

Prediksi Harga Menggunakan Metode *Artificial Neural Network* dan *Support Vector Regression*

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i1.3369>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



christopher Michael Lauw, Adex Advaita Hary*, Anthony Anggrawan, Moch. Syahrir,
Neny Sulistianingsih

Ilmu Komputer, Universitas Bumigora, Mataram, Indonesia

*e-mail Corresponding Author: 1901010233@universitasbumigora.ac.id.

Abstract

Stock is one of the most popular investment instruments due to its potential to generate substantial returns. However, the high volatility of stock prices requires investors to employ accurate prediction models to support investment decision-making. This study aims to compare the performance of the Artificial Neural Network (ANN) and Support Vector Regression (SVR) methods in predicting the stock price of PT Gudang Garam Tbk using historical data enriched with technical indicators. The study adopted the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) methodology, which consists of six stages: business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment. The prediction models were developed using historical stock price data enriched with technical indicators and evaluated using Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), and the coefficient of determination (R^2). The experimental results demonstrate that the ANN model outperformed the SVR model, achieving an MSE of 2923.86, RMSE of 1709.93, MAE of 1294.76, MAPE of 8.38%, and an R^2 of 0.68, while the SVR model obtained an MSE of 5211.06, RMSE of 2284.57, MAE of 2126.84, MAPE of 12.73%, and an R^2 of 0.42. Furthermore, the 240-day forecasting results indicate that the ANN model projects an upward (bullish) trend, whereas the SVR model predicts a relatively stable (sideways) trend. These findings indicate that the Artificial Neural Network (ANN) is more effective than Support Vector Regression (SVR) for predicting the stock price of PT Gudang Garam Tbk, as it produces lower prediction errors and demonstrates superior predictive performance.

Keyword: Stock Price Prediction, Artificial Neural Network, Support Vector Regression, CRISP-DM.

Abstrak

Saham merupakan salah satu instrumen investasi yang banyak diminati karena berpotensi memberikan keuntungan yang tinggi. Namun, tingginya volatilitas harga saham menyebabkan investor memerlukan model prediksi yang akurat sebagai dasar pengambilan keputusan investasi. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Support Vector Regression* (SVR) dalam memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk menggunakan data historis yang diperkaya dengan indikator teknikal. Penelitian ini menerapkan metodologi *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang meliputi tahapan business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, dan deployment. Model dibangun menggunakan data historis harga saham yang diperkaya dengan indikator teknikal, kemudian dievaluasi menggunakan metrik *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan koefisien determinasi (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ANN memberikan performa yang lebih baik dibandingkan SVR dengan nilai MSE sebesar 2923,86, RMSE sebesar 1709,93, MAE sebesar 1294,76, MAPE sebesar 8,38%, dan R^2 sebesar 0,68, sedangkan model SVR memperoleh nilai MSE sebesar 5211,06, RMSE sebesar 2284,57, MAE sebesar 2126,84, MAPE sebesar 12,73%, dan R^2 sebesar 0,42. Pada prediksi jangka panjang selama 240 hari, model ANN memproyeksikan tren harga yang meningkat (bullish),

sedangkan model SVR menghasilkan tren yang relatif stabil (sideways). Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode *Artificial Neural Network* (ANN) lebih efektif dibandingkan *Support Vector Regression* (SVR) dalam memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk karena mampu menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dan kemampuan prediksi yang lebih baik.

Kata kunci: *Prediksi harga saham; Artificial Neural Network; Support Vector Regression; CRISP-DM.*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan pasar modal telah mendorong meningkatnya minat masyarakat terhadap investasi sebagai salah satu cara untuk memperoleh keuntungan di masa depan. Salah satu instrumen investasi yang paling diminati adalah saham karena memiliki potensi keuntungan yang tinggi dibandingkan instrumen investasi lainnya. Saham merupakan bukti kepemilikan atas suatu perusahaan yang memberikan hak kepada pemegangnya terhadap sebagian aset dan keuntungan perusahaan [1]. Di Indonesia, aktivitas perdagangan saham terus mengalami peningkatan seiring bertambahnya jumlah investor serta berkembangnya kemudahan akses transaksi melalui platform digital [2]. Namun, pergerakan harga saham bersifat dinamis dan dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi ekonomi, kinerja perusahaan, kebijakan pemerintah, serta sentimen pasar. Kondisi tersebut menyebabkan investor menghadapi tingkat ketidakpastian yang tinggi dalam menentukan keputusan investasi [3]. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu memprediksi pergerakan harga saham secara akurat sebagai dasar dalam pengambilan keputusan investasi.

Prediksi harga saham merupakan salah satu permasalahan yang banyak dikaji dalam bidang data mining dan machine learning [4]. Berbagai metode telah dikembangkan untuk menghasilkan model prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi, di antaranya *Support Vector Regression* (SVR) dan *Artificial Neural Network* (ANN). SVR merupakan pengembangan dari *Support Vector Machine* (SVM) untuk kasus regresi yang memiliki kemampuan generalisasi yang baik serta efektif dalam memodelkan hubungan nonlinier melalui penggunaan fungsi kernel [5]. Sementara itu, ANN merupakan metode kecerdasan buatan yang meniru mekanisme kerja jaringan saraf manusia sehingga mampu mempelajari pola-pola kompleks dari data historis dan banyak digunakan pada berbagai kasus prediksi time series [6]. Kedua metode tersebut memiliki karakteristik dan keunggulan yang berbeda sehingga menarik untuk dibandingkan dalam memprediksi harga saham.

Berbagai penelitian terdahulu telah membuktikan bahwa ANN maupun SVR mampu menghasilkan performa yang baik pada berbagai kasus prediksi. Penelitian [7] menerapkan ANN untuk memprediksi penjualan obat dan memperoleh nilai MAPE sebesar 26,31%. Penelitian [8] menggunakan SVR untuk meramalkan harga saham perusahaan DSS di Indonesia dan mengevaluasi model menggunakan RMSE, MSE, MAPE, serta koefisien determinasi (R^2). Penelitian lain [9] memanfaatkan SVR dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk prediksi harga rumah, sedangkan penelitian [10] membandingkan SVR dan *Recurrent Neural Network* (RNN) pada prediksi produksi kelapa sawit. Selain itu, penelitian [11] mengembangkan model *Artificial Neural Network* berbasis *Backpropagation* untuk memprediksi curah hujan bulanan dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil-hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode machine learning memiliki potensi yang besar dalam menyelesaikan berbagai permasalahan prediksi.

Meskipun demikian, penelitian-penelitian sebelumnya masih memiliki beberapa keterbatasan. Sebagian besar penelitian hanya berfokus pada penerapan satu metode prediksi atau membandingkan metode pada objek penelitian yang berbeda. Selain itu, masih terbatas penelitian yang secara khusus membandingkan performa ANN dan SVR dalam memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk dengan memanfaatkan kombinasi data historis harga saham, indikator teknikal, dan faktor ekonomi sebagai variabel prediktor. Padahal, kombinasi variabel tersebut berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola pergerakan harga saham sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

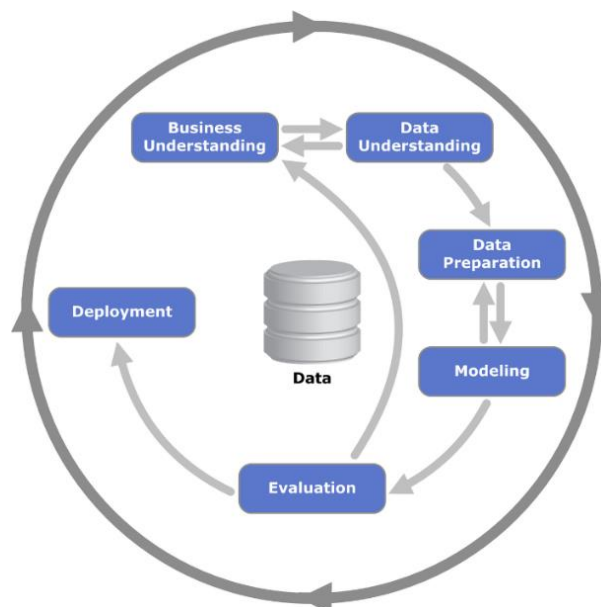
Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini menawarkan kontribusi berupa pengembangan model prediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk dengan membandingkan performa ANN dan SVR menggunakan data historis harga saham. Evaluasi model dilakukan

menggunakan beberapa metrik, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan koefisien determinasi (R^2) sehingga diperoleh perbandingan yang komprehensif terhadap kinerja kedua metode. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk menggunakan metode ANN dan SVR, menganalisis pengaruh indikator teknikal serta faktor ekonomi terhadap performa kedua model, dan membandingkan tingkat akurasi masing-masing metode berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan alternatif model prediksi yang lebih akurat sebagai pendukung pengambilan keputusan investasi serta menjadi referensi bagi pengembangan penelitian di bidang prediksi harga saham berbasis *machine learning*.

2. Metodologi

Penelitian ini menggunakan metodologi *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) sebagai kerangka kerja dalam proses pengembangan model prediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk. CRISP-DM merupakan salah satu metodologi yang paling banyak digunakan dalam penelitian data mining dan machine learning karena menyediakan tahapan yang sistematis, terstruktur, serta bersifat independen terhadap jenis data maupun algoritma yang digunakan [12], [13]. Di Indonesia, metodologi ini juga telah diadopsi sebagai salah satu acuan dalam Standar Kompetensi Kerja Nasional Indonesia (SKKNI) bidang Data Science melalui Keputusan Menteri Ketenagakerjaan Republik Indonesia Nomor 299 Tahun 2020 [14].

Pada penelitian ini, CRISP-DM digunakan untuk membangun dan membandingkan dua model prediksi, yaitu ANN dan SVR, menggunakan data historis harga saham PT Gudang Garam Tbk yang diperkaya dengan indikator teknikal dan faktor ekonomi. Penggunaan metodologi ini bertujuan agar proses pengolahan data, pembangunan model, hingga evaluasi dapat dilakukan secara sistematis sehingga menghasilkan model prediksi yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi. CRISP-DM terdiri atas enam tahapan utama, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment [15] yang ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Metode CRISP-DM

2.1 Business Understanding

Tahap Business Understanding merupakan tahap awal dalam metodologi CRISP-DM yang bertujuan untuk memahami permasalahan bisnis, kebutuhan pengguna, serta menentukan tujuan yang ingin dicapai melalui penerapan data mining [16]. Pada tahap ini dilakukan identifikasi terhadap permasalahan yang dihadapi investor dalam

melakukan pengambilan keputusan investasi, yaitu tingginya volatilitas harga saham yang menyebabkan sulitnya memperkirakan pergerakan harga pada periode berikutnya. Ketidakpastian tersebut dapat meningkatkan risiko kerugian apabila keputusan investasi tidak didasarkan pada hasil analisis yang akurat. Dalam penelitian ini, objek yang digunakan adalah PT Gudang Garam Tbk, salah satu perusahaan yang tercatat di Bursa Efek Indonesia dan memiliki pergerakan harga saham yang dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi pasar, indikator teknikal, serta kondisi ekonomi. Oleh karena itu, diperlukan suatu model prediksi yang mampu mempelajari pola historis harga saham sehingga dapat memberikan estimasi harga saham pada periode mendatang.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun dua model prediksi, yaitu ANN dan SVR, menggunakan data historis harga saham PT Gudang Garam Tbk yang diperkaya dengan indikator teknikal dan faktor ekonomi. Selanjutnya, kedua model dibandingkan berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik MSE, RMSE, MAPE, dan R^2 . Hasil perbandingan tersebut diharapkan dapat mengidentifikasi model dengan tingkat akurasi terbaik sehingga dapat dimanfaatkan sebagai pendukung pengambilan keputusan investasi serta menjadi referensi dalam pengembangan sistem prediksi harga saham berbasis machine learning.

2.2 Data Understanding

Tahap Data Understanding bertujuan untuk mengumpulkan, memahami, dan mengeksplorasi data yang akan digunakan dalam proses pemodelan [17]. Pada tahap ini dilakukan identifikasi terhadap karakteristik dataset, kualitas data, serta potensi permasalahan yang dapat memengaruhi hasil analisis, seperti nilai yang hilang (*missing values*), data duplikat, data pencilan (*outlier*), maupun inkonsistensi data. Selain itu, tahap ini juga bertujuan untuk memperoleh pemahaman mengenai pola, distribusi, dan hubungan antarvariabel sehingga dapat menentukan strategi pengolahan data dan metode analisis yang paling sesuai [18].

Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan data historis harga saham PT Gudang Garam Tbk yang diperoleh dari platform Yahoo Finance. Dataset mencakup informasi harian, seperti harga pembukaan (*Open*), harga tertinggi (*High*), harga terendah (*Low*), harga penutupan (*Close*), volume transaksi (*Volume*), serta data pendukung berupa indikator teknikal dan faktor ekonomi yang digunakan sebagai variabel prediktor. Selanjutnya dilakukan analisis eksplorasi data (*Exploratory Data Analysis/EDA*) untuk memahami pola pergerakan harga saham, mengidentifikasi tren, fluktuasi, dan distribusi data selama periode penelitian. Hasil dari tahap ini menjadi dasar dalam menentukan proses persiapan data dan pembangunan model prediksi pada tahapan berikutnya.

2.3 Data Preparation

Tahapan ini merupakan aktivitas yang dilakukan dalam memilih *table* dan *field* yang akan ditransformasikan kedalam database baru sebagai bahan *data mining* (set data mentah).[22] Tahapan yang paling intensif ini mengubah data mentah menjadi format yang siap untuk dimodelkan. Pada tahapan persiapan data terdiri dari dua komponen yaitu integrasi data dan pembersihan data (*cleaning data*). Pembersihan data memiliki serangkaian proses yang mencakup penanganan nilai yang hilang pada atribut (*missing values*), identifikasi, menyelesaikan ketidaksesuaian data, menghapus data yang tidak relevan (*outlier*), menangani data yang tidak lengkap dan menangani duplikasi data. Proses pembersihan data sangat krusial karena akan mempengaruhi hasil akhir. Meskipun data akan berkurang setelah proses pembersihan data [14]. Pada tahap ini dilakukan serangkaian proses prapemrosesan data agar dataset siap digunakan dalam pembangunan model prediksi. Tahap pertama adalah menghapus data yang memiliki nilai kosong (*NaN*), yang umumnya muncul sebagai hasil perhitungan indikator teknikal yang memerlukan sejumlah periode data sebelumnya. Penghapusan nilai *NaN* dilakukan untuk memastikan kualitas data dan menghindari gangguan pada proses pelatihan model.

Selanjutnya dilakukan proses *feature engineering* untuk menghasilkan fitur-fitur baru yang lebih informatif berdasarkan data harga penutupan (*Close*). Fitur yang dibentuk

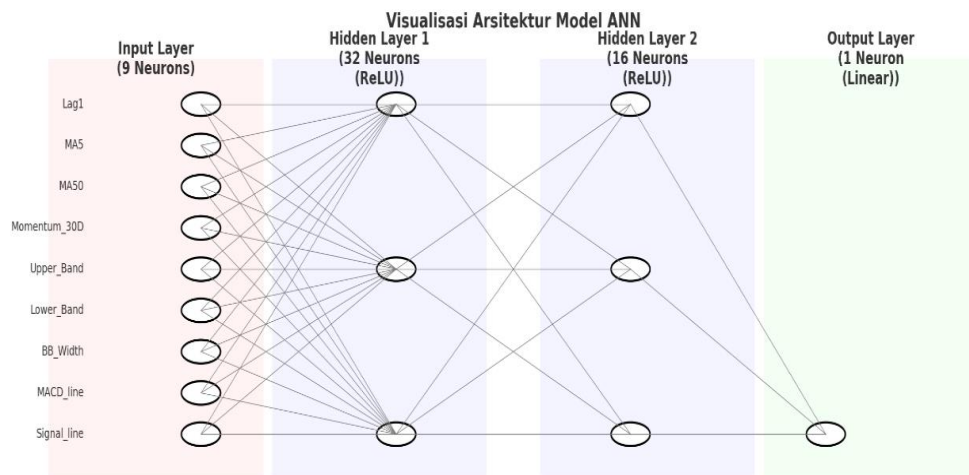
meliputi indikator volatilitas, yaitu Bollinger Bands (Upper Band, Lower Band, dan Bollinger Band Width); indikator tren dan momentum, yaitu Moving Average Convergence Divergence (MACD) yang terdiri atas MACD Line dan Signal Line, Momentum 30 hari, serta Moving Average (MA5 dan MA50); dan fitur historis (lag feature) berupa Lag-1, yang merepresentasikan harga penutupan pada periode sebelumnya. Penambahan fitur-fitur tersebut bertujuan untuk membantu model dalam mengenali pola pergerakan harga saham secara lebih efektif. Setelah proses pembentukan fitur selesai, dilakukan seleksi terhadap fitur-fitur yang akan digunakan sebagai variabel prediktor, kemudian ditetapkan variabel target berupa harga saham yang akan diprediksi. Tahap berikutnya adalah mengubah format data tanggal menjadi tipe datetime serta mengurutkan dataset berdasarkan urutan waktu (chronological order) untuk menjaga integritas data time series. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi data latih (training set) dan data uji (testing set) berdasarkan urutan waktu agar tidak terjadi data leakage. Terakhir, dilakukan proses data scaling pada masing-masing model untuk menyamakan rentang nilai antarfitur sehingga proses pelatihan model ANN maupun SVR dapat berjalan lebih optimal.

2.4 Modelling

Tahap Modeling merupakan proses pembangunan dan pelatihan model machine learning berdasarkan dataset yang telah melalui tahap persiapan data [19]. Pada tahap ini dipilih dua metode prediksi yang akan dibandingkan, yaitu Artificial ANN dan SVR. Kedua model diimplementasikan menggunakan library yang berbeda sesuai dengan karakteristik algoritma masing-masing. Selanjutnya, dilakukan proses pelatihan awal dan validasi untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mempelajari pola dari data historis harga saham. Untuk memperoleh performa yang optimal, setiap model menjalani proses hyperparameter tuning, yaitu penyesuaian parameter-parameter penting yang memengaruhi kinerja model. Proses ini bertujuan untuk menemukan kombinasi hyperparameter terbaik yang mampu menghasilkan tingkat kesalahan prediksi paling rendah dan akurasi yang lebih tinggi. Setelah kombinasi hyperparameter terbaik diperoleh, model ANN dan SVR dilatih kembali menggunakan data latih (training set) dengan konfigurasi parameter optimal tersebut. Model yang telah dilatih kemudian digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data uji sehingga performa kedua metode dapat dibandingkan pada tahap evaluasi.

2.4.1 Artificial Neural Network (ANN)

ANN merupakan salah satu algoritma machine learning yang terinspirasi dari mekanisme kerja jaringan saraf biologis pada otak manusia dan banyak digunakan untuk menyelesaikan permasalahan prediksi, klasifikasi, maupun regresi karena mampu mempelajari hubungan yang kompleks antara variabel input dan output [20]. Pada penelitian ini, ANN digunakan untuk memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk berdasarkan data historis harga saham, indikator teknikal, dan faktor ekonomi. Arsitektur ANN terdiri atas tiga komponen utama, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer [21]. Input layer menerima seluruh variabel prediktor, kemudian data diproses melalui satu atau lebih hidden layer menggunakan fungsi aktivasi untuk mempelajari pola hubungan yang bersifat nonlinier sebelum diteruskan ke output layer guna menghasilkan nilai prediksi harga saham. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma backpropagation, yaitu mekanisme pembaruan bobot (weights) dan bias secara iteratif berdasarkan nilai kesalahan (error) antara hasil prediksi dan nilai aktual hingga mencapai nilai loss minimum atau jumlah epoch yang telah ditentukan. Secara umum, proses kerja ANN pada penelitian ini diawali dengan memasukkan data masukan (input) ke dalam jaringan untuk menghasilkan nilai prediksi melalui proses forward propagation. Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai fungsi loss sebagai ukuran kesalahan antara hasil prediksi dan nilai aktual. Nilai kesalahan tersebut kemudian digunakan pada proses backpropagation untuk memperbarui bobot (weights) dan bias secara iteratif hingga diperoleh model dengan performa prediksi yang optimal. Alur kerja metode ANN pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Artificial Neural Network

2.4.2 Support Vektor Regression (SVR)

SVR merupakan pengembangan dari algoritma Support Vector Machine (SVM) yang dirancang untuk menyelesaikan permasalahan regresi [22]. Pada penelitian ini, model SVR digunakan untuk memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk berdasarkan variabel prediktor yang terdiri atas data historis harga saham, indikator teknikal, dan faktor ekonomi. Untuk memperoleh model dengan performa yang optimal, dilakukan proses hyperparameter tuning menggunakan GridSearchCV dengan metode validasi silang berbasis deret waktu (TimeSeriesSplit) [23]. Parameter yang dioptimasi meliputi jenis kernel, nilai parameter C, dan epsilon (ϵ). Kombinasi parameter terbaik yang diperoleh dari proses optimasi kemudian digunakan untuk membangun model SVR menggunakan data latih (training set), selanjutnya model digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data uji (testing set).

2.5 Evaluation

Tahap Evaluation bertujuan untuk mengukur kinerja model ANN dan SVR dalam memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk [24]. Sebelum proses evaluasi, hasil prediksi yang masih dalam bentuk normalisasi dikembalikan ke skala harga sebenarnya (inverse transformation) agar dapat dibandingkan secara langsung dengan data aktual [26]. Selanjutnya, performa kedua model dievaluasi menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE) dihitung menggunakan rumus (1), Root Mean Squared Error (RMSE) menggunakan rumus (2), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menggunakan rumus (3), dan koefisien determinasi (R^2) dihitung menggunakan rumus (4).

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

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

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

2.6 Deployment

Tahap Deployment merupakan tahapan akhir dalam metodologi CRISP-DM, yaitu mengimplementasikan model yang telah dibangun dan dievaluasi agar dapat

digunakan pada permasalahan yang menjadi tujuan penelitian [25]. Pada penelitian ini, tahap deployment tidak diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web maupun Application Programming Interface (API), melainkan berupa penerapan model terbaik untuk melakukan prediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk. Model yang telah dilatih digunakan untuk memprediksi harga saham satu hari berikutnya (one-step ahead forecasting) serta melakukan prediksi jangka panjang selama 240 hari ke depan. Hasil prediksi kemudian disimpan dan dianalisis sebagai dasar untuk membandingkan performa model ANN dan SVR dalam memproyeksikan pergerakan harga saham.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini disajikan hasil implementasi metode CRISP-DM dalam membangun model prediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk menggunakan algoritma ANN dan SVR. Proses penelitian diawali dengan pengumpulan dan pemahaman data historis harga saham, dilanjutkan dengan tahap persiapan data melalui proses preprocessing dan feature engineering. Selanjutnya, dilakukan pembangunan model ANN dan SVR, optimasi hyperparameter, serta evaluasi kinerja model. Selain evaluasi secara kuantitatif, dilakukan pula analisis visual terhadap hasil prediksi untuk membandingkan kemampuan kedua model dalam mengikuti pola pergerakan harga saham. Hasil dari setiap tahapan tersebut dibahas secara sistematis pada subbab berikut.

3.1 Dataset Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis harga saham PT Gudang Garam Tbk yang diperoleh dari Yahoo Finance [26]. Dataset bersifat time series dengan frekuensi harian (daily) yang mencakup informasi harga pembukaan (Open), harga tertinggi (High), harga terendah (Low), harga penutupan (Close), serta volume perdagangan (Volume). Data historis tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses pembentukan fitur dan pembangunan model prediksi harga saham menggunakan metode ANN dan SVR. Contoh dataset yang digunakan ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Histori Harga Saham

No	Date	Open	High	Low	Close
1	14/08/2018	74800	75500	71750	73500
2	15/08/2018	72000	74000	70600	71800
3	16/08/2018	71500	72475	70750	71600
4	17/08/2018	71600	71600	71600	71600
5	20/08/2018	72000	74550	71900	73275
...	...	...	...	...	...
1582	20/01/2025	12125	12175	12050	12100
1583	21/01/2025	12125	12225	12050	12075
1584	22/01/2025	12100	12150	12000	12025
1585	23/01/2025	12025	12050	11825	11850
1586	24/01/2025	11850	11950	11800	11800

3.2 Data Preparation

Pada tahap *Data Preparation*, dilakukan serangkaian proses prapemrosesan untuk menghasilkan dataset yang siap digunakan pada tahap pemodelan. Proses diawali dengan feature engineering, yaitu menambahkan sembilan fitur teknikal yang terdiri atas Lag-1, *Moving Average* (MA5 dan MA50), *Bollinger Bands* (Upper Band, Lower Band, dan BB Width), *Moving Average Convergence Divergence* (MACD) (MACD Line dan Signal Line), serta Momentum. Penambahan fitur-fitur tersebut bertujuan untuk memperkaya informasi yang diterima model sehingga mampu merepresentasikan kondisi dan tren pergerakan harga saham secara lebih komprehensif.

Selanjutnya, variabel target ditentukan menggunakan selisih harga penutupan harian (*daily closing price difference*) sebagai nilai yang akan diprediksi. Untuk mengoptimalkan proses pelatihan model, dilakukan proses normalisasi data menggunakan MinMaxScaler pada model ANN dan StandardScaler pada model SVR. Setelah proses pembersihan data dengan menghapus nilai kosong (NaN) yang dihasilkan dari perhitungan indikator teknikal, diperoleh dataset akhir sebanyak 1.488 data dengan 15 variabel (1488×15). Dataset tersebut kemudian dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji berdasarkan urutan waktu untuk menjaga integritas data deret waktu. Data hasil *Preparation* ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2 Hasil Data Preparation

No	Date	Open	High	Low	Close	Upper_Band	Lower_Band	BB_Width	MACD_line	Signal_line	MA50	M_30D	Lag1	MA5	Close_Diff
1	2018/10/22	78550	80250	78500	80025	79608	70258	9350	1310	668	73999	6625	78475	78370	1550
2	2018/10/23	78725	79000	77600	78000	79979	70287	9692	1326	800	74089	4600	80025	78770	-2025
3	2018/10/24	79000	79075	75300	75300	79975	70546	9428	1108	861	74159	1300	78000	78240	-2700
4	2018/10/25	73525	75000	73100	74050	79958	70469	9489	825	854	74208	-350	75300	77170	-1250
5	2018/10/26	74050	75150	73625	74000	79958	70464	9494	589	801	74256	-1725	74050	76275	-50
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1484	2025/01/20	12125	12175	12050	12100	13535	11854	1681	-325	-276	13032	-575	12125	12150	-25
1485	2025/01/21	12125	12225	12050	12075	13541	11775	1765	-327	-286	13008	-1275	12100	12135	-25
1486	2025/01/22	12100	12150	12000	12025	13533	11696	1837	-329	-295	12983	-1625	12075	12095	-50
1487	2025/01/23	12025	12050	11825	11850	13478	11614	1864	-341	-304	12956	-1675	12025	12035	-175
1488	2025/01/24	11850	11950	11800	11800	13406	11543	1862	-351	-313	12928	-1850	11850	11970	-50

3.3 Modeling

Pada tahap Modeling, dilakukan pembangunan model prediksi harga saham menggunakan algoritma ANN dan SVR berdasarkan konfigurasi terbaik yang diperoleh dari proses hyperparameter tuning. Tujuan dari proses ini adalah membangun model yang memiliki kemampuan generalisasi yang baik sehingga mampu menghasilkan prediksi harga saham secara optimal. Model ANN dibangun menggunakan arsitektur jaringan dengan 32 neuron pada hidden layer, fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU), dan learning rate sebesar 0,001. Konfigurasi tersebut dipilih karena memberikan keseimbangan antara kompleksitas model dan kemampuan dalam mempelajari pola nonlinier pada data historis harga saham. Setelah konfigurasi ditetapkan, model dilatih menggunakan data latih (training set) hingga mencapai kondisi konvergen untuk menghasilkan model prediksi yang optimal. Sementara itu, model SVR dibangun melalui proses optimasi parameter menggunakan GridSearchCV dengan metode validasi silang berbasis deret waktu. Berdasarkan hasil optimasi, diperoleh konfigurasi terbaik berupa penggunaan kernel linear, nilai parameter $C = 15$, dan ϵ (epsilon) = 0,01. Konfigurasi tersebut kemudian digunakan untuk melatih model SVR menggunakan data latih sehingga diperoleh fungsi regresi yang mampu merepresentasikan hubungan antara variabel prediktor dan harga saham secara optimal. Ringkasan konfigurasi terbaik dari kedua model disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Konfigurasi Terbaik Model ANN dan SVR

Parameter	ANN	SVR
Hidden Layer	1	
Jumlah Neuron	32	-
Fungsi Aktivasi	ReLU	-
Learning Rate	0,001	-
Optimizer	Adam	-
Kernel	-	Linear

Parameter	ANN	SVR
C	-	15
ϵ (<i>epsilon</i>)	-	0,01
Metode Optimasi	Hyperparameter Tuning	GridSearchCV

3.4 Evaluation

Tahap evaluasi dilakukan untuk membandingkan performa model ANN dan SVR berdasarkan hasil prediksi pada data uji. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik yang telah ditetapkan pada tahap metodologi, yaitu MSE, RMSE, MAE, MAPE, dan R^2 . Hasil perhitungan setiap metrik digunakan sebagai dasar untuk menentukan model yang memiliki tingkat akurasi terbaik dalam memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk. Hasil evaluasi kedua model disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model ANN dan SVR

Model	MSE	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
ANN	2923.86	1709.93	1294.76	8.38	0.68
SVR	5211.06	2284.57	2126.84	12.73	0.42

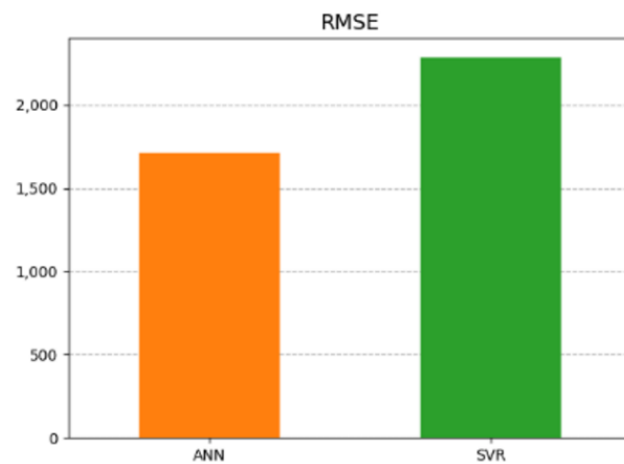
Berdasarkan Tabel 4, model ANN menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan SVR pada seluruh metrik evaluasi. Model ANN menghasilkan nilai MSE sebesar 2923,86, lebih rendah dibandingkan SVR yang memperoleh nilai 5211,06. Hasil yang serupa juga ditunjukkan pada nilai RMSE, yaitu 1709,93 pada ANN dan 2284,57 pada SVR, yang mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi model ANN lebih kecil dibandingkan model SVR.

Selain itu, nilai MAE dan MAPE yang dihasilkan oleh ANN masing-masing sebesar 1294,76 dan 8,38%, lebih rendah dibandingkan SVR yang memperoleh nilai 2126,84 dan 12,73%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa rata-rata penyimpangan prediksi ANN terhadap nilai aktual lebih kecil sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Nilai MAPE sebesar 8,38% juga menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi model ANN berada di bawah 10%, yang mengindikasikan tingkat akurasi prediksi yang sangat baik.

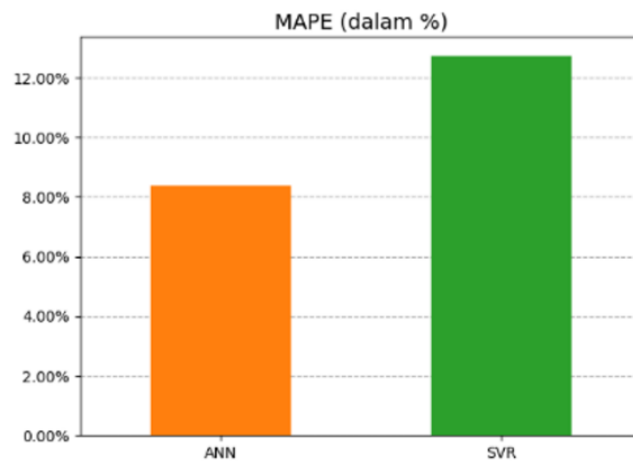
Perbandingan nilai R^2 juga menunjukkan bahwa model ANN memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menjelaskan variasi data harga saham. Model ANN memperoleh nilai R^2 sebesar 0,68, sedangkan SVR hanya mencapai 0,42. Hal ini menunjukkan bahwa model ANN mampu menjelaskan sekitar 68% variasi perubahan harga saham PT Gudang Garam Tbk, sedangkan model SVR hanya mampu menjelaskan sekitar 42% variasi data. Visualisasi hasil metrik evaluasi juga dapat dilihat pada gambar 3-7.



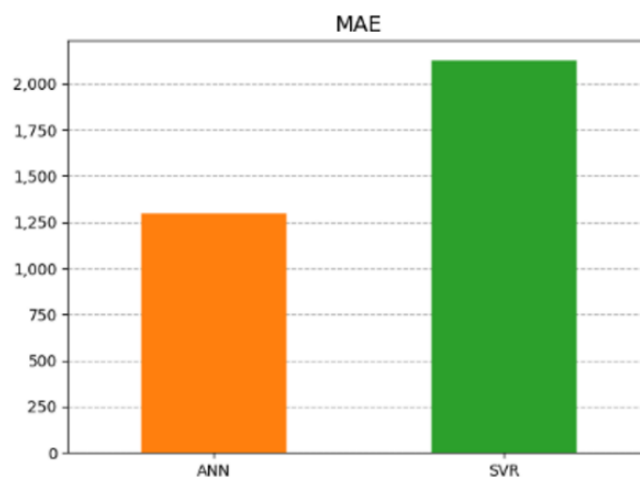
Gambar 3. Perbandingan metrik MSE metode ANN dan SVR



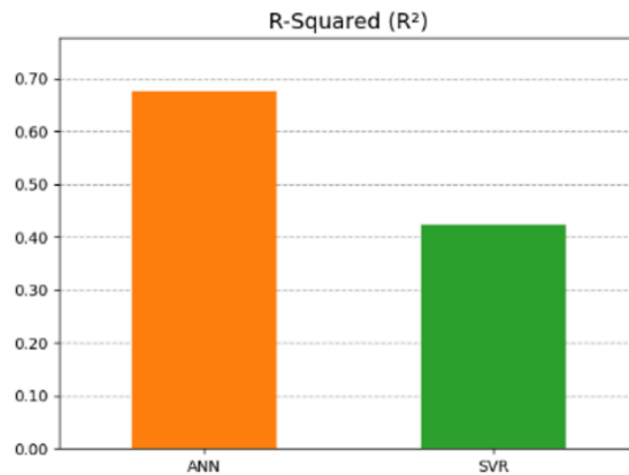
Gambar 4. Perbandingan metrik RMSE metode ANN dan SVR



Gambar 5. Perbandingan metrik MAPE metode ANN dan SVR

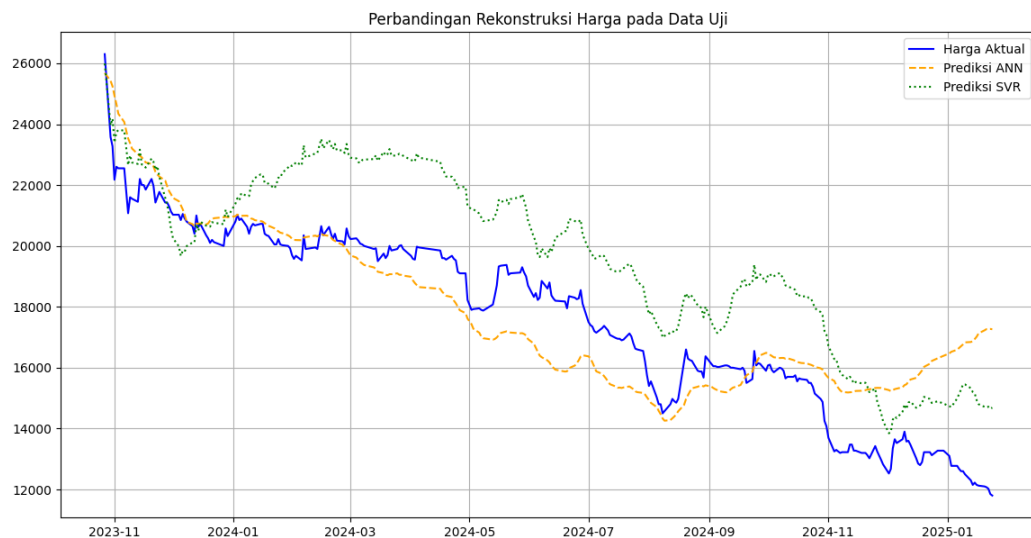


Gambar 6. Perbandingan metrik MAE metode ANN dan SVR



Gambar 7. Perbandingan metrik R^2 metode ANN dan SVR

Berdasarkan gambar 3-7 secara keseluruhan hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ANN memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan SVR dalam memprediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk. Kemampuan ANN dalam mempelajari hubungan nonlinier antarvariabel memungkinkan model menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dan kemampuan prediksi yang lebih baik dibandingkan SVR. Temuan ini juga diperkuat melalui visualisasi perbandingan antara harga saham aktual dan hasil prediksi kedua model pada data uji yang disajikan pada Gambar 8.



Gambar 8. Perbandingan harga saham aktual dengan hasil prediksi ANN dan SVR pada data uji.

Berdasarkan Gambar 5, terlihat perbandingan antara harga saham aktual dengan hasil prediksi menggunakan metode ANN dan SVR pada data uji. Secara umum, kedua model mampu mengikuti pola pergerakan harga saham PT Gudang Garam Tbk, meskipun masih terdapat deviasi pada beberapa periode pengamatan. Model ANN menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti tren penurunan harga saham dibandingkan model SVR. Sementara itu, model SVR menghasilkan kurva prediksi yang relatif lebih halus, namun cenderung memberikan nilai prediksi yang lebih tinggi daripada harga aktual pada sebagian besar periode (overestimation). Hasil visualisasi ini sejalan dengan nilai metrik evaluasi yang menunjukkan bahwa model ANN memiliki tingkat

kesalahan yang lebih rendah dan nilai koefisien determinasi (R^2) yang lebih tinggi dibandingkan model SVR, sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

3.5 Deployment

Pada tahap Deployment, model yang telah melalui proses pelatihan dan evaluasi digunakan untuk menghasilkan prediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk. Prediksi dilakukan dalam dua skenario, yaitu prediksi jangka pendek (1 hari ke depan) dan prediksi jangka panjang (240 hari ke depan). Tahap ini bertujuan untuk menguji kemampuan model dalam menghasilkan proyeksi harga saham berdasarkan pola historis yang telah dipelajari. Hasil prediksi jangka pendek untuk 27 Januari 2025 menunjukkan bahwa model ANN memprediksi harga saham sebesar Rp11.836,40, sedangkan model SVR memprediksi harga sebesar Rp11.792,12. Perbedaan hasil prediksi kedua model relatif kecil, namun berdasarkan hasil evaluasi sebelumnya, model ANN memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah dan nilai R^2 yang lebih tinggi dibandingkan model SVR. Oleh karena itu, hasil prediksi ANN dinilai memiliki tingkat kepercayaan yang lebih baik dalam penelitian ini.

Pada prediksi jangka panjang selama 240 hari, kedua model menghasilkan pola proyeksi yang berbeda. Model ANN memproyeksikan tren bullish (uptrend), dengan harga saham diperkirakan meningkat hingga Rp16.390,43 pada akhir periode prediksi. Sebaliknya, model SVR menghasilkan proyeksi yang relatif stabil (sideways) dengan harga sekitar Rp12.028,25. Perbedaan pola tersebut menunjukkan bahwa model ANN lebih mampu menangkap pola nonlinier dan momentum yang terdapat pada data historis, sedangkan model SVR dengan kernel linear cenderung menghasilkan prediksi yang lebih konservatif. Meskipun demikian, hasil prediksi jangka panjang perlu diinterpretasikan secara hati-hati karena merupakan proyeksi berdasarkan pola historis dan asumsi bahwa karakteristik data pada masa mendatang tidak mengalami perubahan yang signifikan. Oleh sebab itu, hasil forecasting ini lebih tepat digunakan sebagai gambaran kecenderungan (trend projection) daripada sebagai nilai harga yang bersifat pasti. Hasil prediksi jangka panjang untuk 5 hari pertama dan 5 hari terakhir disajikan pada Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5 Hasil Prediksi ANN dan SVR

	Tanggal	Prediksi ANN	Prediksi SVR
1.	2025-01-27	11.813,56	12.271,75
2.	2025-01-28	11.800,18	12.348,33
3.	2025-01-29	11.822,38	12.468,87
4.	2025-01-30	11.845,23	12.572,40
5.	2025-01-31	11.884,77	12.619,92
	...	...	...
237.	2025-12-22	16.236,68	12.000,15
238.	2025-12-23	16.281,19	12.010,59
239.	2025-12-24	16.321,87	12.018,84
240.	2025-12-25	16.358,36	12.024,74
241.	2025-12-26	16.390,43	12.028,25

Berdasarkan Tabel 5, pada awal periode prediksi kedua model menghasilkan nilai yang relatif berdekatan. Namun, seiring bertambahnya horizon prediksi, terlihat perbedaan pola yang semakin jelas. Model ANN menunjukkan kecenderungan peningkatan harga saham secara bertahap, dari Rp11.813,56 pada 27 Januari 2025 menjadi Rp16.390,43 pada 26 Desember 2025. Sebaliknya, model SVR menghasilkan perubahan harga yang relatif kecil, dari Rp12.271,75 menjadi Rp12.028,25 pada akhir periode prediksi, sehingga mengindikasikan pergerakan harga yang cenderung stabil (sideways). Perbedaan tersebut mengindikasikan bahwa model ANN lebih mampu menangkap pola nonlinier dan tren jangka panjang yang terdapat pada data historis, sedangkan model SVR dengan kernel linear menghasilkan proyeksi yang lebih konservatif. Temuan ini konsisten dengan hasil evaluasi model, di mana ANN memperoleh nilai kesalahan yang lebih rendah dan nilai R^2 yang lebih tinggi dibandingkan

SVR. Meskipun demikian, hasil prediksi jangka panjang tetap perlu diinterpretasikan secara hati-hati karena dipengaruhi oleh asumsi bahwa pola historis akan terus berlanjut pada periode mendatang.

5. Simpulan

Penelitian ini berhasil membangun model prediksi harga saham PT Gudang Garam Tbk menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Support Vector Regression* (SVR) berdasarkan data historis yang diperkaya melalui proses feature engineering menggunakan indikator teknikal, yaitu Moving Average (MA5 dan MA50), MACD, Bollinger Bands, Momentum, dan Lag-1. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ANN memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model SVR pada seluruh metrik evaluasi. Model ANN memperoleh nilai MSE sebesar 2923,86, RMSE sebesar 1709,93, MAE sebesar 1294,76, MAPE sebesar 8,38%, dan R^2 sebesar 0,68, sedangkan model SVR memperoleh nilai MSE sebesar 5211,06, RMSE sebesar 2284,57, MAE sebesar 2126,84, MAPE sebesar 12,73%, dan R^2 sebesar 0,42. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ANN lebih mampu mempelajari hubungan nonlinier antara data historis dan indikator teknikal sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan SVR yang menggunakan kernel linear. Pada prediksi jangka panjang selama 240 hari, model ANN memproyeksikan tren meningkat (bullish), sedangkan model SVR menunjukkan pergerakan yang relatif stabil (sideways).

Berdasarkan hasil penelitian ini, pengembangan model pada penelitian selanjutnya disarankan dengan menambahkan variabel lain di luar indikator teknikal, seperti faktor fundamental perusahaan, indikator makroekonomi, maupun sentimen pasar, sehingga model mampu menangkap lebih banyak variasi pergerakan harga saham. Selain itu, metode Support Vector Regression dapat dikembangkan menggunakan fungsi kernel lain, seperti *Radial Basis Function* (RBF) atau Polynomial, serta dibandingkan dengan model deep learning lainnya, seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) atau *Gated Recurrent Unit* (GRU), untuk memperoleh model prediksi yang memiliki tingkat akurasi lebih tinggi.

Daftar Referensi

- [1] M. Saputra and T. N. Suharsono, "Implementasi Metode Artificial Neural Network Untuk Memprediksi Harga Saham (Studi Kasus PT. Bank Central Asia Tbk)," *J. Rekayasa Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 2, no. 4, pp. 1245–1254, 2025, doi: <https://doi.org/10.70248/jrsit.v2i4.2250>.
- [2] Malva Zaskia Putri, Dini Wulandari, Putri Amelia Aristawati, and Esty Apridasari, "Tantangan dan Peluang Pasar Modal Indonesia dalam Meningkatkan Minat Investasi di Era Digital," *PENG J. Ekon. dan Manaj.*, vol. 2, no. 3, pp. 3546–3562, 2025, doi: [10.62710/zmzme312](https://doi.org/10.62710/zmzme312).
- [3] D. X. T. Suhendra and D. Airawaty, "Pengaruh Faktor Ekonomi Makro Terhadap Fluktuasi Harga Saham di Sektor Teknologi," *Value J. Manaj. dan Akunt.*, vol. 19, no. 3, pp. 903–918, 2024, doi: [10.32534/jv.v19i3.6503](https://doi.org/10.32534/jv.v19i3.6503).
- [4] M. M. Kumbure, C. Lohrmann, P. Luukka, and J. Porras, "Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review," *Expert Syst. Appl.*, vol. 197, p. 116659, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116659>.
- [5] S. Febriyanti and D. Anggraini, "Penerapan Support Vector Regression untuk Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)," *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 125–132, 2018, doi: <https://doi.org/10.29313/jrs.v6i1.10027>.
- [6] N. B. Tsae, T. Adachi, and Y. Kawamura, "Application of Artificial Neural Network for the Prediction of Copper Ore Grade," *Minerals*, vol. 13, no. 5, pp. 1–18, 2023, doi: [10.3390/min13050658](https://doi.org/10.3390/min13050658).
- [7] F. Fadilah, A. Komarudin, and Melina, "Prediksi Penjualan Obat Berbasis Artificial Neural Network (ANN)," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 6, no. 3, pp. 521–531, 2024, doi: [10.51401/jinteks.v6i3.4346](https://doi.org/10.51401/jinteks.v6i3.4346).
- [8] A. A. Mahgfirah, H. Hikmah, and P. I. Rahayu, "Analisis Support Vector Regression untuk Meramalkan Saham Perusahaan Dss di Indonesia," *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 7, no. 01, pp. 44–54, 2025, doi: [10.35580/variansiunm356](https://doi.org/10.35580/variansiunm356).
- [9] R. F. Almahdy and W. M. P. D., "Prediksi Harga Rumah Di Kabupaten Bantul Menggunakan

- Algoritma Support Vector Regression,” *Prediksi Harga Rumah Di Kabupaten Bantul Menggunakan Algoritma Support Vector Regres.*, vol. 11, no. 2, pp. 152–165, 2024.
- [10] R. Alfakhri, I. Permana, R. Novita, and M. Afdal, “Prediksi Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma Support Vector Regression dan Recurrent Neural Network,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 2102–2110, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.6441.
- [11] S. Sunardi, A. Yudhana, and G. Z. Muflih, “Sistem Prediksi Curah Hujan Bulanan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation,” *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 10, no. 2, pp. 155–162, 2020, doi: 10.21456/vol10iss2pp155-162.
- [12] A. Khumaidi, “Data Mining for Predicting the Amount of Coffee Production Using Crisp-Dm Method,” *J. Techno Nusa Mandiri*, vol. 17, no. 1, pp. 1–8, 2020, doi: 10.33480/techno.v17i1.1240.
- [13] N. Hidayati, J. Suntoro, and G. G. Setiaji, “Perbandingan Algoritma Klasifikasi untuk Prediksi Cacat Software dengan Pendekatan CRISP-DM,” *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 117–126, 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.313.
- [14] D. B. Saputra, V. Atina, and F. E. Nastiti, “Penerapan Model Crisp-Dm Pada Prediksi Nasabah Kredit Menggunakan Algoritma Random Forest,” *IDEALIS Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 7, no. 2, pp. 240–247, 2024, doi: 10.36080/idealism.v7i2.3244.
- [15] T. Wuriyanto, H. B. Setiawan, and A. B. Tjandrarini, “Penerapan Model CRISP-DM pada Prediksi Nasabah Kredit yang Berisiko Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *J. Ilm. Scroll (Jendela Teknol. Informasi)*, vol. 10, no. 1, pp. 1–6, 2022, [Online]. Available: <https://univ45sby.ac.id/ejournal/index.php/informatika/article/view/291>
- [16] D. Ruswanti, D. Susilo, and R. Riani, “Implementasi CRISP-DM pada Data Mining untuk Melakukan Prediksi Pendapatan dengan Algoritma C.45,” *Go Infotech J. Ilm. STMIK AUB*, vol. 30, no. 1, pp. 111–121, 2024, doi: 10.36309/goi.v30i1.266.
- [17] M. Galih, P. D. Atika, and Mukhlis, “Prediksi Penjualan Menggunakan Algoritma Regresi Linear Di Koperasi Karyawan ‘Usaha Bersama,’” *J. Inform. Inf. Secur.*, vol. 3, no. 2, pp. 193–202, 2023, doi: 10.31599/jiforty.v3i2.1354.
- [18] S. Santiastry, A. Asriyanik, and W. Apriandari, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Dan Metode Crisp-Dm Dalam Prediksi Hasil Tes Kemampuan Bahasa Inggris Mahasiswa,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 5, pp. 10432–10439, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i5.11069.
- [19] Y. Yudiana, A. Yulia Agustina, and D. Nur Khoffifah, “Prediksi Customer Churn Menggunakan Metode CRISP-DM Pada Industri Telekomunikasi Sebagai Implementasi Mempertahankan Pelanggan,” *Indones. J. Islam. Econ. Bus.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–20, 2023, [Online]. Available: <https://e-journal.lp2m.uinjambi.ac.id/ojs/index.php/ijoieb/article/view/1710>
- [20] M. S. Alam, J. B. Deb, A. Al Amin, and S. Chowdhury, “An artificial neural network for predicting air traffic demand based on socio-economic parameters,” *Decis. Anal. J.*, vol. 10, p. 100382, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100382>.
- [21] F. Alfallah, Y. Yuhandri, and S. Sumijan, “Penerapan Artificial Neural Network untuk Memprediksi Persediaan Obat Esensial,” *J. KomtekInfo*, vol. 12, pp. 63–72, 2025, doi: 10.35134/komtekinfo.v12i1.630.
- [22] F. T. Samuely and Y. Nataliani, “Prediksi Pergerakan Harga Saham Bank Mandiri Menggunakan Metode Support Vector Regression dan Algoritma Grid Search,” *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 14, no. 3, p. 1441, 2025, doi: 10.35889/jutisi.v14i3.3206.
- [23] A. W. Ishlah, S. Sudarno, and P. Kartikasari, “Implementasi Gridsearchcv pada Support Vector Regression (SVR) untuk Peramalan Harga Saham,” *J. Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 276–286, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.276-286.
- [24] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, “Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 103–108, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i2.3200.
- [25] F. N. Dhewayani, D. Amelia, D. N. Alifah, B. N. Sari, and M. Jajuli, “Implementasi K-Means Clustering untuk Pengelompokan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Menggunakan Model CRISP-DM,” *J. Teknol. dan Inf.*, vol. 12, no. 1, pp. 64–77, 2022, doi: 10.34010/jati.v12i1.6674.

- [26] R. Somaiya, "Ex-Fortune Editor Joins Yahoo Finance," *New York Times*, Feb. 2015, Accessed: Jul. 09, 2025. [Online]. Available: <https://www.nytimes.com/2015/02/19/business/ex-fortune-editor-joins-yahoo-finance.html>