

**PERBANDINGAN KINERJA METODE *MACHINE LEARNING*
SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM), *RANDOM FOREST*,
DAN K-NEAREST NEIGHBORS (KNN) DALAM
PREDIKSI HARGA SAHAM APPLE**

**Ali Akbar Rismayadi¹, Rudhi Wahyudi Febrianto²,
Agung Rachmat Raharja³, Ifani Hariyanti⁴**

^{1,4}Universitas Adhirajasa Reswara Sanajaya¹

²Universitas Teknologi Bandung²

³Universitas Bandung³

ali@ars.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini mengevaluasi kinerja tiga model *machine learning* SVM, *Random Forest*, dan KNN untuk memprediksi harga saham Apple. Menggunakan data historis saham, model-model tersebut dinilai berdasarkan metrik utama: *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan R-Squared (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM adalah model dengan kinerja terbaik, dengan MSE sebesar 0.2637, MAE sebesar 0.2710, dan R^2 sebesar 0.9999, yang mencerminkan akurasi prediksi yang sangat baik dan keandalan yang tinggi. Model *Random Forest* menunjukkan kinerja yang cukup kompetitif dengan MSE sebesar 0.4781, MAE sebesar 0.3852, dan R^2 sebesar 0.9998. Sebaliknya, model KNN memiliki tingkat kesalahan tertinggi, dengan MSE sebesar 0.7938 dan R^2 sebesar 0.9997, sehingga kurang cocok untuk dataset ini. Temuan ini menegaskan bahwa SVM adalah model yang paling andal untuk memprediksi harga saham Apple secara akurat. Penelitian ini memberikan wawasan penting dalam pemilihan model pembelajaran mesin untuk prediksi deret waktu finansial, yang dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dalam analisis pasar saham.

Kata Kunci : Prediksi Saham, SVM, *Random Forest*, KNN

1. PENDAHULUAN

Prediksi harga saham merupakan aspek yang sangat penting dalam dunia keuangan, membantu investor dan analis dalam membuat keputusan yang tepat terkait strategi investasi. Saham adalah instrumen keuangan yang mencerminkan kepemilikan suatu perusahaan, dan fluktuasi harganya dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kinerja perusahaan, kondisi pasar, dan faktor eksternal lainnya [1]. Dalam beberapa dekade terakhir, algoritma *machine learning* telah menjadi pendekatan yang efektif dalam memprediksi harga saham karena kemampuannya untuk menganalisis pola kompleks dalam data dan menangkap hubungan non-linear yang sulit diidentifikasi menggunakan metode statistik tradisional [2]. Beberapa metode *machine learning* yang populer untuk prediksi harga saham meliputi SVM, *Random Forest*, dan KNN.

SVM merupakan algoritma supervised learning yang menggunakan konsep hyperplane untuk memisahkan data dalam ruang fitur. SVM efektif dalam menangani dataset *non-linear* melalui penerapan kernel trick, seperti *kernel radial basis function* (RBF) atau *linear kernel* [3]. Salah satu penelitian yang membahas penerapan SVM dalam prediksi harga saham dilakukan oleh [4]. Mereka menggunakan SVM dengan pemilihan fitur *F-Score* untuk menganalisis indikator teknikal dalam memprediksi harga saham. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM dengan pemilihan fitur *F-Score* dapat memberikan akurasi prediksi yang baik.

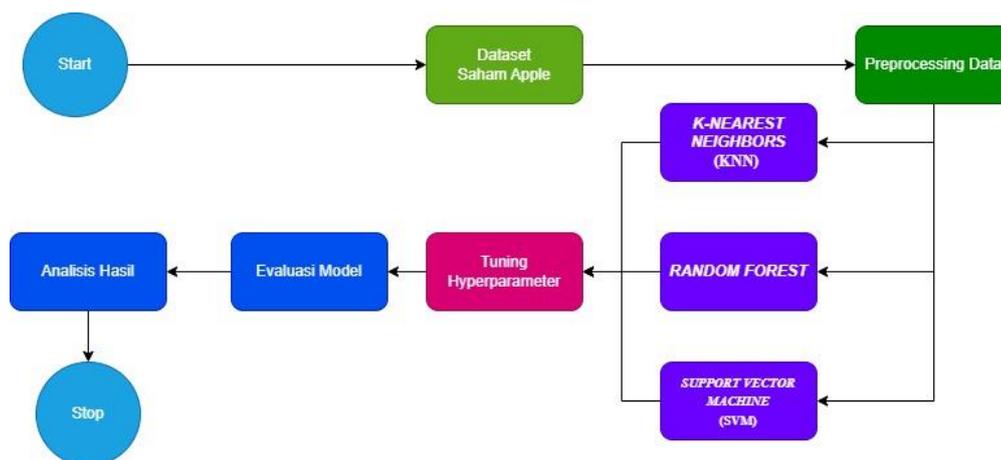
Random Forest adalah metode *ensemble learning* yang menggabungkan banyak pohon keputusan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Metode ini bekerja berdasarkan prinsip *bagging* (*bootstrap aggregating*), di mana setiap pohon dilatih pada subset data yang berbeda, dan hasil akhirnya ditentukan oleh rata-rata prediksi semua pohon.[5] Dalam konteks prediksi harga saham, *Random Forest* telah diterapkan untuk memprediksi pergerakan harga saham berdasarkan data historis. Misalnya, penelitian [6] mengimplementasikan algoritma *Random Forest* untuk memprediksi harga saham berdasarkan data historis dan berhasil menciptakan aplikasi web dengan algoritma tersebut. Selain itu, [7] menggunakan *Random Forest* untuk memprediksi tren harga saham jangka pendek berdasarkan fitur analisis teknikal, dengan akurasi mencapai 84% dan skor F1 sebesar 88%. Penelitian-penelitian ini menunjukkan bahwa *Random Forest* efektif dalam menangani data keuangan yang dinamis, mampu mengelola dataset besar, dan mengidentifikasi fitur signifikan dalam prediksi harga saham.

KNN adalah algoritma berbasis *instance* yang digunakan untuk memprediksi nilai target dengan mengukur kedekatan antara satu titik data dengan tetangganya yang terdekat [8]. Algoritma ini menggunakan metrik jarak seperti *Euclidean* atau *Manhattan* untuk menentukan tingkat kemiripan antara data. KNN dikenal sederhana namun fleksibel, terutama saat diterapkan pada data time series seperti harga saham. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa pengaturan hyperparameter yang optimal, seperti jumlah tetangga (*k*) dan pemilihan metrik jarak, dapat secara signifikan meningkatkan performa algoritma ini. Salah satu contoh penelitian [9] terkait KNN adalah studi yang menggunakan algoritma ini untuk memprediksi harga saham PT Aneka Tambang. Dengan memanfaatkan data dari sumber terbuka periode 2018 hingga 2021, penelitian tersebut menemukan bahwa model prediksi mencapai hasil optimal dengan rasio data pelatihan dan pengujian sebesar 9:1, menghasilkan akurasi sebesar 93,36%.

Meskipun ketiga metode ini telah banyak digunakan dalam berbagai studi, perbandingan kinerja mereka dalam konteks prediksi harga saham Apple, perusahaan teknologi terkemuka dunia, belum dieksplorasi secara menyeluruh. Saham Apple (AAPL) dikenal dengan volatilitas dan sensitivitasnya terhadap inovasi teknologi serta kondisi pasar global (Fama, 2021). Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja SVM, *Random Forest*, dan KNN dalam memprediksi harga saham Apple, dengan fokus pada evaluasi akurasi, error, dan efisiensi model.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan struktur atau pendekatan terencana yang digunakan oleh peneliti untuk merancang, melaksanakan, dan menganalisis penelitian. Tujuan dari metodologi ini adalah untuk menjamin bahwa penelitian dilakukan secara sistematis, terpercaya, dan kompeten [10]



Gambar 1. Diagram Alur (*Flowchart*) Penelitian

Pada gambar 1 dijelaskan tentang diagram alir menunjukkan proses analisis prediksi harga saham Apple menggunakan tiga algoritma machine learning, yaitu KNN, *Random Forest*, dan *Support Vector Machine*(SVM). Proses dimulai dengan mengumpulkan dataset saham Apple yang kemudian diproses melalui tahap preprocessing untuk membersihkan dan menyiapkan data. Setelah itu, ketiga algoritma diterapkan pada data untuk membangun model prediksi, diikuti oleh tuning hyperparameter guna mengoptimalkan kinerja masing-masing algoritma. Model yang telah dituning dievaluasi menggunakan metrik seperti *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *R-Squared* (R^2) untuk mengukur akurasi dan performanya. Hasil evaluasi dibandingkan dalam tahap analisis untuk menentukan algoritma terbaik dalam memprediksi harga saham, dan proses diakhiri setelah hasil analisis dirangkum dan disimpulkan.

2.1. Dataset

Dataset yang digunakan adalah didapatkan dari *yahoo finance*. Data ini di ambil dari tahun 2010-01-01 sampai dengan tahun 2023-12-31 dan mempunyai 3522 baris dan 6 kolom dan jumlah total data adalah 3522.

Tabel 1. Sampel Dataset Saham Apple

Price	Adj Close	Close	High	Low	Open	Volume
2010-01-04 00:00:00+00:00	6.447412490844727	7.643214225769043	7.660714149475098	7.585000038146973	7.622499942779541	493729600
2010-01-05 00:00:00+00:00	6.458558082580566	7.656428813934326	7.699643135070801	7.6160712242126465	7.664286136627197	601904800
2010-01-06 00:00:00+00:00	6.3558268547058105	7.534643173217773	7.68678617477417	7.526785850524902	7.656428813934326	552160000
2010-01-07 00:00:00+00:00	6.344077110290527	7.520713806152344	7.5714287757873535	7.466071128845215	7.5625	477131200
2010-01-08 00:00:00+00:00	6.386253833770752	7.570713996887207	7.5714287757873535	7.466429233551025	7.510714054107666	447610800

Tabel di atas merupakan dataset teratas dari harga saham APPLE. Dataset tersebut mempunyai 7 atribut yaitu, *Date*: Tanggal, *Open*: Harga pembukaan (harga saat pasar dibuka), *High*: Harga tertinggi dalam satu hari perdagangan, *Low*: Harga terendah dalam satu hari perdagangan, *Close*: Harga penutupan (harga saat pasar tutup), *Adj Close*: Harga

penutupan yang disesuaikan, memperhitungkan aksi korporasi seperti dividen atau stock split, *Volume*: Volume saham yang diperdagangkan.

2.2. Preprocessing Data dan Pelatihan

Dalam proses preprocessing, digunakan *MinMaxScaler* dari modul *sklearn* preprocessing untuk mengubah data ke dalam rentang 0 hingga 1 dengan parameter *feature_range = (0,1)*. Selanjutnya, data harga saham Apple selama 60 hari terakhir digunakan untuk memprediksi harga saham pada hari berikutnya. Data ini kemudian dibagi menjadi dua bagian: 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, sesuai dengan rasio pembagian yang umum digunakan dalam analisis data [11].

2.3. Training Model SVM, *Random Forest* dan KNN

Pelatihan model SVM, *Random Forest*, dan KNN untuk prediksi harga saham Apple melibatkan pengolahan data historis menjadi data latih dan data uji. Model SVM dilatih untuk menemukan hyperplane optimal menggunakan kernel linear atau RBF [12]. *Random Forest* menggunakan rata-rata dari prediksi pohon keputusan untuk meningkatkan akurasi [13]. KNN memprediksi nilai berdasarkan kedekatan dengan tetangga menggunakan metrik jarak seperti Euclidean [14]. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik MSE, MAE, dan R^2 untuk mengukur performa optimal model.

2.4. Tuning Hyperparameter

Tuning hyperparameter adalah proses mengoptimalkan parameter yang tidak dipelajari selama pelatihan model, tetapi memiliki pengaruh besar terhadap kinerja model dalam prediksi harga saham Apple. Dalam penelitian ini, tuning dilakukan pada tiga algoritma, yaitu SVM, *Random Forest*, dan KNN, untuk memastikan performa optimal. Pada SVM, hyperparameter yang dituning meliputi kernel, parameter C, dan gamma untuk menangani data non-linear. *Random Forest* melibatkan tuning jumlah pohon (*n_estimators*), kedalaman maksimum (*max_depth*), serta jumlah minimum sampel di setiap node (*min_samples_leaf*). Sementara itu, KNN melibatkan pengaturan jumlah tetangga (*n_neighbors*), metrik jarak (Euclidean atau Manhattan), dan bobot (*weights*). Metode seperti grid search dan random search digunakan untuk menemukan kombinasi hyperparameter terbaik, dengan hasil akhir dievaluasi menggunakan metrik seperti *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *R-Squared* (R^2). Tuning hyperparameter memastikan model dapat memberikan prediksi yang akurat dan dapat diandalkan dalam menangkap fluktuasi harga saham Apple.

2.5. Evaluasi dan Analisis

Hasil evaluasi dari metrik kemudian dianalisis dan divisualisasikan dalam bentuk grafik untuk mengidentifikasi MSE (*Mean Squared Error*), MAE (*Mean Absolute Error*), dan R^2 (*R-Squared*) yang menghasilkan prediksi paling akurat terhadap nilai aktual. Selain itu, tingkat akurasi model juga diukur untuk menentukan performa terbaik dari model tersebut.

2.6. Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk memahami pola historis harga saham Apple, termasuk tren, anomali, dan distribusi data. Proses ini mencakup pembersihan data dari missing values, normalisasi, dan eksplorasi fitur, seperti indikator teknikal. Tujuan utamanya adalah memastikan data siap digunakan dalam model *machine learning* untuk menghasilkan prediksi yang akurat dan handal.

3. PEMBAHASAN

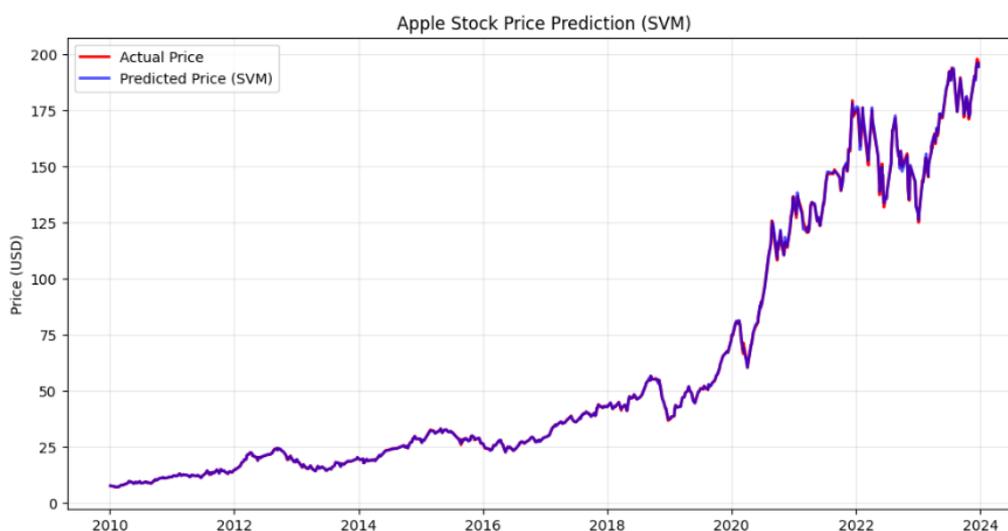
3.1. Harga Saham Apple



Gambar 2. Grafik Harga Saham Apple

Grafik "*Apple Stock Price Over Time*" menunjukkan tren harga saham penutupan Apple dari tahun 2010 hingga 2024. Periode awal 2010–2016 mengalami pertumbuhan bertahap dari 5 USD ke 30 USD, mencerminkan stabilitas kinerja Perusahaan [15]. Tren kenaikan semakin signifikan pada 2016–2019 akibat inovasi teknologi dan peluncuran produk unggulan seperti iPhone dan layanan digital [1]. Lonjakan tajam terlihat pada 2019–2020 karena meningkatnya permintaan perangkat Apple selama pandemi COVID-19 seiring pertumbuhan ekosistem digital. Namun, volatilitas harga saham meningkat sejak 2020–2024, dengan harga mencapai puncak pada 2022 sebelum mengalami koreksi dan kembali naik pada 2023–2024, dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti kondisi pasar global dan laporan keuangan Perusahaan [15]. Secara keseluruhan, grafik ini mencerminkan fundamental Apple yang kuat dan dominasinya di pasar teknologi, meskipun dihadapkan pada tantangan volatilitas yang tinggi [2].

3.2. Perbandingan Harga Aktual dengan Prediksi SVM



Gambar 3. Perbandingan Harga Aktual dengan Harga Prediksi SVM

Pada Gambar 3 menunjukkan Grafik "*Apple Stock Price Prediction (SVM)*" yang membandingkan harga aktual (ditunjukkan dengan garis merah) dan harga prediksi yang dihasilkan oleh model *Support Vector Machine* (ditunjukkan dengan garis biru). Garis harga aktual menggambarkan pergerakan sebenarnya dari saham Apple, sedangkan garis harga prediksi menunjukkan hasil estimasi yang dihasilkan oleh model SVM berdasarkan data historis. Kinerja SVM terlihat baik karena mampu mereplikasi pola pergerakan harga saham dengan cukup akurat, terutama dalam jangka panjang. Meskipun terdapat sedikit perbedaan antara keduanya pada periode dengan volatilitas tinggi, hal ini mencerminkan tantangan model SVM dalam memprediksi perubahan harga yang cepat. Secara keseluruhan, model ini efektif dalam mengidentifikasi dan menangkap pola non-linear pada data harga saham Apple.

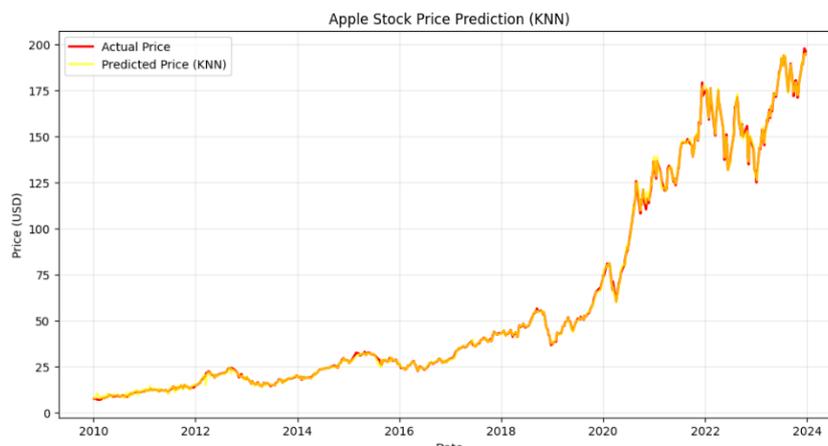
3.3. Perbandingan Harga Aktual dengan Prediksi *Random Forest*



Gambar 4. Perbandingan Harga Aktual dengan Harga Prediksi *Random Forest*

Pada Gambar 4 dijelaskan secara keseluruhan, model *Random Forest* terbukti efektif dalam memprediksi harga saham Apple, dengan garis prediksi yang konsisten mengikuti harga aktual. Kinerja ini menunjukkan kemampuan model dalam menangani fluktuasi harga yang signifikan dan mengidentifikasi pola penting dari data historis. *Random Forest* berhasil memberikan hasil prediksi yang akurat meskipun menghadapi volatilitas tinggi dalam pergerakan harga saham Apple.

3.4. Perbandingan Harga Aktual dengan Prediksi KNN



Gambar 5. Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode KNN

Grafik "Apple Stock Price Prediction (KNN)" memperlihatkan perbandingan antara harga aktual (garis merah) dan harga prediksi menggunakan model KNN (garis kuning) untuk periode 2010 hingga 2024. Secara keseluruhan, model KNN berhasil mengikuti tren pergerakan harga saham Apple dengan baik, terutama pada periode stabil sebelum 2020. Namun, pada periode volatilitas tinggi antara 2020–2024, terdapat deviasi kecil antara harga aktual dan prediksi, terutama pada lonjakan atau koreksi harga yang tajam. Hal ini menunjukkan bahwa KNN cukup efektif dalam menangkap pola umum, tetapi memiliki keterbatasan dalam menghadapi perubahan harga yang sangat cepat.

3.5. Tuning Hypermeter

Proses tuning hyperparameter dilakukan untuk mengoptimalkan performa tiga algoritma pembelajaran mesin, yaitu SVM (Support Vector Machine), *Random Forest*, dan KNN. Pendekatan yang digunakan adalah grid search dengan 5-fold cross-validation, di mana dataset dibagi menjadi lima bagian. Empat bagian digunakan untuk melatih model, sementara satu bagian digunakan untuk validasi. Proses ini diulang sebanyak lima kali untuk setiap kombinasi hyperparameter, dengan tujuan menemukan parameter terbaik yang menghasilkan performa optimal pada dataset yang digunakan.

Tabel 2. *Tuning Hyperparameter*

Tuning Hyperparameters for SVM...
Fitting 5 folds for each of 24 candidates, totalling 120 fits
Tuning Hyperparameters for <i>Random Forest</i> ...
Fitting 5 folds for each of 36 candidates, totalling 180 fits
Tuning Hyperparameters for KNN...
Fitting 5 folds for each of 16 candidates, totalling 80 fits

Setiap model diuji dengan jumlah kombinasi hyperparameter yang berbeda. Untuk SVM, sebanyak 24 kombinasi diuji dengan total 120 proses fitting; *Random Forest* menguji 36 kombinasi dengan 180 proses fitting; dan KNN menguji 16 kombinasi dengan 80 proses fitting. Parameter yang diuji mencakup C, kernel, dan gamma untuk SVM; n_estimators, max_depth, serta min_samples_leaf untuk *Random Forest*; dan n_neighbors, weights, serta metric untuk KNN. Pendekatan ini memastikan evaluasi yang mendalam untuk menentukan konfigurasi parameter terbaik bagi setiap model.

3.6. Perbandingan Model

Tabel 3. Perbandingan Hasil Performa Model

	Mean Squared Error (MSE)	Mean Absolute Error (MAE)	R-Squared (R ²)
SVM	0.26366375899820577	0.2709583180559623	0.9999152801114185
Random Forest	0.4781493114878979	0.38523629304941776	0.9998463620614813
KNN	0.7938447600871009	0.5553955019242167	0.9997449234590254

Hasil perbandingan kinerja tiga model SVM, *Random Forest*, dan KNN menunjukkan bahwa SVM (Support Vector Machine) adalah model yang paling unggul. SVM memiliki nilai MSE (*Mean Squared Error*) terendah sebesar 0.2637 dan MAE (Mean Absolute Error) terendah sebesar 0.2710, yang berarti kesalahan prediksinya lebih kecil dibandingkan model lainnya. Selain itu, nilai R-Squared (R²) sebesar 0.9999 menunjukkan bahwa SVM mampu menjelaskan hampir seluruh variansi dalam data target, menjadikannya model dengan kekuatan prediksi tertinggi.

Model *Random Forest* menunjukkan kinerja yang cukup baik dengan MSE sebesar 0.4781, MAE sebesar 0.3852, dan R^2 sebesar 0.9998, meskipun performanya masih berada di bawah SVM. Model KNN memiliki performa paling rendah dengan MSE sebesar 0.7938, MAE sebesar 0.5554, dan R^2 sebesar 0.9997, menunjukkan bahwa KNN kurang cocok untuk data ini. Oleh karena itu, SVM dipilih sebagai model terbaik karena memiliki akurasi dan prediksi yang lebih baik dibandingkan model lainnya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perbandingan kinerja model, SVM (Support Vector Machine) menunjukkan performa terbaik dalam hal akurasi dan kemampuan prediksi dibandingkan dengan *Random Forest* dan KNN. Dengan nilai MSE terendah sebesar 0.2637 dan MAE terendah sebesar 0.2710, SVM memiliki tingkat kesalahan prediksi yang paling kecil. Selain itu, nilai R-Squared (R^2) sebesar 0.9999 menunjukkan bahwa model ini hampir sepenuhnya mampu menjelaskan variansi dalam data target, menjadikannya model dengan prediksi yang paling andal.

Sementara itu, *Random Forest* menampilkan performa yang cukup baik dengan MSE sebesar 0.4781 dan R^2 sebesar 0.9998, namun tidak sebaik SVM. Model KNN memiliki performa terendah dengan MSE sebesar 0.7938 dan R^2 sebesar 0.9997, yang menunjukkan bahwa KNN kurang sesuai untuk dataset ini. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa SVM adalah model terbaik untuk digunakan dalam prediksi data ini karena kinerjanya yang unggul dalam semua metrik evaluasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. C. Hull, *Options, Futures, and Other Derivatives Eleventh Edition*. 2021.
- [2] C. Wang, Y. Chen, S. Zhang, dan Q. Zhang, "Stock market index prediction using deep Transformer model," *Expert Syst. Appl.*, vol. 208, no. June, hal. 118128, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118128.
- [3] L. D. Avendaño-Valencia dan S. D. Fassois, "Natural vibration response based damage detection for an operating wind turbine via Random Coefficient Linear Parameter Varying AR modelling," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 628, no. 1, hal. 273–297, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/628/1/012073.
- [4] V.G.Utomo, N. Wakhidah, dan A.N. Putri, "Prediksi Harga Saham Dengan Svm(Support Vector Machine) Dan Pemilihan Fitur F-Score," *J. Inform. Upgris*, vol. 6, no. 1, hal. 32–37, 2022.
- [5] M. Reza, S. Miri, dan R. Javidan, "A Hybrid Data Mining Approach for Intrusion Detection on Imbalanced NSL-KDD Dataset," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 7, no. 6, hal. 1–33, 2016, doi: 10.14569/ijacsa.2016.070603.
- [6] M. Iqbal Baihaqi, A. Syaripudin, dan F. Agung Nugroho, "Implementasi Algoritma Random Forest Pada Prediksi Harga Saham Berdasarkan Data Historis," *Jubitek J. BIG DATA DAN Teknol. Inf.*, vol. 1, hal. 42–51, 2023.
- [7] M. E. Bastian, B. Rahayudi, dan D. E. Ratnawati, "Prediksi Trend Harga Saham Jangka Pendek berdasarkan Fitur Technical Analysis dengan menggunakan Algoritma Random Forest," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 10, hal. 4536–4542, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.

- [8] L. Legito *et al.*, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Analisis Sentimen Terhadap Isu Khilafah dan Radikalisme di Indonesia,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, hal. 324–330, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.893.
- [9] L. Alfat, H. Hermawan, A. Rustandiputri, R. Inzhagi, dan R. Tandjilal, “Prediksi Saham PT. Aneka Tambang Tbk. dengan K-Nearest Neighbors,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 5, no. 3, hal. 236–243, 2022, doi: 10.36085/jsai.v5i3.3975.
- [10] T. Sutisna, A. R. Raharja, E. Hariyadi, V. Hafizh, dan C. Putra, “Penggunaan Computer Vision untuk Menghitung Jumlah Kendaraan dengan Menggunakan Metode SSD (Single Shoot Detector),” *J. Soc. Sci. Res. Vol.*, vol. 4, hal. 6060–6067, 2024, doi: 10.31004/innovative.v4i2.10071.
- [11] A. Gholamy, V. Kreinovich, dan O. Kosheleva, “Why 70 / 30 or 80 / 20 Relation Between Training and Testing Sets : A Pedagogical,” *Dep. Tech. Reports*, vol. 1209, hal. 1–6, 2018, [Daring]. Tersedia pada: https://scholarworks.utep.edu/cs_techrep.
- [12] V. G. Utomo, N. Wakhidah, dan A. N. Putri, “Prediksi Harga Saham Dengan Svm (Support Vector Machine) Dan Pemilihan Fitur F-Score,” *J. Inform. Upgris*, vol. 6, no. 1, 2020, doi: 10.26877/jiu.v6i1.5306.
- [13] D. Eko Waluyo *et al.*, “Implementasi Algoritma Regresi pada Machine Learning untuk Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan,” *Univ. Dian Nuswantoro, Semarang Jln. Imam Bonjol*, vol. 9, no. 1, hal. 12–17, 2024.
- [14] X. Liu, Y. Ni, dan B. Yang, “Stock Price Prediction of Apple Based on SVM and KNN,” *BCP Bus. Manag.*, vol. 34, hal. 873–878, 2022, doi: 10.54691/bcpbm.v34i.3107.
- [15] Apple Inc., “United States Securities and Exchange Commision, Apple Inc. Annual Report 2023,” vol. 12, no. d, hal. 180, 2023, [Daring]. Tersedia pada: https://s2.q4cdn.com/470004039/files/doc_earnings/2023/q4/filing/_10-K-Q4-2023-As-Filed.pdf.