

## Analisis Kinerja Support Vector Machine dan Moving Averages Convergence Divergence Untuk Saham-Saham Perbankan Indonesia

Andreas Anditya Purnama<sup>1</sup>, Yuan Lukito<sup>2\*</sup>, Nugroho Agus Haryono<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Duta Wacana

\*email: [yuanlukito@ti.ukdw.ac.id](mailto:yuanlukito@ti.ukdw.ac.id)

DOI: <https://doi.org/10.31603/komtika.v9i1.13459>

Received: 27-04-2025, Revised: 24-05-2025, Accepted: 28-05-2025

### ABSTRACT

*This study discusses the Machine Learning algorithm with technical indicator features in predicting the movement of Indonesian banking sector stocks. Many people seek profit in Indonesian banking stocks because most of them have good fundamentals but have high volatility. The strategy that can be used is the Support Vector Machine (SVM) algorithm with the Moving Averages Convergence Divergence (MACD) technical indicator feature. The SVM algorithm is used because it can process stock price movement data and technical indicators which tend to be complex. This research was conducted with the aim of contributing to the development of a machine learning-based stock prediction model that can be used by academics and financial practitioners. The research stages are collecting historical data on Infobank15 stock movements, data cleaning, training and testing the SVM model, then backtesting. The research methodology includes data processing using Python, training and testing the SVM model, then trading simulation with an initial capital of IDR 100 million. The kernels tested include RBF, Polynomial, and Sigmoid. Model performance is evaluated based on return, win rate, profit ratio, Sharpe ratio, maximum drawdown, risk-reward ratio, and accuracy rate. Historical data of Infobank15 stock is used in this study where the dataset is historical data from 2019-2024 for training and testing the model and historical data from 2024 for backtesting. Based on the experimental results obtained, it can be concluded that the combination of the SVM model and the MACD indicator yields favourable outcomes. The kernel that provides the best overall results is the Polynomial kernel.*

**Keywords:** SVM, MACD, Infobank15, stocks prediction, machine learning

### ABSTRAK

Penelitian ini membahas penerapan *Machine Learning* dengan fitur indikator teknikal dalam memprediksi pergerakan saham sektor perbankan Indonesia. Banyak masyarakat mencari keuntungan di saham perbankan Indonesia karena sebagian besar memiliki fundamental yang baik, namun memiliki volatilitas yang tinggi. Strategi yang dapat digunakan yaitu algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan fitur indikator teknikal *Moving Averages Convergence Divergence* (MACD). Algoritma SVM dipakai karena dapat mengolah data-data pergerakan harga saham dan indikator teknikal yang di mana cenderung kompleks. Riset ini dilakukan dengan tujuan berkontribusi pada pengembangan model prediksi saham berbasis *Machine Learning* yang dapat digunakan oleh akademisi dan praktisi keuangan. Tahapan risetnya yaitu pengumpulan data historis pergerakan saham Infobank15, pembersihan data, pelatihan dan pengujian model SVM, kemudian *backtesting*. Metodologi risetnya meliputi pengolahan data menggunakan Python, pelatihan dan pengujian model SVM, kemudian simulasi *trading*. Kernel yang diuji antara lain *Radial Basis Function*, *Polynomial*, dan *Sigmoid*. Kinerja model dievaluasi berdasarkan *return*, *win-rate*, *profit ratio*, *sharpe ratio*, *maximum drawdown*, *risk-reward ratio*, dan *accuracy rate*. Data historis saham Infobank15

digunakan dalam penelitian ini adalah tahun 2019-2024 untuk pelatihan dan pengujian model serta data historis 2024 untuk *backtesting*. Dari hasil percobaan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa kombinasi model SVM dan indikator MACD memberikan hasil yang baik. Kernel yang memberikan hasil terbaik secara keseluruhan adalah *Polynomial*.

**Keywords:** SVM, MACD, Infobank15, prediksi saham, *machine learning*

## PENDAHULUAN

Salah satu tantangan utama dalam dunia keuangan adalah menganalisis pergerakan saham. Sektor perbankan Indonesia memiliki volatilitas yang tinggi, yang membuat prediksi pergerakan harga sahamnya menjadi sulit [1]. Pendekatan analisis teknikal yang menggunakan indikator *Moving Average Convergence Divergence (MACD)* dapat membantu dalam mengidentifikasi tren dan momentum pasar. Selain itu, algoritma berbasis kecerdasan buatan seperti *Support Vector Machine (SVM)* telah terbukti meningkatkan akurasi prediksi saham dengan mengklasifikasikan pola harga dan memberikan sinyal jual/beli yang lebih baik [2]. SVM dengan fitur MACD terbukti cocok untuk memprediksi pergerakan harga beberapa saham di Indonesia seperti ADRO.JK, ASII.JK, BBNI.JK, GGRM.JK, dan INDF.JK [3].

Analisis teknikal yang diterapkan dalam penelitian ini menggunakan indikator MACD. Indikator MACD memiliki berbagai keunggulan dalam memprediksi pergerakan saham serta cenderung mudah dipahami dan fleksibel [4]. MACD juga cenderung efektif dalam menangkap tren dan momentum pasar untuk menghasilkan sinyal beli dan jual [5]. Indikator MACD juga terbukti membantu dalam menganalisis pergerakan harga saham BBKA.JK [6].

Algoritma berbasis AI seperti SVM dapat meningkatkan akurasi untuk melakukan prediksi pergerakan saham karena dikenal efektif untuk melakukan klasifikasi dan regresi, sehingga potensial untuk diaplikasikan dalam dunia saham [7]. Algoritma SVM memiliki berbagai keunggulan dalam memprediksi pergerakan saham. SVM merupakan algoritma yang unggul dalam melakukan prediksi karena memiliki error rate yang cenderung kecil [8]. Selain itu, algoritma SVM juga memiliki strategi yang di mana lebih meminimalkan resiko [9].

Tujuan dari penelitian ini adalah membuat model SVM untuk memprediksi pergerakan saham. mengevaluasi kinerja SVM dalam memprediksi pergerakan saham perbankan Indonesia berdasarkan indikator MACD, serta melakukan simulasi trading pada saham-saham Infobank15. Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini antara lain bagi akademisi, yaitu memberikan wawasan tambahan tentang penerapan algoritma SVM untuk analisis teknikal saham, dan bagi praktisi keuangan, yaitu menjadi referensi untuk mengimplementasikan teknologi dalam membuat keputusan trading, terutama dalam sektor perbankan.

Penelitian-penelitian sebelumnya, telah menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki performa yang baik dalam memprediksi pergerakan saham. Berdasarkan penelitian pada saham ELSA, algoritma SVM cenderung memunculkan sinyal keputusan untuk jual atau beli yang lebih baik, sehingga laba bersih yang diperoleh dari penjualan saham cenderung tinggi [10]. Mengacu pada penelitian terkait perbandingan SVM dan *Neural Networks (NN)* untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), SVM

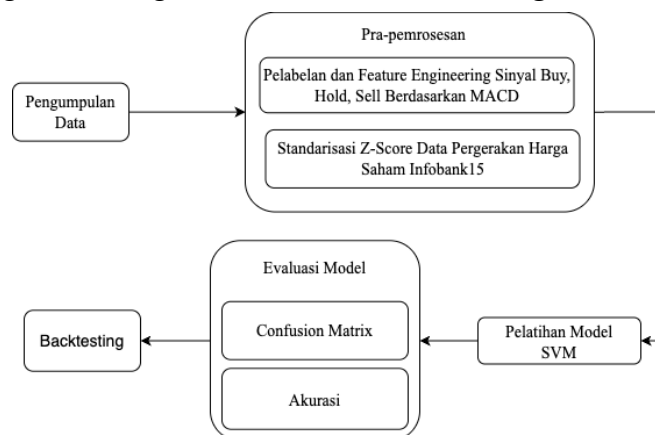
terbukti lebih stabil dan akurat [11]. Menurut penelitian pada saham TLKM, algoritma SVM mempunyai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan *K-Nearest Neighbor (KNN)* [12].

Algoritma SVM juga memiliki performa yang baik selain untuk memprediksi pergerakan harga saham. Menurut hasil analisis sentimen pada Google Review dengan Naïve Bayes dan SVM, algoritma SVM cenderung memiliki akurasi yang lebih tinggi dibanding algoritma Naïve Bayes [13]. Berdasarkan hasil analisis sentiment opini terhadap vaksin Covid-19 pada Media Sosial Twitter menggunakan SVM dan Naïve Bayes, algoritma SVM memiliki performa yang cenderung lebih bagus, namun algoritma Naïve Bayes cenderung memerlukan waktu yang lebih sedikit [14]. Algoritma SVM memperoleh akurasi yang cenderung tinggi dalam mengidentifikasi tutupan lahan di Kawasan Perkotaan Cekungan Bandung [15]. Berdasarkan hasil analisis sentiment Twitter kuliah online pasca Covid-19 menggunakan algoritma SVM dan Naïve Bayes, algoritma SVM cenderung memiliki tingkat performa yang lebih baik [16]. Mengacu pada penelitian klasifikasi sentimen terhadap kebijakan Tapera menggunakan komparasi Machine Learning dan SMOTE, algoritma SVM terbukti memiliki kinerja terbaik [17].

Penelitian-penelitian sebelumnya, telah menunjukkan bahwa indikator MACD memiliki performa yang signifikan dalam meminimalisir resiko. Indikator MACD mengukur momentum dan tren pasar dengan membandingkan dua *Exponential Moving Average (EMA)*, dilengkapi garis sinyal dan histogram untuk mendeteksi sinyal beli atau jual. Berdasarkan penelitian terkait perbandingan MACD, *Moving Average*, *Stochastic*, *Relative Strength Index (RSI)*, dan *Bollinger Bands* pada *return* saham-saham Indeks LQ45 selama masa pandemi COVID-19, indikator MACD cenderung menjanjikan return yang tinggi [18]. Menurut hasil studi terkait perbandingan MACD, MA, dan RSI, MACD memiliki tingkat akurasi yang cenderung tinggi [19].

## METODE

Perancangan model SVM dalam penelitian ini ada beberapa langkah yaitu input data, proses, kemudian output. Input yang dipakai yaitu data historis pergerakan saham Infobank15. Prosesnya meliputi pra-pemrosesan, pelatihan model, eksekusi model, evaluasi model, kemudian *backtesting* seperti pada Gambar 1. Indikator MACD terlibat pada tahap pra-pemrosesan model. Outputnya yaitu berupa *confusion matrix*, akurasi, sinyal prediksi pergerakan harga saham dan hasil *backtesting*.



Gambar 1. Metode penelitian untuk perancangan model SVM

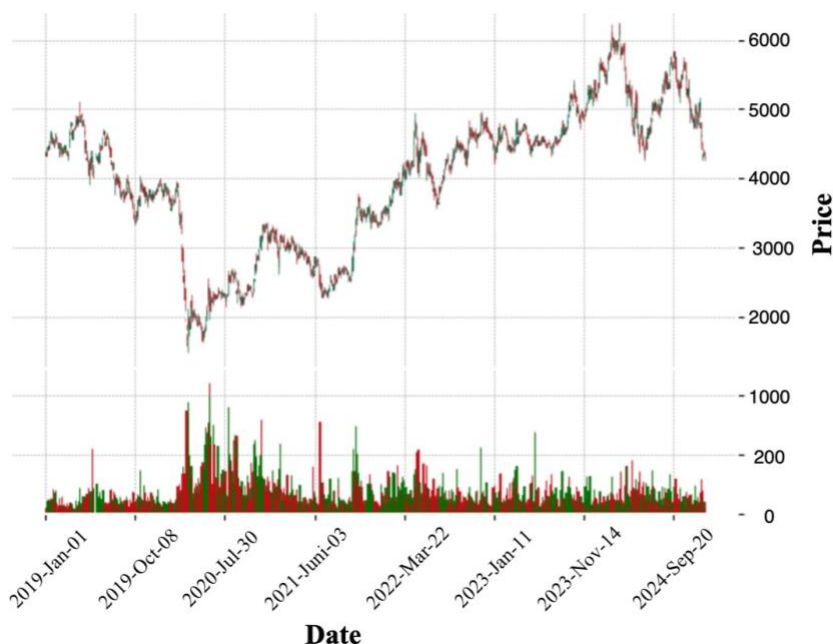
### A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data historis pergerakan saham Infobank15 dari *Yahoo! Finance*. Data historis saham *time series* diambil menggunakan library *yfinance*. Data yang diambil meliputi harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*close*), dan volume transaksi untuk periode 1 Januari 2019 hingga 31 Desember 2024. Contoh data historis tersebut disajikan pada Tabel 1, serta visualisasi *candlestick*-nya di Gambar 2.

Tabel 1. Tabel data historis pergerakan harga saham BBNI

| Date       | Adj Close | Close  | High   | Low    | Open   | Volume   |
|------------|-----------|--------|--------|--------|--------|----------|
| 2019-01-01 | 3412.67   | 4400.0 | 4400.0 | 4400.0 | 4400.0 | 0        |
| 2019-01-02 | 3383.58   | 4362.5 | 4400.0 | 4337.5 | 4400.0 | 15681200 |
| 2019-01-03 | 3383.58   | 4362.5 | 4387.5 | 4325.0 | 4337.5 | 21416600 |
| 2019-01-04 | 3383.58   | 4362.5 | 4400.0 | 4337.5 | 4362.5 | 41078600 |
| 2019-01-07 | 3441.75   | 4437.5 | 4462.5 | 4412.5 | 4412.5 | 48108200 |
| ...        | ...       | ...    | ...    | ...    | ...    | ...      |
| 2024-12-20 | 3909.78   | 4260.0 | 4360.0 | 4260.0 | 4330.0 | 83872500 |
| 2024-12-23 | 4019.92   | 4380.0 | 4390.0 | 4320.0 | 4320.0 | 43668100 |
| 2024-12-24 | 4019.92   | 4380.0 | 4400.0 | 4340.0 | 4380.0 | 21458900 |
| 2024-12-27 | 4001.56   | 4360.0 | 4430.0 | 4360.0 | 4380.0 | 22838700 |
| 2024-12-30 | 3992.38   | 4350.0 | 4380.0 | 4270.0 | 4340.0 | 43899600 |

Candlestick Chart : Bank Negara Indonesia (BBNI)



Gambar 2. Visualisasi *Candlestick* data historis yang diambil dari *Yahoo! Finance*.

Infobank15 adalah indikator pengukuran kinerja saham perbankan di Indonesia yang performanya mencakup 15 saham perbankan terbaik. Kriteria yang harus dipenuhi

untuk masuk dalam indeks Infobank15 antara lain fundamental keuangan, kinerja perusahaan, dan kapitalisasi pasar yang tinggi. Perusahaan dengan kapitalisasi pasar yang tinggi biasanya memiliki likuiditas yang baik, sehingga menarik perhatian investor. Maka dari itu, Perusahaan di Infobank15 mencerminkan kondisi sektor perbankan di Indonesia [20].

## B. Pra-pemrosesan

Pada tahap ini, data yang diambil dari *Yahoo! Finance* diproses untuk meningkatkan kualitas data dan mengekstraksi fitur-fitur penting yang relevan untuk analisis. Data numerik distandarisasi menggunakan metode Z-score seperti yang ditunjukkan pada Rumus 1.

$$Z = \frac{x-\mu}{\sigma} \quad (1)$$

x = nilai yang akan distandarisasi

$\mu$  = rata-rata

$\sigma$  = standar deviasi

Data yang diunduh dari Yahoo Finance pertama kali dibersihkan dengan menghapus data harga saham yang di mana mengandung nilai NaN. Selanjutnya, dilakukan transformasi data dengan menghitung indikator MACD berdasarkan EMA 12, 26, dan MACD *Signal Line* 9 (Rumus 2, 3, 4), menambahkan kolom target harga penutupan 10 hari ke depan (*lookup\_day\_close*), serta pelabelan *Buy/Sell/Hold* berdasarkan target keuntungan 5% atau kerugian 2,5%. Data numerik seperti harga dan volume kemudian dinormalisasi menggunakan metode Z-score untuk menyelaraskan skala sebelum diproses. Standarisasi dilakukan untuk memastikan skala data seragam sebelum diberikan ke model SVM.

Standarisasi dilakukan pada nilai-nilai fitur yang dipakai, yaitu MACD, MACD *Signal Line* dan MACD *Histogram*. MACD merupakan indikator teknikal berbasis EMA yang dirancang untuk mengidentifikasi momentum pergerakan harga saham. MACD *Signal Line* merupakan indikator teknikal yang diperoleh dari rata-rata eksponensial dari nilai MACD itu sendiri. MACD *Histogram* diperoleh dari selisih MACD dengan MACD *Signal Line*. Contoh nilai dari indikator teknikal MACD (*MACD\_12\_26\_9*), MACD *Signal Line* (*MACDs\_12\_26\_9*) dan MACD *histogram* (*MACDh\_12\_26\_9*) yang telah distandarisasi terdapat pada Tabel 2.

$$MACD_p = EMA_{12}(p) - EMA_{26}(p) \quad (2)$$

$$MACD \text{ Signal Line} = EMA_9(MACD) \quad (3)$$

$$EMA = (P * a) + (Previous EMA * (1 - a)) \quad (4)$$

$$a = \text{Smoothing Factor} = 2/(1 + N) \quad (5)$$

Tabel 2. Contoh Nilai MACD, MACD *Signal Line*, MACD Histogram data historis BBNI yang telah dipra-proses

| Date       | MACD_12_26_9 | MACDs_12_26_9 | MACDh_12_26_9 | Label |
|------------|--------------|---------------|---------------|-------|
| 2019-02-15 | -1.175726    | -0.208822     | 0.145106      | Hold  |
| 2019-02-18 | -0.844262    | -0.174215     | 0.078473      | Hold  |
| 2019-02-19 | -0.710592    | -0.187939     | 0.022257      | Hold  |
| 2019-02-20 | -0.648439    | -0.218122     | -0.029115     | Hold  |
| 2019-02-21 | -0.459406    | -0.197104     | -0.065756     | Hold  |
| ...        | ...          | ...           | ...           | ...   |
| 2024-12-06 | 0.537950     | -1.113093     | -1.347716     | Sell  |
| 2024-12-09 | 0.909923     | -0.937630     | -1.277650     | Sell  |
| 2024-12-10 | 1.363611     | -0.704792     | -1.172228     | Sell  |
| 2024-12-11 | 1.552548     | -0.535910     | -1.052083     | Sell  |
| 2024-12-12 | 1.168949     | -0.563566     | -0.961831     | Sell  |

### C. Pelatihan Model

Tahap pelatihan model SVM dilakukan dengan menggunakan data pelatihan sebanyak 80% dan sisanya 20% digunakan untuk evaluasi kinerja model. Parameter yang digunakan yaitu kernel dan C. Beberapa model dibuat dengan variasi kernel yang digunakan, yaitu *Radial Basis Function*, *Polynomial* dan *Sigmoid*. Untuk setiap model, isi *value* dari parameter C yaitu 10. Spesifikasi model-model yang diuji dapat dilihat pada Tabel 3. *Tools* yang digunakan untuk merancang model yaitu Google Collab dengan bahasa pemrograman Python menggunakan library *pandas*, *pandas\_ta*, *matplotlib*, *numpy*, *sklearn*, *backtesting*, *plotly*.

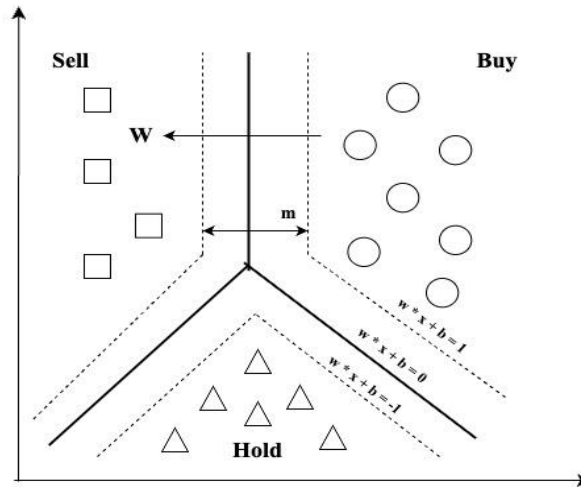
Tabel 3. Spesifikasi model yang digunakan dalam penelitian

| Nama Model  | Kernel  | C  |
|-------------|---------|----|
| RBF SVM     | rbf     |    |
| Poly SVM    | poly    | 10 |
| Sigmoid SVM | sigmoid |    |

Setelah dilatih, model siap untuk digunakan setelah melalui proses validasi ketat yang memastikan konsistensi prediksinya terhadap data uji. Maka dari itu, model SVM mampu memproses data secara efisien dengan memanfaatkan *hyperplane* yang dibentuk selama pelatihan untuk membagi pola dalam ruang fitur. Model SVM melakukan klasifikasi buy atau sell atau hold pada data saham selama 1 tahun dengan dataset data historis pergerakan harga saham selama 5 tahun.

Model arsitektur yang dirancang yaitu menggunakan SVM, dengan ilustrasi *hyperplane* seperti pada Gambar 3. Parameter yang ada di dalam model SVM yaitu *kernel*, dan *C*. Kernel berfungsi untuk mengelompokan data agar mudah untuk diklasifikasikan.

Parameter C berfungsi untuk membantu mengendalikan *trade-off* antara kesalahan pelatihan dan margin.



Gambar 3. Rancangan Model SVM

#### D. Evaluasi Model

Model SVM melakukan klasifikasi buy atau sell atau hold pada data saham selama 1 tahun dengan dataset data historis pergerakan harga saham selama 5 tahun. Kinerja model dievaluasi berdasarkan *confusion matrix* (Tabel 4) dan *accuracy* yang dihitung berdasarkan perhitungan Rumus 6.

Tabel 4. *Confusion Matrix*

|                | Prediksi Benar      | Prediksi Salah      |
|----------------|---------------------|---------------------|
| Aktual Positif | TP (True Positive)  | FN (False Negative) |
| Aktual Negatif | FP (False Positive) | TN (True Negative)  |

$$Accuracy Rate = \frac{TP + TN}{Total Prediction} \times 100\% \quad (6)$$

#### E. Backtesting

Strategi model dengan fitur indikator teknikal diuji kecocokannya dalam memprediksi pergerakan suatu emiten. Metrik kinerja yang diuji yaitu *win rate* (Rumus 7), *profit ratio* (Rumus 8), *Sharpe ratio* (Rumus 9), *maximum drawdown* (Rumus 10), *risk-reward ratio* (Rumus 11), dan *accuracy rate*. Strategi dapat dikatakan baik jika apabila *win rate* > 50%, *profit ratio* > 1.0, *Sharpe ratio* > 1, *maximum drawdown* seminimal mungkin dan *risk-reward ratio* > 1.

$$Win Rate = \frac{\text{Jumlah prediksi beli atau jual yang benar}}{\text{Total prediksi beli atau jual}} \times 100\% \quad (7)$$

$$Profit Ratio = \frac{\text{Total Profit}}{\text{Total Loss}} \quad (8)$$

$$Sharpe Ratio = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (9)$$

$$R_p = \text{Return of portfolio}$$

$$R_f = \text{Risk - free rate}$$

$$\sigma_p = \text{Standar deviasi dari kelebihan pengembalian portofolio}$$

$$\text{Maximum Drawdown} = \frac{\text{Peak Value} - \text{Trough Value}}{\text{Peak Value}} \times 100\% \quad (10)$$

$$\text{Risk - Reward Ratio} = \frac{\text{Potential Loss}}{\text{Potential Gain}} \quad (11)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil Pengumpulan Dataset

Data historis saham perbankan Indonesia diambil dari Yahoo! Finance (<https://finance.yahoo.com>) menggunakan library yfinance dari Python, yang di mana akan mengakses langsung ke data pasar saham. Data yang diambil meliputi harga pembukaan (open), harga tertinggi (high), harga terendah (low), harga penutupan (close), dan volume transaksi untuk periode 1 Januari 2019 hingga 31 Desember 2024. Secara keseluruhan terdapat 15 data emiten yang masuk dalam Infobank15 seperti yang ditampilkan pada Tabel 5.

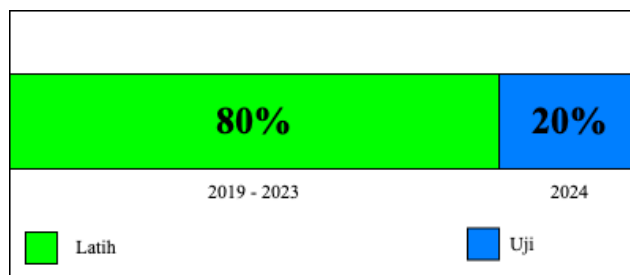
Tabel 5. Daftar emiten Infobank15

| No | Kode Emiten | Nama Perusahaan          |
|----|-------------|--------------------------|
| 1  | ARTO.JK     | Bank Jago Tbk.           |
| 2  | BANK.JK     | Bank Aladin Syariah Tbk. |
| 3  | BBCA.JK     | Bank Central Asia Tbk.   |
| 4  | BBHI.JK     | Allo Bank Indonesia Tbk. |
| 5  | BBNI.JK     | Bank Negara Indonesia    |
| 6  | BBRI.JK     | Bank Rakyat Indonesia    |
| 7  | BBTN.JK     | Bank Tabungan Negara     |
| 8  | BDMN.JK     | Bank Danamon Indonesia   |
| 9  | BJBR.JK     | Bank Pembangunan Daerah  |
| 10 | BMRI.JK     | Bank Mandiri (Persero)   |
| 11 | BNGA.JK     | Bank CIMB Niaga Tbk.     |
| 12 | BRIS.JK     | Bank Syariah Indonesia   |
| 13 | BTPS.JK     | Bank BTPN Syariah Tbk.   |
| 14 | NISP.JK     | Bank OCBC NISP Tbk.      |
| 15 | PNBN.JK     | Bank Pan Indonesia Tbk.  |

### B. Hasil Pra-Pemrosesan Data

Pada tahap ini dataset hasil *preprocessing* dibagi menjadi subset pelatihan dan validasi. Dataset pelatihan berisi 80% dari keseluruhan citra untuk setiap kelas dalam direktori. Data ini akan digunakan untuk melatih model. Sedangkan data validasi akan berisi 20% dari total citra untuk setiap kelas dalam direktori. Data ini digunakan untuk memvalidasi model selama pelatihan. Proporsi data pelatihan dan pengujian dapat dilihat pada Gambar 4.





Gambar 4. Pembagian set pelatihan dan pengujian

### C. Hasil dan Evaluasi

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis, dapat dijelaskan bahwa model SVM dengan fitur indikator MACD hanya cocok untuk sebagian emiten yang ada di indeks Infobank15. Dalam penelitian ini, strategi dapat dianggap cocok apabila metrik kinerja memenuhi syarat yang di mana dapat menghasilkan keuntungan yang di mana *win-rate* lebih dari sama dengan 50%. Maka dari itu, emiten yang diuji dengan strategi SVM dengan fitur MACD apabila cocok dapat dijadikan referensi sinyal berdasarkan rata-rata pergerakan harga yang di mana sangat volatil. Hasil dari masing-masing kernel dapat dilihat pada Tabel 6, Tabel 7 dan Tabel 8.

Tabel 6. Hasil dengan kernel *RBF*

| No               | Kode Emiten | Return [%] | Win Rate [%] | Profit Ratio | Sharpe Ratio | Maximum Drawdown [%] | Accuracy Rate [%] | Risk-Reward Ratio |
|------------------|-------------|------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|-------------------|-------------------|
| 1                | ARTO.JK     | -6.41      | 46.34        | 1.21         | -0.32        | -17.440              | 23.79             |                   |
| 2                | BANK.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 42.29             |                   |
| 3                | BBCA.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 73.57             |                   |
| 4                | BBHI.JK     | -20.35     | 33.33        | 0.001        | -1.41        | -22.46               | 55.51             |                   |
| 5                | BBNI.JK     | -18.76     | 20           | 0            | -2.03        | -18.76               | 44.93             |                   |
| 6                | BBRI.JK     | -10.71     | 25           | 0.08         | -1.50        | -11.78               | 37.44             |                   |
| 7                | BBTN.JK     | -22.90     | 9.09         | 0.02         | -3.24        | -23.07               | 38.33             |                   |
| 8                | BDMN.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 73.57             | 2.5%              |
| 9                | BJBR.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 73.57             | 5%                |
| 10               | BMRI.JK     | -14.28     | 22.22        | 0            | -1.82        | -17.61               | 47.14             |                   |
| 11               | BNGA.JK     | -4.66      | 20           | 0            | -0.55        | -8.37                | 49.34             |                   |
| 12               | BRIS.JK     | -0.42      | 42.86        | 1.33         | -0.03        | -16.34               | 34.36             |                   |
| 13               | BTPS.JK     | 1.16       | 50           | 1.73         | 0            | -3.84                | 46.26             |                   |
| 14               | NISP.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 61.67             |                   |
| 15               | PNBN.JK     | 5.35       | 50           | 1.77         | 0            | -6.65                | 37.89             |                   |
| <b>Rata-rata</b> |             | -6.13      | 31.88        | 0.001        | -1.02        | -9.75                | 49.31             |                   |

Tabel 7. Hasil dengan kernel *Polynomial*

| No | Kode Emiten | Return [%] | Win Rate [%] | Profit Ratio | Sharpe Ratio | Maximum Drawdown [%] | Accuracy Rate [%] | Risk-Reward Ratio |
|----|-------------|------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|-------------------|-------------------|
| 1  | ARTO.JK     | -2.51      | 33.33        | 0.001        | -0.38        | -7.70                | 40.09             | 2.5%              |
| 2  | BANK.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 37.44             | 5%                |

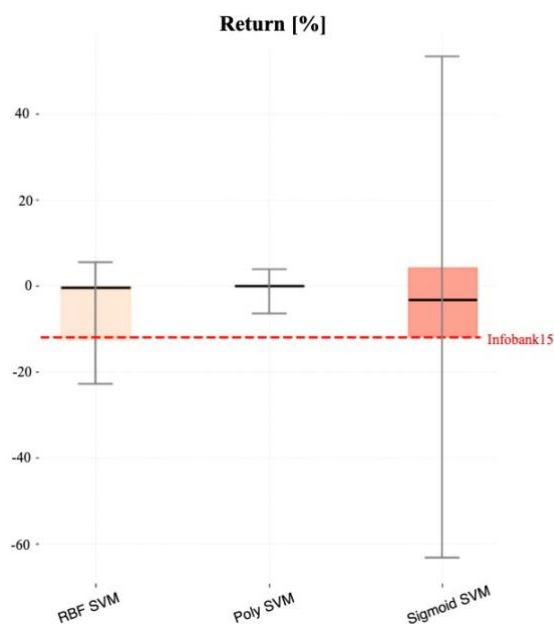
| No               | Kode Emiten | Return [%] | Win Rate [%] | Profit Ratio | Sharpe Ratio | Maximum Drawdown [%] | Accuracy Rate [%] | Risk-Reward Ratio |
|------------------|-------------|------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|-------------------|-------------------|
| 3                | BBCA.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 74.45             |                   |
| 4                | BBHI.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 55.51             |                   |
| 5                | BBNI.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 45.37             |                   |
| 6                | BBRI.JK     | -6.42      | 0            | 0            | -1.380       | -6.42                | 43.17             |                   |
| 7                | BBTN.JK     | -2.89      | 0            | 0            | -1.080       | -2.89                | 30.84             |                   |
| 8                | BDMN.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 73.57             |                   |
| 9                | BJBR.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 76.21             |                   |
| 10               | BMRI.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 54.63             |                   |
| 11               | BNGA.JK     | 3.75       | 50           | 1.82         | 0            | -6.14                | 51.54             |                   |
| 12               | BRIS.JK     | 1.56       | 50           | 2            | 0            | -5.60                | 40.53             |                   |
| 13               | BTPS.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 49.78             |                   |
| 14               | NISP.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 71.81             |                   |
| 15               | PNBN.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 24.23             |                   |
| <b>Rata-rata</b> |             | -0.43      | 26.67        | 0.001        | -0.424       | -1.92                | 51.28             |                   |

Tabel 8. Hasil dengan kernel *Sigmoid*

| No               | Kode Emiten | Return [%] | Win Rate [%] | Profit Ratio | Sharpe Ratio | Maximum Drawdown [%] | Accuracy Rate [%] | Risk-Reward Ratio |
|------------------|-------------|------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|-------------------|-------------------|
| 1                | ARTO.JK     | -5.77      | 0            | 0            | -1.17        | -5.77                | 33.48             |                   |
| 2                | BANK.JK     | -39.75     | 28.57        | 0.71         | -2.83        | -45.10               | 30.40             |                   |
| 3                | BBCA.JK     | 10.60      | 60           | 3.21         | 0.99         | -6.90                | 52.42             |                   |
| 4                | BBHI.JK     | -60.41     | 21.88        | 0.49         | -6.53        | -60.87               | 25.55             |                   |
| 5                | BBNI.JK     | -4.13      | 41.94        | 1.26         | -0.26        | -14.64               | 35.24             |                   |
| 6                | BBRI.JK     | 8.14       | 55.56        | 2.48         | 0.77         | -7.16                | 37.44             |                   |
| 7                | BBTN.JK     | -17.43     | 35.71        | 1.02         | -0.93        | -25.17               | 21.59             |                   |
| 8                | BDMN.JK     | 0.42       | 100          | NaN          | 1.49         | 0                    | 51.10             | 2.5%              |
| 9                | BJBR.JK     | 0          | NaN          | NaN          | NaN          | 0                    | 70.93             | 5%                |
| 10               | BMRI.JK     | 25.52      | 66.67        | 5.08         | 1.90         | -3.48                | 31.72             |                   |
| 11               | BNGA.JK     | -6         | 40           | 0.88         | -0.74        | -10.18               | 46.26             |                   |
| 12               | BRIS.JK     | -3.27      | 50           | 1.24         | -0.23        | -13.09               | 27.31             |                   |
| 13               | BTPS.JK     | -63.25     | 21.82        | 0.40         | -7.87        | -64.60               | 32.60             |                   |
| 14               | NISP.JK     | -2.72      | 41.67        | 1.24         | -0.26        | -13.20               | 55.95             |                   |
| 15               | PNBN.JK     | 53.27      | 56.25        | 2.90         | 1.57         | -16.95               | 34.36             |                   |
| <b>Rata-rata</b> |             | -6.98      | 44.29        | 1.61         | -1.01        | -19.14               | 39.09             |                   |

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis, dapat dijelaskan model SVM dengan fitur indikator MACD hanya cocok untuk sebagian emiten yang ada di indeks Infobank15. Dalam penelitian ini, strategi dapat dianggap cocok apabila metrik kinerja memenuhi syarat yang di mana dapat menghasilkan keuntungan yang di mana *win rate* lebih dari sama dengan 50%. Maka dari itu, emiten yang diuji dengan strategi SVM dengan fitur MACD apabila cocok dapat dijadikan referensi sinyal berdasarkan rata-rata pergerakan harga yang volatil.

Dalam penelitian ini, strategi SVM dengan fitur MACD menghasilkan keuntungan pada beberapa emiten, namun masih banyak yang mengalami kerugian. Kernel yang terbaik dari hasil penelitian ini jika diuji secara keseluruhan yaitu *Polynomial* karena di antara 15 emiten telah terbukti menghasilkan rata-rata persentase *return* yang paling besar yaitu -0.43. Apabila hanya diuji untuk emiten tertentu, kernel terbaik yaitu *Sigmoid* karena terbukti dari 3 emiten dengan *return* tertinggi yaitu PNBK.JK 53,27%, BMRI.JK 25,52%, dan BBCA.JK 10,6%. Jika dibandingkan dengan kinerja indeks Infobank15 (Gambar 5), kinerja strategi dalam penelitian ini lebih baik karena selama tahun 2024 indeks Infobank15 mengalami penurunan hingga sekitar -12%.



Gambar 5. Box and Whisker Perbandingan Performa Model dengan Infobank15

Meskipun diuji pada beberapa emiten telah memenuhi syarat kecocokan, model SVM masih ada beberapa keterbatasan. Pertama, model ini hanya diuji pada saham sektor perbankan Indonesia, sehingga hasilnya mungkin akan tidak cocok pada saham sektor lain. Kedua, model ini hanya menggunakan data historis pergerakan harga saham, sehingga tidak memperhitungkan faktor lain seperti kondisi politik, aksi korporasi, dan sebagainya.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan model SVM dengan fitur indikator MACD menunjukkan kinerja yang baik dalam memprediksi beberapa pergerakan harga saham perbankan Indonesia. Kernel yang terbaik dari hasil penelitian ini jika diuji secara keseluruhan yaitu *Polynomial*. Apabila hanya diuji untuk emiten tertentu, kernel terbaik yaitu *Sigmoid*. Dari penelitian ini telah terbukti dari tahap pengujian dan analisis yang di mana sebagian emiten dari indeks *Infobank15* hasilnya cocok sesuai dengan syarat metrik kinerja berdasarkan penelitian ini. Maka dari itu, penelitian ini dapat memberikan kontribusi penting bagi praktisi keuangan dan akademisi dalam pengembangan model prediksi saham berbasis *machine learning*.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Kasnaningrum and P. Studi Manajemen, “Model Volatilitas Return Indeks Saham Syariah di Indonesia dan Malaysia,” 2022. Accessed: May 19, 2025. [Online]. Available: [https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/64995/1/NILA%20KASNA NINGRUM-FEB.pdf](https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/64995/1/NILA%20KASNA%20NINGRUM-FEB.pdf)
- [2] H. Yasin, A. Prahutama, and T. W. Utami, “Prediksi Harga Saham Menggunakan Support Vector Regression dengan Algoritma Grid Search,” *MEDIA STATISTIKA*, vol. 7, no. 1, Jun. 2014, doi: <https://doi.org/10.14710/medstat.7.1.29-35>.
- [3] V. G. Utomo, N. Wakhidah, and A. N. Putri, “Prediksi Harga Saham Dengan SVM (Support Vector Machine) dan Pemilihan Fitur F-Score,” *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 6, no. 1, Jul. 2020, doi: <https://doi.org/10.26877/jiu.v6i1.5306>.
- [4] H. Hamzah and S. Winardi, “Effective Stock Prediction Model Using MACD Method,” *International Journal of Informatics and Computation*, vol. 4, no. 2, p. 1, Dec. 2022, doi: <https://doi.org/10.35842/ijicom.v4i2.51>.
- [5] A. Antonio Agudelo Aguirre, R. Alfredo Rojas Medina, and N. Darío Duque Méndez, “Machine Learning Applied in The Stock Market through the Moving Average Convergence Divergence (MACD) indicator,” *Investment Management and Financial Innovations*, vol. 17, no. 4, pp. 44–60, Nov. 2020, doi: [https://doi.org/10.21511/imfi.17\(4\).2020.05](https://doi.org/10.21511/imfi.17(4).2020.05).
- [6] V. R. Yulianti, & Y. B. Kusuma, “Analisis Teknikal Saham BBCA Menggunakan Indikator MACD dan RSI Dalam Mengambil Keputusan Investasi,” *Economics And Business Management Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 409–413, Jun. 2024. Accessed: May 19, 2025. [Online]. Available: <https://www.ejournal-rmg.org/index.php/EBMJ/article/view/251/293>.
- [7] W. Huang, Y. Nakamori, and S.-Y. Wang, “Forecasting Stock Market Movement Direction with Support Vector Machine,” *Computers & Operations Research*, vol. 32, no. 10, pp. 2513–2522, Oct. 2005, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.03.016>.
- [8] Taufik Hidayatulloh, “Kajian Komparasi Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Multilayer Perceptron (MLP) Dalam Prediksi Indeks Saham Sektor Perbankan: Studi Kasus Saham Lq45 Idx Bank BCA,” vol. 1, no. 1, pp. 262–272, May 2014, doi: <https://doi.org/10.5281/zenodo.2561167>.
- [9] A. R. Fonseca et al., “Testing the Application of Support Vector Machine (SVM) to Technical Trading Rules,” *IEEE Xplore*, Apr. 01, 2021. Accessed May. 11, 2025. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9447068>.
- [10] E. A. Nida, “Analisis Kinerja Algoritma Support Vector Machine (SVM) Guna Pengambilan Keputusan Beli/Jual Pada Saham PT Elnusa Tbk. (ELSA),” *Jurnal Transformatika*, vol. 17, no. 2, pp. 160–170, Jan. 2020, doi: <https://doi.org/10.26623/transformatika.v17i2.1649>.
- [11] Gunawan, G., Putri, A. R., & Kurniawan, R. D, “Komparasi Penerapan Algoritma SVM dan Neural Network dalam Memprediksi IHSG,” *Jurnal BATIRSI*, 8(1), 1-12. Jul. 2024.
- [12] W. R. U. Fadilah, D. Agfiannisa, and Y. Azhar, “Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Fountain of*

- Informatics Journal, vol. 5, no. 2, p. 45, Sep. 2020, doi: <https://doi.org/10.21111/fij.v5i2.4449>.
- [13] H. Herlawati, R. T. Handayanto, P. D. Atika, F. N. Khasanah, A. Y. P. Yusuf, and D. Y. Septia, “Analisis Sentimen Pada Situs Google Review dengan Naïve Bayes dan Support Vector Machine,” *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 5, no. 2, pp. 153–163, Nov. 2021, doi: <https://doi.org/10.31603/komtika.v5i2.6280>.
- [14] F. Fitriana, E. Utami, and H. Al Fatta, “Analisis Sentimen Opini Terhadap Vaksin Covid - 19 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Naive Bayes,” *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 5, no. 1, pp. 19–25, Jul. 2021, doi: <https://doi.org/10.31603/komtika.v5i1.5185>.
- [15] A. A. Purboyo, A. Kurniawan, and L. Muta’ali, “Identifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Support Vector Machine di Kawasan Perkotaan Cekungan Bandung,” *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 54–64, May 2024, doi: <https://doi.org/10.31603/komtika.v8i1.11140>.
- [16] H. Setiawan, E. Utami, and S. Sudarmawan, “Analisis Sentimen Twitter Kuliah Online Pasca Covid-19 Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes,” *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 5, no. 1, pp. 43–51, Jul. 2021, doi: <https://doi.org/10.31603/komtika.v5i1.5189>.
- [17] Henny Leidiyana, Titik Misriati, and Riska Aryanti, “Klasifikasi Sentimen Terhadap Kebijakan Tapera Menggunakan Komparasi Machine Learning dan SMOTE,” *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 125–135, Nov. 2024, doi: <https://doi.org/10.31603/komtika.v8i2.12595>.
- [18] Muhamad Jihad Jauhari, “Perbandingan Tingkat Return Saham Berdasarkan Indikator Analisis Teknikal Moving Average Convergence Divergence (MACD), Stochastic, Relative Strength Index (RSI), Dan Bollinger Bands Selama Masa Pandemi Covid-19,” *Uinjkt.ac.id*, 2022. Accessed: May 19, 2025. [Online]. Available: <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/63301>.
- [19] A. Riyanto and S. Astuti, “Perbandingan Tingkat Akurasi Metode Analisis Teknikal Moving Average Convergence Divergence, Moving Average, Relative Strength Index Saham Infobank15,” *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Manajemen, Bisnis dan Akuntansi (JIMMBA)*, vol. 6, no. 2, pp. 228–240, Apr. 2024, doi: <https://doi.org/10.32639/t5ncer72>.
- [20] Bruzz, “Indeks Saham Infobank15 Periode 1 Oktober s.d. 31 Desember 2024,” *IdxStock*, Feb. 10, 2025. Accessed Apr. 10, 2025. Available: <https://idxstock.com/infobank15/>.

