

PERAMALAN HARGA MATA UANG KRIPTO SOLANA MENGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)

Dewi Marini Umi Atmaja¹, Arif Rahman Hakim²

¹⁾ Universitas Medika Suherman, Jl. Raya Industri Pasir Gombang, Jababeka, Cikarang Utara, Bekasi
Email: dewi@medikasuherman.ac.id, arif@medikasuherman.ac.id

Info Artikel

Histori Artikel:

Diterima Sep 03, 2022

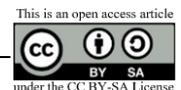
Direvisi Sep 25, 2022

Disetujui Okt 25, 2022

ABSTRACT

Cryptocurrencies have great potential to be adopted in Indonesia as an alternative to investing. One of the cryptocurrencies that investors or traders are interested in is Solana. Fluctuating price movements make cryptocurrency investments considered speculative so the risks faced are very high. With this, we need a system or model that can help investors or traders to predict prices so that investors or traders have material for consideration in making decisions. The results of the descriptive analysis can be seen that in the period from April 10, 2020 to May 30, 2022, Solana's daily closing price movement fluctuates. The Support Vector Regression model obtained for Solana's daily closing price data, namely the Linear kernel with cost parameter $C = 1000$, obtained an accuracy of 97.44% and MAPE 9.93 while for the Radial Basis Function (RBF) kernel with cost parameter $C = 1000$ and $\gamma = 0.1$ obtained an accuracy of 87.76% with a MAPE value of 8.14. It can be concluded that through parameter tuning, the model formed has an accuracy value and the best MAPE is to use a linear kernel with a cost parameter of $C = 1000$.

Keywords: Forecasting, Cryptocurrency, Support Vector Regression, Solana



ABSTRAK

Cryptocurrency memiliki potensi besar untuk diadopsi di Indonesia sebagai alternatif dalam berinvestasi. Salah satu cryptocurrency yang diminati oleh investor atau trader yaitu Solana. Pergerakan harga yang sangat random menjadikan investasi cryptocurrency memiliki risiko yang cukup tinggi. Dengan hal ini maka diperlukan sistem atau model yang dapat membantu investor atau trader untuk memprediksi harga agar investor atau trader memiliki bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan. Hasil dari analisis deskriptif dapat diketahui bahwa dalam kurun waktu 10 April 2020 sampai 30 Mei 2022 pergerakan harga penutupan harian Solana bergerak fluktuatif. Model Support Vector Regression yang diperoleh untuk data harga penutupan harian Solana yaitu kernel Linear dengan parameter cost $C = 1000$ diperoleh akurasi sebesar 97,44% dan MAPE sebesar 9,93 sedangkan untuk kernel Radial Basis Function (RBF) dengan parameter cost $C = 1000$ dan $\gamma = 0,1$ diperoleh hasil akurasi 87,76% dengan nilai MAPE sebesar 8,14. Dapat disimpulkan bahwa melalui tuning parameter, model yang terbentuk memiliki nilai akurasi dan MAPE terbaik adalah menggunakan kernel Linear dengan parameter cost $C = 1000$.

Kata Kunci: Peramalan, Cryptocurrency, Support Vector Regression, Solana.

Penulis Korespondensi:

Dewi Marini Umi Atmaja,
Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ilmu Sosial dan Teknologi,
Universitas Medika Suherman,
Jl. Raya Industri Pasir Gombang, Jababeka, Cikarang Utara, Bekasi.
dewi@medikasuherman.ac.id



1. PENDAHULUAN

Cryptocurrency (mata uang crypto) menjadi pembahasan menarik untuk diperbincangkan saat ini dikarenakan peningkatan penjualan berbagai jenis mata uang virtual seperti Bitcoin, Ethereum, Polkadot, Solana dan lain sebagainya [1]. *Cryptocurrency* merupakan sebuah mata uang virtual atau mata uang digital yang diciptakan untuk alat tukar. Berdasarkan publikasi dari *International Decentralized Association of Cryptocurrency and Blockchain* (IDACB) menyatakan bahwa Indonesia merupakan salah satu dari 10 kapitalisasi kripto tertinggi di dunia [2]. *Cryptocurrency* dapat menjadi salah satu alternatif dalam berinvestasi. Dengan kemajuan teknologi saat ini, investasi dalam bentuk uang digital atau virtual dapat membantu masyarakat dalam mempersiapkan finansial untuk masa yang akan datang [3].

Salah satu *cryptocurrency* yang banyak diminati oleh investor atau *trader* yaitu Solana. Menurut situs *coinmarketcap.com*, Solana menduduki ranking 10 besar *coin market cap* dunia [4].

Solana adalah blockchain dengan kemampuan kontrak pintar yang mendukung pengembangan sistem keuangan terdesentralisasi dan berbagai aplikasi kripto, mirip dengan Ethereum [5]. Berbeda dengan blockchain lainnya, Solana menggunakan algoritma verifikasi yang menggantikan sistem *proof-of-history* (PoH) dengan sistem *proof-of-stake* (PoS). Karena itu, Solana adalah blockchain tercepat yang dapat melakukan tidak lebih dari 50.000 transaksi per hari [6].

Pergerakan harga mata uang kripto Solana yang sangat *random* menjadikan investasi kripto dianggap sangat berisiko [7]. berdasarkan hal tersebut, maka dibutuhkan suatu sistem atau model untuk membantu para investor atau trader guna memprediksikan harga mata uang kripto sehingga risiko kerugian dapat dihindari [5]. Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk membangun model prediksi adalah *Support Vector Regression* (SVR). Algoritma SVR ini merupakan perluasan model regresi dari algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang diaplikasikan untuk menyelesaikan kasus atau masalah yang berkaitan dengan klasifikasi [8][9]. Berdasarkan hasil penelitian [10] yang telah dilakukan sebelumnya, Algoritma SVR menghasilkan tingkat akurasi yang cukup baik dengan membandingkan tiga kernel yaitu kernel Linear 94.32%, kernel RBF 93.18% dan kernel Polinomial 95.45%.

Mean Absolut Percentage error (MAPE) digunakan untuk melihat akurasi model yang dibangun dalam penelitian ini. MAPE dapat menghitung persentase kesalahan rata-rata secara mutlak pada metode peramalan. MAPE ini berisi informasi mengenai tingkat kesalahan peramalan jika dibandingkan dengan nilai aktualnya [11]. Semakin kecil tingkat persentase kesalahan (*percentage error*) pada MAPE, maka semakin besar tingkat akurasi hasil peramalan tersebut[12].

Pada penelitian kali ini, algoritma SVR akan diimplementasikan pada data *Time Series*, yang berarti bahwa pengamatan data akan dilakukan berurutan dari waktu ke waktu [13][14]. Adapun kernel yang akan digunakan sebagai pembanding dalam penelitian ini yaitu kernel Linear dan kernel RBF. Penelitian ini akan mengulas penggunaan algoritma SVR untuk membangun model prediksi harga di pasar kripto dan juga untuk mengetahui tingkat persentase keakurasian model yang dibangun serta kecocokan model sebagai bahan pertimbangan bagi para investor atau trader dalam mengambil keputusan untuk berinvestasi.

2. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian diperoleh dari beberapa situs online, yaitu dari *www.coinmarketcap.com* untuk mendapatkan data serta informasi mengenai mata uang Solana dan informasi mengenai *blockchain*, kemudian dari *website www.finance.yahoo.com* untuk memperoleh data harga harian Solana[15]. *Variable* inti yang akan digunakan yaitu harga penutupan (*Close*) mata uang Solana. Harga penutupan merupakan harga perdagangan mata uang Solana pada satu hari tertentu.

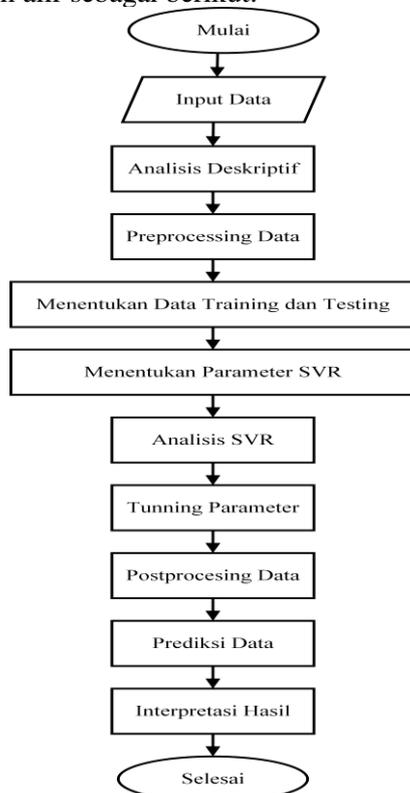
2.1. Metode Analisis

Metode analisis bertujuan untuk menggambarkan secara umum mengenai data harga *close* penutupan mata uang kripto Solana. Dalam memprediksi harga penutupan mata uang kripto Solana ini menggunakan analisis algoritma SVR. Metode SVR merupakan adaptasi dari metode SVM, yang sebelumnya digunakan untuk menangani masalah klasifikasi. Metode SVM merupakan metode yang paling terkenal dengan jangkauan kelas luas yang menggunakan kernel untuk merepresentasikan data, dan dapat disebut sebagai metode berbasis kernel. Pada penelitian ini digunakan 2 kernel yang populer dan sering digunakan oleh peneliti lain yaitu: Kernel Linear

dan *Kernel Radial Basis Function* (RBF). Kernel Linear merupakan kernel yang memiliki fungsi paling sederhana, kernel Linear digunakan ketika data yang dianalisis sudah terpisah secara Linear. Sedangkan kernel RBF merupakan fungsi kernel yang biasa digunakan dalam analisis ketika data tidak terpisah secara Linear. Kernel RBF memiliki 2 parameter yaitu *Gamma* dan *Cost*. Parameter *Cost* atau biasa disebut sebagai *C* merupakan parameter yang bekerja sebagai pengoptimalan SVM untuk menghindari misklasifikasi di setiap sampel dalam *training dataset*. Parameter *Gamma* merupakan parameter yang menentukan seberapa jauh pengaruh dari satu sampel *training dataset* dengan nilai rendah berarti “jauh”, dan nilai tinggi berarti “dekat”. Peneliti menentukan kernel RBF dengan parameter-parameter sebagai berikut, *cost* C=10, C=100, C=1000 dan *gamma*=0.1, *gamma*=0.01, *gamma*=0.001, *gamma*=0.0001. Sedangkan kernel Linear ditentukan dengan parameter *cost* C=10, 100, 1000. Adapun *tools* yang digunakan pada penelitian ini yaitu menggunakan bantuan bahasa pemrograman Python 3.9 dan *Libre Office*.

2.2. Tahapan Analisis Data

Untuk memudahkan tahapan pada analisis data, maka pada penelitian ini digambarkan melalui diagram alir sebagai berikut:



Gambar 1 Diagram Alir Analisis Data

Tahapan-tahapan analisis data [16]:

1. Mempersiapkan data harga harian mata uang Solana selama periode 10 April 2020 sampai dengan 30 Mei 2022 yang dapat diunduh dalam situs *yahoo finance.com*.
2. Melakukan analisis terhadap data harian Solana untuk mengetahui gambaran umum data harian Solana.
3. Melakukan *preprocessing* data dengan mendefinisikan variabel dependen dan variabel independent, dan kemudian dilakukan transformasi.
4. Mempartisi data menjadi dua bagian yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*) dengan persentase yang berbeda-beda.
5. Menentukan parameter *cost* (C) yang akan digunakan dan menentukan kernel, serta *gamma* untuk melakukan analisis metode SVR.
6. Melakukan analisis metode SVR berdasarkan parameter dan kernel yang telah ditentukan.
7. Melakukan *tuning* parameter-parameter untuk menghasilkan nilai akurasi yang maksimal dan mendapatkan nilai kesalahan sekecil mungkin.
8. Melakukan *postprocessing*, yaitu melakukan denormalisasi data yang kemudian digunakan untuk memprediksi data.
9. Melakukan prediksi data harga mata uang Solana selama beberapa hari ke depan.
10. Tahap terakhir yaitu melakukan interpretasi hasil analisis metode SVR yang telah didapatkan sebelumnya dari parameter dan kernel yang terbaik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Penelitian

3.1.1. Analisis Deskriptif

Hasil dari analisis deskriptif pada data harian Solana dilakukan untuk mengetahui gambaran umum Solana pada periode 10 April 2020 sampai dengan 30 Mei 2022.



Gambar 2 Plot Harga Penutupan Solana

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat bahwa pergerakan harga Solana cukup fluktuatif. Diperlihatkan bahwa pada tanggal 6 November 2021 Solana mencapai harga tertinggi (*all time high*) diangka US\$ 258.934326 per koin sedangkan harga Solana terendah yaitu di harga US\$ 0.515273 yang terjadi pada 11 Mei 2020.

3.1.2. Preprocessing Data

Preprocessing data atau pembersihan data dilakukan agar data mentah dapat lebih mudah diterima oleh algoritma SVR. Pada tahap *preprocessing* data ini, dilakukan penentuan *input variable* dan *output variable dependent* dan *independent*, *data normalization*, dan membagi data menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji.

3.1.3. Penentuan Variabel

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data penutupan harian Solana pada periode 10 April 2020 sampai dengan 30 Mei 2022 yang terdiri dari 780 data. Dalam penelitian ini dibahas metode *Supervised Learning*. Input dan output variabel diperlukan untuk metode *Supervised Learning* agar dapat dipelajari menggunakan algoritma. Inputan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga mata uang Solana satu periode sebelumnya, yang digunakan untuk menentukan harga Solana untuk satu hari ke depan. Diperkirakan dalam pernyataan ini bahwa harga mata uang Solana hari ini merupakan hasil dari harga mata uang Solana hari sebelumnya.

Tabel 1. Ilustrasi Input dan Output pada Data Solana

No	X	Y
1	0,951054	0,776819
2	0,776819	0,882507
3	0,882507	0,777832
...
778	43,491211	40,981346
779	40,981346	41,253616
780	41,253616	45,709694

Tabel 1 menggambarkan data harga penutupan Solana satu hari sebelumnya yang digunakan untuk memprediksi harga Solana satu hari selanjutnya. Permasalahan ini diasumsikan bahwa harga Solana hari ini (Y) dipengaruhi oleh harga Solana satu hari sebelumnya (X).

3.1.4. Normalisasi Data

Tahap normalisasi data akan merubah data *input* dan data *output* menjadi range 0 sampai 1 dengan

menggunakan *tools* modul *min-max normalization*.

Tabel 2. Contoh Normalisasi Data pada Solana

No.	X	Y
1	0,001686335	0,0010121
2	0,0010121	0,001421079
3	0,001421079	0,00101602
...
778	0,166303287	0,156590904
779	0,156590904	0,157644502
780	0,157644502	0,174888115

3.1.5. Data Training dan Data Testing

Pada tahap ini akan dilakukan analisa dari algoritma SVR dengan langkah awal membagi data menjadi data latih dan data uji. Pembagian ini bertujuan untuk mengoptimalkan kinerja dari algoritma SVR terhadap data uji untuk menentukan parameter yang paling baik serta pembentukan model peramalan. Untuk pembagian data dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 3. Pembagian Data latih dan Data Uji

Keterangan	Data		Total
	Latih	Uji	
Jumlah Data	624	156	780
Persentase	80%	20%	100%

Berdasarkan Tabel 3 diatas, dapat disimpulkan bahwa sebagian besar data yang digunakan dalam penelitian ini sekitar 80% dari total data digunakan untuk pelatihan, sedangkan 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Karena proporsi data pelatihan yang lebih besar, *machine learning* lebih mudah memahami model. Hal ini dilakukan agar pembelajaran mesin digunakan untuk membangun model dan menyempurnakan model yang ada dengan menggunakan pengujian data untuk memberikan umpan balik pada hasil pengujian yang lebih akurat. Bahasa pemrograman python digunakan untuk pelatihan, pengujian, dan analisis data, yang semuanya dilakukan secara acak. Pada langkah berikutnya, data akan dilatih menggunakan algoritma SVR untuk membuat model menggunakan kombinasi parameter-parameter input, dilanjutkan dengan pengujian data untuk menentukan hasil model.

3.2 Pembahasan Hasil Penelitian

3.2.1. Analisis Algoritma SVR

Metode SVR berfungsi sebagai dasar dari metode SVM untuk persoalan regresi. Untuk memodelkan SVR seperti halnya SVM, kita harus menentukan *hyperplane* yang ideal

menggunakan parameter *model-building*. Algoritma SVR, yang menggunakan parameter-parameter untuk mengatur model sehingga *support vector* diposisikan dalam *hyperplane area* untuk membuat model regresi yang ideal, berbeda dengan konsep SVM yang mengklasifikasikan *support vector* menjadi dua kelas.

Parameterisasi model dalam penelitian ini melibatkan penggunaan kernel parameter untuk fungsi basis *Linier* dan *Radial Basis Function* (RBF). Area fokus terakhir untuk penelitian ini adalah parameter kernel Linear dan RBF, dengan parameter-parameter C sebesar 10, 100, 1000 untuk mewakili toleransi *support vector* terhadap *hyperplanes*, dan parameter-parameter *gamma* sebesar 0.1, 0.01, 0.001, dan 0.0001. Kinerja model yang telah dimodifikasi dievaluasi menggunakan nilai akurasi *R-square* dan MAPE. Saat nilai *R-square* mendekati 1 (tunggal), model menjadi lebih akurat. Namun, model tersebut tidak boleh *overfitting* atau *underfitting*, *underfitting* adalah kondisi di mana kinerja model buruk karena data yang digunakan untuk pelatihan adalah data terbaik yang tersedia. Namun, *overfitting* adalah kondisi di mana hal ini tidak terjadi. *Underfitting* adalah kondisi di mana data pelatihan model tidak cukup mewakili set lengkap data yang akan digunakan.

3.2.2. Kernel Linear SVR

Dalam melakukan analisis dengan fungsi kernel Linear, dilakukan optimasi parameter C atau *Cost*. Pengoptimalan parameter C dapat dilakukan dengan *cara trial and error*. Berikut ini merupakan tabel penentuan parameter terbaik kernel Linear dengan *cara trial dan error*.

Tabel 4. Nilai Akurasi Parameter Terbaik

Parameter	Training Dataset Akurasi	Testing Dataset Akurasi
C = 10	0.974421433	0.974421433
C = 100	0.974421433	0.974421433
C = 1000	0.974421433	0.974421433

Dari keseluruhan *trial and error* yang dilakukan, diperoleh hasil akurasi yang sama pada masing-masing parameter *cost* sehingga penentuan parameter terbaik dapat dilakukan dengan memilih salah satu nilai parameter *cost*. Penulis akan menggunakan C = 1000 sebagai parameter terbaik dalam pembentukan model dengan *testing*

data set. Sehingga akan diperoleh parameter model sebagai berikut.

Tabel 5. Parameter Model SVR Kernel Linear

Parameter	
SVR - Type	: C - Prediction
SVR - Kernel	: Linear
Cost	: 1000

3.2.3. Kernel RBF SVR

Fungsi kernel kedua yang digunakan dalam analisis adalah kernel RBF. Dalam melakukan analisis dengan fungsi kernel RBF, dilakukan optimasi parameter *Cost* (C) dan *Gamma* (γ). Sama halnya seperti pada fungsi kernel Linear, dalam penentuan parameter terbaik kernel RBF juga dilakukan *trial and error* sehingga akan diperoleh tabel berikut.

Tabel 6. Nilai Akurasi Parameter Terbaik *Training Dataset*

Kernel RBF	C=10	C=100	C=1000
Gamma=0,1	0.91671981	0.9173732	0.91737317
Gamma=0,01	0.9485243	0.9600694	0.97183197
Gamma=0,001	0.89933732	0.9515795	0.96644627
Gamma=0,0001	0.87329475	0.8985512	0.95164643

Tabel 6 merupakan matriks dari hasil *trial and error* untuk menentukan parameter terbaik dari *training dataset* dengan menggunakan kernel RBF. Adapun parameter terbaik yang dihasilkan adalah C=1000 dan Gamma = 0.01.

Tabel 7. Nilai Akurasi Parameter Terbaik *Testing Dataset*

Kernel RBF	C=10	C=100	C=1000
Gamma=0,1	0.8681122	0.8776415	0.8776415
Gamma=0,01	0.6844133	0.8165556	0.8217673
Gamma=0,001	0.4800071	0.6952759	0.8194192
Gamma=0,0001	0.7566769	0.4786722	0.6966791

Tabel 7 merupakan matriks dari hasil *trial and error* untuk menentukan parameter terbaik dari *testing dataset* dengan menggunakan kernel RBF. Adapun parameter terbaik yang dihasilkan adalah C=1000 dan Gamma = 0.1.

3.2.4. Evaluasi Model SVR

Evaluasi model pada data harian Solana ini ditampilkan pada tabel 8 berikut ini:

Tabel 8. Nilai Akurasi Data Training dan Testing

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear C=10	0,974421433	0,854708061	9,932551448
RBF C=10, Gamma=0.1	0,916719814	0,868112183	8,55754751

Berdasarkan Tabel 8, didapatkan nilai akurasi pada data testing yaitu kernel *Linear* dengan nilai parameter *cost* C=10 diperoleh akurasi sebesar 85,47% dan nilai MAPE sebesar 9,93 sedangkan kernel RBF dengan nilai parameter *cost* C = 10 dan Gamma = 0.1 diperoleh nilai akurasi sebesar 86,81% dan nilai MAPE sebesar 8,55. Diantara kedua kernel tersebut, kernel RBF memiliki tingkat akurasi yang cukup bagus. Dikarenakan

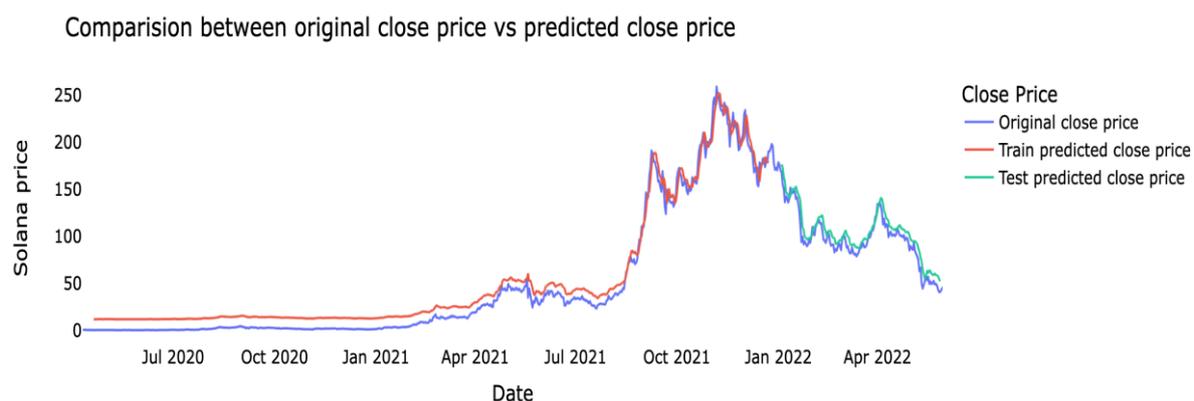
pembentukan model yang optimum dan memiliki nilai MAPE yang cukup rendah. Pada langkah berikutnya, peneliti menyesuaikan parameter-parameter menggunakan metode algoritma *Grid Search* untuk membuat model tampil lebih baik. Nilai akurasi akan terungkap di bawah ini setelah pengaturan parameter. Proses *tuning* merupakan salah satu pengaturan parameter untuk mendapatkan model yang paling baik.

Tabel 9. Nilai Akurasi Data Training dan Testing Setelah *Tuning* Parameter

Kernel	Akurasi Training	Akurasi Testing	MAPE Testing
Linear C=1000	0,974421433	0,974421433	9,932551448
RBF C=1000, Gamma=0.1	0,917373166	0,877641514	8,141628242

Jelas dilihat dari Tabel 9 bahwa tabel tersebut membandingkan nilai MAPE dan akurasi setiap kernel setelah mengubah parameter. Setelah melakukan *tuning* parameter dan validasi 10-*cross*, ditemukan bahwa nilai MAPE dan akurasi *testing* untuk setiap kernel yang digunakan mengalami kenaikan sebagai berikut, untuk MAPE bernilai 9,93 (*Linear*) dan 8,14 (*RBF*). Sedangkan untuk nilai akurasi *testing* yaitu 97,44% (*Linier*) dan 87,76% (*RBF*), dari hasil

tersebut menunjukkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah yang menggunakan kernel *Linear*. Parameter yang paling efektif untuk menentukan nilai tukar mata uang Solana dari hasil *tuning* adalah C=1000 untuk kernel *Linier* dan C=1000 untuk kernel *RBF* dan gamma=0,1. Berikut ini merupakan tampilan plot/grafik dari kernel *Linear* dengan performa paling baik untuk perbandingan data aktual harga penutupan harian Solana dengan data *training* dan *testing*.



Gambar 3 Plot Data Aktual dan Prediksi Harga Penutupan Harian Solana

Pada Gambar 3 menjelaskan bahwa sumbu X (*Date*) merupakan urutan periode dalam data aktual dan prediksi. sumbu Y (*Solana price*) merupakan harga penutupan harian Solana pada data aktual dan prediksi. Data aktual diwakili dengan garis warna biru sedangkan data prediksi

latih diwakili dengan garis warna oranye dan data prediksi uji diwakili dengan garis berwarna hijau. Dilihat dari garis yang dihasilkan, menyatakan bahwa dengan algoritma SVR dengan menggunakan kernel *Linear*, data hasil prediksi dan data aktual tidak jauh berbeda.

3.2.5. Prediksi Harga Penutupan Harian Solana

Berdasarkan hasil pengujian parameter-parameter untuk model SVR yang telah selesai dilakukan, maka langkah berikutnya adalah memprediksi harga penutupan Solana dengan menggunakan model terbaik yang telah disempurnakan.

Berikut akan ditampilkan tabel data prediksi dan data aktual harga penutupan harian mata uang Solana pada data uji (*testing*) dengan menggunakan model terbaik yang sebelumnya sudah ditentukan.

Tabel 10. Perbandingan Data Aktual dan Prediksi pada Data Testing Solana

Tanggal	Aktual (USDT)	Prediksi (USDT)
20 April 2020	0.538812	12.156726
21 April 2020	0.587659	12.150271
22 April 2020	0.691601	12.132326
23 April 2020	0.627457	12.174136
24 April 2020	0.634242	12.182654
25 April 2020	0.643329	12.182986
26 April 2020	0.635506	12.185185
...
22 Mei 2022	52.755180	58.717049
23 Mei 2022	49.056850	61.122242
24 Mei 2022	49.653336	58.719157
25 Mei 2022	47.982426	59.083140
26 Mei 2022	43.491211	57.741446
27 Mei 2022	40.981346	54.477837
28 Mei 2022	41.253616	52.589584

Pada Tabel 10 tanggal 20 sampai 26 April 2022 terjadi perbedaan yang signifikan antara data aktual dan data prediksi, hal ini dikarenakan pada iterasi awal data yang masuk proses pelatihan masih sedikit, semakin banyak iterasi maka semakin banyak data yang digunakan dalam proses pelatihan sehingga hasil prediksi dan aktual akan mendekati nilai yang sama, hal tersebut terlihat pada tanggal 22 sampai dengan 28 Mei 2022 data aktual dan prediksi memiliki nilai selisih yang kecil. Setelah data aktual dan prediksi diketahui, langkah selanjutnya yaitu mencari prediksi harga untuk 10 hari selanjutnya pada harga penutupan harian Solana dengan model yang sudah ditentukan sebelumnya:

Tabel 11. Prediksi Harga Penutupan Harian Solana Selama 10 Hari Berikutnya

Tanggal	Prediksi (USDT)
31 Mei 2022	53.240661
1 Juni 2022	58.092902
2 Juni 2022	62.466963
3 Juni 2022	68.304274
4 Juni 2022	73.805796
5 Juni 2022	79.186349
6 Juni 2022	84.571626
7 Juni 2022	89.345106

Tanggal	Prediksi (USDT)
8 Juni 2022	94.550076
9 Juni 2022	99.948158

Tabel 11 adalah tabel prediksi harga mata uang Solana harian, dan menunjukkan bahwa harga ditentukan menggunakan model SVR dengan kernel linier dan parameter *cost C* sebesar 1000 untuk 10 periode mendatang. Hasil dari peramalan tersebut menunjukkan bahwa harga penutupan harian Solana mengalami kenaikan dikisaran angka 53.240661 USD sampai dengan 99.948158 USD per koin.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan hasil penelitian, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil analisis deskriptif yang telah dilakukan dapat diketahui bahwa sejak kurun waktu 10 April 2020 sampai dengan 30 Mei 2022 pergerakan harga penutupan harian Solana bergerak fluktuatif.
2. Metode SVR bisa diterapkan untuk prediksi harga penutupan harian Solana. Model SVR yang diperoleh untuk data harga penutupan harian Solana yaitu SVR dengan kernel Linear dengan parameter *cost C* = 1000 diperoleh akurasi model sebesar 97,44% dan MAPE sebesar 9,93 sedangkan untuk kernel RBF dengan parameter *cost C* = 1000 dan *gamma* 0,1 diperoleh hasil akurasi sebesar 87,76% dengan nilai MAPE sebesar 8,14. Dapat disimpulkan bahwa melalui *tuning* parameter-parameter, model yang terbentuk memiliki tingkat akurasi dan MAPE paling baik adalah menggunakan kernel Linear dengan parameter *cost C* = 1000.
3. Hasil peramalan harga penutupan harian Solana untuk 10 periode selanjutnya mengalami kenaikan dikisaran angka 53.240661 USD sampai dengan 99.948158 USD per koin.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. T. Julianto, D. Kurniadi, M. R. Nashrulloh, and A. Mulyani, "Compa-rison of Data Mining Algorithm For Forecasting Bitcoin Crypto Currency Trends," *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 245–248, 2022, doi:10.20884/1.jutif. 2022. 3.2.194.
- [2] Moch Faryz Rizkilloh and Sri Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *J. RESTI (Reka-*

- yasa Sist. dan Teknol. Informasi*), vol. 6, no. 1, pp. 25–31, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [3] U. P. Wibowo, Jondri, and A. Aditsania, “Prediksi Mata Uang Digital (bitcoin) Menggunakan Feed Forward Neural Network,” *e-Proceeding Eng. Vol.6, No.1 April 2019*, vol. 6, no. 1, pp. 2539–2544, 2019, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/8720/8586>
- [4] D. Haryadi, A. Rahman, D. Marini, U. Atmaja, and S. Nurgaida, “Implementation of Support Vector Regression for Polkadot Cryptocurrency Price Prediction,” vol. 6, no. May, pp. 201–207, 2022.
- [5] Nilda Aulia, “Prediksi Harga Ethereum Berdasarkan Informasi Blockchain Menggunakan Metode Long Short Term Memory,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2013.
- [6] G. B. Blocks, “An Introduction to Solana,” no. December, 2021.
- [7] R. A. Wibowo and B. Rikumahu, “Peramalan Dengan Volatilitas Frekuensi Tinggi Untuk Vector Regression Dan Regresi Linier Forecasting High Frequency Volatility for Cryptocurrencies and Conventional Currencies With Support Vector Regression (a Study on October 2017 – September 2018 Perio,” vol. 6, no. 3, pp. 5647–5652, 2019.
- [8] D. I. Purnama and S. Setianingsih, “Support vector regression (SVR) model for forecasting number of passengers on domestic flights at Sultan Hasanudin airport Makassar,” *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 16, no. 3, p. 391, 2020, doi: 10.20956/jmsk.v16i3.9176.
- [9] N. P. N. Hendayanti, I. K. P. Suniantara, and M. Nurhidayati, “Penerapan Support Vector Regression (Svr) Dalam Memprediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Domestik Ke Bali,” *J. Varian*, vol. 3, no. 1, pp. 43–50, 2019, doi: 10.30812/varian.v3i1.506.
- [10] H. C. S. Ningrum, “Perbandingan Metode Support Vector Machine (SVM) Linear, Radial Basis Function (RBF), dan Polinomial Kernel dalam Klasifikasi Bidang Studi Lanjut Pilihan Alumni UII,” *Tugas Akhir Stat. Univ. Islam Indones.*, pp. 1–90, 2018.
- [11] R. J. D. Simamora, Tibyani, and Sutrisno, “Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metode Extreme Learning Machine,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 10, pp. 9670–9676, 2019.
- [12] A. Nurdiansyah, M. T. Furqon, and B. Rahayudi, “Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM) dengan Optimasi Artificial Bee Colony (ABC),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 6, pp. 5531–5539, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/5507>
- [13] A. R. Hakim, D. Marini, U. Atmaja, D. Haryadi, and N. Suwaryo, “Twitter Sentiment Analysis Terhadap Pengguna E-Commerce Menggunakan Text Mining,” *SNTM Semin. Nas. Teknol. Energi dan Miner.*, vol. 1, no. November, pp. 1227–1237, 2021.
- [14] T. M. Tamtelahitu, “Komparasi Algoritma Clustering dengan Dataset Penyebaran Covid-19 di Indonesia Periode Maret-Mei 2020,” *J. Teknol. Technoscientia*, vol. 13, no. 1, pp. 27–34, 2020.
- [15] C. No, “Government to Person (G2P) Terhadap Penyaluran Bantuan Sosial di Indonesia Teknologi Blockchain dan Potensinya Pentingnya Reformasi Data Bagi Reformasi Perlindungan Sosial,” vol. VI, 2021.
- [16] R. E. Caraka, H. Yasin, and A. W. Basyiruddin, “Peramalan Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Support Vector Regression Kernel Radial Basis,” *J. Mat.*, vol. 7, no. 1, p. 43, 2017, doi: 10.24843/jmat.2017.v07.i01.p81.