

Forecasting Gold Prices in Indonesia using Support Vector Regression with the Grid Search Algorithm

Nindi Syahfitri, Nonong Amalita*, Dodi Vionanda, Zamahsary Martha

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: nongmat@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 04 Januari 2024

Revised : 02 Februari 2024

Accepted : 16 Februari 2023

ABSTRACT

Investment is an effort to increase economic growth in Indonesia. A popular investment in the community is gold investment. The value of gold investments tends to increase but is not immune from price fluctuations, therefore it is important to forecast the price of gold in Indonesia. The method that can be used to make this forecast is Support Vector Regression (SVR). SVR is a method that looks for a function that has a deviation of no more than ϵ to get the target value from all training data. The best SVR model with a linear kernel was obtained from a combination of parameters $C=0,0625$ and $\epsilon=0,001$ with a RMSE value of 0,19734 and a R^2 value of 0,974112. So, the SVR method is appropriate to use for forecasting gold prices in Indonesia.

Keywords: Forecasting, Support Vector Regression, Gold Price, Grid Search, Time Series Cross Validation

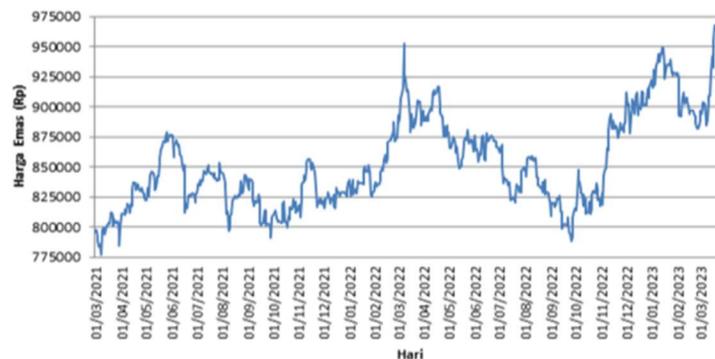


This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Investasi merupakan tindakan penundaan melakukan konsumsi, kemudian modal tersebut akan dialihkan ke dalam aset produktif selama jangka waktu tertentu (Maharani dan Saputra, 2021). Merujuk dari teori Harrod-Domar yang menyatakan bahwa tabungan dan investasi dapat menentukan pertumbuhan ekonomi suatu negara, pemerintah Indonesia membentuk lembaga penanaman modal nasional sebagai upaya mendorong berkembangnya investasi di Indonesia untuk pertumbuhan dan pembangunan ekonomi (Rahayu, 2010). Ada berbagai macam bentuk investasi di Indonesia, salah satunya adalah investasi emas.

Investasi emas di Indonesia saat ini sedang mengalami peningkatan, karena investasi emas dianggap investasi paling aman dan tidak terpengaruh oleh waktu (Habibah, 2017). Selain itu, kelebihan dari investasi emas adalah emas tidak terpengaruh oleh krisis ekonomi. Hal ini dapat dibuktikan saat terjadinya krisis moneter dan ekonomi di Indonesia pada tahun 1977, pada saat itu emas kembali diminati karena tidak terpengaruh oleh inflasi dan krisis ekonomi (Safarida, 2021). Meskipun demikian, keputusan untuk melakukan investasi emas juga memiliki risiko mengalami kerugian. Hal ini terjadi karena harga emas terhadap rupiah dan mata uang lain sering mengalami naik turun harga atau berfluktuasi (Kurniawan, 2019). Pergerakan harga emas periode 1 Maret 2021 sampai 31 Maret 2023 dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Pergerakan Harga Emas Periode 1 Maret 2021-31 Maret 2023

Gambar 1 menunjukkan pergerakan harga emas periode 1 Maret 2021-31 Maret 2023 yang berfluktuasi. Harga emas merupakan data *real time* yang berubah setiap hari, sehingga menyulitkan para investor dan masyarakat dalam mengambil keputusan dalam berinvestasi emas. Oleh karena itu, untuk meminimalisir terjadinya kerugian dan sebagai pertimbangan investor dan masyarakat dalam mengambil keputusan yang tepat dan cepat untuk membeli atau menjual emas maka dapat dilakukan peramalan terhadap harga emas.

Metode *time series* (deret waktu) merupakan salah satu metode peramalan yang dinilai objektif. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk data deret waktu adalah *Support Vector Regression* (SVR). SVR merupakan penerapan *Support Vector Machine* (SVM) dalam kasus regresi yang menghasilkan *output* berupa bilangan riil atau kontinu. SVR merupakan metode nonparametrik yang tidak membutuhkan uji asumsi sehingga dapat mengatasi masalah pada analisis deret waktu menggunakan regresi (Saputra dkk, 2019). Keunggulan metode SVR adalah dapat bekerja dengan sangat baik dalam melakukan prediksi deret waktu yang bersifat linier maupun nonlinier. Untuk mengatasi kasus nonlinier dapat menggunakan bantuan kernel. Kernel yang digunakan pada penelitian ini yaitu kernel linier, karena lebih fleksibel dan lebih sederhana karena parameter yang mempengaruhinya hanya *epsilon* (ϵ), *cost* (C) (Ben-Hur dan Weston, 2010).

Penelitian yang dilakukan Amanda (2014) tentang memprediksi kurs rupiah terhadap dolar Amerika Serikat dengan menggunakan SVR. Hasil prediksi SVR dengan menggunakan kernel linier dan kernel polinomial tidak jauh berbeda, keduanya menghasilkan akurasi yang cukup baik, yaitu fungsi kernel linier memiliki nilai R^2 99,99% dan MAPE 0,6131%, sedangkan pada fungsi kernel polinomial dengan nilai R^2 99,99% dengan MAPE 0,6135%. Sehingga fungsi kernel linier yang dipilih untuk membentuk model. Penelitian yang dilakukan Saputra (2019) menggunakan SVR dalam pemodelan indeks saham syariah Indonesia pada data deret waktu dengan algoritma *grid search* dan menggunakan kernel RBF, kernel polinomial, dan kernel linier. Model yang dibentuk sebanyak 4 model pada masing-masing fungsi kernel. Model terbaik yaitu pada model keempat dimana pada fungsi kernel RBF diperoleh nilai RMSE 12,192 dan nilai korelasi -0,622, kernel polinomial memiliki nilai RMSE 2,293 dan nilai korelasi 0,872 dan kernel linier memiliki nilai RMSE 2,289 dan nilai korelasi 0,873. Sehingga model terbaik SVR diperoleh dari model dengan kernel linier. Pemilihan parameter-parameter seperti *epsilon* (ϵ), *cost* (C), dan parameter untuk fungsi kernel juga penting agar mendapatkan hasil analisis terbaik. Oleh karena itu, untuk mengatasi masalah tersebut dapat menggunakan algoritma *grid search*. Berdasarkan permasalahan, maka dilakukan penelitian mengenai peramalan harga emas di Indonesia menggunakan SVR dengan algoritma *grid search*.

II. METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data harga emas harian di Indonesia periode 1 Maret 2021–31 Maret 2023 sebanyak 760 data. Data tersebut berupa data historis harian harga emas yang diperoleh melalui web <https://www.harga-emas.org/>. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan *spot* emas dunia yang dikonversikan ke dalam rupiah dengan satuan rupiah/gram.

B. Langkah-Langkah Analisis

Adapun langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan analisis deskriptif untuk melihat karakteristik data.
2. Memodifikasi data *time series* (deret waktu) menjadi variabel prediktor (X) dan variabel respon (Y) melalui plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

Data harga emas merupakan data *time series* yang berupa data harian dimana waktu sekarang (x_t) bergantung pada beberapa waktu sebelumnya (x_{t-k}). Waktu yang dibutuhkan oleh data *input* (X) dalam mempengaruhi data *output* (Y) disebut lag. Dengan demikian, data *input* pada data harga emas dapat diperoleh dari lag yang berpengaruh dengan menggunakan plot PACF. Hal ini dikarenakan PACF berguna untuk menghitung nilai korelasi antara x_t dan x_{t-k} . Nilai PACF secara manual dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut (Suroyo, 2022):

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}, \quad \text{dengan} \quad \rho_k = \frac{\text{Cov}(x_t - x_{t-k})}{\sqrt{\text{Var}(x_t)} \sqrt{\text{Var}(x_{t-k})}} \quad (1)$$

dimana ϕ_{kk} adalah fungsi autokorelasi parsial, ρ_k adalah fungsi autokorelasi, x_t adalah data pada waktu ke- t , $\phi_{k-1,j}$ adalah fungsi autokorelasi pada lag ke $k + 1$ dengan j ; $j=1,2,\dots,k-1$ dan $k=1,2,\dots,n$.

3. Standardisasi data.

Standardisasi data berguna untuk memastikan variabilitas (ukuran penyebaran) data tidak terlalu tinggi agar kevalidan hasil analisis tidak terpengaruh. Standardisasi data bertujuan untuk mengkonversi data sehingga data mempunyai rata-rata 0 dan variansi 1, berikut rumus yang digunakan:

$$Z_i = \frac{(x_i - \mu)}{\sigma} \tag{2}$$

dimana x_i adalah data ke- i , μ adalah rata-rata, σ adalah standar deviasi (Igual dan Segui, 2017: 47)

4. Membagi data menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing* dengan persentase masing-masing 70% dan 30%. Data yang digunakan terdiri dari 760 amatan dimana data *training* pada tanggal 1 Maret 2021 hingga 15 Agustus 2022 sebanyak 532 amatan dan data *testing* pada tanggal 16 Agustus 2022 hingga 31 Maret 2023 sebanyak 228 amatan. Proporsi pada data *training* lebih besar agar mesin dapat belajar dengan baik untuk membangun model dan kemudian data *testing* digunakan untuk mengukur keakuratan model yang dihasilkan. Menurut Gholamy (2018) model yang akurat akan diperoleh jika data *training* menggunakan 70-80% dari data dan sisanya 20-80% untuk data *testing*.

5. Menentukan jenis fungsi kernel yang digunakan pada SVR

SVR merupakan metode dari SVM dalam bidang regresi. SVR diterapkan pada kasus regresi yang menghasilkan *output* berupa bilangan riil atau kontinu. Menurut Vapnik tujuan dari SVR adalah mencari fungsi $f(x)$ yang mempunyai deviasi/penyimpangan tidak lebih dari ϵ untuk memperoleh nilai target y_i dari seluruh data *training* (Smola dan Scholkopf, 2004). Model SVR secara umum sebagai berikut:

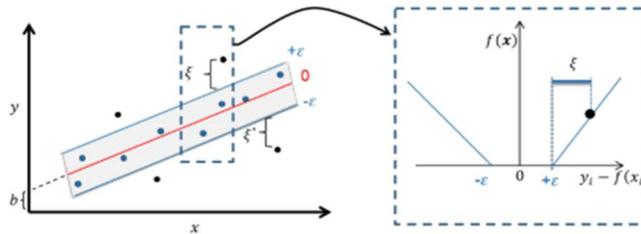
$$y = f(x) = \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x \\ 1 \end{bmatrix} = w^T x + b \tag{3}$$

dimana w adalah vektor pembobot, x adalah vektor data latih, dan b adalah vektor bias konstan (Awad & Khanna, 2015: 68)

Analisis regresi terdapat residual, dengan mengurangi *output* skalar y terhadap estimasi $f(x)$. Pada SVR disebut *loss function*, yaitu sebuah fungsi yang membangun hubungan antar *error*, apakah akan dikenai penalti atau tidak. Menurut Amanda (2014) *loss function* yang paling sederhana adalah ϵ -insensitive *loss function*. Formulasi ϵ -insensitive *loss function* sebagai berikut:

$$L_\epsilon(y) = \begin{cases} 0, & \text{untuk } |f(x) - y| < \epsilon \\ |f(x) - y| - \epsilon, & \text{untuk yang lain} \end{cases} \tag{4}$$

Berikut ilustrasi mengenai konsep dari metode SVR.



Gambar 2. Konsep Metode SVR dengan ϵ -insensitive Loss Function (Sumber: Saputra dkk, 2019)

Margin pada SVR adalah jarak *support vector* terjauh dari *hyperplane* yang ditulis $D(x,y) = \pm\epsilon$. Memaksimalkan *margin* akan memberi peluang besar data masuk ke dalam radius $\pm\epsilon$ (Amanda dkk, 2014). Oleh karena itu, untuk memaksimalkan *margin* dan mendapatkan fungsi setipis mungkin, maka dapat dicari dengan meminimalkan bentuk *Euclidean* $\|w\|^2$.

Diasumsikan bahwa setiap titik berada dalam rentang $f(x) \pm \epsilon$ (*feasible*), dan ketika titik keluar dari rentang $f(x) \pm \epsilon$ atau dalam hal ketidaklayakan (*infeasible*), maka dibutuhkan *soft margin* sehingga dapat ditambahkan variabel *slack* ξ dan ξ^* untuk menangani masalah pembatas yang tidak layak (*infeasible constraints*) dalam permasalahan optimasi.

Selanjutnya, permasalahan optimasi dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \tag{5}$$

dengan syarat:

$$y_i - w^T \varphi(x_i) - b - \xi_i \leq \epsilon \text{ untuk } i = 1, \dots, l$$

$$w^T \varphi(x_i) - y_i + b - \xi_i^* \leq \varepsilon \text{ untuk } i = 1, \dots, l$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0 \text{ untuk } i = 1, \dots, l$$

Nilai C adalah konstanta dengan $C > 0$ yang menentukan nilai penalti untuk tingkat deviasi kesalahan dari batas ε yang masih bisa ditoleransi. Semua nilai yang lebih besar dari ε akan dikenakan penalti sebesar C . Koefisien nilai w dan b berfungsi untuk meminimalkan fungsi risiko yang menjadi masalah *quadratic programming*, yaitu meminimalkan fungsi kuadrat dengan syarat pertidaksamaan linier. Dalam hal ini dapat diselesaikan menggunakan *Lagrange Multiplier*. Substitusikan Persamaan (5) dengan koefisien *Lagrange* yaitu $\alpha_i, \alpha_i^*, \eta_i, \eta_i^*$

$$L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + w^T \varphi(x_i) + b) - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + y_i - w^T \varphi(x_i) - b) - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (6)$$

Selanjutnya dilakukan turunan parsial dari L terhadap w, b, ξ_i, ξ_i^* dengan berdasarkan kondisi *Karush-Kuhn-Tucker* (KKT) menetapkannya sama dengan nol, sedangkan koefisien *Lagrange* tidak bernilai nol (Awad dan Khanna, 2015: 68). Sehingga diperoleh persamaan dual untuk *problem* optimasi dari SVR (Smola dan Scholkopf, 2004).

$$\max \left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i \cdot x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right) \quad (7)$$

dengan syarat:

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \quad \forall i = 1, 2, \dots, N$$

Sehingga diperoleh solusi optimal nilai w dan b pada Persamaan (8) dan Persamaan (9).

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot x_i \quad (8)$$

$$b = y_i - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot (x_i \cdot x_j) + \varepsilon$$

$$b^* = y_i - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot (x_i \cdot x_j) - \varepsilon \quad (9)$$

Setelah mendapat nilai w dan b , maka diperoleh persamaan baru.

$$f(x) = w^T x + b$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot (x_i \cdot x_j) + b \quad (10)$$

SVR pada kasus non-linier maka nilai x_i dan x_j atau *input space* terlebih dahulu ditransformasikan ke *feature space* dengan dimensi lebih tinggi ke dalam fungsi $\varphi(x)$, kemudian fungsi transformasi $\varphi(x)$ dapat dipresentasikan dengan fungsi kernel. Sehingga mendapatkan persamaan akhir yaitu.

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (11)$$

fungsi $K(x_i, x_j)$ merupakan kernel *trick* yang digunakan dalam metode SVM maupun SVR.

Fungsi kernel yang digunakan pada penelitian ini adalah kernel linier berikut.

$$\varphi(x) = K(x, x') = x'x \quad (12)$$

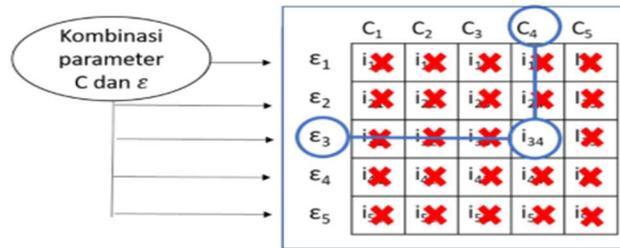
dengan $x'x$ adalah perkalian skalar (*dot product*) dua data *training*,

6. Menentukan rentang nilai parameter untuk fungsi kernel.

Analisis SVR untuk kernel linier digunakan untuk mencari kombinasi parameter nilai C dan ε paling optimal. Kinerja algoritma *grid search* dalam pemilihan parameter akan maksimal jika batas atas dan batas bawah dari parameter diketahui (Ramadhan dkk, 2017). Oleh karena itu, nilai parameter ditetapkan terlebih dahulu rentang nilainya, untuk *cost* (C) dengan nilai $[2^{-5}, 2^{-4}, \dots, 2^5]$ dan *epsilon* (ε) dengan nilai $[0,001, 0,01, 0,1]$.

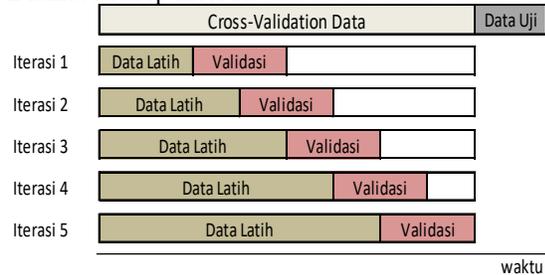
7. Melakukan *tuning* parameter untuk *hyperplane* yang optimal dengan menggunakan algoritma *grid search* dengan *time series cross validation* dengan $n=5$.

Grid search adalah metode yang digunakan untuk meningkatkan kinerja model dengan cara mencari parameter yang optimal (Müller dan Guido, 2016). Algoritma *grid search* dalam mencari parameter optimal dengan mengkombinasi seluruh *hyperparameter* yang digunakan. Berikut gambaran dari algoritma *grid search* dengan mengkombinasikan 2 parameter SVR untuk parameter optimal (Saputra, 2019).



Gambar 3. Ilustrasi Algoritma Grid Search dengan Kombinasi 2 Parameter (Sumber: Saputra, 2019)

Seperti pada Gambar 3, dapat dilihat dari kombinasi parameter C dan ε dipilih kombinasi i_{34} atau dengan kata lain kombinasi parameter C_4 dan ϵ_3 yang memiliki error terkecil dari semua kombinasi yang dilakukan. Grid Search juga menyediakan fitur untuk melakukan cross validation. Cross validation adalah bertujuan untuk mengevaluasi performa model secara lebih umum karena adanya ketergantungan performa dengan pembagian data dimana data dibagi menjadi dua subset yaitu data latih dan data evaluasi. Cross validation yang dapat digunakan pada time series adalah time series cross validation. Berikut konsep metode time series cross validation diilustrasikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Ilustrasi Metode Time Series Cross Validation dengan n=5 (Sumber: Owen, 2022)

Menurut Hermawan (2022) pasangan parameter yang diperoleh dari hasil cross validation dengan rata-rata error paling kecil yang akan dipilih sebagai parameter yang optimal. Kemudian parameter tersebut digunakan dalam membentuk model yang selanjutnya dilakukan pengujian dan dievaluasi.

Mengevaluasi model dengan membandingkan fungsi kernel terbaik yang menghasilkan nilai R^2 yang terbesar dan nilai RMSE terkecil. Koefisien determinasi (R^2) bertujuan untuk mengukur variasi variabel output yang mampu dijelaskan oleh variabel input dalam model. Nilai R^2 menunjukkan akurasi dari model yang terbentuk. Model yang baik mempunyai nilai R^2 yang mendekati 1, sehingga memiliki range 0 sampai 1 atau 0% sampai 100%. Nilai R^2 dihitung dengan rumus berikut (Hermawan dkk, 2022).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \text{ atau } R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

dimana \hat{y}_i adalah nilai prediksi pada periode ke- i , y_i nilai aktual pada periode ke- i , dan \bar{y} adalah nilai rata-rata.

Root Mean Square Error (RMSE) adalah metode yang bertujuan untuk mengukur perbedaan nilai prediksi dengan data aktual, RMSE merupakan akar kuadrat dari rata-rata kesalahan atau nilai MSE yang dikuadratkan. Model dikatakan akurat apabila memiliki nilai RMSE yang kecil atau mendekati nol. Adapun rumus perhitungan nilai RMSE adalah (Saputra dkk, 2019).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (14)$$

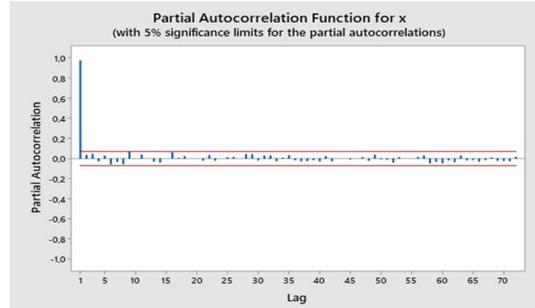
dimana \hat{y}_i adalah nilai prediksi pada periode ke- i , y_i nilai aktual pada periode ke- i , dan n adalah jumlah data observasi.

8. Transformasi data menjadi bentuk semula.
9. Membandingkan nilai prediksi dengan nilai aktual pada data testing.
10. Melakukan peramalan 10 periode ke depan menggunakan fungsi kernel, loss function dan parameter terbaik.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data

Data *input* pada data harga emas dapat diperoleh dari lag yang berpengaruh dengan menggunakan plot PACF. Berikut plot PACF untuk data harga emas harian di Indonesia periode 1 Maret 2021-31 Maret 2023 disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot PACF Harga Emas Periode Maret 2021-Maret 2023

Berdasarkan pada Gambar 5, terdapat lag pertama yang keluar garis *stationer* pada plot PACF sehingga lag yang akan dijadikan data *input* pada data harga emas adalah lag pertama. Artinya, data *input* yang digunakan adalah harga emas harian satu periode sebelumnya. Sehingga, permasalahan ini mengasumsikan bahwa harga emas hari ini bergantung pada harga saham satu periode sebelumnya.

B. Deskriptif Data

Harga emas harian periode 1 Maret 2021-31 Maret 2023 dengan jumlah data sebanyak 760 data memiliki rata-rata harga yaitu sebesar Rp854.028,163/gr. Kemudian didapatkan nilai standar deviasi atau jarak antara data terhadap nilai rata-ratanya sebesar Rp3.9436,972. Harga emas terendah berada pada tanggal 8 Maret 2021 yaitu sebesar Rp777.251/gr, sedangkan harga emas tertinggi mencapai Rp970.877/gr yang terjadi pada tanggal 23 Maret 2023. Meskipun harga emas cenderung mengalami kenaikan setiap tahunnya, akan tetapi harga emas tidak terlepas dari fluktuasi harga seperti pada Gambar 1 menunjukkan adanya tren pada pola data harga emas harian yaitu cenderung naik dan turun dalam jangka waktu tertentu. Ketidakpastian dalam harga emas tersebut perlu dilakukan peramalan untuk membantu investor dan masyarakat dalam mengambil keputusan.

C. Analisis Support Vector Regression

Setelah eksplorasi data, selanjutnya membentuk model SVR dengan mencari parameter yang terbaik dengan menggunakan data latih sebanyak 532 amatan. Pada Tabel 1 disajikan hasil kombinasi parameter C, dan ϵ dengan perolehan nilai RMSE pada setiap kombinasi.

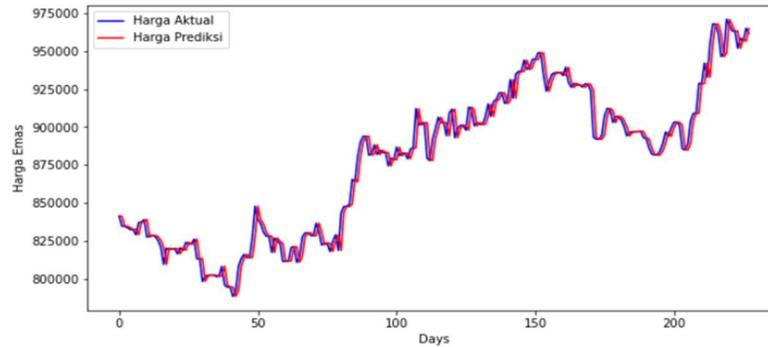
Tabel 1. Hasil Evaluasi Model SVR Data *Testing*

Parameter		RMSE	R^2
Cost (C)	Epsilon (ϵ)		
0,03125	0,001	0,1974	0,9741
0,03125	0,01	0,1981	0,9739
0,03125	0,1	0,2185	0,9683
0,0625	0,001	0,1973	0,9741
0,0625	0,01	0,1974	0,9741
0,0625	0,1	0,2118	0,9702
0,125	0,001	0,1974	0,9741
0,125	0,01	0,1973	0,9741
⋮	⋮	⋮	⋮
32	0,1	0,2017	0,9730

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa nilai kesalahan terkecil yang dihasilkan oleh kernel linier yaitu dengan parameter C= 0,0625 dan $\epsilon=0,001$ dengan memiliki nilai RMSE sebesar 0,1973 dan nilai R^2 terbesar 0,9741.

Sehingga model terbaik untuk metode SVR dengan kernel linier adalah dengan menggunakan nilai parameter $C=0,0625$ dan $\epsilon=0,001$ hasil kombinasi parameter tersebut digunakan sebagai pembentuk model pada SVR kernel linier.

Selanjutnya model SVR tersebut digunakan untuk melakukan peramalan harga emas 1 periode berikutnya. Model terbaik yang terbentuk menunjukkan kinerja yang baik. Hal ini dapat dilihat dari plot data aktual dan prediksi SVR untuk kernel linier ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Plot data aktual dan prediksi SVR untuk kernel linier

Berdasarkan Gambar 6 dapat dilihat bahwa plot data prediksi yang diperoleh menggunakan metode SVR dengan kernel linier tampak mengikuti plot data aktual. Artinya hasil prediksi harga emas tidak jauh berbeda dengan harga emas aktualnya dan model dengan parameter yang digunakan tergolong baik untuk meramalkan harga emas. Kemudian dilakukan peramalan harga emas dengan menggunakan metode SVR. Peramalan harga emas dilakukan selama 10 periode ke depan yang mengasumsikan harga emas hari ini hanya dipengaruhi oleh harga emas satu periode sebelumnya. Pada penelitian ini dilakukan peramalan harga emas pada tanggal 1 April 2023 sampai dengan 10 April 2023, hasil peramalan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Peramalan Harga Emas

Hari	Data Peramalan
1 April 2023	956.993,7221
2 April 2023	952.434,2711
3 April 2023	947.896,5428
4 April 2023	943.380,4337
5 April 2023	938.885,8410
6 April 2023	934.412,6621
7 April 2023	929.960,7949
8 April 2023	925.530,1379
9 April 2023	921.120,5902
10 April 2023	916.732,0510

Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat hasil peramalan harga emas menggunakan metode SVR dengan parameter terbaik yaitu $C=0,0625$ dan $\epsilon=0,001$ pada kernel linier untuk 10 periode berikutnya. Dari hasil peramalan tersebut menunjukkan bahwa harga emas pada tanggal 1 April 2023 sampai dengan 10 April 2023 cenderung mengalami penurunan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai peramalan harga emas di Indonesia menggunakan metode SVR dengan algoritma *grid search* menghasilkan parameter terbaik dengan kernel linier yaitu $C=0,0625$ dan $\epsilon=0,001$. Nilai akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 0,9741 atau 97,41% dan nilai RMSE sebesar 0,1973. Artinya kinerja model sangat baik sehingga dapat digunakan untuk melakukan peramalan ke depan. Peramalan harga emas yang dilakukan untuk 10 periode ke depan menggambarkan penurunan harga setiap harinya. Dengan adanya hasil ramalan harga emas menggunakan metode SVR tersebut dapat mempermudah investor serta masyarakat dalam mengambil keputusan. Untuk penelitian selanjutnya dapat menambah variasi kombinasi parameter

untuk optimasi parameter dan dapat melakukan metode optimasi parameter lainnya seperti *Genetic Algorithm* (GA) atau *Particle Swarm Optimization* (PSO).

DAFTAR PUSTAKA

- Amanda, R., Yasin, H., & Prahutama, A. (2014). Analisis Support Vector Regression (SVR) dalam Memprediksi Kurs Rupiah terhadap Dollar Amerika Serikat. *Jurnal Gaussian*, 3(4), 849 - 857.
- Awad, M., & Khanna, R. (2015). *Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers*. New York: Apress Media.
- Ben-Hur, A., & Weston, J. (2010). A User's Guide to Support Vector Machines. *Methods in Molecular Biology (Clifton, N.J)*, 223-239.
- Gholamy, A., Kreinovich, V., & Kosheleva, O. (2018). Why 70/30 or 80/20 Relation Between Training and Testing Sets: A Pedagogical Explanation. *Departemental Technical Reports (CS)*, 1-6.
- Habibah, N. (2017). Perkembangan Gadai Emas ke Investasi Emas pada Pegadaian Syariah. *Amwaluna: Jurnal Ekonomi dan Keuangan Syariah*, 1(1), 81-97.
- Hermawan, A., Mangku, I., Ardana, N., & Sumarno, H. (2022). Analisis Support Vector Regression dengan Algoritma Grid Search untuk Memprediksi Harga Saham. *Milang*, 18(1), 41-60.
- Igual, L., & Seguí, S. (2017). *Introduction to Data Science: A Python Approach to Concepts, Techniques and Applications*. Switzerland: Springer.
- Kurniawan, I. (2019). Analisis Keuntungan Investasi Emas dengan IHSG. *Jurnal Manajemen Bisnis dan Kewirausahaan*, 3(2), 16-23.
- Maharani, A., & Saputra, F. (2021). Relationship of Investment Motivation, Investment Knowledge and Minimum Capital to Investment Interest. *JLPH*, 23-32.
- Müller, A., & Guido, S. (2017). *Introduction to Machine Learning with Python*. United States of America: O'Reilly Media, Inc.
- Mustakim, Buono, A., & Hermadi, I. (2015). Support Vector Regression untuk Prediksi Produktivitas Kelapa Sawit di Provinsi Riau. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, 2(2), 179 - 188.
- Owen, L. (2022). *Hyperparameter Tuning with Python: Boost Your Machine Learning Model's Performance Via Hyperparameter Tuning*. Birmingham: Packt Publishing.
- Rahayu, T. I. (2010). Teori Pembangunan Dunia Ke-3 dalam Teori Mordernisasi Sub Teori Harrod-Domar (Tabungan dan Investasi). *Gema Eksos*, 6(1), 1-95.
- Ramadhan, M. M., Sitanggang, I. S., Nasution, F. R., & Ghifari, A. (2017). Parameter Tuning in Random Forest Based on Grid Search Method for Gender Classification Based on Voice Frequency. *DEStech Transactions on Computer Science and Engineering*, 625-629.
- Safarida, N. (2021). Gadai Dan Investasi Emas: Antara Konsep Dan Implementasi. *Jurnal Investasi Islam*, 6(1), 78-94.
- Saputra, G., Wigena, A., & Sartono, B. (2019). Penggunaan Support Vector Regression dalam Pemodelan Indeks Saham Syariah Indonesia dengan Algoritme Grid Search. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 3(2), 148 - 160.
- Smola, A. J., & Scholkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 199-222.
- Suroyo, K. (2022). *Implementasi Metode SVR (Support Vector Regression) untuk Prediksi Jumlah Positif COVID-19 di Jawa Timur*. Skripsi, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel, Surabaya.