

PREDIKSI KURS MATA UANG RIYAL KE RUPIAH MENGGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)*

Andika Wahyudi¹, Wahyudi Setiawan², Yudha Dwi Putra Negara³

^{1,2,3}Universitas Trunojoyo Madura

¹180441100049@student.trunojoyo.ac.id, ²wsetiawan@trunojoyo.ac.id, ³yudha.putra@trunojoyo.ac.id

ABSTRACT

Currency exchange rates have an important role in a country's development and economy, especially in international trade and investment. Currency exchange rate fluctuations can have a significant impact on various aspects of the economy. One example is the Rupiah exchange rate against the Saudi Arabian Riyal (SAR), which is important for many Indonesian citizens who undertake the Hajj and Umrah. Currency exchange rate prediction is a complex task because it is influenced by various economic, political, and social factors. Therefore, a method is needed that is able to accommodate the complexity and dynamics of the data. One potential method for predicting currency exchange rates is Support Vector Regression (SVR). SVR is a machine learning method that has demonstrated good performance in various prediction applications due to its ability to handle non-linear data and capture complex patterns in data. This research aims to apply the SVR method to predict the Riyal currency exchange rate against the Rupiah. Prediction accuracy will be measured using Mean Absolute Percentage Error (MAPE). This research is expected to contribute in providing an accurate and efficient tool for predicting the Riyal exchange rate against the Rupiah, providing insight into the application of SVR in currency exchange prediction, and providing practical guidance in implementing the SVR method for the purpose of predicting currency exchange rates. Based on 120 test analyses using the Support Vector Regression (SVR) method using data compositions of 90: 10, 80: 20, and 70: 30, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value is 0.817317 in testing using a data composition of 90: 10.

Keywords: *Currency Exchange Rates, Saudi Arabian Riyal, Support Vector Regression, MAPE.*

PENDAHULUAN

Kurs atau nilai tukar mata uang suatu negara memiliki peran yang sangat penting dalam sebuah perkembangan dan ekonomi sebuah negara. Kurs mata uang ini juga penting terutama dalam perdagangan dan investasi dalam lingkup internasional. Bahkan kurs mata uang Rupiah terhadap mata uang asing menjadi patokan dalam aktivitas bisnis yang dilakukan sebuah individu, perusahaan maupun suatu negara serta sebagai persiapan untuk mengambil sebuah keputusan dari suatu bisnis [1]. Kurs mata uang yang fluktuatif dapat memberikan dampak signifikan pada perdagangan internasional, investasi, serta keputusan-keputusan ekonomi lainnya. Dalam konteks Indonesia, kurs Rupiah terhadap berbagai mata uang asing, termasuk Riyal Arab Saudi (SAR), memiliki peranan penting, terutama mengingat banyaknya warga negara Indonesia yang melakukan perjalanan ke Arab Saudi untuk keperluan ibadah haji dan umrah [2].

Prediksi kurs mata uang merupakan tugas yang kompleks karena dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi, politik, dan sosial. Oleh karena itu, diperlukan metode yang mampu mengakomodasi kompleksitas dan dinamika data tersebut. *Support Vector Regression (SVR)* adalah salah satu metode pembelajaran mesin yang telah menunjukkan kinerja yang baik dalam berbagai aplikasi prediksi karena kemampuannya menangani data non-linear dan menangkap pola-pola

kompleks dalam data. Penelitian mengenai kurs mata uang telah dilakukan [3]. Pada penelitian tersebut melakukan prediksi nilai tukar mata uang dollar amerika terhadap rupiah menggunakan metode *Fuzzy Time series (FTS) Markov Chain*. Dimana tujuan penelitian tersebut Tujuan dari penelitian ini adalah membangun model peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika dengan metode Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain dan menentukan hasil peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika untuk periode selanjutnya. menghasilkan pengujian terbaik pada model 3 dengan nilai $D' = 68,99$ dan $D'' = 78,76$ dengan nilai MAPE sebesar 0,137931402%. Peramalan kurs beli menghasilkan pengujian terbaik pada model 3 dengan nilai $D' = 27,01$ dan $D'' = 25,24$ dengan nilai MAPE sebesar 0,129941896%. Hasil peramalan kurs jual untuk periode 10 Juni 2021 adalah 14345,226, sedangkan nilai aktualnya adalah 14333,31. Penelitian lainnya mengenai mengenai kurs mata uang atau nilai mata uang telah dilakukan [4]. penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan parameter Support Vector Regression (SVR) yang optimal pada prediksi nilai tukar dolar Amerika terhadap rupiah dengan menggunakan algoritma Genetic Algorithm (GA) dan Particle Swarm Optimization (PSO). Hasil penelitian ini dengan kernel Radial Basis Function (RBF) memberikan nilai MAPE terkecil yaitu sebesar 0,7142588% pada data training, dan 0,2187573% pada data testing, dengan kombinasi nilai C (cost) sebesar 0,1, nilai γ (gamma) sebesar 0,01,

dan nilai ϵ (epsilon) sebesar 0,01. Pada optimasi menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) - *Genetic Algorithm* (GA) dan *Support Vector Regression* (SVR) - *Particle Swarm Optimization* (PSO) dengan kernel RBF, nilai MAPE terkecil diberikan pada metode SVR-GA yaitu sebesar 0,7242439% pada data training, dan 0,2184038% pada data testing dengan nilai parameter optimal C sebesar 0,09629636, nilai γ sebesar 0,008874816, dan nilai ϵ sebesar 0,009756693.

Support Vector Regression (SVR) bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik yang meminimalkan kesalahan prediksi dalam margin tertentu, sehingga menghasilkan model yang robust dan dapat diandalkan. Penelitian mengenai metode SVR telah banyak dilakukan, salah satunya pernah dilakukan [5], dimana penelitian tersebut Analisis Support Vector Regression (Svr) Dengan Kernel Radial Basis Function (Rbf) Untuk Memprediksi Laju Inflasi Di Indonesia. Penelitian tersebut bertujuan prediksi tingkat inflasi di masa depan yang berguna untuk merumuskan kebijakan perekonomian di masa depan. Penelitian lainnya mengenai SVR pernah dilakukan [6]. Pada penelitian tersebut menggunakan Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah Support Vector Regression (SVR) menggunakan input inflasi umum serta inflasi yang diukur dengan IHK yang dikelompokkan berdasarkan kelompok. Hasil model prediksi yang paling baik dari percobaan terhadap data inflasi menurut kelompok komoditi dengan menggunakan metode SVR (Support Vector Regression) yaitu model dengan kombinasi parameter C sebesar 0,37, epsilon (ϵ) sebesar 0,001 dan gamma (γ) sebesar 12,5365 dengan nilai RMSE terhadap data validasinya sebesar 0.0011, dan nilai RMSE terhadap data testingnya sebesar 0.0477 dengan nilai R^2 terhadap data validasinya sebesar 0.9999.

Berdasarkan uraian di atas pada penelitian ini, berfokus pada penerapan metode SVR untuk memprediksi kurs mata uang Riyal terhadap Rupiah. Untuk mengukur tingkat akurasi prediksi, penelitian ini akan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE adalah metrik yang umum digunakan untuk mengukur kesalahan prediksi dalam bentuk persentase, yang memberikan gambaran yang jelas mengenai seberapa baik model dalam melakukan prediksi. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam menyediakan alat prediksi yang akurat dan efisien, yang dapat digunakan oleh berbagai pihak seperti pelaku bisnis, pemerintah, masyarakat umum dalam mengambil keputusan ekonomi yang lebih baik dan diharapkan penelitian dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang aplikasi SVR dalam prediksi kurs mata uang Riyal terhadap Rupiah, serta memberikan panduan praktis dalam implementasi metode ini untuk tujuan prediksi kurs mata uang.

KAJIAN PUSTAKA

Kurs Mata Uang

Nilai tukar atau Kurs Mata Uang merupakan sebuah harga mata uang dari suatu negara terhadap mata uang negara lain. Pasar uang yang tidak menentu mengakibatkan kurs atau exchange rate terhadap pasangan mata uang (*currency pair*). *Exchange rate* yang terjadi dalam setiap detik mengalami dua kondisi berbeda secara bergantian yaitu melemah (depresiasi) dan menguat (apresiasi) [7].

Kurs atau Nilai tukar merupakan sebuah nilai dari mata uang yang dilakukan sebagai pembayaran saat ini atau dikemudian hari [8]. Nilai tukar juga berarti penghubung antara dua mata uang masing-masing negara. Setiap negara memiliki besaran jumlah unit yang disebut mata uang. Mata uang digunakan sebagai alat tukar antar negara yang bernilai disebut nilai tukar. Sistem nilai tukar merupakan nilai tukar yang diizinkan untuk memiliki nilai yang berbeda-beda. Nilai yang dimiliki masing-masing negara ditentukan berdasarkan kekuatan pasar atas permintaan dan penawaran nilai tukar mata uang akan cenderung berubah hampir setiap menit maupun detik [9].

Support Vector Regression (SVR)

Algoritma SVR merupakan adaptasi algoritma SVM dari *machine learning* atau pembelajaran mesin. Algoritma yang diperuntukan untuk regresi disebut SVR. *Support vector machines* (SVM) digunakan untuk mengimplementasikan masalah klasifikasi pembelajaran mesin yang menghasilkan nilai bulat, sedangkan SVR merupakan metode regresi dari SVM (*Support Vector Machine*) yang biasa digunakan untuk mengatasi *overfitting* dan memiliki performansi yang baik untuk kasus regresi [10]. Akan tetapi, untuk mendapatkan performansi yang baik dibutuhkan pula parameter yang tepat. Maka dari itu dibutuhkan suatu metode optimasi untuk mencapai performa model SVR yang akurat. *Overfitting* adalah perilaku data saat data testing atau training menghasilkan akurasi prediksi hampir sempurna. *Overfitting* sendiri terjadi saat nilai *error* yang dihasilkan sangat kecil sehingga tidak realistis untuk digunakan dalam memprediksi data baru [11].

Dalam SVR, tujuan yang akan dicapai adalah untuk menentukan fungsi $f(x)$ yang mempunyai nilai epsilon ϵ paling besar dari target aktual, untuk keseluruhan data *training* dan pada saat yang sama juga dicari fungsi yang serata mungkin. Dengan demikian, semua kesalahan (selisih antara *output* fungsi dengan target aktual) yang nilainya kurang dari ϵ akan diabaikan, tetapi tidak akan menerima semua kesalahan yang lebih besar dari ϵ . Misalnya terdapat I data *training*, $x_i, y_i, I = 1, \dots, I$ dengan data input $x = \{x_1, \dots, x_I\} \subseteq R^N$ dan $\{y_1, \dots, y_I\} \subseteq R^N$ dan I adalah banyaknya data *training* [12]. Fungsi regresi dari metode SVR adalah sebagai berikut :

$$f(x_i) = w \cdot x_i + b \quad (1)$$

Keterangan :

w : Vektor Pembobot

x : Data

b : Bias

Normalisasi

Normalisasi adalah teknik scaling atau teknik pemetaan data. Normalisasi memegang peran penting dalam hal *soft computing* dan *cloud computing* dalam memanipulasi data dengan menaikkan atau menurunkan rentang data (*range*) sebelum data digunakan untuk tahapan yang lebih jauh. Dalam peramalan, proses normalisasi adalah salah satu tahap penting untuk meminimalkan variasi dari data dan nilai error prediksi. Ada 3 teknik normalisasi yang populer, yaitu [13]:

1. Min-Max Normalization

Teknik ini memberikan transformasi linier pada rentang data asli dan mempertahankan hubungan antar data asli. Teknik normalisasi ini secara spesifik menyesuaikan data dalam kisaran nilai yang telah ditentukan sebelumnya. Rumus *Min-Max Normalization* ditunjukkan pada Persamaan (2) berikut ini :

$$v^i = \frac{v - \min A}{\max A - \min A} (new_{\max A} - new_{\min A}) + new_{\min A} \quad (2)$$

Keterangan :

v^i : data Ternormalisasi

v : data actual

2. Z-Score Normalization

Normalisasi jenis ini menggunakan konsep rata-rata dan standar deviasi. *Z-Score Normalization* tidak dapat bertransformasi lagi ke data asli. Rumus *normalisasi Z-Score* ditunjukkan pada Persamaan (2) dan rumus standar deviasi ditunjukkan pada Persamaan (3):

$$v'_i = \frac{v_i - E}{std(E)} \quad (3)$$

Keterangan :

v'_i : data setelah normalisasi *z-core*

v_i : data sebelum di normalisasi

E : rata – rata data

$std(E)$ = standar deviasi data

$$std = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

Keterangan :

n : banyak data

x_i : data ke – i

\bar{x} : rata – rata data x

3. Normalisasi *Decimal Scaling*

Teknik ini menormalisasikan data dalam rentang nilai -1 dan 1. *Decimal scaling normalization* dihitung menggunakan Persamaan (5);

$$v'_i = \frac{v}{10^n} \quad (5)$$

Keterangan :

v'_i : Nilai baru setelah dilakukan penskalaan *decimal*

v : Nilai atribut

n : n adalah bilangan bulat terkecil sehingga

$\max(|v'|) < 1$

Fungsi Kernel

Fungsi kernel merupakan bagian terpenting dari metode SVR. Kernel adalah sebuah algoritme yang digunakan untuk analisis dan pengenalan pola. Tugas

umum dari analisis dan pengenalan pola adalah menemukan dan mempelajari hubungan umum misalnya kluster, klasifikasi, korelasi, komponen utama pada data seperti *sequence*, teks dokumen, vektor, citra, graf, dan lain-lain. Metode kernel memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi, sehingga data lebih mudah dipisahkan atau lebih terstruktur. Dengan penggunaan fungsi kernel, algoritme dapat dengan mudah dibawa ke ruang dimensi yang lebih tinggi tanpa harus secara eksplisit memetakan titik input data. Hal ini tentu memudahkan, karena terkadang ruang fitur dimensi bersifat *infinite-dimensional* dan tidak bisa dihitung [14]. Berikut beberapa jenis fungsi kernel yang umum digunakan;

1. Kernel Linear

Kernel linier merupakan fungsi kernel paling sederhana. Kernel linier didapatkan dari inner product $\langle x, y \rangle$ ditambah dengan konstanta c . Metode yang menggunakan fungsi kernel linier biasanya ekuivalen dengan data bandingan non kernelnya. Kernel linier dihitung dengan bantuan Persamaan (6);

$$k(x, y) = x^T y + c \quad (6)$$

Keterangan :

$k(x, y)$: Fungsi Kernel

x : Produk x

y : Produk y

c : Konstanta

2. Kernel Polinomial

Kernel polinomial adalah jenis kernel non-stasioner. Kernel ini baik digunakan untuk permasalahan yang dimana semua data latih telah dinormalisasi. Parameter yang dapat disesuaikan adalah alpha, konstanta c , dan derajat polinomial d . Kernel polinomial dihitung menggunakan Persamaan (7) berikut:

$$(x, y) = (ax^T + c)^d \quad (7)$$

Keterangan :

$k(x, y)$: Fungsi Kernel

x : Produk x

d : Derajat Polinomial

c : Batas nilai alfa

3. Kernel Gaussian RBF

Kernel Gaussian adalah contoh dari kernel radial basis function (RBF). Parameter sigma (σ) dapat disesuaikan dan memainkan peran besar dalam kinerja kernel, sehingga harus diinisialisasikan sesuai dengan masalah yang akan diselesaikan. Jika terlalu tinggi, eksponensial akan berperilaku hampir secara linier dan proyeksi dimensi yang lebih tinggi akan mulai kehilangan daya *non-liniernya*. Di sisi lain, jika diremehkan, fungsinya akan kekurangan regularisasi dan batas keputusan akan sangat sensitif terhadap noise dalam data latih. Kernel Gaussian RBF dihitung menggunakan Persamaan (8) berikut:

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

Keterangan :

$k(x, y)$: Fungsi Kernel

x : Produk x

d : Derajat Polinomial

σ : Sigma atau Noise

Pengujian Akurasi Error

Pada tahap ini, akan dilakukan evaluasi penyajian kesalahan perkiraan menggunakan metode seperti MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Karena ini adalah metode *absolut*, MAPE sangat cocok dengan kategori pendekatan fleksibel. Prinsip panduan metode ini adalah membandingkan perbedaan besar antara output dan input. Semakin kecil persentasenya, semakin tepat akurasi. Rumus MAPE adalah [11].

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| 100}{n} \quad (9)$$

Keterangan :

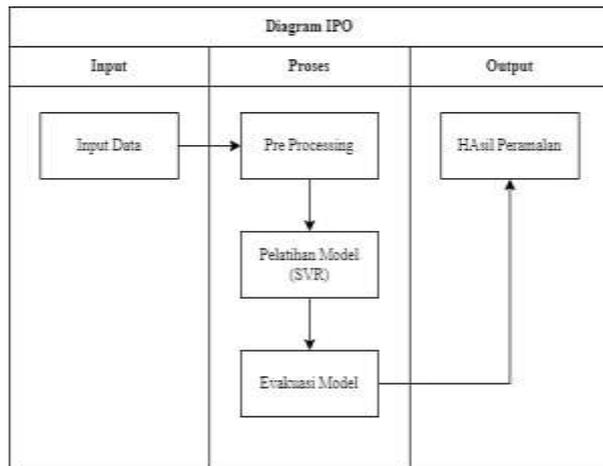
A_t = Data faktual

F_t = Data hasil peramalan

N = Jumlah Keseluruhan Data

METODE PENELITIAN

Arsitektur Sistem

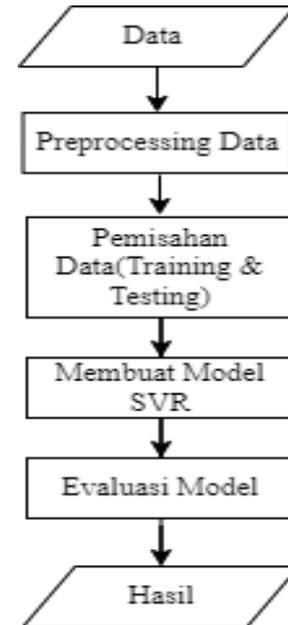


Gambar 1. Arsitektur Sistem

Keterangan :

1. Input : Yakni menginputkan data kurs mata uang SR/IDR.
2. *Preprocessing*: Data akan diproses agar siap digunakan dalam pembuatan model yaitu dengan menormalisasi data dan dilakukan proses *timestep* untuk mendapatkan target *time series*.
3. Pelatihan Model : Proses pelatihan model melibatkan langkah-langkah seperti pemilihan kernel, penentuan parameter, pembuatan model, dan evaluasi model.
4. Evaluasi Model : Model SVR akan dievaluasi menggunakan metode MAPE
5. Output : Evaluasi model SVR akan menghasilkan *output* peramalan.

Diagram Alir Penerapan Model



Gambar 2. Flowchart Metode

1. Input Data

Menginputkan data nilai tukar mata uang Riyal Saudi (SAR) terhadap Rupiah Indonesia (IDR) yang diperoleh dari yang diperoleh dari Investing.com untuk menjalani *proses preprocessing*.

2. Preprocessing data

Proses persiapan data ini sangat penting sebelum kita gunakan dalam model *Support Vector Regression* (SVR). Terdapat beberapa tahapan utama dalam pra-pemrosesan ini. Pertama, data yang akan digunakan akan mengalami proses normalisasi, dengan memanfaatkan metode *Min-Max*. Setelah itu, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Langkah terakhir dalam pra-pemrosesan ini adalah penerapan proses pembentukan *timestep*, yang bertujuan untuk menentukan target dalam data *time-series*.



Gambar 3. *Preprocessing* Data

3. Pemisahan Data

Sebelum melangkah ke tahap pembuatan model *Support Vector Regression*(SVR), dilakukan proses pemisahan data menjadi dua bagian, yakni data *training* dan data *testing*.

4. Membuat model SVR

Setelah *pre-processing* data, selanjutnya memfokuskan pada pemilihan parameter untuk model SVR. Setelah melakukan eksplorasi kernel function yang sesuai dengan sifat data yang digunakan dan

menjalani proses tuning parameter C , γ , ϵ dan d yaitu kernel polinomial. Proses ini melibatkan serangkaian eksperimen untuk menemukan kombinasi parameter yang optimal, memastikan bahwa model dapat mengakomodasi kompleksitas data tanpa terjebak dalam overfitting atau underfitting. Tujuannya adalah untuk mendapatkan prediksi yang akurat menggunakan model SVR pada data harga emas di Indonesia dan mencari nilai error terkecil dengan dilakukannya pengujian parameter, sehingga mendapatkan model terbaik dengan parameter yang optimal. Untuk mendapatkan nilai eror terkecil melakukan pengujian dengan parameter yang berbeda, parameter yang akan digunakan pengujian sebagai berikut:

Tabel 1. Parameter

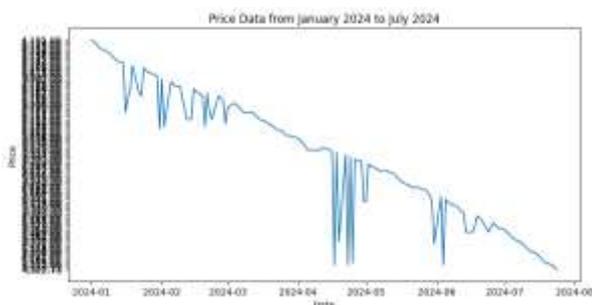
| No. | Parameter | Nilai |
|-----|----------------|-----------------------------|
| 1 | Timestep | 4 dan 6 |
| 2 | C | 5 dan 10 |
| 3 | Gamma | 5 dan 10 |
| 4 | Epsilon | 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, dan 0.9 |
| 5 | Degree | 3 |
| 6 | Komposisi Data | 70:30, 80:20, 90:10 |

5. Evaluasi Model

Untuk memverifikasi keefektivan dari metode peramalan, maka diperlukan suatu metode pengukuran performa hasil prediksi atau peramalan. Metode yang digunakan untuk menghitung performa hasil prediksi pada tugas akhir ini adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). dan hasil dari penggunaan parameter terbaik.

Data

Data yang digunakan pada penelitian diperoleh dari diperoleh dari Investing.com dari rentang bulan January 2024 hingga July 2024 dengan total 148 data. Informasi ini diperoleh dalam bentuk tabel kurs mata uang harian Riyal ke Rupiah.



Gambar 4. Grafik data

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Pengujian

Setelah melalui serangkaian pengujian, dilakukan analisis untuk menggambarkan temuan utama dari hasil uji tersebut. Poin-poin penting dari pengujian dievaluasi dengan cermat untuk memberikan wawasan lebih lanjut tentang kinerja model *Support Vector Regression* (SVR)

pada kurs mata uang Riyal ke Rupiah. Analisis juga mencakup evaluasi parameter-model pada setiap tahap pengujian untuk mengenali kombinasi parameter yang optimal. Hasil analisis tersebut membentuk dasar untuk rekomendasi dan pengembangan lebih lanjut, memberikan panduan untuk meningkatkan prediksi kurs mata uang Riyal ke Rupiah menggunakan model *Support Vector Regression* (SVR). Analisis pengujian akan dibagi 3 berdasarkan komposisi data sebagai berikut :

1. Komposisi 90 : 10

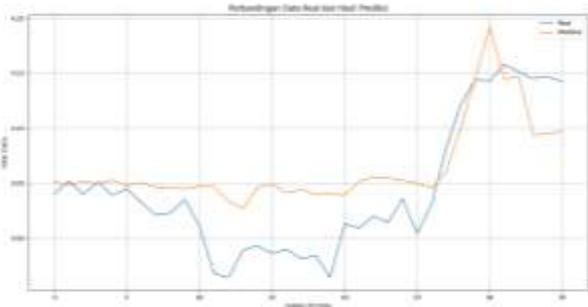
Berikut hasil pengujian dengan komposisi data 90 : 10 dengan parameter yang berbeda beda.

Tabel 2. Hasil Kompisisi Data 90 : 10

| No | Timestep | C | Gamma | Epsilon | Degree | Mape |
|----|----------|----|-------|---------|--------|----------|
| 1 | 4 | 5 | 5 | 0.1 | 3 | 0.871592 |
| 2 | 4 | 5 | 5 | 0.3 | 3 | 1.117223 |
| 3 | 4 | 5 | 5 | 0.5 | 3 | 2.568646 |
| 4 | 4 | 5 | 5 | 0.7 | 3 | 2.568646 |
| 5 | 4 | 5 | 5 | 0.9 | 3 | 2.568646 |
| 6 | 4 | 5 | 10 | 0.1 | 3 | 0.853027 |
| 7 | 4 | 5 | 10 | 0.3 | 3 | 1.117223 |
| 8 | 4 | 5 | 10 | 0.5 | 3 | 2.568646 |
| 9 | 4 | 5 | 10 | 0.7 | 3 | 2.568646 |
| 10 | 4 | 5 | 10 | 0.9 | 3 | 2.568646 |
| 11 | 4 | 10 | 5 | 0.1 | 3 | 0.866783 |
| 12 | 4 | 10 | 5 | 0.3 | 3 | 1.117223 |
| 13 | 4 | 10 | 5 | 0.5 | 3 | 2.568646 |
| 14 | 4 | 10 | 5 | 0.7 | 3 | 2.568646 |
| 15 | 4 | 10 | 5 | 0.9 | 3 | 2.568646 |
| 16 | 4 | 10 | 10 | 0.1 | 3 | 0.832598 |
| 17 | 4 | 10 | 10 | 0.3 | 3 | 1.117223 |
| 18 | 4 | 10 | 10 | 0.5 | 3 | 2.568646 |
| 19 | 4 | 10 | 10 | 0.7 | 3 | 2.568646 |
| 20 | 4 | 10 | 10 | 0.9 | 3 | 2.568646 |
| 21 | 6 | 5 | 5 | 0.1 | 3 | 0.851246 |
| 22 | 6 | 5 | 5 | 0.3 | 3 | 1.194134 |
| 23 | 6 | 5 | 5 | 0.5 | 3 | 2.579660 |
| 24 | 6 | 5 | 5 | 0.7 | 3 | 2.579660 |
| 25 | 6 | 5 | 5 | 0.9 | 3 | 2.579660 |
| 26 | 6 | 5 | 10 | 0.1 | 3 | 0.835327 |
| 27 | 6 | 5 | 10 | 0.3 | 3 | 1.194134 |
| 28 | 6 | 5 | 10 | 0.5 | 3 | 2.579660 |
| 29 | 6 | 5 | 10 | 0.7 | 3 | 2.579660 |
| 30 | 6 | 5 | 10 | 0.9 | 3 | 2.579660 |
| 31 | 6 | 10 | 5 | 0.1 | 3 | 0.847929 |
| 32 | 6 | 10 | 5 | 0.3 | 3 | 1.194134 |
| 33 | 6 | 10 | 5 | 0.5 | 3 | 2.579660 |
| 34 | 6 | 10 | 5 | 0.7 | 3 | 2.579660 |
| 35 | 6 | 10 | 5 | 0.9 | 3 | 2.579660 |

| | | | | | | |
|----|---|----|----|-----|---|----------|
| 36 | 6 | 10 | 10 | 0.1 | 3 | 0.817317 |
| 37 | 6 | 10 | 10 | 0.3 | 3 | 1.194134 |
| 38 | 6 | 10 | 10 | 0.5 | 3 | 2.579660 |
| 39 | 6 | 10 | 10 | 0.7 | 3 | 2.579660 |
| 40 | 6 | 10 | 10 | 0.9 | 3 | 2.579660 |

Dari tabel di atas menunjukkan, bahwa pengujian dengan komposisi data 90 : 10 mendapatkan nilai akurasi yang terbaik yaitu 0.817317 dengan parameter timestep 6, C 10, Gamma 10, Epsilon 0.3 dan Degree 3.



Gambar 5. Grafik hasil komposisi data 90 : 10

2. Komposisi 80 : 20

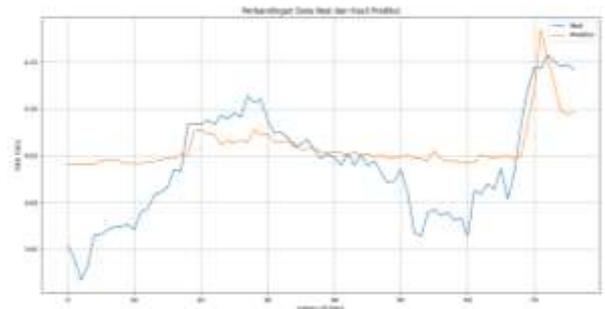
Berikut adalah hasil pengujian dengan komposisi data 80:20 dengan parameter yang berbeda beda.

Tabel 3. Hasil komposisi 80 : 20

| No | Timestep | C | Gamma | Epsilon | Degree | Mape |
|----|----------|----|-------|---------|--------|----------|
| 1 | 4 | 5 | 5 | 0.1 | 3 | 0.976801 |
| 2 | 4 | 5 | 5 | 0.3 | 3 | 1.143372 |
| 3 | 4 | 5 | 5 | 0.5 | 3 | 2.730167 |
| 4 | 4 | 5 | 5 | 0.7 | 3 | 2.730167 |
| 5 | 4 | 5 | 5 | 0.9 | 3 | 2.730167 |
| 6 | 4 | 5 | 10 | 0.1 | 3 | 0.964896 |
| 7 | 4 | 5 | 10 | 0.3 | 3 | 1.143372 |
| 8 | 4 | 5 | 10 | 0.5 | 3 | 2.730167 |
| 9 | 4 | 5 | 10 | 0.7 | 3 | 2.730167 |
| 10 | 4 | 5 | 10 | 0.9 | 3 | 2.730167 |
| 11 | 4 | 10 | 5 | 0.1 | 3 | 0.974251 |
| 12 | 4 | 10 | 5 | 0.3 | 3 | 1.143372 |
| 13 | 4 | 10 | 5 | 0.5 | 3 | 2.730167 |
| 14 | 4 | 10 | 5 | 0.7 | 3 | 2.730167 |
| 15 | 4 | 10 | 5 | 0.9 | 3 | 2.730167 |
| 16 | 4 | 10 | 10 | 0.1 | 3 | 0.961703 |
| 17 | 4 | 10 | 10 | 0.3 | 3 | 1.143372 |
| 18 | 4 | 10 | 10 | 0.5 | 3 | 2.730167 |
| 19 | 4 | 10 | 10 | 0.7 | 3 | 2.730167 |
| 20 | 4 | 10 | 10 | 0.9 | 3 | 2.730167 |
| 21 | 6 | 5 | 5 | 0.1 | 3 | 0.912344 |
| 22 | 6 | 5 | 5 | 0.3 | 3 | 1.125904 |

| | | | | | | |
|----|---|----|----|-----|---|----------|
| 23 | 6 | 5 | 5 | 0.5 | 3 | 2.677019 |
| 24 | 6 | 5 | 5 | 0.7 | 3 | 2.677019 |
| 25 | 6 | 5 | 5 | 0.9 | 3 | 2.677019 |
| 26 | 6 | 5 | 10 | 0.1 | 3 | 0.913406 |
| 27 | 6 | 5 | 10 | 0.3 | 3 | 1.125904 |
| 28 | 6 | 5 | 10 | 0.5 | 3 | 2.677019 |
| 29 | 6 | 5 | 10 | 0.7 | 3 | 2.677019 |
| 30 | 6 | 5 | 10 | 0.9 | 3 | 2.677019 |
| 31 | 6 | 10 | 5 | 0.1 | 3 | 0.912214 |
| 32 | 6 | 10 | 5 | 0.3 | 3 | 1.125904 |
| 33 | 6 | 10 | 5 | 0.5 | 3 | 2.677019 |
| 34 | 6 | 10 | 5 | 0.7 | 3 | 2.677019 |
| 35 | 6 | 10 | 5 | 0.9 | 3 | 2.677019 |
| 36 | 6 | 10 | 10 | 0.1 | 3 | 0.935900 |
| 37 | 6 | 10 | 10 | 0.3 | 3 | 1.125904 |
| 38 | 6 | 10 | 10 | 0.5 | 3 | 2.677019 |
| 39 | 6 | 10 | 10 | 0.7 | 3 | 2.677019 |
| 40 | 6 | 10 | 10 | 0.9 | 3 | 2.677019 |

Dari tabel di atas menunjukkan, pengujian dengan komposisi data 80 : 20, hasil akurasi yang terkecil ditunjukkan pada pengujian yang ke 31 dengan parameter timestep 4, C 10, Gamma 5, Epsilon 0.1 dan degree 3, yang hasil MAPE nya yaitu 0.912214.



Gambar 6. Grafik hasil komposisi data 80 : 20

3. Komposisi data 70 : 30

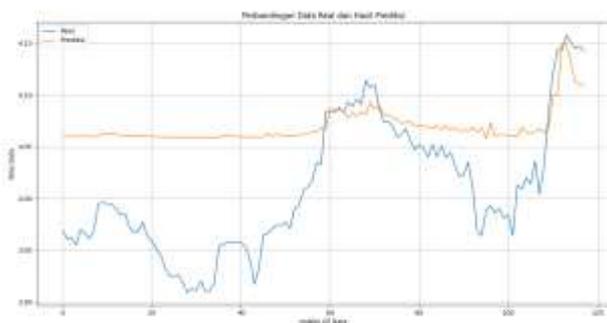
Berikut adalah hasil pengujian dengan komposisi data 80:30 dengan parameter yang berbeda beda.

Tabel 4. hasil pengujian komposisi data 70 : 30

| No | Timestep | C | Gamma | Epsilon | Degree | Mape |
|----|----------|---|-------|---------|--------|----------|
| 1 | 4 | 5 | 5 | 0.1 | 3 | 1.745647 |
| 2 | 4 | 5 | 5 | 0.3 | 3 | 2.942877 |
| 3 | 4 | 5 | 5 | 0.5 | 3 | 4.338916 |
| 4 | 4 | 5 | 5 | 0.7 | 3 | 4.338916 |
| 5 | 4 | 5 | 5 | 0.9 | 3 | 4.338916 |
| 6 | 4 | 5 | 10 | 0.1 | 3 | 1.749155 |
| 7 | 4 | 5 | 10 | 0.3 | 3 | 2.942877 |
| 8 | 4 | 5 | 10 | 0.5 | 3 | 4.338916 |
| 9 | 4 | 5 | 10 | 0.7 | 3 | 4.338916 |
| 10 | 4 | 5 | 10 | 0.9 | 3 | 4.338916 |

| | | | | | | |
|----|---|----|----|-----|---|----------|
| 11 | 4 | 10 | 5 | 0.1 | 3 | 1.722864 |
| 12 | 4 | 10 | 5 | 0.3 | 3 | 2.942877 |
| 13 | 4 | 10 | 5 | 0.5 | 3 | 4.338916 |
| 14 | 4 | 10 | 5 | 0.7 | 3 | 4.338916 |
| 15 | 4 | 10 | 5 | 0.9 | 3 | 4.338916 |
| 16 | 4 | 10 | 10 | 0.1 | 3 | 1.736906 |
| 17 | 4 | 10 | 10 | 0.3 | 3 | 2.942877 |
| 18 | 4 | 10 | 10 | 0.5 | 3 | 4.338916 |
| 19 | 4 | 10 | 10 | 0.7 | 3 | 4.338916 |
| 20 | 4 | 10 | 10 | 0.9 | 3 | 4.338916 |
| 21 | 6 | 5 | 5 | 0.1 | 3 | 1.657514 |
| 22 | 6 | 5 | 5 | 0.3 | 3 | 2.936308 |
| 23 | 6 | 5 | 5 | 0.5 | 3 | 4.327328 |
| 24 | 6 | 5 | 5 | 0.7 | 3 | 4.327328 |
| 25 | 6 | 5 | 5 | 0.9 | 3 | 4.327328 |
| 26 | 6 | 5 | 10 | 0.1 | 3 | 1.676972 |
| 27 | 6 | 5 | 10 | 0.3 | 3 | 2.936308 |
| 28 | 6 | 5 | 10 | 0.5 | 3 | 4.327328 |
| 29 | 6 | 5 | 10 | 0.7 | 3 | 4.327328 |
| 30 | 6 | 5 | 10 | 0.9 | 3 | 4.327328 |
| 31 | 6 | 10 | 5 | 0.1 | 3 | 1.655392 |
| 32 | 6 | 10 | 5 | 0.3 | 3 | 2.936308 |
| 33 | 6 | 10 | 5 | 0.5 | 3 | 4.327328 |
| 34 | 6 | 10 | 5 | 0.7 | 3 | 4.327328 |
| 35 | 6 | 10 | 5 | 0.9 | 3 | 4.327328 |
| 36 | 6 | 10 | 10 | 0.1 | 3 | 1.782807 |
| 37 | 6 | 10 | 10 | 0.3 | 3 | 2.936308 |
| 38 | 6 | 10 | 10 | 0.5 | 3 | 4.327328 |
| 39 | 6 | 10 | 10 | 0.7 | 3 | 4.327328 |
| 40 | 6 | 10 | 10 | 0.9 | 3 | 4.327328 |

Dari tabel di atas menunjukkan, pengujian dengan komposisi data 70 : 30 mendapatkan nilai akurasi terendah yaitu 1.655392, dengan parameter Timestep 6, C 10, Gamma 10, Epsilon 0,1 dan Degree 3.



Gambar 7. Grafik hasil komposisi data 70 : 30

Hasil analisis pengujian

Berdasarkan 120 analisis pengujian yang telah

dilakukan dengan menggunakan berbagai parameter yang berbeda yang menghasilkan nilai error paling kecil atau nilai akurasi yang terbaik sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Analisis Pengujian

| Timestep | C | Gamma | Epsilon | Degree | Komposisi Data | Mape |
|----------|----|-------|---------|--------|----------------|----------|
| 6 | 10 | 10 | 0,3 | 3 | 90 : 10 | 0.817317 |
| 4 | 10 | 5 | 0,1 | 3 | 80 : 20 | 0.912214 |
| 6 | 10 | 10 | 0,1 | 3 | 70 : 30 | 1.655392 |

KESIMPULAN

Berdasarkan dari 120 analisis pengujian menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan menggunakan komposisi data 90 : 10, 80 : 20 dan 70 : 30 mendapatkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yaitu 0.817317 pada pengujian menggunakan komposisi data 90 : 10. Maka dengan hasil tersebut dapat dilakukan untuk memprediksi kurs mata uang Riyal ke Rupiah.

Meskipun demikian, perlu dipertimbangkan pada penelitian mengenai metode dan obyek terkait pengembangan dapat dilakukan dengan menambah atau mengganti parameter yang digunakan seperti salah satunya penggunaan kernel polynomial bisa ditambahkan lagi dengan beberapa kernel lainnya seperti linear dan rbf.

REFERENSI

- [1] G. P. B. Are and S. H. Sitorus, "Prediksi Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Metode Hidden Markov Model," *Coding J. Komput. dan Apl.*, vol. 08, no. 01, pp. 44–54, 2020.
- [2] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, and C. Lauw, "Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 8–17, 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17.
- [3] D. Yulia Hidayah, "Peramalan Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika dengan Metode Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain," *UNNES J. Math.*, vol. 10, no. 2, pp. 85–95, 2021, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- [4] A. S. Putri, S. Soehardjoepri, and A. Suharsono, "Optimasi Parameter Support Vector Regression pada Prediksi Nilai Tukar Dolar Amerika terhadap Rupiah dengan Menggunakan Genetic Algorithm dan Particle Swarm Optimization," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 12, no. 2, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v12i2.111596.
- [5] Z. Rais, "Analisis Support Vector Regression (Svr) Dengan Kernel Radial Basis Function (Rbf) Untuk Memprediksi Laju Inflasi Di Indonesia," *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 4, no. 1, pp. 30–38, 2022, doi: 10.35580/variansium13.
- [6] Husnul Khatimi, Muhammad Alkaff, and Dewi Rizqia Najipah, "Penerapan Support Vector Regression (Svr) Untuk Peramalan Inflasi Bulanan Nasional," *J. Teknol. Inf. Univ. Lambung Mangkurat*, vol. 2, no. 2, pp. 59–64, 2017, doi: 10.20527/jtiulm.v2i2.21.
- [7] M. W. Tirta, M. K. Nursyarif, I. Hasmadi, F. Akbar, and F. Yulianto, "Prediksi Kurs Mata Uang Rupiah

- Terhadap Ringgit Malaysia Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *J. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 25–33, 2024, doi: 10.31294/inf.v11i1.20946.
- [8] E. D. Sri Mulyani, A. Bachtiar, D. Suci R, D. Rifki, I. Yogaswara, and N. S. Tyas, “Prediksi Kurs Rupiah Terhadap Dollar Amerika Menggunakan Metode Trend Moment,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 147, 2019, doi: 10.35314/isi.v4i2.1029.
- [9] P. R. Iswardani, M. Sudarma, and L. Jasa, “Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Mata Uang Negara Asia Menggunakan Metode Quantum Neural Network,” *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 20, no. 1, p. 153, 2021, doi: 10.24843/mite.2021.v20i01.p18.
- [10] M. Laverda Subiyanto, Y. Amanda, M. Nadhil Fachrian, A. Yazid Busthomi Rohim, and N. Chamidah, “Peramalan Kasus Harian Monkeypox Dunia Dengan Pendekatan Support Vector Regression,” *J. Apl. Stat. Komputasi Stat.*, vol. 15, no. 1, pp. 27–36, 2023.
- [11] F. N. S. Pradana and F. S. Papilaya, “Analisa Prediksi Harga Emas Dengan Kemungkinan Terjadinya Resesi Menggunakan Metode SVR,” *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 6, no. 1, pp. 37–46, 2023, doi: 10.31598/sintechjournal.v6i1.1329.
- [12] R. Wahyudi, S. Annas, and Z. Rais, “Analisis Support Vector Regression (Svr) Untuk Meramalkan Indeks Kualitas Udara Di Kota Makassar,” *Variansi J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 5, no. 3, pp. 104–117, 2023, doi: 10.35580/variansiunm107.
- [13] D. A. Nasution, H. H. Khotimah, and N. Chamidah, “Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN,” *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, p. 78, 2019, doi: 10.24114/cess.v4i1.11458.
- [14] N. Fadilah and A. Andy Soebroto, “Peramalan Harga Pasar Telur Ayam Ras di Kota Malang dengan Menggunakan Metode ‘SVR - PSO,’” *Peramalan Harga Pasar Telur Ayam Ras di Kota Malang dengan Menggunakan Metod. “Fuzzy Time Ser.*, vol. 2, no. 12, pp. 2548–964, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>