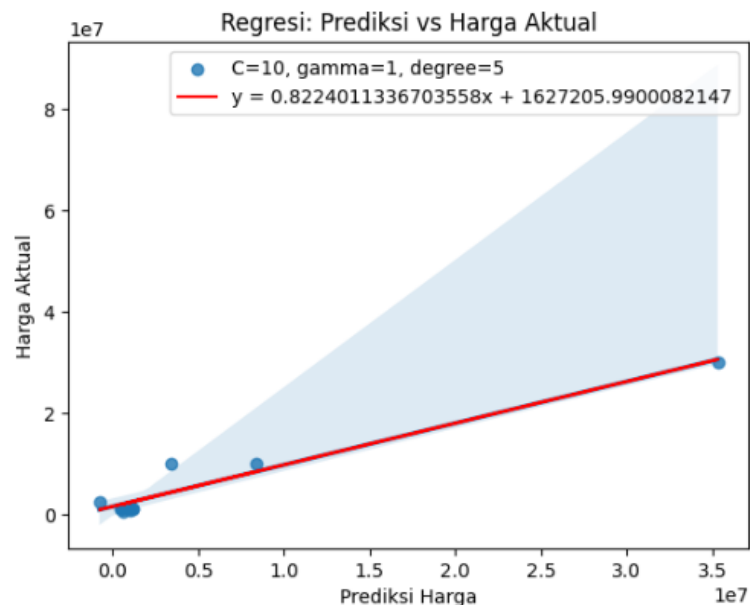
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	3421733.833	6578266.167
1	1100000	1230539.581	-130539.581
2	1100000	563417.716	536582.284
3	30000000	35299056.771	-5299056.771
4	1200000	500085.401	699914.599
5	950000	1028524.102	-78524.102
6	2500000	-744652.558	3244652.558
7	1200000	1196703.935	3296.065
8	10000000	8373039.275	1626960.725
9	600000	661077.337	-61077.337

Hasil prediksi pada skenario 16 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.49.

Tabel 4. 49 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 16

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 10, gamma = 1, degree = 5	1825887.01	36.7%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=10 ,gamma=1, dan degree=5. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1825887.01 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 36.7%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 36.7% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 16 Visualisasi SVR Skenario 16

Dari gambar 4.16 dapat dielaskan bahwa performa mengalami penurunan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 14 dan ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.17 Hasil dari uji coba Skenario ke- 17

Pada skenario 17, variabel yang ditetapkan sebagai hyperparameter model SVR adalah di tabel 4.50

Tabel 4. 50 Parameter Skenario 17

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	10
Nilai <i>gamma</i>	10
Nilai <i>degree</i>	3

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 17 dapat dilihat pada tabel 4.51

Tabel 4. 51 Hasil prediksi Skenario 17

index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	7268576.595	2731423.405
1	1100000	1217455.660	-117455.660
2	1100000	1225290.786	-125290.786
3	30000000	19152526.401	10847473.599
4	1200000	898737.429	301262.571
5	950000	1014743.209	-64743.209
6	2500000	1597337.837	902662.163
7	1200000	1307877.303	-107877.303
8	10000000	5407593.439	4592406.561
9	600000	703534.061	-103534.061

Hasil prediksi pada skenario 17 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian

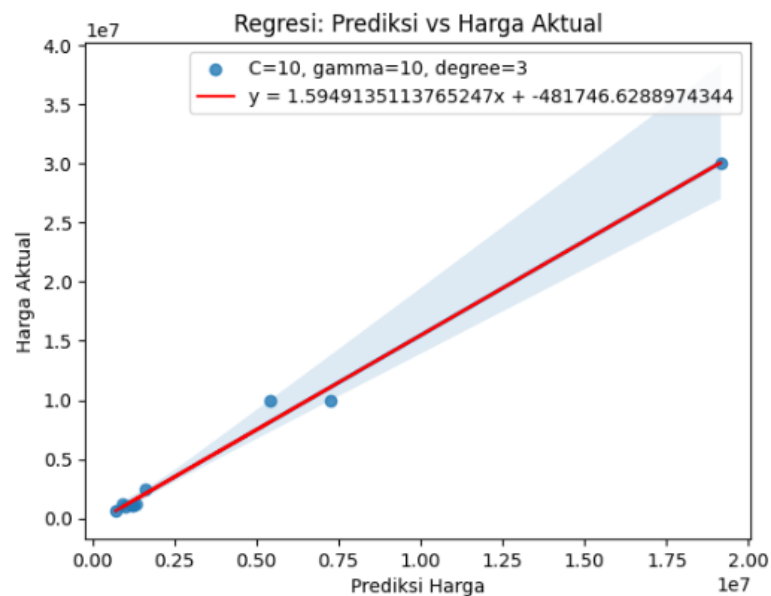
ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.52.

Tabel 4. 52 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 17

Hyperparameter	MAE	MAPE
C = 10, gamma = 10, degree = 3	1989412.93	22.5%

*Hyperparameter* yang digunakan adalah C=10 ,gamma=10, dan degree=3.

Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1989412.93 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 22.5%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 22.5% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 17 Visualisasi SVR Skenario 17



Dari gambar 4.17 dapat dielaskan bahwa performa mengalami peningkatan performa yang cukup signifikan dibandingkan dengan Skenario 16 dan tidak ada titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

#### 4.2.18 Hasil dari uji coba Skenario ke- 18

Pada skenario 18, variabel yang ditetapkan sebagai *hyperparameter* model SVR adalah di tabel 4.53

Tabel 4. 53 Parameter Skenario 18

Parameter	
Kernel SVR	<i>Polynomial</i>
Nilai C	10
Nilai <i>gamma</i>	10
Nilai <i>degree</i>	5

Dengan sumbu X variabel adalah 15 variabel dari *Complexity Weighting Factors* dan sumbu Y variabel harga, serta perbandingan data *training* dan data *testing* sebesar 80 : 20. Hasil prediksi dari Skenario 18 dapat dilihat pada tabel 4.54

Tabel 4. 54 Hasil prediksi Skenario 18

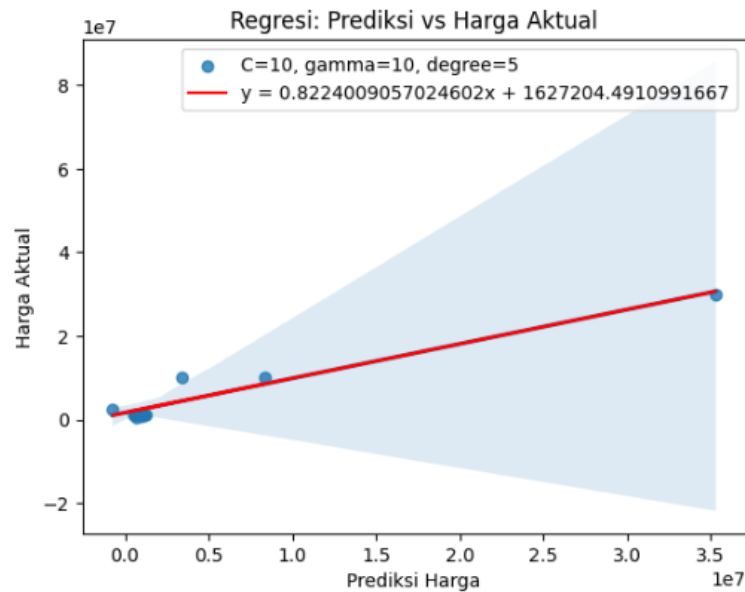
index	Aktual Harga	Prediksi Harga	Deviasi
0	10000000	3421722.544	6578277.456
1	1100000	1230539.887	-130539.887
2	1100000	563416.418	536583.582
3	30000000	35299067.998	-5299067.998
4	1200000	500086.103	699913.897
5	950000	1028524.541	-78524.541
6	2500000	-744631.216	3244631.216
7	1200000	1196703.425	3296.575
8	10000000	8373050.720	1626949.280
9	600000	661077.482	-61077.482

Hasil prediksi pada skenario 18 Ada sejumlah nilai positif dan negatif yang dihasilkan dari perbedaan antara harga aktual dan prediksi dengan menggunakan variabel deviasi. Langkah selanjutnya adalah mengukur akurasi prediksi metode SVR. Untuk melakukan ini, penulis menggunakan MAE dan MAPE. Bagian ujicoba yang mana yang mendapatkan nilai MAE paling kecil dan jumlah persentase yang besar pada MAPE. Pada percobaan strategi pertama ini menghasilkan nilai keakuratan model prediksi SVR pada tabel 4.55.

Tabel 4. 55 Hasil MAE dan MAPE pada skenario 18

<b>Hyperparameter</b>	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>
C = 10, gamma = 10, degree = 5	1825886.19	36.7%

Hyperparameter yang digunakan adalah C=10 ,gamma=10, dan degree=5. Dengan penggunaan kombinasi ini, model SVR menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 1825886.19 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 36.7%. Meskipun MAE yang tinggi menunjukkan deviasi besar antara nilai aktual dan prediksi, MAPE sebesar 36.7% mengindikasikan bahwa kesalahan tersebut relatif terhadap harga biaya proyek.



Gambar 4. 18 Visualisasi SVR Skenario 18

Dari gambar 4.18 dapat dielaskan bahwa performa mengalami penurunan performa yang dibandingkan dengan Skenario 17 dan ada beberapa titik prediksi yang berada diluar *interval confidence*.

### 4.3 Pembahasan

Peneliti telah melakukan 18 skenario uji coba dengan rasio pembagian data latih dan data uji sebesar 80:20 untuk menentukan skenario yang paling optimal dalam melatih model *Support Vector Regression (SVR)* guna mendeteksi *Software Cost Estimation*. Pada masing-masing skenario, dilakukan eksperimen dengan berbagai variasi nilai *hyperparameter C*, *gamma* dan *degree SVR* dengan kernel *polynomial* untuk mencari konfigurasi parameter yang menghasilkan performa prediksi terbaik pada data uji

Tabel 4. 56 Tabel kesimpulan uji coba

Skenario	Hyperparameter	MAE	MAPE
1	C = 0.1, gamma = 0.1, degree = 3	5104049.819	51.9%
2	C = 0.1, gamma = 0.1, degree = 5	4786286.529	49.2%
3	C = 0.1, gamma = 1, degree = 3	4179268.56	38.7%
4	C = 0.1, gamma = 1, degree = 5	1825887.01	36.7%
5	C = 0.1, gamma = 10, degree = 3	1849591.64	19.1%
6	C = 0.1, gamma = 10, degree = 5	1825886.19	36.7%
7	C = 1, gamma = 0.1, degree = 3	5095498.19	51.8%
8	C = 1, gamma = 0.1, degree = 5	1995861.4	25.3%
9	C = 1, gamma = 1, degree = 3	1624179.32	22.2%
10	C = 1, gamma = 1, degree = 5	1825887.01	36.7%
11	C = 1, gamma = 1,0 degree = 3	1989412.93	22.5%
12	C = 1, gamma = 10, degree = 5	1825886.19	36.7%
13	C = 10, gamma = 0.1, degree = 3	5009981.98	50.6%
14	C = 10, gamma = 0.1, degree = 5	1322523.22	25.5%
15	C = 10, gamma = 1, degree = 3	1403742.13	11%
16	C = 10, gamma = 1, degree = 5	1825887.01	36.7%
17	C = 10, gamma = 10, degree = 3	1989412.93	22.5%
18	C = 10, gamma = 10, degree = 5	1825886.19	36.7%

Berdasarkan tabel 4.56. secara keseluruhan dari 18 skenario uji coba yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model SVR terbaik untuk melakukan prediksi *Software cost estimation* pada dataset proyek PT. Ekata Technology Indonesia ini adalah menggunakan kernel Polynominal dan nilai *hyperparameter* C sebesar 10, gamma sebesar 1, dan degree sebesar 3 dengan persamaan fungsi yang dihasilkan yaitu  $y=1.4586809500694762x + (-698729.9404417385)$  yaitu pada

skenario 15. Konfigurasi parameter ini secara konsisten menunjukkan performa prediksi tertinggi, dengan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dibawah 15% pada data yang diuji coba.

Parameter *C* dalam SVR (*Support Vector Regression*) merupakan parameter yang mengontrol *trade-off* antara *margin* dan kesalahan prediksi. Nilai *C* yang lebih tinggi mengizinkan *margin* yang lebih sempit tetapi mengurangi kesalahan prediksi, sementara nilai *C* yang lebih rendah mengizinkan *margin* yang lebih lebar tetapi meningkatkan kesalahan prediksi. Dengan kata lain, *C* mengontrol kompleksitas model, di mana nilai *C* yang lebih tinggi cenderung mengakibatkan model yang lebih kompleks. Dalam konteks SVR, parameter *C* digunakan untuk mengontrol *penalization* terhadap kesalahan prediksi. Dengan demikian, nilai *C* yang optimal perlu ditentukan untuk mencapai keseimbangan yang tepat antara *margin* dan kesalahan prediksi dalam model SVR, perbandingan parameter *C* ini dapat dilihat di tabel 4.57.

Tabel 4. 57 Uji coba hyperparameter C

Skenario	Hyperparameter	MAE	MAPE
3	C = 0.1, gamma = 1, degree = 3	4179268.56	38.7%
9	C = 1, gamma = 1, degree = 3	1624179.32	22.2%
15	C = 10, gamma = 1, degree = 3	1403742.13	11%

Dari Tabel 4.57 dapat dilihat bahwa nilai *hyperparameter C* yang semakin tinggi dapat membuat performa model SVR menjadi lebih baik, dikarenakan nilai *margin* yang lebih besar membuat hasil prediksi model SVR dapat menjadi lebih besar juga. Hal ini disebabkan karena variabel dependen yakni Harga merupakan

nominal yang cukup besar Dimana margin prediksi yang cukup besar diperlukan untuk penelitian ini.

Parameter *gamma* dalam SVR adalah parameter yang digunakan sebagai input untuk kernel *function* yang digunakan. Nilai *gamma* mengontrol bentuk dari kernel *function*, di mana nilai *gamma* yang lebih tinggi menghasilkan kernel *function* yang lebih kompleks dan nilai *gamma* yang lebih rendah menghasilkan kernel *function* yang lebih sederhana. Dalam penelitian yang dilakukan, parameter *gamma* digunakan dalam kernel polynomial dan dapat dilihat di tabel 4.58.

Tabel 4. 58 Uji coba hyperparameter gamma

Skenario	Hyperparameter	MAE	MAPE
13	C = 10, gamma = 0.1, degree = 3	5009981.98	50.6%
15	C = 10, gamma = 1, degree = 3	1403742.13	11%
17	C = 10, gamma = 10, degree = 3	1989412.93	22.5%

Dari tabel 4.58 bahwa nilai  $\gamma=1$  di Skenario 15 merupakan opsi terbaik untuk model SVR yang digunakan jika dibandingkan dengan dua skenario lainnya, ini dikarenakan nilai  $\gamma$  yang terlalu rendah membentuk kernel yang terlalu sederhana, sedangkan  $\gamma$  yang terlalu tinggi justru membentuk kernel yang terlalu kompleks. Hal ini dibuktikan perolehan MAE dan MAPE di skenario 15 merupakan yang terendah dibandingkan skenario 13 yang menggunakan  $\gamma=0.1$  dan skenario 17 yang menggunakan  $\gamma=10$ .

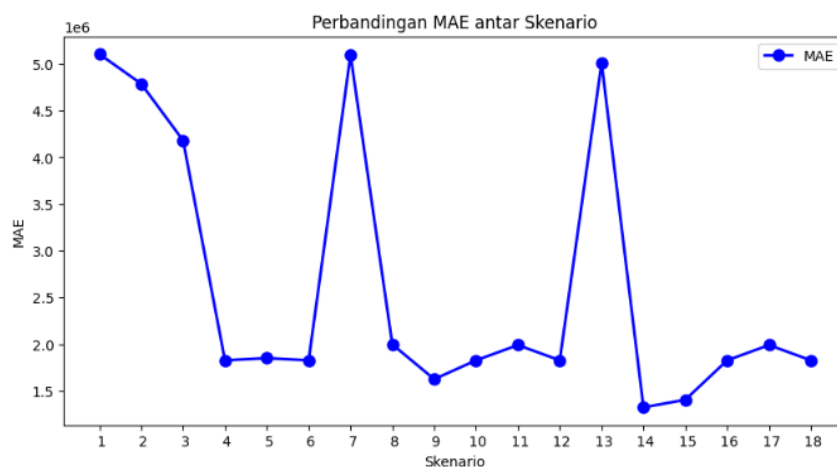
Parameter *degree* dalam SVR adalah parameter yang digunakan dalam kernel *polinomial*. Parameter ini menentukan derajat *polinomial* yang digunakan dalam fungsi *kernel*. Semakin tinggi nilai *degree*, semakin kompleks pola yang dapat

dipelajari oleh model, namun nilai yang terlalu tinggi juga dapat menyebabkan *overfitting*. Nilai default untuk parameter degree adalah 3, namun dalam penelitian yang dilakukan, nilai percobaan degree yang digunakan adalah 3 dan 5. Hal ini menunjukkan bahwa peneliti mencoba untuk menentukan nilai degree yang optimal melalui proses pengujian, hal ini dapat dilihat di tabel 4.59.

Tabel 4. 59 Uji coba hyperparameter degree

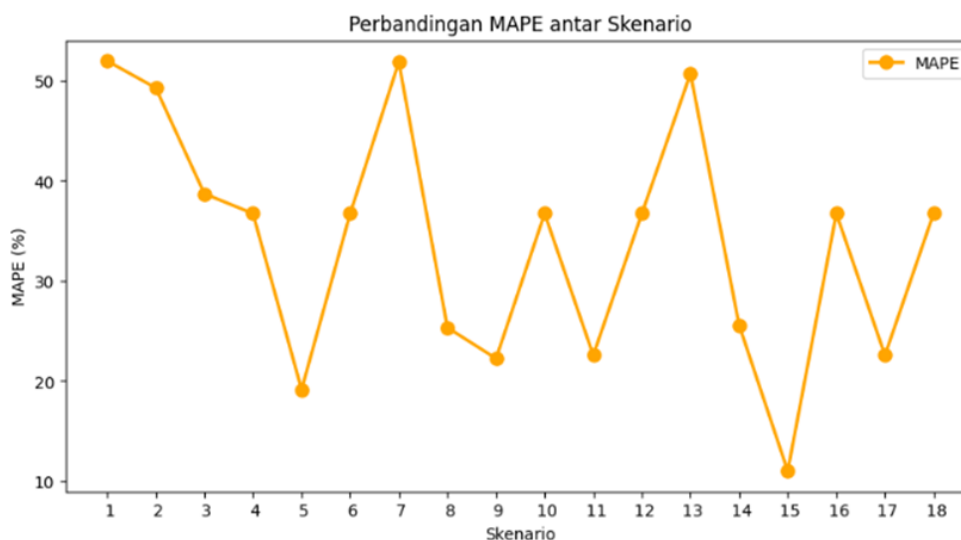
Skenario	Hyperparameter	MAE	MAPE
15	C = 10, gamma = 1, degree = 3	1403742.13	11%
16	C = 10, gamma = 1, degree = 5	1825887.01	36.7%

Pada tabel 4.59 dapat nilai degree=3 di skenario 15 mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan nilai degree=5 di skenario 16, hal ini dikarenakan pola data yang digunakan tidak terlalu kompleks, maka nilai degree yang lebih kecil menghasilkan MAE dan MAPE yang lebih rendah. Nilai degree yang terlalu tinggi juga dapat menyebabkan model menjadi *overfitting* hal ini disebabkan data yang sebenarnya tidak terlalu kompleks, tetapi menggunakan derajat polynomial di fungsi kernel yang terlalu kompleks, maka hasil prediksi menjadi kurang baik.



Gambar 4. 19 Visualisasi perbandingan MAE antar skenario

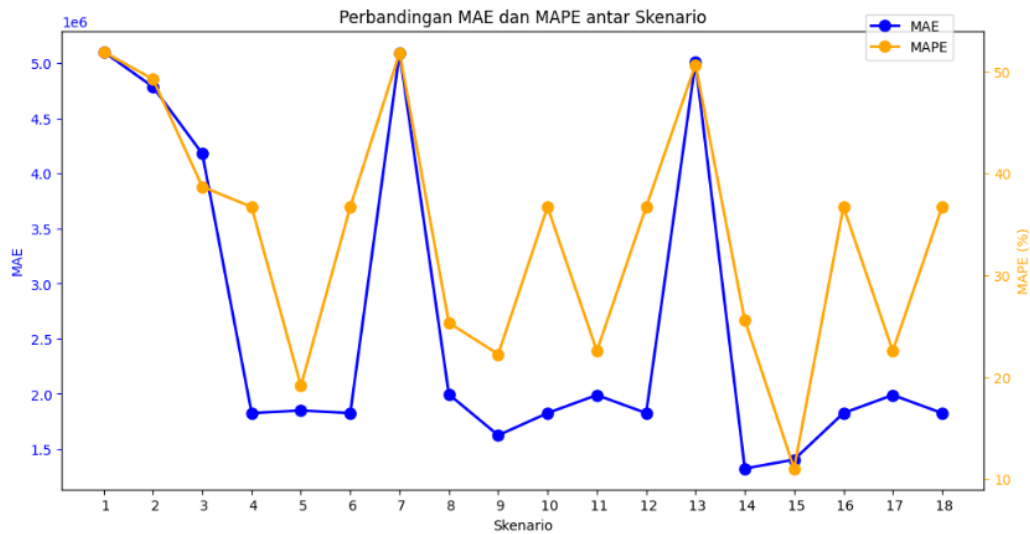
Berdasarkan gambar 4.19. Skenario 14 dan 15 memiliki nilai MAE (*Mean Absolute Error*) terkecil diantara semua skenario yang dilakukan sebesar 1322523.22 untuk skenario 14 dan 1403742.13 untuk skenario 15. Kemudian juga dapat disimpulkan untuk skenario 1,7,dan 13 yang memiliki MAE tertinggi berarti tuning parameter  $\gamma = 0.1$  dan degree = 3 kurang cocok untuk data yang diuji.



Gambar 4. 20 Visualisasi perbandingan MAPE antar skenario

Berdasarkan gambar 4.20. Skenario 15 memiliki nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) terkecil diantara semua skenario yang dilakukan yaitu sebesar 11%. Kemudian juga dapat disimpulkan untuk skenario 1,7,dan 13 yang memiliki MAPE tertinggi berarti tuning parameter  $\gamma = 0.1$  dan degree = 3 kurang cocok untuk data yang diuji.





Gambar 4. 21 Visualisasi perbandingan MAE dan MAPE antar skenario

Berdasarkan gambar 4.21. dapat dilihat skenario 14 memiliki nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) lebih besar daripada MAPE skenario 15, sedangkan MAE (*Mean Absolute Error*) skenario 14 lebih kecil daripada MAE skenario 15. Hal ini bisa disebabkan karena Nilai MAE akan semakin besar jika ada peningkatan besar dalam deviasi absolut antara nilai aktual dan prediksi. Sedangkan MAPE dapat berubah meskipun deviasi absolut (MAE) meningkat jika nilai aktual yang besar mendominasi dalam kalkulasi.

Jadi, sementara MAE bisa meningkat karena deviasi absolut yang lebih besar, MAPE dapat berkurang jika kesalahan tersebut terkonsentrasi pada nilai yang besar. Hal ini dapat terjadi karena MAPE memberikan bobot yang lebih besar pada kesalahan relatif dalam persentase, dan jika kesalahan tersebut terjadi pada nilai yang besar, dampaknya pada MAPE bisa lebih kecil dibandingkan dengan dampak pada MAE. Dikarenakan harga merupakan nominal yang cukup besar maka MAE bisa meningkat secara signifikan jika angka deviasinya terlalu besar.

Dapat dilihat skenario 15 memiliki nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan MAE (*Mean Absolute Error*) cenderung lebih kecil daripada skenario yang lain yakni MAE sebesar 1403742.13 dan MAPE sebesar 11%. Nilai MAE dan MAPE tersebut termasuk dalam kategori Baik berdasarkan penelitian oleh (Chai, Draxler, and Prediction 2014). Rendahnya tingkat *error prediction* dari metode SVR terbukti mampu melakukan prediksi *Software Cost Estimation* secara andal berdasarkan *Complexity Weighting Factors*. Model SVR terlatih dengan baik sehingga mampu memprediksi *Software Cost Estimation* dengan Tingkat error prediction yang sangat rendah ditandakan dengan MAPE sebesar 11% karena menurut penelitian oleh (Widianto *et al.* 2023) rentang MAPE 11% hingga 20% menunjukkan hasil estimasi yang sangat baik.

Dalam Hukum Islam, jual beli aplikasi atau software ada kesamaan dengan jual beli salam atau bisa disebut dengan jual beli barang pesanan. Dimana penjual menjual sesuatu yang tidak dilihat zatnya, hanya ditentukan dengan sifat barang itu ada didalam pengakuan (tanggung) si penjual. Dalam hukum Islam juga diperbolehkan jual beli online dengan mengikuti seluruh rukun dan syarat sebelum melakukan transaksi tersebut yang sudah diatur berdasarkan sumber hukum yang ada yaitu

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا إِذَا تَدَايَنْتُمْ بِدِينٍ إِلَىٰ أَجَلٍ مُّسَمًّى فَاكْتُبُوهُ

”Hai orang-orang yang beriman, apabila kamu bermuamalah tidak secara tunai untuk waktu yang ditentukan, hendaklah kalian menuliskannya” (Q.S. Al-Baqarah : 282).

Ayat tersebut dapat menjadi landasan hukum jual beli online dalam Islam. Selain itu, jual beli yang tidak tunai heknaknya segera ditulis agar terhindar dari kesalahpahaman atau mencegah terjadinya kelupaan dari salah satu pihak. Jual beli salam menurut Islam terdapat beberapa rukun yang harus terpenuhi, diantaranya: 1) sighthat, yaitu ijab dan qabul; 2) aqidani, yaitu orang yang melakukan transaksi jual beli, dalam hal ini penjual dan pembeli, dan 3) objek barang yang ingin di transaksi terkait harga dan barang yang dipesan. Adapun syarat yang harus dipenuhi yaitu: 1) uang dibayarkan terlebih dahulu; 2) barang menjadi utang bagi penjual; 3) barang diberikan sesuai dengan waktu yang sudah disepakati; 4) barang yang sudah dijanjikan harus ada, jika belum ada maka transaksi jual beli tidak sah; 5) kejelasan barang sangat diperlukan seperti ukuran, takaran dan jumlah, ketiga komponen tersebut memang sudah lumrah dan berlaku bagi proses jual beli, dan 6) sifat-sifat barang diketahui dengan jelas agar tidak menjadi perselisihan dikemudian hari.

Penelitian ini memiliki dampak yang lebih luas. Penggunaan metode *Support Vector Regression* (SVR) untuk mengestimasi harga aplikasi perangkat lunak mungkin memungkinkan pengembangan model prediksi yang lebih kompleks yang sesuai dengan konsep Islam. Menurut hukum Islam, pembuatan software di PT Ekata Technology Indonesia dilakukan sesuai dengan akad wakalah yang disertai dengan upah (ujrah), atau lengkapnya akad wakalah bil ujrah sesuai dengan ketentuan yang diberikan. Oleh karena itu, transaksi pembuatan software telah dilakukan sesuai dengan hukum Islam. Firman Allah SWT adalah dasar hukum wakalah :

وَلَا تَأْكُلُوا أَمْوَالَكُمْ بَيْنَكُمْ بِالْبُطْلِ وَتُدْخِلُوا بِهَا إِلَى الْحُكْمِ لِتَأْكُلُوا فَرِيقًا مِّنْ أَمْوَالِ النَّاسِ بِالْإِثْمِ وَأَنْتُمْ تَعْلَمُونَ

”Dan janganlah sebahagian kamu memakan harta sebahagian yang lain di antara kamu dengan jalan yang bathil dan (janganlah) kamu membawa (urusan) harta itu kepada hakim, supaya kamu dapat memakan sebahagian daripada harta benda orang lain itu dengan (jalan berbuat) dosa, padahal kamu mengetahui”. (QS:Al-Baqarah : 188).

Penelitian ini sejalan dengan ajaran Islam yang mendorong transparansi, keadilan, dan kejujuran dalam segala aspek kehidupan, termasuk dalam urusan bisnis dan ekonomi. QS. Al-Baqarah (2): 188 menegaskan agar umat Islam tidak memakan harta sesama dengan cara yang tidak benar, seperti melakukan penipuan atau praktik bisnis yang tidak etis. Allah SWT melarang keras tindakan menyimpang dalam berbisnis dan mengingatkan bahwa membawa urusan harta ke hadapan hakim dengan niat untuk mendapatkan keuntungan yang tidak halal merupakan perbuatan dosa.

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا لَا تَأْكُلُوا أَمْوَالَكُمْ بَيْنَكُمْ بِالْبُطْلِ إِلَّا أَنْ تَكُونَ بِيَعَارَةً عَنْ تَرَاضٍ مِّنْكُمْ وَلَا تَقْتُلُوا أَنْفُسَكُمْ إِنَّ اللَّهَ

كَانَ بِكُمْ رَحِيمًا

”Wahai orang-orang yang beriman, janganlah kamu memakan harta sesamamu dengan cara yang batil (tidak benar), kecuali berupa perniagaan atas dasar suka sama suka di antara kamu. Janganlah kamu membunuh dirimu. Sesungguhnya Allah adalah Maha Penyayang kepadamu.”. (QS. An-Nisa (2): 29).

Tawar menawar dalam Islam diperbolehkan selama dilakukan sesuai dengan prinsip-prinsip syariat Islam. Aktivitas tawar menawar dalam transaksi jual beli dianggap halal atau diperbolehkan, dengan ketentuan tidak melanggar aturan-aturan

syariah, seperti larangan riba, dan dilakukan dengan prinsip kejujuran, transparansi, dan kesepakatan yang saling ridha antara penjual dan pembeli. Dalam Al-Quran, terdapat ayat yang menunjukkan bahwa tawar menawar dalam jual beli diperbolehkan, seperti QS. An-Nisa ayat 29 yang berbunyi "Hai orang-orang yang beriman, janganlah kamu saling memakan harta sesamamu dengan jalan yang batil, kecuali dengan jalan perniagaan yang berlaku dengan suka sama suka di antara kamu." Selain itu, dalam hadis, Rasulullah SAW juga mencontohkan tawar menawar dalam berbagai transaksi jual beli. Oleh karena itu, tawar menawar dalam Islam diperbolehkan asalkan memenuhi ketentuan-ketentuan tersebut.

Dalam konteks penggunaan metode Support Vector Regression (SVR) untuk estimasi harga aplikasi perangkat lunak, prinsip kejujuran dan keadilan yang diajarkan dalam QS. Al-Baqarah (2): 188 dapat diaplikasikan. Penelitian ini mendorong transparansi dalam penetapan harga aplikasi perangkat lunak, menghindari praktik-praktik yang dapat merugikan pihak lain, dan memastikan bahwa estimasi harga didasarkan pada data yang akurat dan metodologi yang etis. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pengembangan metode SVR, tetapi juga menggambarkan implementasi nilai-nilai moral dan etika Islam dalam praktik bisnis di era digital. Selain itu terdapat juga firman Allah :

وَيَا لِّلْمُطَفِّفِينَ الَّذِينَ إِذَا اكْتَالُوا عَلَى النَّاسِ يَسْتَوْفُونَ وَإِذَا كَالُوا لَهُمْ أَوْ وَزَنُوا لَهُمْ يُخْسِرُونَ ۗ

*” Celakalah bagi orang-orang yang curang (dalam menakar dan menimbang)! (yaitu) orang-orang yang apabila menerima takaran dari orang lain mereka minta dicukupkan, dan apabila mereka menakar atau menimbang (untuk orang lain), mereka mengurangi.”. (Al-Mutaffifin : 1 - 3).*

Penelitian ini mencoba menciptakan sebuah paradigma yang sejalan dengan nilai-nilai moral dan etika yang ditegaskan dalam QS. Al-Mutaffifin (83): 1-3. Ayat ini mengecam keras perilaku curang, terutama dalam hal menakar dan menimbang. Allah SWT menyatakan kecelakaan bagi orang-orang yang curang, yang ketika mereka menerima takaran dari orang lain, mereka meminta agar takaran tersebut cukup, tetapi ketika mereka yang menakar atau menimbang untuk orang lain, mereka justru mengurangi takaran tersebut.

Dalam implementasi metode Support Vector Regression (SVR) untuk estimasi harga aplikasi perangkat lunak, prinsip keadilan dan kejujuran yang ditekankan dalam QS. Al-Mutaffifin menjadi landasan penting. Penelitian ini tidak hanya menitikberatkan pada akurasi prediksi harga, tetapi juga pada integritas dan transparansi dalam menyusun model. Dengan menjunjung tinggi nilai-nilai keadilan dan kejujuran, hasil estimasi harga aplikasi perangkat lunak dapat menjadi acuan yang adil dan dapat dipertanggungjawabkan, mencerminkan komitmen terhadap etika bisnis dan nilai-nilai Islam.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil uji coba pada 18 skenario yang telah dilakukan dengan rasio pembagian data latih dan data uji sebesar 80:20, serta variasi nilai hyperparameter C, gamma, dan degree pada model Support Vector Regression (SVR) dengan kernel polinomial, ditemukan bahwa model SVR terbaik untuk prediksi Software Cost Estimation pada dataset proyek PT. Ekata Technology Indonesia adalah menggunakan kernel polinomial dengan konfigurasi hyperparameter C=10, gamma=1, dan degree=3 (skenario 15) dengan persamaan fungsi yang dihasilkan yaitu  $y=1.4586809500694762x + (-698729.9404417385)$ . Konfigurasi ini secara konsisten memberikan performa prediksi tertinggi, dengan Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) di bawah 15% pada data uji sehingga Error Prediction nya termasuk kategori Baik.

Parameter C, yang mengontrol trade-off antara margin dan kesalahan prediksi, diatur pada nilai 10 untuk memberikan margin yang sempit namun meminimalkan kesalahan prediksi. Parameter gamma, yang digunakan dalam kernel polinomial, diatur pada nilai 1 untuk menghasilkan kernel function yang cukup kompleks. Parameter degree, yang menentukan derajat polinomial dalam fungsi kernel, diatur pada nilai 3 untuk menjaga keseimbangan antara kompleksitas pola yang dipelajari oleh model dan menghindari overfitting.

Visualisasi perbandingan MAE dan MAPE antar skenario menunjukkan bahwa skenario 15 memiliki nilai MAE dan MAPE yang lebih kecil dibandingkan dengan skenario lainnya. Meskipun skenario 14 memiliki MAE lebih rendah, namun MAPE-nya lebih besar, menunjukkan dampak dari kesalahan relatif dalam persentase, terutama pada nilai yang besar.

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa model SVR dengan kernel polinomial dan konfigurasi hyperparameter yang telah disebutkan dapat diandalkan untuk prediksi Software Cost Estimation pada proyek-proyek PT. Ekata Technology Indonesia. Tingkat error prediksi yang rendah, seperti MAE sebesar 1403742.13 dan MAPE sebesar 11%, menunjukkan keandalan model dalam mengestimasi biaya perangkat lunak berdasarkan Complexity Weighting Factors. Dengan kata lain, model ini dapat membantu dalam membuat keputusan estimasi biaya proyek perangkat lunak yang lebih akurat.

## **5.2. Saran**

Berdasarkan hasil uji coba Support Vector Regression (SVR) untuk estimasi harga aplikasi perangkat lunak, peneliti menyadari adanya keterbatasan dalam penelitian ini. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi hasilnya. Beberapa saran yang dapat peneliti berikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

- Mendalaminya lagi untuk memastikan bahwa nilai hyperparameter yang telah dipilih ( $C=10$ ,  $\gamma=1$ ,  $\text{degree}=3$ ) masih menjadi konfigurasi optimal.



Pengoptimalan ini bisa dilakukan dengan eksplorasi nilai hyperparameter yang lebih luas atau menggunakan metode optimasi model

- Mempertimbangkan inklusi faktor-faktor tambahan yang mungkin mempengaruhi estimasi biaya proyek perangkat lunak, seperti faktor eksternal atau ketidakpastian bisnis yang lebih besar.
- Inklusi faktor-faktor non-teknis, seperti aspek manajemen proyek, tingkat kompleksitas bisnis, atau faktor-faktor lingkungan yang dapat mempengaruhi estimasi biaya proyek perangkat lunak.
- Teknik ensemble atau kombinasi beberapa metode machine learning dapat dicoba untuk meningkatkan performa. Contohnya dengan memadukan SVR, Random Forest, dan Artificial Neural Network agar masing-masing metode dapat saling melengkapi untuk hasil yang lebih akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Afandi, Widi, Tri Ginanjar Laksana, and Nia Annisa Ferani Tanjung. 2023. "Penerapan Metode Support Vector Machine Analisis Sentimen Tweet Pergantian Logo Halal Di Indonesia." *Jurnal Elektronika Dan Komputer* 16(1):45–52.
- Attarzadeh, Iman, and Siew Hock Ow. 2010. "Proposing a New Software Cost Estimation Model Based on Artificial Neural Networks." *ICCET 2010 - 2010 International Conference on Computer Engineering and Technology, Proceedings* 3:487–91. doi: 10.1109/ICCET.2010.5485840.
- Boehm, Barry W. 1981. *SOFTWARE ENGINEERING ECONOMICS*.
- Chai, T., R. R. Draxler, and Climate Prediction. 2014. "Root Mean Square Error ( RMSE ) or Mean Absolute Error ( MAE )? – Arguments against Avoiding RMSE in the Literature." (2005):1247–50. doi: 10.5194/gmd-7-1247-2014.
- Che, Jin Xing, and Jian Zhou Wang. 2014. "Short-Term Load Forecasting Using a Kernel-Based Support Vector Regression Combination Model." *Applied Energy* 132:602–9. doi: 10.1016/j.apenergy.2014.07.064.
- Chirra, Sai Mohan Reddy, and Hassan Reza. 2019. "A Survey on Software Cost Estimation Techniques." *Journal of Software Engineering and Applications* 12(06):226–48. doi: 10.4236/jsea.2019.126014.
- Colomo-Palacios, Ricardo, Edmundo Tovar-Caro, Ángel García-Crespo, and Juan Miguel Gómez-Berbís. 2010. "Identifying Technical Competences of IT Professionals: The Case of Software Engineers." *International Journal of Human Capital and Information Technology Professionals* 1(1):31–43. doi: 10.4018/jhcitp.2010091103.
- Endro Prihastono. 2012. "Pengukuran Kepuasan Konsumen Pada Kualitas Pelayanan Customer Service Berbasis Web." *Dinamika Teknik* 6:14–24.
- Evy Sulistianingsih, Sriyana, Shantika Martha,. 2018. "Prediksi Nilai Tukar Dolar Amerika Serikat Terhadap Rupiah Dengan Metode Support Vector Regression (Svr)." *Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya* 8(1):1–10. doi: 10.26418/bbimst.v8i1.30503.
- Guo, Jianyuan, Zhen Xie, Yong Qin, Limin Jia, and Yaguan Wang. 2019. "Short-Term Abnormal Passenger Flow Prediction Based on the Fusion of SVR and LSTM." *IEEE Access* 7:42946–55. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2907739.
- Heemstra, Fred J. 1990. "Software Cost Estimation Models." *Proceedings of the Jerusalem Conference on Information Technology* 34(10):286–97. doi: 10.1016/b978-0-7506-0813-8.50035-6.
- Hendayanti, Ni Putu Nanik, I. Ketut Putu Suniantara, and Maulida Nurhidayati.

2019. "Penerapan Support Vector Regression (Svr) Dalam Memprediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Domestik Ke Bali." *Jurnal Varian* 3(1):43–50. doi: 10.30812/varian.v3i1.506.
- Iacobello, G., L. Ridolfi, and S. Scarsoglio. 2021. "A Review on Turbulent and Vortical Flow Analyses via Complex Networks." *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* 563:125476. doi: 10.1016/j.physa.2020.125476.
- Lestari, Maryati Puji, Deden Jacob Witarsyah, Faqih Hamami, Universitas Telkom, Support Vector Regression, Mean Absolute, and Percentage Error. 2021. "Peramalan Pertambahan Pasien Covid-19 Menggunakan Support Vector Regression Forecasting Growth of Covid-19 Patients Using Support." *E-Proceeding of Engineering* 8(5):9497–9507.
- Maharesi, Retno, Fakultas Teknologi, Industri Jurusan, Teknik Informatika, and Universitas Gunadarma. 2013. "Penggunaan Support Vector Regression ( Svr ) Pada Prediksi Return Saham Syariah BEI." *Proceeding PESAT* 5:8–9.
- Manikavelan, D., and R. Ponnusamy. 2013. "To Find the Accurate Software Cost Estimation Using Differential Evaluation Algorithm." *2013 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, IEEE ICCIC 2013* 0–3. doi: 10.1109/ICCIC.2013.6724240.
- Maulana, Noval Dini, Budi Darma Setiawan, and Candra Dewi. 2019. "Implementasi Metode Support Vector Regression (SVR) Dalam Peramalan Penjualan Roti (Studi Kasus : Harum Bakery)." *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 3(3):2986–95.
- Mucholladin, Abu Wildan, Fitra Abdurrachman Bachtiar, and Muhammad Tanzil Furqon. 2021. "Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Metode Support Vector Machine." 5(2).
- Olivia Bonita, Lailil Muflikhah, Ratih Kartika Dewi, and Program. 2018. "Prediksi Harga Batu Bara Menggunakan Support Vector Regression ( SVR )." *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 2(12):6603–9.
- Panahi, Mahdi, Amiya Gayen, Hamid Reza Pourghasemi, Fatemeh Rezaie, and Saro Lee. 2020. "Spatial Prediction of Landslide Susceptibility Using Hybrid Support Vector Regression (SVR) and the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) with Various Metaheuristic Algorithms." *Science of the Total Environment* 741:139937. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.139937.
- Putri, Amelia Soraya, Soehardjoepri Soehardjoepri, and Agus Suharsono. 2023. "Optimasi Parameter Support Vector Regression Pada Prediksi Nilai Tukar Dolar Amerika Terhadap Rupiah Dengan Menggunakan Genetic Algorithm Dan Particle Swarm Optimization." *Jurnal Sains Dan Seni ITS* 12(2). doi: 10.12962/j23373520.v12i2.111596.
- Putri, Rizky Amalia, Wiwiek Setya Winahju, and Muhammad Mashuri. 2020.

“Penerapan Metode Ridge Regression Dan Support Vector Regression (SVR) Untuk Prediksi Indeks Batubara Di PT XYZ.” *Jurnal Sains Dan Seni ITS* 9(1):64–71. doi: 10.12962/j23373520.v9i1.51021.

Rajper, Samina, and Zubair A. Shaikh. 2016. “Software Development Cost Estimation: A Survey.” *Indian Journal of Science and Technology* 9(31):177–205. doi: 10.17485/ijst/2016/v9i31/93058.

Sedgwick, Philip. 2012. “Pearson’s Correlation Coefficient.” *BMJ (Online)* 345(7864):1–2. doi: 10.1136/bmj.e4483.

Shekhar, Shivangi. 2018. “Review of Various Software Cost Estimation Techniques.” (May 2016). doi: 10.5120/ijca2016909867.

Widianto, Aldi Eka Wahyu, Julinar Julinar, Karohmatul Amalia MS, and Venansius Ryan Tjahjono. 2023. “Penentuan Effective Reproduction Number COVID-19 Dengan Metode Particle Swarm Optimization Pada Enam Provinsi Di Pulau Jawa.” *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications* 20(2):131. doi: 10.12962/limits.v20i2.8585.

Yang, Da, Qing Wang, Mingshu Li, Ye Yang, Kai Ye, and Jing Du. 2008. “A Survey on Software Cost Estimation in the Chinese Software Industry.” 253–62.

Zhang, Bing, Huihui Ren, Guoyan Huang, Yongqiang Cheng, and Changzhen Hu. 2019. “Predicting Blood Pressure from Physiological Index Data Using the SVR Algorithm 08 Information and Computing Sciences 0801 Artificial Intelligence and Image Processing.” *BMC Bioinformatics* 20(1):1–15.

## LAMPIRAN

**Lampiran 1. Data Software Cost PT. Ekata Technology Indonesia**

Nama Proyek	Kode Pertanyaan															P16
	P 1	P 2	P 3	P 4	P 5	P 6	P 7	P 8	P 9	P 10	P 11	P 12	P 13	P 14	P 15	
Project 1	2	3	5	5	5	4	4		2	3	4	4	1	1	4	1000000
Project 2	2	4	2	2	5	4	4		1	4	4	2	1	1	3	500000
Project 3	1	3	1	2	3	4	4		1	2	3	2	1	2	4	200000
Project 4	1	3	3	3	2	3	3		1	2	3	1	2	2	4	250000
Project 5	2	1	1	5	5	2	3		1	1	1	5	3	5	4	250000
Project 6	2	3	2	4	4	4	3		2	3	4	3	5	4	4	1000000
Project 7	1	2	1	2	2	3	4		2	2	2	1	1	2	3	100000
Project 8	2	3	2	2	3	3	3		2	3	4	2	1	3	3	400000
Project 9	1	3	2	2	2	3	3		1	2	2	1	1	3	3	150000
Project 10	1	1	2	2	2	3	2		3	1	2	1	1	1	3	100000
Project 11	1	2	2	2	1	3	2		1	2	1	3	1	2	3	80000
Project 12	1	2	3	2	1	2	2		4	1	1	1	2	1	3	100000
Project 13	1	1	1	1	1	3	3		1	1	2	1	1	3	2	70000
Project 14	1	2	3	1	1	2	2		1	1	1	1	1	1	3	80000
Project 15	4	5	2	5	4	5	3		2	3	4	4	5	4	4	1500000
Project 16	4	5	5	5	4	5	4		4	4	5	4	4	5	5	3000000
Project 17	1	1	1	2	1	1	2		1	2	2	1	1	1	2	20000
Project 18	1	2	1	2	3	1	3		3	1	2	2	1	2	2	50000
Project 19	1	1	1	2	1	1	3		1	3	3	1	1	1	2	30000
Project 20	1	2	3	2	2	2	2		1	1	1	1	1	1	3	90000
Project 21	1	1	1	2	1	2	2		1	2	3	1	1	1	2	35000
Project 22	1	2	3	1	1	3	1		1	1	1	1	1	2	2	65000
Project 23	1	1	1	1	1	1	3		1	1	1	3	1	1	2	20000
Project 24	1	2	1	2	3	1	3		3	1	1	2	2	1	4	50000
Project 25	1	2	1	2	2	1	3		3	1	1	2	1	1	3	40000
Project 26	1	3	2	2	2	3	2		1	2	2	1	1	1	3	120000
Project 27	1	2	1	1	1	3	2		1	1	1	1	1	1	3	75000
Project 28	1	1	3	2	2	3	2		3	1	2	1	1	1	3	110000
Project 29	1	1	1	1	1	3	3		1	1	2	1	1	2	2	60000
Project 30	1	2	1	2	2	1	3		3	1	1	1	1	2	3	40000
Project 31	1	1	1	2	1	2	1		1	2	3	1	1	1	2	20000
Project 32	2	3	4	2	2	3	2		3	2	2	1	2	2	3	250000
Project 33	2	3	5	2	2	3	4		5	2	2	3	2	3	3	500000
Project 34	2	3	2	2	2	3	2		3	2	2	1	2	2	3	220000
Project 35	1	3	3	2	2	3	2		3	1	2	1	1	2	3	125000
Project 36	2	3	2	2	2	3	3		1	2	2	1	1	5	3	200000

Nama Proyek	Kode Pertanyaan															
	P 1	P 2	P 3	P 4	P 5	P 6	P 7	P 8	P 9	P 10	P 11	P 12	P 13	P 14	P 15	P16
Project 37	1	2	3	1	2	2	2		1	1	2	1	1	1	3	920000
Project 38	1	5	1	2	1	1	2		1	2	2	1	2	1	3	1100000
Project 39	2	4	2	2	5	4	4		1	4	4	2	3	3	3	7500000
Project 40	1	2	1	2	2	1	3		3	1	1	2	1	2	2	400000
Project 41	1	3	4	2	2	1	2		1	2	2	1	1	1	2	1200000
Project 42	1	2	1	2	1	3	3		3	1	1	2	1	1	3	550000
Project 43	1	1	3	2	2	3	2		3	1	2	1	2	1	3	1300000
Project 44	1	1	3	2	2	3	2		4	1	2	1	2	1	3	1500000
Project 45	1	1	1	2	1	2	1		1	2	1	1	2	1	2	300000
Project 46	1	3	3	2	2	2	2		1	1	1	1	1	1	3	950000
Project 47	1	2	1	2	3	1	3		2	1	1	3	2	1	4	500000
Project 48	1	2	1	2	3	1	3		2	1	1	2	2	1	4	450000
Project 49	1	1	2	2	1	2	1		1	2	3	1	1	1	2	250000
Project 50	1	1	1	2	1	1	3		1	3	2	1	1	1	2	250000