

IMPLEMENTASI LEAST SQUARE SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN ALGORITMA ARTIFICIAL BEE COLONY DAN K-FOLD CROSS VALIDATION PADA PERAMALAN HARGA SAHAM PT.PERUSAHAAN GAS NEGARA**Sukriyanto Anwar***

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Gorontalo
e-mail: ukianwar83@gmail.com

Isran K Hasan

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Gorontalo

Djihad Wungguli

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Gorontalo

Abstrak

Peramalan harga saham adalah proses analisis data historis harga saham secara matematis dengan tujuan untuk memprediksi pergerakan harga saham di masa yang akan datang. Saham sendiri salah satu instrumen investasi yang sangat sensitif terhadap berbagai isu dan berita yang sedang terjadi sehingga cenderung memiliki sifat non-linear, fluktuatif, dan memiliki pola tren. Least Square Support Vector Machine (LSSVM) merupakan salah satu metode peramalan dalam menangani masalah data yang bersifat non-linear terutama pada data harga saham. LSSVM bekerja menggunakan dua parameter penting (hyperparameter) yang akan mempengaruhi hasil peramalan yakni parameter regulasi (γ) dan kernel RBF (σ). Penentuan ini nilai optimal dari hyperparameter tersebut akan menggunakan bantuan algoritma Artificial Bee Colony (ABC) dan K-Fold Cross Validation. Hasil penilitian ini menunjukkan bahwa dua parameter tersebut berpengaruh signifikan terhadap pemodelan prediksi. Dimana nilai hyperparameter yang diperoleh adalah $\gamma = 10000$ dan $\sigma = 9163.63$ dengan jumlah populasi 7 dan iterasi maksimal 10, hingga memiliki hasil prediksi parameter optimal adalah 1.3261. Metrik evaluasi menunjukkan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 0,6283

Kata Kunci: artificial bee colony, harga saham, k-fold cross validation, lssvm, peramalan

Abstract

Stock price forecasting is the process of analyzing historical stock price data mathematically with the aim of predicting future stock price movements. Stocks are one of the investment instruments that are highly sensitive to various ongoing issues and news, thus tend to have non-linear, fluctuating behavior with trend patterns. The Least Square Support Vector Machine (LSSVM) is one of the forecasting methods capable of handling non-linear data problems, especially in stock price data. LSSVM operates using two important parameters (hyperparameters) that influence the forecasting results, namely the regularization parameter (γ) and the RBF kernel parameter (σ). Determining the optimal values of these hyperparameters is assisted by the Artificial Bee Colony (ABC) algorithm and K-Fold Cross Validation. The results of this study show that these two parameters significantly affect the prediction model. The optimal hyperparameter values obtained were $\gamma = 10000$ and $\sigma = 9163.63$, with a population size of 7 and a maximum iteration of 10, resulting in an optimal prediction parameter value of 1.3261. The evaluation metric shows a Root Mean Squared Error (RMSE) value of 0.6283.

Keywords: Artificial Bee Colony (ABC), Stock Price, K-Fold, LSSVM, Forecasting.

PENDAHULUAN

PT Perusahaan Gas Negara Tbk (PGAS) adalah perusahaan energi yang bergerak di sektor transmisi dan distribusi gas bumi di Indonesia. Sebagai holding BUMN (Badan Usaha Milik Negara) sektor energi di

bawah PT Pertamina (Persero) dan terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) dengan kode (PGAS.JK). PGAS adalah perusahaan yang menyediakan gas terbesar di Indonesia dan di dirikan pada 13 mei 1965 berdasarkan peraturan pemerintah no 19 tahun 1965, saham ini di catatkan dengan kepemilikan

pemerintahan Indonesia sebesar 54,85% dan untuk public sebesar 45,42% (Fiona et al., 2022). Artinya, setengah jumlah saham dalam perusahaan ini masuk sebagai pendapatan negara dan setengahnya lagi ke investor lainnya. Berdasarkan data tersebut, maka akan sangat membantu apabila dilakukan penelitian terkait analisis peramalan harga saham PGAS demi membantu kemajuan perekonomian negara dan investor ke depannya.

Metode peramalan merupakan bagian dari analisis teknikal yang sering digunakan oleh investor dalam menganalisa pergerakan data *Time Series* (Putri & Shabri, 2022). Data *Time Series* atau data runtun waktu merupakan serangkaian data yang diurutkan berdasarkan waktu yang diambil dalam interval waktu yang tetap, seperti harian, bulanan, atau tahunan (Pangaribuan et al., 2023).

Banyak metode runtun waktu yang sering digunakan dalam peramalan seperti *Auto-reressive Moving Average* (ARMA) dan *Auto-regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang biasanya digunakan pada data runtun waktu yang menggunakan pergerakan rata-rata, *Auto-regressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) untuk memprediksi data runtun waktu yang mengalami heteroskedastisitas, *Exponential Smoothing* yakni digunakan untuk meramalkan data runtun waktu melalui rata-rata secara eksponensial, dan masih banyak lagi. Namun, sejak adanya *Artificial Intelligence* (AI), runtun waktu tradisional sudah jarang digunakan karena teknik AI lebih efektif dalam menangani masalah non-linear, data *Chaotic* atau data yang tidak memiliki pola yang jelas, dan data yang terdapat *noise* pada harga saham (Kumbure et al., 2022).

Machine Learning (ML) merupakan model dari AI yang dapat mengatasi kelemahan pemodelan kompleks dan lebih fleksibel daripada metode statistika tradisional (Ma et al., 2022). Teknik ML menjadi salah satu solusi dari permasalahan peramalan di era sekarang, salah satunya metode terbarunya yaitu *Support Vector Machine* (SVM) (Sitohang, 2022). Namun, SVM seringkali memakan waktu dan beban komputasi yang tinggi karena solusi *Quadratic Programming*. Oleh karena itu, diperkenalkan *Least Square-Support Vector Machine* (LSSVM) yang penyelesaiannya menggunakan satu set persamaan linear sehingga komputasinya berkurang, kecepatan penyelesaiannya lebih cepat, dan

kemampuan untuk memecahkan masalah dalam skala besar meningkat (Tyas et al., 2023).

Dalam teknik LSSVM, ada dua parameter yang mempengaruhi hasil akhir peramalan yakni parameter γ dan σ . Dalam penelitian ini *Time Series K-Fold Cross Validation* (K-CV) dan *Artificial Bee Colony* (ABC) merupakan tools yang dapat membantu proses *tunning parameter* pada LSSVM. Teknik K-CV merupakan teknik splitting data dari input data menjadi subset dengan memperhitungkan urutan waktu temporal pada data, guna untuk membantu algoritma ML untuk memahami pola data melalui data latih dan data uji (Sai et al., 2020), dan algoritma ABC merupakan algoritma metaheuristic yang terinspirasi dari menirukan cara kerja lebah koloni dalam mencari sumber makanan (Amanah et al., 2022).

Berdasarkan pemaparan ini, peneliti akan mengkaji data historis, dan akan meramalkan harga saham PGAS menggunakan teknik LSSVM dengan K-CV dan ABC. Kajian ini akan disajikan dalam judul “*Implementasi Least Square-Support Vector Machine dengan Algoritma Artificial Bee Colony dan K-fold Cross Validation pada peramalan harga saham PGAS*” yang diharapkan mampu memberikan kontribusi signifikan dalam merancang strategi pengembangan saham Perusahaan terkait maupun pemerintah yang bersangkutan.

KAJIAN TEORI

PERAMALAN

Peramalan atau yang biasa disebut *forecasting* adalah cara menganalisis data atau kejadian yang sudah ada pada masa lampau dengan berbagai metode tertentu dengan tujuan untuk melakukan pengambilan keputusan di kemudian yang akan datang. Aktivitas peramalan merupakan fungsi bisnis yang berusaha memperkirakan penjualan dan penggunaan suatu produk atau saham sehingga dapat dibuat dalam kuantitas yang tepat (Hamirsa & Rumita, 2022). Ada beberapa pola data yakni pola data pertama adalah data *trend* Dimana bila ada kenaikan atau penurunan data, yang kedua pola data *seasonal* atau musiman Dimana terjadi Ketika pola data berulang sesudah pada suatu periode hari, mingguan, bulanan, triwulan, dan tahunan, kemudian yang ketiga, pola data siklus Dimana pola ini terjadi setiap beberapa tahun, dan yang ke empat

pola data *horizontal* dimana data mengalami fluktuasi di sekitar rata-rata yang tetap atau disebut stasioner terhadap nilai rata-ratanya (Lusiana & Yuliarty, 2020).

Didalam evaluasi suatu hasil dari teknik peramalan, salah satu cara yaitu dengan menggunakan suatu ukuran yang didalamnya terdapat informasi tentang hasil perhitungan peramalan (Ahmad, 2020). Evaluasi teknik peramalan yang dimaksud adalah menggunakan metrik evaluasi. Secara umum, peramalan bisa dilakukan dengan cara melalui pendekatan kualitatif atau meminta pandangan dari para ahli sesuai bidang yang akan diteliti, dan pendekatan kuantitatif yang mana melalui proses statistic dan matematika dari data historis yang akan dianalisis (Putri & Shabri, 2022).

MACHINE LEARNING

Machine Learning (ML) secara umum merupakan bagian dari *artificial Inteligent* (AI) dengan tujuan untuk mengekstrak insight dari data historis. ML digunakan untuk mengerjakan mesin dengan cara menangani data dengan lebih efisien (Mahesh, 2020). Algoritma ML terbagi menjadi tiga teknik yaitu *Supervised Learning*, *Unsupervised Learning*, dan *Rainforcement* (Somvanshi et al., 2017). Namun, teknik yang biasa digunakan hanya *Supervised Learning* dan *Unsupervised Learning*. Supervised learningng bekerja melibatkan atribut Input sebagai vektor yang mengandung nilai-nilai yang digunakan sebagai bahan atau faktor-faktor dalam pembuatan klasifikasi atau prediksi dan atribut Output sebagai target yang ingin diprediksi atau diklasifikasi pemodelan. Sebagai metode Supervised Learning ada beberapa contoh metode Supervised Learning yang sering digunakan yakni Suport Vector Machine, Artificial Neural Network, Random Forest, K-Nearest Neighbor, Decision Trees, dan masih banyak lagi. Sedangkan dengan teknik Unsupervised Learning tidak menggunakan atribut Output, melainkan atribut input saja yang digunakan dengan tujuan untuk mengelompokan data.

LEAST SQUARE SUPPORT VECTOR MACHINE

Least Square Support Vector Machine (LSSVM) merupakan hasil modifikasi dari pemodelan Support Vector Machine yang ditemukan oleh suyken et al pada tahun 2002, dan Suykenas telah melakukan

perbandingan SVM dengan LSSVM dalam pemecahan model perhitungan linear dan terbukti LSSVM memiliki tingkat keakuratan yang lebih tinggi dan lebih sederhana dalam menyelesaikan permasalahan perhitungan linear (Triyono et al., 2021). Pemodelan LSSVM dipresentasikan melalui contoh pemberian Training Set sebanyak Nx_i, y_i_{1-N} dengan x_i sebagai nilai input dan y_i nilai output. Fungsi regresi nonlinear LSSVM dapat dituliskan $y(x) = f(x_i) + e_i$, fungsi tersebut secara objektif untuk mengestimasi persamaan :

$$y(x) = \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad (1)$$

Dengan ω sebagai vector bobot dan $\varphi(x_i)$ fungsi nonlinear yang memetakan ruang input ke dalam ruang fitur yang berdimensi tinggi, b menunjukkan bias dalam model prediksi, dan e_i merupakan galat dari hasil prediksi menggunakan data latih ke-i.

FUNGSI KERNEL

Fungsi Kernel dalam LSSVM digunakan untuk menyelesaikan kasus non linier karena kebanyakan kasus dalam dunia nyata (real world problem) jarang terdapat kasus yang bersifat linier (Pratiwi & Setyawan, 2021). Fungsi kernel merupakan suatu Tools yang memudahkan proses pembelajaran mesin LSSVM dalam melakukan klasifikasi atau peramalan (Susilo et al., 2023). Dalam menggunakan kernel RBF, jumlah parameter yang harus dioptimalkan pada LSSVM juga lebih sedikit dibanding SVM, karena pada LSSVM hanya ada 2 variabel yang perlu ditentukan yaitu (γ, σ^2) , sedangkan pada SVM 3 parameter (Ou & Wang, 2011).

ARTIFICIAL BEE COLONY

Dervis karaboga menemukan algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) pertama pada tahun 2005. ABC mempunyai tiga kelompok lebah yaitu lebah pekerja (Employed Bee), lebah penjaga (Onlooker Bee), dan lebah pengintai (Scout Bee). Kemudian Algoritma ABC memiliki tiga fase di setiap siklus pencarian. Nilai Fitness pertama kali dinilai setelah lebah pekerja diperkenalkan solusi. Lebah penjaga memilih area solusi dan menilai fitnes dalam solusi setelah bertukar data nilai Fitness. Setelah dipilih, lebah pengintai dikirim untuk menemukan solusi baru.

CROSS VALIDATION

Cross Validation atau biasa disebut K-Fold Cross Validation merupakan sebuah teknik validasi model

untuk menilai hasil analisis statistik yang digunakan untuk melakukan prediksi model dan memperkirakan seberapa akurat sebuah model prediktif ketika dijalankan dalam praktiknya sehingga mengurangi bias pada suatu data (Tempola et al., 2018). Salah satu teknik untuk menentukan akurasi prediksi adalah menggunakan evaluasi K-Fold Cross Validation pada model Machine Learning, karena Cross Validation merupakan salah satu metode resampling data yang digunakan untuk memperkirakan kesalahan prediksi model yang sebenarnya serta untuk menyetel parameter model (Wijiyanto et al., 2024).

METRIK EVALUASI PARAMETER

Metrik digunakan untuk menghitung seberapa besar Error yang dihasilkan terhadap data aktual, semakin kecil nilai metrik evaluasi *Root Mean Square Error* (RMSE) maka hasil model prediksi yang dilakukan mendekati nilai aktual dari data yang digunakan. Matrik ini digunakan untuk mengevaluasi pemodelan LSSVM pada saat Training dan Testing terhadap data berdasarkan hasil eror prediksi. Persamaan dari matrik dapat dituliskan sebagai berikut (Hodson, 2022):

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

Dimana, n adalah jumlah observasi, y_i sebagai nilai aktual, dan \hat{y}_i merupakan nilai prediksi.

METODE

Penelitian ini bersifat kuantitatif eksperimental dengan tujuan mengevaluasi kemampuan LSSVM pada peramalan harga saham PGAS. Optimasi hyperparameter dilakukan menggunakan algoritma ABC dan evaluasi performa menggunakan K-CV yang disesuaikan untuk data runtun waktu. data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari situs resmi berita keuangan yakni Onvesting dengan flatfrom Investing.com.

Seluruh populasi data harga saham PGAS dari 3 januari 2022 hingga 26 november 2024 digunakan sebagai sampel dalam penelitian ini, yang berjumlah sebanyak 702 hari. Adapun variabel input (x) pada penelitian ini adalah waktu dalam bentuk hari dari harga saham penutupan (*close*), dan variabel (y) yaitu harga *close* saham.

Setelah data dikumpulkan, tahap berikutnya adalah pra-pemrosesan data yang meliputi eksplorasi data analisis (EDA). Langkah ini bertujuan untuk melihat struktur, statistika deskriptif, serta adanya *missing value* pada data, yang merupakan syarat penting dalam penerapan model LSSVM.

Model LSSVM yang digunakan dalam penelitian ini adalah LSSVM dengan kernel RBF karena jumlah parameter yang dioptimalkan lebih sedikit dan efisien, serta proses tunning hyperparameter menggunakan ABC bisa lebih akurat.

HASIL DAN PEMBAHASAN

EKSPLORASI DATA ANALISIS

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah pergerakan saham harian dari PT. Perusahaan Gas Negara Tbk dengan kode saham "PGAS". Data ini diambil melalui situs resmi keuangan Investing dengan rincian historis dari tanggal 3 januari 2022 hingga 26 november 2024.

Tabel 1. Data Harga Close

Date	Close
3/1/2022	1440
4/1/2022	1440
5/1/2022	1365
6/1/2022	1350
7/1/2022	1355
...	...
23/11/2024	1495
24/11/2024	1495
25/11/2024	1570
26/11/2024	1535
27/11/2024	1540

Data pada Tabel 1 akan digunakan sebagai bahan penelitian peramalan menggunakan metode least square support vector machine (LSSVM) dengan optimasi artificial bee colony dan k-fold cross validation. Berikut ini disajikan ringkasan statistik deskriptif dari variabel Close pada tabel 2.

Tabel 2. Statistika Deskriptif

Count	Min	1 st Qu	Median	Mean	3 rd Qu	Max
702	1065	1360	1475	1482	1600	1975

Tabel 2 menunjukkan statistik deskriptif data Close saham PT.Perusaahan Gas Negara Tbk dengan jumlah data sebanyak 702 periode. Harga rata-rata selama 702 periode tersebut sebesar 1.482. Selain itu, harga terendah dan tertinggi yang terjadi pada masa

penutupan pasar (Close) berada di angka 1065 dan 1975. Selain itu, harga Quartil pertama, Quartil ketiga, dan median masing-masing sebesar 1360, 1600, dan 14755. Sebaran data ini bisa dilihat melalui visualisasi pergerakan harga secara time series dibawah ini.



Gambar 1. Plot Harga Penutupan Saham PGAS

Bisa dilihat dari gambar 1 menunjukkan plot time series dari harga Close saham PT.Gas Negara Tbk telah mengalami fluktuatif atau memiliki pola trend dari periode 0 sampai 702, serta tidak ditemukan adanya missung value pada data tersebut sehingga data dapat langsung digunakan untuk proses pemodelan tanpa perlu dilakukan imputasi.

PEMBENTUKAN VARIABEL X DAN Y

Pembentukan variable x dan y akan menggunakan teknik *sliding window* yang Dimana merupakan teknik pemrosesan data yang sering digunakan dalam analisis deret waktu pada metode *machine learning*. Sederhananya, tujuan dari teknik ini yaitu menentukan variabel *input X* menjadi beberapa *previos time step* dengan tujuan memprediksi harga ke depan Y sebagai variabel *output* (Essien & Giannetti, 2019).

Penentuan banayknya jumlah window dalam membentuk variabel X dan Y bersifat eksperimental, maka dari itu peneliti telah melakukan proses trial and error pada besaran jumlah window yang optimal dari angka 2 hingga 12. Dari proses tersebut, ditentukan ukuran window yakni sebesar 8. Berikut hasil pembentukan variabel X dan Y pada tabel berikut

Tabel 3. Variabel X dan Y

Input X								Target Y
1400	1400	1365	1350	1355	1310	1295	1330	1300
1400	1365	1350	1310	12	95	1300	1340	1340
1365	1350	1355	1310	1295	1300	1340	1340	1340
1350	1355	1310	1295	1300	1340	1340	1300	1300
1355	1310	1295	1300	1340	1340	1300	1280	1280
...
1495	1525	1505	1480	1485	1465	1505	1490	1490
1525	1505	1480	1485	1465	1505	1490	1495	1495
1505	1480	1485	1465	1505	1490	1495	1495	1495
1480	1485	1465	1505	1490	1495	1495	1570	1570

1485	1465	1505	1490	1495	1495	1570	1535	1535
------	------	------	------	------	------	------	------	------

Pada tabel 3 diatas merupakan representasi dari hasil *sliding window* dengan ukuran *window* = 8. Artinya, setiap data input akan berisi 8 nilai harga Close dari kedelapan periode sebelumnya dan 1 nilai target prediksi sebagai output yang terletak pada periode ke-9. Dataset ini akan digunakan sebagai proses pembelajaran mesin dalam melakukan peramalan.

HYPERPARAMETER TUNNING

Hyperparameter dilakukan menggunakan algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) yang dikombinasikan dengan K-Fold Cross Validation dengan jumlah $k = 3; k = 4; k = 5; k = 6$. Proses ABC akan dilakukan secara eksperimental, maka jumlah populasi *Colony size* ditentukan dengan $n = 7; n = 8; n = 9; n$, dan jumlah iterasi sebanyak 10, dengan rentang batas atas dan batas bawah dari dimensi γ dan σ yaitu 100 sampai 10.000. berikut hasil *hyperparameter tuning* sebagai berikut.

Tabel 4. *hyperparameter tuning*

ColonySize	Fold	γ	σ	RMSE
7	3	9.999	9.948	1.403
8	3	10.000	9.378	1.445
9	3	10.000	10.000	1.400
7	4	8.279	10.000	1.747
8	4	10.000	10.000	1.595
9	4	5.122	7.216	2.333
7	5	10.000	9.163	1.326
8	5	10.000	8.592	1.337
9	5	10.000	7.846	1.388
7	6	10.000	9.015	1.395
8	6	9.888	0.041	1.402
9	6	9.983	8.512	1.405

Berdasarkan tabel 4 diatas didapatkan hasil *hyperparameter tuning* yaitu $\gamma = 10.000$ dan $\sigma = 9.163$ dengan nilai akurasi sebesar 1.326. nilai parameter tersebut didapatkan melalui proses ABC dengan jumlah populasi sebanyak 7 dan pada K-Fold 5.

PREDIKSI HYPERPARAMETER TUNNING

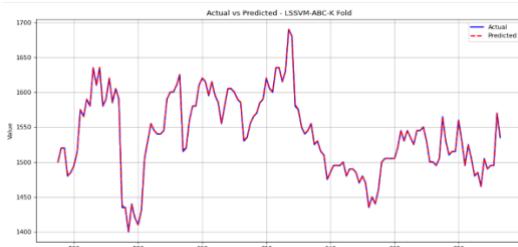
Prediksi *hyperparameter tuning* dilakukan setelah didapatkan hasil parameternya. Hasil prediksinya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. Hasil Prediksi *hyperparameter tuning*

Index	Actual	Prediksi
0	1.500	1.500.09
1	1.520	1.519.84
2	1.520	1.520.20

3	1.480	1.480.82
4	1.485	1.485.18
...
134	1.490	1.490.38
135	1.495	1.495.12
136	1.495	1.495.16
137	1.570	1.568.14
138	1.535	1.535.78
Total	2.139.60	2.140.10

Pada tabel 4 menunjukkan hasil prediksi *Least Square Support Vector Machine* (LSSVM) dengan algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) dan K-Fold Croos Validation menggunakan parameter optimal yakni $\gamma = 10.000$ dan $\sigma = 9.163$ dengan jumlah indeks 139 data terakhir dari hasil pembagian data latih dan data uji. Dari hasil prediksi tersebut tidak berbeda secara signifikan, namun hasil prediksi *hyperparameter* menghasilkan prediksi yang mendekati data actual. Dapat kita lihat pada gambar plot berikut.



Gambar 2. Plot Hasil Prediksi

Gambar 2 menunjukkan bahwa kurva prediksi mengikuti pola yang hamper identik dengan kurva data aktual. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan mampu menangkap pola data historis dengan akurasi tinggi.

EROR HASIL PREDIKSI

Eror hasil prediksi digunakan untuk menunjukkan seberapa jauh hasil prediksi model dari nilainya, dan dapat mengetahui model mengalami overfitting atau underfitting. Perhitungan error hasil prediksi yang terjadi pada data prediksi dan aktual dapat dilihat sebagai berikut.

Tabel 4. Hasil Prediksi *hyperparameter tuning*

Indeks	$(y_i - \hat{y}_i)^2$
0	0.007
1	0.025
2	0.068
3	0.684
4	0.033

..	..
135	0.014
136	0.026
137	0.738
138	0.609
Total	54.253

Pada tabel 5 merupakan perhitungan nilai eror dari hasil prediksi. Nilai error dihitung menggunakan rumus $(y_i - \hat{y}_i)^2$, yaitu selisih antara nilai aktual (y_i) dan nilai prediksi (\hat{y}_i) yang di kuadratkan. Dari hasil tersebut, terlihat bahwa beberapa data memiliki nilai error yang tinggi, seperti pada indeks 3 dan 137, yang mengindikasikan adanya deviasi besar antara prediksi dan nilai aktual pada titik tersebut. Total akumulasi dari seluruh nilai squared error adalah sebesar 54.2538. nantinya digunakan sebagai dasar dalam menghitung metrik evaluasi RMSE. Selanjutnya menghitung akurasi hasil prediksi yang didapat terhadap data aktual berdasarkan RMSE. Berikut hasil perhitungannya di bawah ini.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{138} \times 54.2538} = 0.6283$$

Berdasarkan perhitungan RMSE di atas bahwa nilai error dari data hasil prediksi dengan data aktual berada di angka 0.6283. Nilai ini menunjukkan bahwa model LSSVM yang telah dioptimasi menggunakan ABC dan validasi dengan metode KCV memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah. Willmot & Matsuura (2005) dalam (Chai & Draxler, 2014) menyatakan RMSE yang mendekati nol menunjukkan prediksi sangat baik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model ini efektif dan akurat dalam memprediksi harga saham PT.Perusahaan Gas Negara Tbk.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Bapak Isran K. Hasan, S.Pd., M.Si selaku Dosen Pembimbing I, dan Bapak Djihad Wungguli, S.Pd., M.Si selaku Dosen Pembimbing II, atas bimbingan, koreksi, dan arahan yang sangat membantu dalam penyelesaian penelitian ini.

PENUTUP

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan menerapkan model LSSVM yang dikombinasikan dengan algoritma ABC dan KCV untuk peralaman harga saham PGAS. Model ini mampu menunjukkan

model yang optimal, stabil, dan generalisasi dengan baik, serta cocok diterapkan pada berbagai jenis data, terutama yang bersifat non-linear.

SARAN

Untuk penilitian dan aplikasi berikutnya, disarankan untuk mengeksplorasi algoritma optimasi lain seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Genetic Algorithm* (GA), atau *Grey Wolf Optimizer* (GWO) sebagai pembanding terhadap ABC dalam proses optimasi parameter LSSVM.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, F. (2020). Penentuan Metode Peramalan Pada Produksi Part New Granada Bowl ST di Pt.X. *JISI: Jurnal Integrasi Sistem Industri*, 7(1), 31. <https://doi.org/10.24853/jisi.7.1.31-39>
- Amanah, S. N., Noviani, E., & Yudhi. (2022). Algoritma Artificial Bee Colony (ABC) Dalam Menyelesaikan Traveling Salesman Problem (TSP) Studi Kasus : Data Pelanggan Agen Surat Kabar Di Kota Singkawang. *Buletin Ilmiah Math, Stat, Dan Terapannya (Bimaster)*, 11(4), 611–620.
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). *Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE) - Arguments against avoiding RMSE in the literature*. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247–1250. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>
- Essien, A., & Giannetti, C. (2019). *A Deep Learning Framework for Univariate Time Series Prediction Using Convolutional LSTM Stacked Autoencoders*. *IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent SysTems and Applications, INISTA 2019 - Proceedings*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/INISTA.2019.877841>
- Fiona, Fernando, R., Wijaya, R. C., Vincent, T., & Agustian, W. (2022). Analisis Fundamental Pada PT.Perusahaan Gas Negara TBK (PGAS). *YUME : Journal of Management*, 5(3), 497–505. <https://doi.org/10.37531/yume.vxix.345>
- Hamirsia, M. H., & Rumita, R. (2022). Usulan Perencanaan Peramalan (Forecasting) dan Safety Stock Persediaan Spare Part Busi Champion Type RA7YC-2 (EV-01/EW-01/2) Menggunakan metode Time Series Pada PT Triangle Motorindo Semarang. *Industrial Engineering Online Journal*, 11(1), 1–10.
- Hodson, T. O. (2022). *Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not*. *Geoscientific Model Development*, 15(14), 5481–5487. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022>
- Kumbure, M. M., Lohrmann, C., Luukka, P., & Porras, J. (2022). *Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review*. *Expert Systems with Applications*, 197(February), 116659. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116659>
- Lusiana, A., & Yuliarty, P. (2020). Penerapan Metode Peramalan (Forecasting) Pada Permintaan Atap di PT X. *Industri Inovatif: Jurnal Teknik Industri*, 10(1), 11–20. <https://doi.org/10.36040/industri.v10i1.2530>
- Ma, W., Qiu, L., Sun, F., Ghoneim, S. S. M., & Duan, J. (2022). *PV Power Forecasting Based on Relevance Vector Machine with Sparrow Search Algorithm Considering Seasonal Distribution and Weather Type*. *Energies*, 15(14). <https://doi.org/10.3390/en15145231>
- Mahesh, B. (2020). *Machine Learning Algorithms - A Review*. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9(1), 381–386. <https://doi.org/10.21275/art20203995>
- Ou, P. H., & Wang, H. (2011). *Modeling and forecasting stock market volatility by Gaussian processes based on GARCH, EGARCH and GJR models*. *Proceedings of the World Congress on Engineering 2011, WCE 2011*, 1(516), 338–342.
- Pangaribuan, J. J., Fanny, Barus, O. P., & Romindo. (2023). Prediksi Penjualan Bisnis Rumah Properti Dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 13(2), 154–161. <https://doi.org/10.21456/vol13iss2pp154-161>
- Pratiwi, N., & Setyawan, Y. (2021). Analisis Akurasi Dari Perbedaan Fungsi Kernel Dan Cost Pada Support Vector Machine Studi Kasus Klasifikasi Curah Hujan Di Jakarta. *Journal of Fundamental Mathematics and Applications (JFMA)*, 4(2), 203–212. <https://doi.org/10.14710/jfma.v4i2.11691>
- Putri, M., & Shabri, H. (2022). Analisis Fundamental dan Teknikal Saham PT BANK BTPN Syariah Tbk. *Al-Bank: Journal of Islamic Banking and Finance*, 2(1), 12–27. <https://doi.org/10.31958/ab.v2i1.4326>
- Sai, V., Kusetogullari, H., & Boone, A. (2020). *Forecasting Sales of Truck Components: A Machine Learning Approach*. *2020 IEEE 10th International Conference on Intelligent Systems, IS 2020 - Proceedings, May*, 510–516. <https://doi.org/10.1109/IS48319.2020.9200128>
- Sitohang, Y. O. (2022). Penerapan Support Vector Machine Dalam Peramalan Nilai Tukar Petani Provinsi Bengkulu. *Diophantine Journal of Mathematics and Its Applications*, 1(1), 14–17.

- <https://doi.org/10.33369/diophantine.v1i1.25793>
- Somvanshi, M., Chavan, P., Tambade, S., & Shinde, S. V. (2017). *A review of machine learning techniques using decision tree and support vector machine*. *Proceedings - 2nd International Conference on Computing, Communication, Control and Automation, ICCUBEA 2016*, 1-7. <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2016.7860040>
- Susilo, D. D., Asyrofi, M. A., & Prabowo, A. R. (2023). *Diagnosis of Induction Motor Faults Based On Current and Vibration Signals Using Support Vector Machine Model*. *E3S Web of Conferences*, 465, 1-9. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202346501027>
- Tempola, F., Muhammad, M., & Khairan, A. (2018). Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(5), 577-584. <https://doi.org/10.25126/jtiik.201855983>
- Triyono, A., Trianto, R. B., & Arum, D. M. P. (2021). Penerapan Least Squares Support Vector Machines (LSSVM) dalam Peramalan Indonesia Composite Index. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 6(1), 210. <https://doi.org/10.32493/informatika.v6i1.10237>
- Tyas, L. A., Tirta, I. M., & Dewi, Y. S. (2023). Penerapan Model Least Square Support Vector Machine (Lssvm) Untuk Peramalan Kasus Covid-19 Di Indonesia. *Jurnal Gaussian*, 12(2), 304-313. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.2.304-313>
- Wijiyanto, W., Pradana, A. I., Sopangi, S., & Atina, V. (2024). Teknik K-Fold Cross Validation untuk Mengevaluasi Kinerja Mahasiswa. *Jurnal Algoritma*, 21(1), 239-248. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.21-1.1618>