

**Fitur Harga Saham, MACD, RSI, dan Data Google Trends dalam
Memprediksi Harga Saham Menggunakan *Machine Learning***

Ferdiana Putri¹⁾, Imronudin²⁾

Universitas Muhammadiyah Surakarta^{1,2}

b100210362@student.ums.ac.id¹⁾, imronudin@ums.ac.id²⁾

ABSTRACT

This study aims to analyze the effectiveness of combining stock price features, technical indicators MACD and RSI and external data from Google Trends in predicting stock prices using a Machine Learning approach. Three algorithms were employed: Support Vector Regression (SVR), Multiple Linear Regression (MLR), and Multilayer Perceptron (MLP). Stock price data were obtained from Yahoo Finance, while Google Trends data were collected using keywords relevant to the Indonesia Stock Exchange (IDX). Normalization was carried out using the Z-score approach to avoid feature bias. The results show that RSI is a stable technical indicator, while MACD demonstrated a significant performance improvement after normalization. Incorporating Google Trends had a positive impact on model accuracy, particularly for MLP. Among the three models tested, MLR exhibited the most consistent performance, while MLP showed improved accuracy after preprocessing. SVR performed moderately but was sensitive to feature variations. Overall, the combination of technical indicators, public sentiment data from Google Trends, and Machine Learning algorithms provides more accurate stock price predictions. This study is expected to serve as a reference for developing investment decision support systems in capital markets.

Keywords: MACD, RSI, Google Trends, MLR, SVR, and MLP.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis efektivitas kombinasi fitur harga saham, indikator teknikal MACD dan RSI, serta data eksternal dari Google Trends dalam memprediksi harga saham menggunakan pendekatan *Machine Learning*. Tiga algoritma yang digunakan adalah *Support Vector Regression* (SVR), *Multiple Linear Regression* (MLR), dan *Multilayer Perceptron* (MLP). Data harga saham diperoleh dari Yahoo Finance, sedangkan data Google Trends dikumpulkan dengan kata kunci yang relevan terhadap indeks saham Indonesia (IDX). Proses normalisasi dilakukan dengan pendekatan *Z-score* untuk menghindari bias antar fitur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa RSI merupakan indikator teknikal yang stabil. MACD memiliki performa yang meningkat secara signifikan setelah dilakukan normalisasi. Penambahan Google Trends memberikan dampak positif terhadap akurasi model, khususnya pada MLP. Dari ketiga model yang diuji, MLR menunjukkan performa paling konsisten, sedangkan MLP akurasi meningkat setelah *preprocessing*. SVR memiliki performa moderat, namun sensitif terhadap variasi fitur. Secara keseluruhan, kombinasi antara indikator teknikal, data sentimen publik dari Google Trends, dan algoritma *Machine Learning* mampu memberikan prediksi harga saham yang lebih akurat. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem pendukung keputusan investasi di pasar modal.

Kata kunci: MACD, RSI, Google Trends, MLR, SVR, dan MLP.

PENDAHULUAN

Saham menjadi salah satu dari pilihan dalam melakukan investasi yang memiliki daya tarik tinggi sebab mampu memperoleh keuntungan yang memuaskan apabila dibandingkan dengan kegiatan lainnya. Ketika melakukan investasi terdapat risiko kerugian yang sulit dihilangkan tetapi dapat ditekan. Usaha untuk menekan risiko kerugian memerlukan pengamatan yang baik terhadap pergerakan saham. Perkembangan harga saham dapat diamati dari Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang menunjukkan jika meningkatnya harga saham merefleksikan semangat terhadap pasar dan kebalikannya pergerakan harga saham susah untuk diduga arah gerak dari harga saham (Abdul Dwiyanto Suyudi et al., 2019). Dalam seharusnya bisa didapatkan data harga saham seperti *high price*, *low price*, *open price*, *close price*, *volume* dan perubahan setiap harinya. *High price* menunjukkan perolehan harga tertinggi dalam hitungan satu hari. Sementara *low price* menunjukkan pencapaian harga terendah dalam hitungan satu hari. Sedangkan, *open price* menunjukkan harga pembukaan dalam satu hari. Serta *close price* menunjukkan harga penutupan dalam satu hari. Dan volume merupakan jumlah bursa yang diperdagangkan dalam satu hari. Perubahan harga merupakan penggambaran adanya perubahan pergerakan harga dari waktu ke waktu.

Meningkatnya aktivitas kegiatan investasi masyarakat di pasar modal memiliki peran penting mengenai tingkat perkembangan ekonomi dan mampu mendorong ketahanan perekonomian dalam rentan jangka panjang. Pasar modal khususnya saham kerap menjadi hal yang menarik para *trader* dan investor untuk melakukan investasi. Akan tetapi, saham mempunyai sifat yang fluktuatif serta harga saham mampu mengalami kenaikan atau penurunan. Bagi *trader dan investor* yang masih tergolong pemula adanya fluktuasi nilai harga saham menjadi hal yang harus diperhatikan. Karena, apabila *trader* dan investor lalai atau asal-asalan dalam menentukan pilihan ketika melakukan kegiatan jual atau beli saham, mampu berimbas mendapatkan kerugian bagi *trader* dan investor. Bahkan dapat membuat *trader* dan investor berpikir tidak akan ikut serta dalam kegiatan investasi di pasar saham lagi.

Dalam melakukan prediksi harga saham terdapat tiga faktor yang dapat memengaruhi antara lain faktor teknikal, faktor fundamental, dan faktor sentimental. Faktor fundamental adalah teknik dalam analisis pendekatan yang terjadi dalam proses bisnis, sementara faktor sentimental adalah pergerakan harga saham yang terpengaruh oleh faktor bisnis, berita dan subjek operasional bisnis misal mendapatkan data melalui Google Trends, dan faktor teknikal adalah pergerakan yang dilakukan dengan melihat harga saham dimasa lalu (Troiano et al., 2018). *Trader* dan investor dapat menggunakan analisis teknikal dalam mempertimbangkan kondisi yang sesuai untuk membeli atau menjual saham. Akan tetapi, juga perlu digarisbawahi bahwa analisis teknikal sekadar sebagai salah satu dari berbagai metode yang dapat diterapkan dalam melakukan pengamatan terhadap pasar saham, dan tidak bisa menjadi landasan satu-satunya ketika membuat keputusan investasi. Terdapat beberapa indikator yang umum digunakan dalam analisis teknikal seperti MACD (*Moving Average Convergence Divergence*), *Stochastic Oscillator*, *Bollinger Bands*,

Fibonacci Retracement, RSI (*Relative Strength Index*), dan *Moving Average* yang dijabarkan lagi misalnya SMA, WMA, TMA, EMA.

Seiring berjalannya waktu banyak pekerjaan sekarang yang terhubung dengan perkembangan teknologi informasi. Perkembangan teknologi informasi pada bidang perekonomian sudah menunjukkan kegunaannya antara lain seperti pembelian, penjualan, investasi, dan perbankan yang bisa dijalankan dari jarak jauh dan tanpa perlu bertemu langsung. Adanya perkembangan teknologi informasi di bidang perekonomian, hal tersebut mampu digunakan untuk memantau pergerakan harga saham. Teknologi informasi pada pasar saham mampu dimanfaatkan dalam melakukan prediksi harga saham (Kumbure et al., 2022). Melakukan prediksi harga saham menjadi permasalahan yang klasik. Masalah tersebut kerap kali terjadi pada perusahaan, organisasi keuangan dan pelaku *trader* maupun investor. Adanya perkembangan teknologi informasi menjadikan berkembangnya pula teknologi kecerdasan buatan. Sekarang ini kecerdasan buatan sudah berkembang pesat. Akan tetapi masih terdapat pihak yang kurang memahami jika kecerdasan buatan itu terdiri atas berbagai cabang, salah satunya adalah *Machine Learning* atau dalam bahasa Indonesia dikenal sebagai pembelajaran mesin. Teknologi *Machine Learning* itu sendiri ialah mesin yang dikembangkan supaya mampu memproses data secara mandiri tanpa petunjuk dari pemakainya. *Machine Learning* dikembangkan yang berlandas pada disiplin ilmu seperti matematika, statistika serta *data mining* sehingga *Machine Learning* dapat memproses dengan melakukan analisis terhadap data tanpa perlu diperintah atau diatur ulang. *Machine Learning* dapat digunakan dalam memprediksi harga saham (Santoso & Hansun, 2019).

Dengan latar belakang di atas maka peneliti tertarik untuk memprediksi saham dengan kombinasi fitur data harga saham, MACD, RSI, dan data Google Trends. Data Google Trends digunakan untuk mendapatkan informasi tingkat minat publik terhadap suatu saham. Dalam membuat model yang bertujuan untuk memprediksi harga saham, maka penelitian ini menggunakan tiga *Machine Learning* seperti, *Support Vector Regression* (SVR), *Multiple Linear Regression* (MLR), *Multilayer Perceptron* (MLP).

TINJAUAN LITERATUR

Harga Saham

Harga saham ialah harga yang dibayarkan oleh pihak yang ingin mempunyai bukti atas kepemilikan perusahaan tersebut (Manulang et al., 2022). Harga saham yaitu nilai yang telah ditetapkan bagi sebuah saham yang diperdagangkan di pasar bursa. Harga tersebut menggambarkan nilai perusahaan yang dipersepsikan oleh pemegang saham dan dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi, industri, dan perusahaan itu sendiri. Fluktuasi atau pergerakan harga saham terjadi karena adanya dinamika penawaran dan permintaan di pasar. Saat permintaan terhadap suatu saham meningkat, harga cenderung naik dan sebaliknya, saat permintaan menurun atau penawaran meningkat, harga saham akan cenderung turun.

Fitur Data Harga Saham

Harga saham mempunyai fitur utama yang menunjukkan informasi penting kepada pemegang saham tentang aktivitas perdagangan. Fitur pertama yaitu harga pembukaan (*open price*), yang menunjukkan harga saham pertama kali diperdagangkan pada awal sesi pasar. Fitur kedua yaitu harga penutupan (*close price*), yang berupa harga terakhir di mana saham diperdagangkan pada akhir sesi pasar dan harga penutupan mampu digunakan sebagai referensi untuk perbandingan kinerja saham. Fitur lainnya adalah harga tertinggi (*high price*) dan harga terendah (*low*), harga tertinggi adalah titik harga maksimum yang dicapai saham selama sesi perdagangan, sedangkan harga terendah adalah titik harga minimum.

Bursa Efek Indonesia (BEI)

BEI sebagai pasar modal utama yang ada di Indonesia menyediakan platform untuk melakukan perdagangan saham dan instrumen keuangan lainnya (Qurrota'ani & Hariyanto, 2021). Melalui mekanisme perdagangan yang transparan dan teratur, BEI sebagai jembatan pertemuan antara penanam saham yang mencari kesempatan investasi dengan perusahaan yang membutuhkan modal. BEI menjadi wadah vital bagi pertumbuhan ekonomi negara, memungkinkan perusahaan untuk mengakses dana yang diperlukan untuk ekspansi dan pengembangan.

Google Trends

Google Trends memberikan wawasan mendalam mengenai minat dan kecenderungan pengguna internet terhadap berbagai topik, kata kunci, atau peristiwa tertentu (Saputra et al., 2022). Dengan demikian, Google Trends menjadi alat yang sangat berguna bagi peneliti, pemasar, dan pengambil keputusan dalam memahami perilaku *online* pengguna dan mengidentifikasi tren yang sedang berkembang. Google Trends dapat digunakan untuk memperkirakan data *time series*, hal tersebut disebabkan data dari Google Trends itu cenderung *update* dan tidak sulit untuk diakses (Triyadi et al., 2020).

MACD

Algoritma *Machine Learning* dapat dilibatkan dalam memprediksi tren harga saham berdasarkan data harga historis (Mokhtari et al., 2021). MACD memberikan petunjuk tentang arah dan kekuatan tren harga saham, sehingga dapat digunakan sebagai prediksi potensial tentang pergerakan harga di masa depan. Meskipun MACD merupakan alat yang berguna dalam menganalisis pergerakan harga saham, penting untuk diingat bahwa tidak ada indikator tunggal yang sempurna.

Relative Strength Indeks (RSI)

Relative Strength Indeks adalah alat yang baik dalam mengamati harga saham bagi para pedagang di pasar saham, bagi para *trader* dan investor di pasar saham RSI dimanfaatkan menunjukkan langkah untuk mengidentifikasi dan mengategorikan tren jangka panjang secara objektif (Nugroho et al., 2023). Keunggulan RSI sebagai alat prediksi harga saham adalah kemampuannya untuk memberikan sinyal yang cukup jelas tentang kondisi pasar yang ekstrem. Meskipun RSI dapat memberikan petunjuk yang berharga dalam memprediksi pergerakan harga saham, penting untuk

diingat bahwa tidak ada indikator yang sempurna. RSI juga dapat menghasilkan sinyal palsu atau tidak akurat dalam kondisi pasar tertentu, terutama dalam pasar yang sangat volatil atau *trending*.

Machine Learning

Fitur *Machine Learning* mempunyai keahlian dalam memprediksi yang dapat diterapkan pada sektor Keuangan, yaitu dalam aktivitas pasar saham (Nugroho et al., 2023). Model *Machine Learning* ini sering kali memanfaatkan berbagai jenis data, termasuk data historis harga saham, indikator teknikal, berita keuangan, dan sentimen pasar, untuk mengidentifikasi pola dan tren yang mungkin terjadi. Meskipun model *Machine Learning* dapat memberikan prediksi yang akurat dalam banyak kasus, namun *Machine Learning* juga rentan terhadap kesalahan dan ketidakpastian, terutama dalam menghadapi kondisi pasar yang tidak terduga atau anomali sehingga integrasi sumber informasi juga menjadi tantangan (Sudriyanto et al., 2023).

Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression adalah implementasi regresi dari *Support Vector Machine* (SVM). SVR menjadi metode regresi yang sanggup dalam menghadapi permasalahan *overfitting* serta dapat menunjukkan kinerja yang baik (Supriyanto, 2022). Berbeda dengan regresi linier konvensional, SVR memanfaatkan konsep ruang fitur yang ditingkatkan dan vektor dukungan untuk menghasilkan model prediksi yang lebih akurat, terutama dalam kasus-kasus di mana data tidak menunjukkan pola linier yang jelas. SVR mencoba untuk menemukan *hyperplane* yang terbaik dalam ruang fitur yang ditingkatkan untuk memisahkan titik data sesuai dengan variabel target, yang dalam hal ini adalah harga saham.

Multiple Linear Regression (MLR)

Multiple Linear Regression (MLR) yaitu sebuah teknik statistik yang sering digunakan dalam melakukan prediksi (Kim et al., 2021). MLR memungkinkan para analis untuk memodelkan hubungan antara satu variabel dependen dengan dua atau lebih variabel independen. Dengan memperhitungkan beberapa variabel sekaligus, MLR dapat memberikan prediksi yang lebih akurat tentang pergerakan harga saham di masa depan.

Multilayer Perceptron (MLP)

Multilayer Perceptron (MLP) menjadi salah satu jenis arsitektur dalam bidang jaringan saraf tiruan yang digunakan dapat untuk melakukan prediksi (Chai et al., 2021). MLP terdiri dari beberapa lapisan (*layer*) yang terhubung secara berurutan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan *output*. Setiap neuron dalam lapisan tersembunyi menerima sinyal dari neuron di lapisan sebelumnya, dan kemudian menghasilkan *output* yang diolah oleh neuron di lapisan berikutnya. Dengan memanfaatkan struktur ini, MLP dapat belajar pola yang kompleks dalam data harga saham dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat tentang pergerakan harga di masa depan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan teknik pengambilan sampel berdasarkan perimbangan (*judgement sampling*), dengan memilih satu perusahaan dari sebelas sektor yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) selama periode 2021–2023. Pemilihan perusahaan didasarkan pada kapitalisasi pasar terbesar dalam sektor masing-masing, yang dianggap paling representatif untuk mewakili sektor tersebut. Pendekatan ini dipilih untuk memastikan keberagaman sektor yang terwakili dalam sampel, tanpa menambah kompleksitas yang berlebihan dalam pemodelan dan analisis data. Perusahaan yang dijadikan sampel juga dipastikan telah menerbitkan laporan keuangan tahunan yang telah diaudit. Data harga saham yang digunakan diperoleh dari sumber sekunder, yaitu Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com/>), dengan fokus pada harga saham mingguan selama periode Januari 2021 hingga Januari 2023. Selain itu, data tren pencarian Google diperoleh dari situs Google Trends (<https://www.Google.com/Trends>). Hasil estimasi dari model yang diusulkan dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur kinerja model dalam memprediksi harga saham.

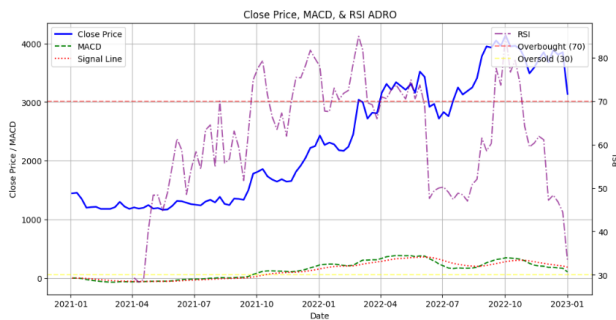
HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, salah satu pendekatan yang digunakan untuk meningkatkan performa prediksi harga saham adalah dengan memanfaatkan data eksternal yang bersumber dari Google Trends. Google Trends menyediakan informasi mengenai tingkat pencarian suatu kata kunci yang dapat mencerminkan minat publik terhadap topik tertentu. Penelitian ini menggunakan lima kata kunci misalnya seperti SAHAM ADARO ENERGY:(Indonesia), HARGA ADRO:(Indonesia), ADRO:(Indonesia), IDX ADRO:(Indonesia), dan SAHAM ADRO:(Indonesia). Supaya dapat mengetahui sejauh mana keterkaitan antara intensitas pencarian publik dengan pergerakan harga saham, dilakukan analisis korelasi Pearson antara setiap banyaknya pihak yang mencari informasi saham menggunakan kata kunci pada Google Trends dengan *close price* saham mingguan.

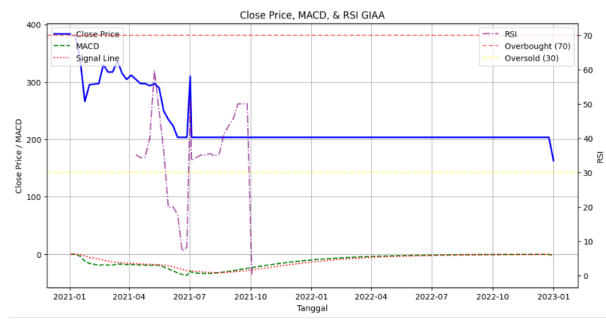
ADRO					
Keywords	SAHAM ADARO ENERGY: (Indonesia)	HARGA ADRO: (Indonesia)	ADRO: (Indonesia)	IDX ADRO: (Indonesia)	SAHAM ADRO: (Indonesia)
Pearson correlation	0.1	0.21	0	0.11	0
GIAA					
Keywords	SAHAM GARUDA INDONESIA: (Indonesia)	HARGA GIAA: (Indonesia)	GIAA: (Indonesia)	IDX GIAA: (Indonesia)	SAHAM GIAA: (Indonesia)
Pearson correlation	0.43	0.46	0.5	0.55	0.57
TLKM					
Keywords	SAHAM TELEKOMUNIKASI INDONESIA: (Indonesia)	HARGA TLKM: (Indonesia)	TLKM: (Indonesia)	IDX TLKM: (Indonesia)	SAHAM TLKM: (Indonesia)
Pearson correlation	0.1	-0.68	-0.64	-0.62	-0.63
ASII					
Keywords	SAHAM ASTRA INTERNATIONAL: (Indonesia)	HARGA ASII: (Indonesia)	ASII: (Indonesia)	IDX ASII: (Indonesia)	SAHAM ASII: (Indonesia)
Pearson correlation	-0.21	-0.17	-0.25	-0.23	-0.21
BBCA					
Keywords	SAHAM BANK CENTRAL ASIA: (Indonesia)	HARGA BBCA: (Indonesia)	BBCA: (Indonesia)	IDX BBCA: (Indonesia)	SAHAM BBCA: (Indonesia)
Pearson correlation	0	-0.04	0	0.2	0.13
BSDE					
Keywords	SAHAM BUMI SERPONG DAMAI: (Indonesia)	HARGA BSDE: (Indonesia)	BSDE: (Indonesia)	IDX BSDE: (Indonesia)	SAHAM BSDE: (Indonesia)
Pearson correlation	-0.02	-0.1	0.42	0.11	0.51
JSMR					
Keywords	SAHAM JASA MARGA: (Indonesia)	HARGA JSMR: (Indonesia)	JSMR: (Indonesia)	IDX JSMR: (Indonesia)	SAHAM JSMR: (Indonesia)
Pearson correlation	0.17	0	0.38	0.24	0.28
KLBF					
Keywords	SAHAM KALBE FARMA: (Indonesia)	HARGA KLBF: (Indonesia)	KLBF: (Indonesia)	IDX KLBF: (Indonesia)	SAHAM KLBF: (Indonesia)
Pearson correlation	-0.17	-0.21	-0.2	-0.22	-0.23
TPIA					
Keywords	SAHAM PT CHANDRA ASRI PACIFIC: (Indonesia)	HARGA TPIA: (Indonesia)	TPIA: (Indonesia)	IDX TPIA: (Indonesia)	SAHAM TPIA: (Indonesia)
Pearson correlation	0	-0.15	-0.03	0.02	-0.06
UNTR					
Keywords	SAHAM UNITED TRACTORS: (Indonesia)	HARGA UNTR: (Indonesia)	UNTR: (Indonesia)	IDX UNTR: (Indonesia)	SAHAM UNTR: (Indonesia)
Pearson correlation	0	-0.18	-0.14	0.03	-0.15
UNVR					
Keywords	SAHAM UNILEVER INDONESIA: (Indonesia)	HARGA UNVR: (Indonesia)	UNVR: (Indonesia)	IDX UNVR: (Indonesia)	SAHAM UNVR: (Indonesia)
Pearson correlation	0.23	0.15	0.3	0.29	0.26

Gambar 1. Korelasi Pearson

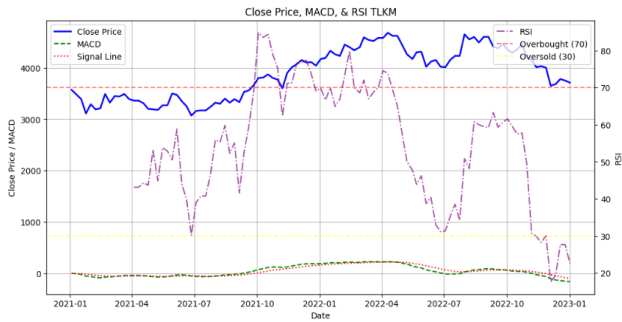
Analisis awal dilakukan untuk mengidentifikasi kata kunci dari Google Trends yang memiliki hubungan terkuat terhadap harga penutupan saham. Korelasi Pearson digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan linier antara tiap kolom kata kunci dari Google Trends dengan variabel *close price*. Hasil analisis awal menunjukkan bahwa kata kunci yang mengandung unsur "IDX" memiliki korelasi tertinggi terhadap harga saham pada tiga perusahaan berbeda, menjadikan kata kunci tersebut dipilih sebagai representasi minat pasar dalam penelitian ini. Penggunaan kata kunci "IDX" menunjukkan volume pencarian publik terhadap indeks bursa yang dapat mencerminkan sentimen pasar.



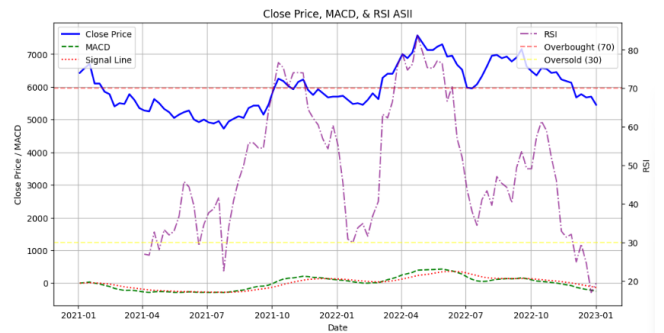
Gambar 2. Close price, MACD, dan RSI pada ADRO
 Sumber. Olah data, 2025



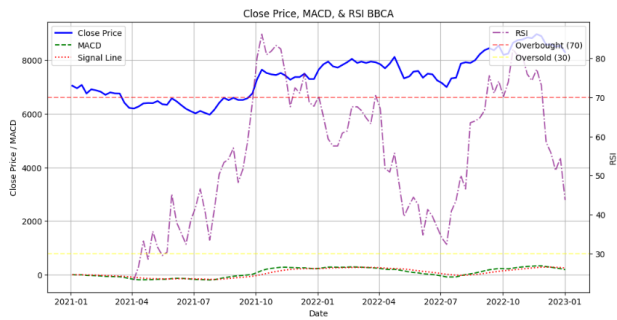
Gambar 3. Close price, MACD, dan RSI pada GIAA
 Sumber. Olah data, 2025



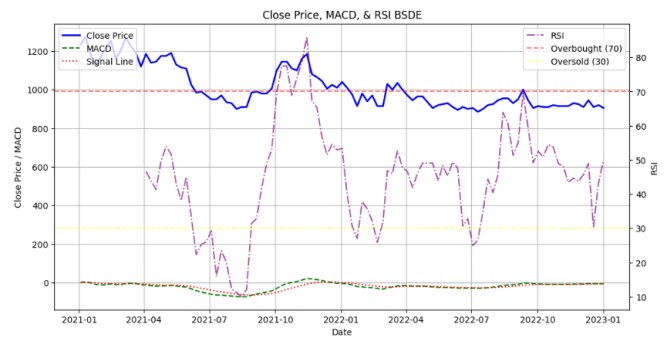
Gambar 4. Close price, MACD, dan RSI pada TLKM
 Sumber. Olah data, 2025



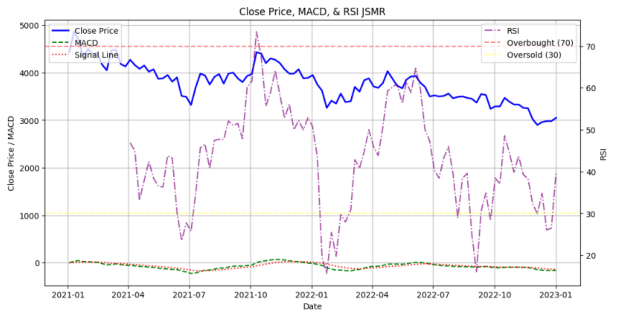
Gambar 5. Close price, MACD, dan RSI pada ASII
 Sumber. Olah data, 2025



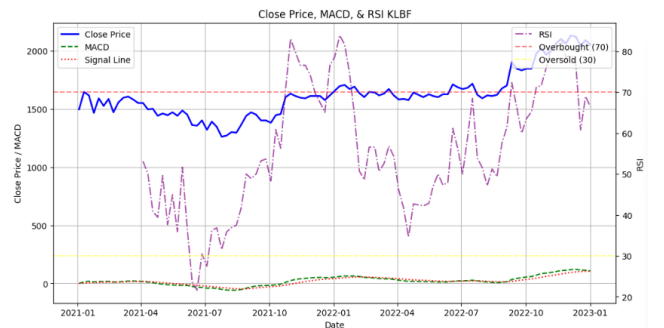
Gambar 6. Close price, MACD, dan RSI pada BBCA
 Sumber. Olah data, 2025



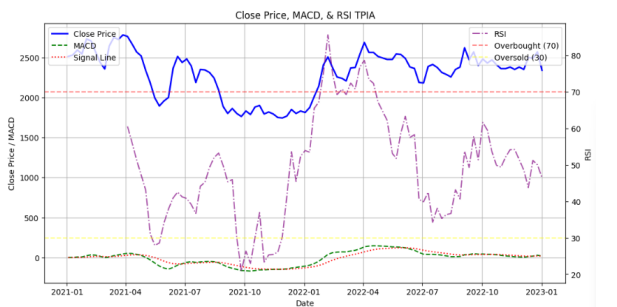
Gambar 7. Close price, MACD, dan RSI pada BSDE
 Sumber. Olah data, 2025



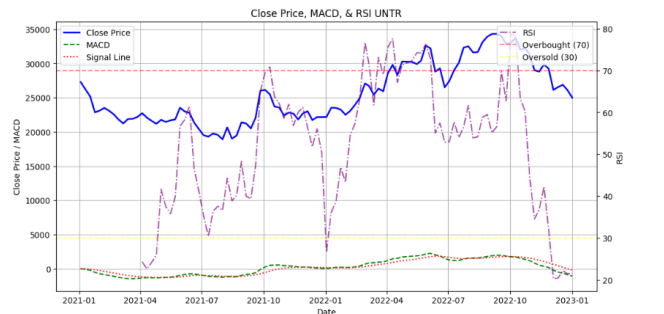
Gambar 8. Close price, MACD, dan RSI pada JSMR
 Sumber. Olah data, 2025



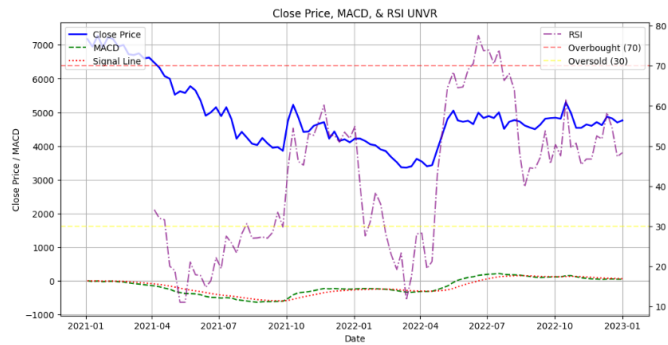
Gambar 9. Close price, MACD, dan RSI pada KLBF
 Sumber. Olah data, 2025



Gambar 10. Close price, MACD, dan RSI pada TPIA
 Sumber. Olah data, 2025



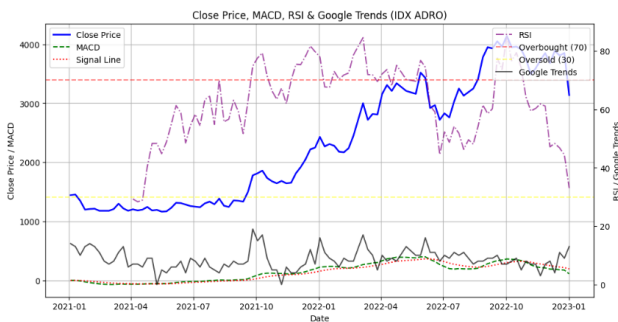
Gambar 11. Close price, MACD, dan RSI pada UNTR
 Sumber. Olah data, 2025



Gambar 12. Close price, MACD, dan RSI pada UNVR

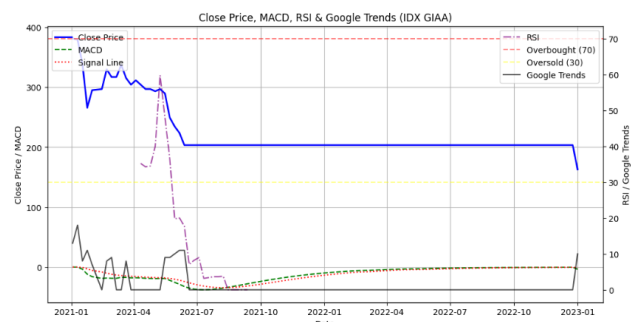
Sumber. Olah data, 2025

Dalam skenario awal di atas menunjukkan *close price*, MACD, dan RSI, model prediksi harga saham hanya menggunakan dua indikator teknikal utama, yaitu MACD dan RSI, tanpa adanya fitur eksternal seperti Google Trends. Berdasarkan hasil grafik pada saham-saham seperti ADRO, GIAA, dan TLKM, terdapat perbedaan performa yang cukup konsisten antara kedua indikator tersebut. Secara umum, RSI lebih mampu menghasilkan pola prediksi yang stabil dan mendekati harga aktual. Grafik RSI menunjukkan kecenderungan mengikuti fluktuasi jangka pendek dengan lebih presisi. Contohnya pada saham BCA dan TLKM, prediksi dengan RSI cenderung berada dalam kisaran yang sejalan dengan tren harga sebenarnya, tanpa deviasi ekstrem. Disisi lain MACD pada sebagian besar saham menghasilkan prediksi yang cenderung lebih “lambat” merespons perubahan tren. Hasil ini sesuai dengan karakteristik MACD sebagai indikator momentum yang berbasis rata-rata bergerak jangka menengah. Pada beberapa saham, seperti ASII, MACD masih memberikan arah tren yang sejalan, namun secara keseluruhan tidak mampu menangkap fluktuasi harga mingguan secara akurat. Dengan demikian, pada kondisi tanpa Google Trends, RSI menunjukkan performa prediktif yang lebih baik dan konsisten dibandingkan MACD dalam konteks prediksi mingguan. Hasil ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Saiful Hasan et al. (2024) yang mengemukakan RSI mempunyai performa lebih baik daripada MACD.



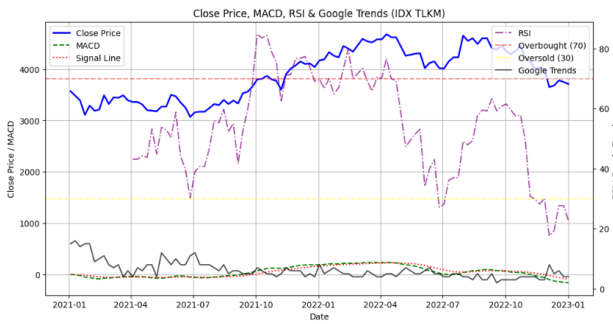
Gambar 13. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX ADRO)

Sumber. Olah data, 2025

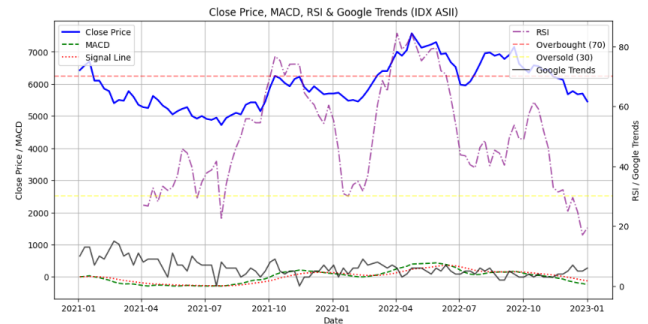


Gambar 14. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX GIAA)

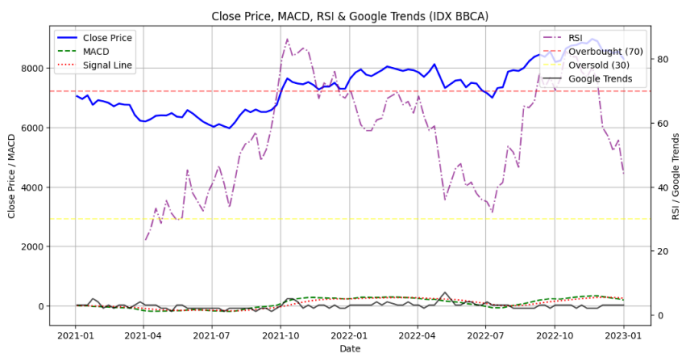
Sumber. Olah data, 2025



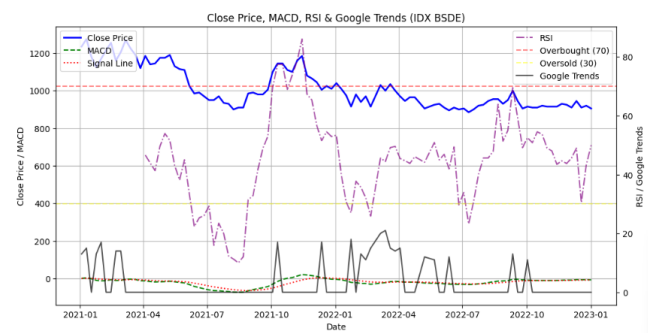
Gambar 15. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX TLKM)
 Sumber. Olah data, 2025



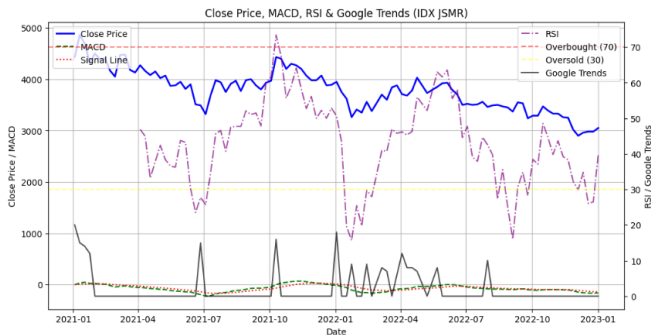
Gambar 16. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX ASII)
 Sumber. Olah data, 2025



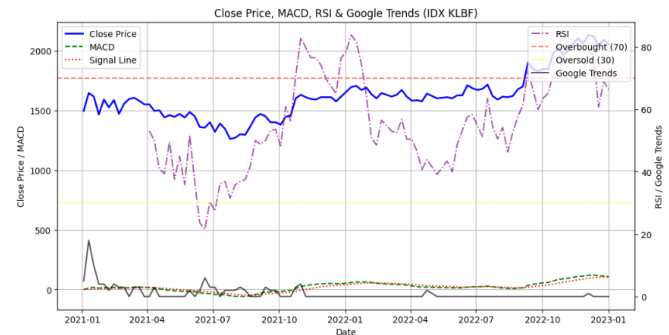
Gambar 17. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX BBKA)
 Sumber. Olah data, 2025



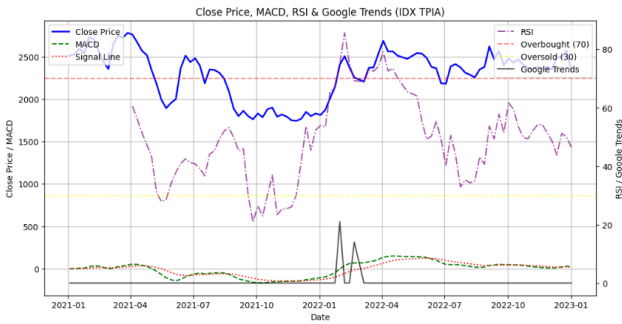
Gambar 18. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX BSDE)
 Sumber. Olah data, 2025



Gambar 19. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX JSMR)
 Sumber. Olah data, 2025

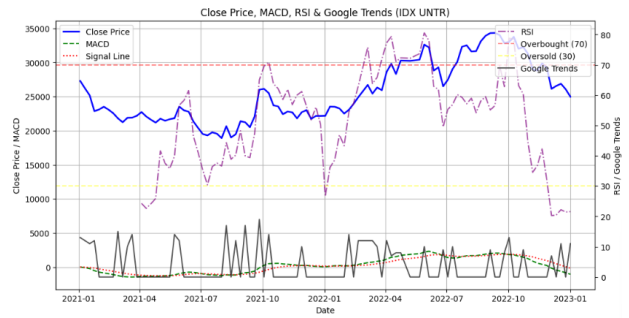


Gambar 20. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX KLBF)
 Sumber. Olah data, 2025



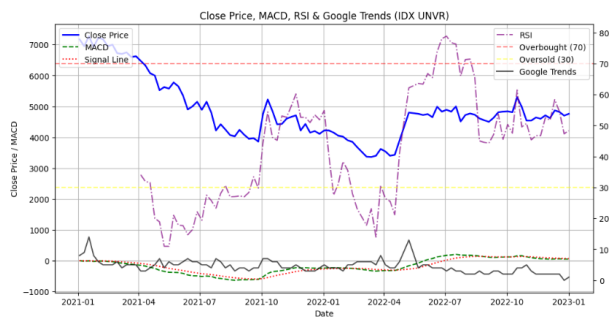
Gambar 21. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX TPIA)

Sumber. Olah data, 2025



Gambar 22. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX UNTR)

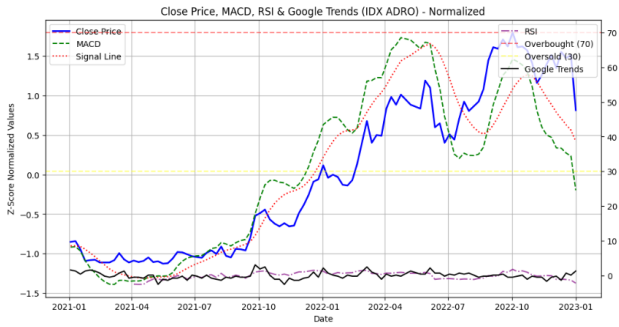
Sumber. Olah data, 2025



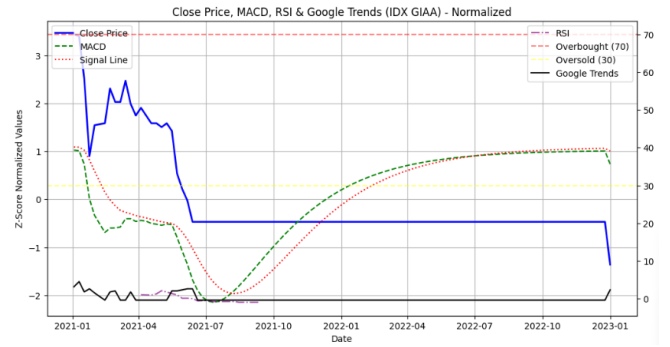
Gambar 23. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX UNVR)

Sumber. Olah data, 2025

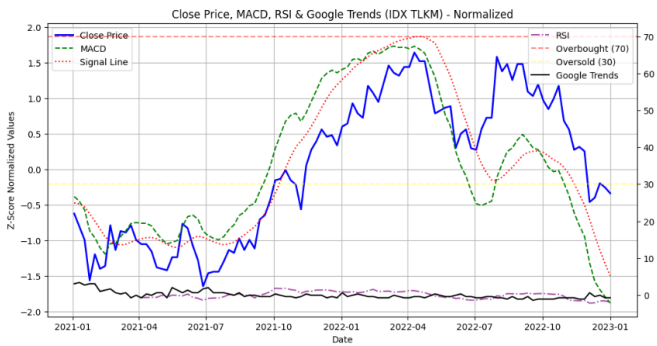
Dalam visualisasi teknikal saham yang melibatkan indikator RSI, MACD, dan Google Trends seperti di atas, sering kali muncul tantangan dari sisi penyajian data lintas sumber yang berbeda skala. Google Trends yang berasal dari data pencarian publik, memiliki rentang dan dinamika nilai yang sangat berbeda dibandingkan indikator teknikal seperti RSI dan MACD. kehadiran Google Trends sebagai fitur eksternal yang belum dinormalisasi dapat menimbulkan gangguan secara visual. Oleh karena itu, untuk menjaga keterbacaan dan akurasi interpretasi visual dalam skenario serupa ke depan, diperlukan proses normalisasi antar fitur, terutama saat menggabungkan data berskala berbeda seperti indikator teknikal dan sinyal pencarian daring. Penggunaan metode normalisasi seperti normalisasi *Z-score* sangat disarankan, agar setiap fitur memiliki distribusi nilai yang setara dalam tampilan dan dalam pengolahan model prediktif lebih lanjut. Langkah ini penting untuk mencegah dominasi visual dari satu fitur terhadap fitur lainnya, serta memastikan bahwa analisis teknikal tetap akurat, proporsional, dan tidak bias akibat perbedaan skala data.



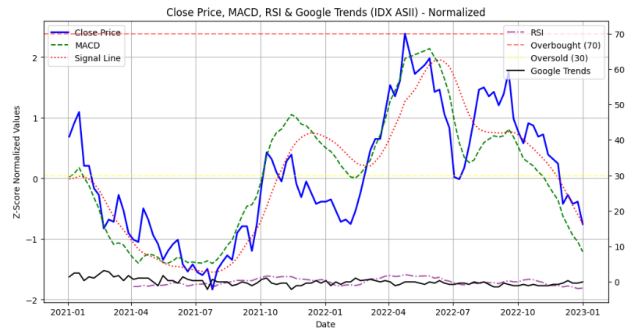
Gambar 24. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX ADRO) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



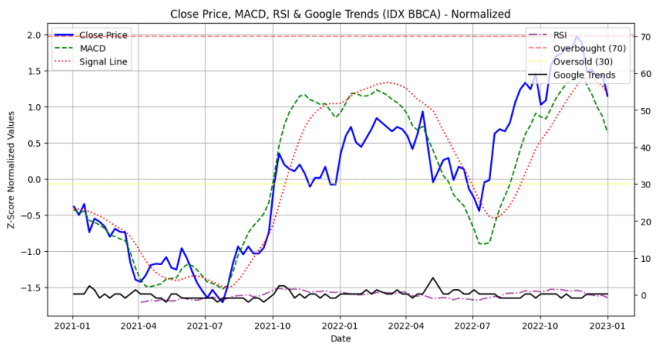
Gambar 25. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX GIAA) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



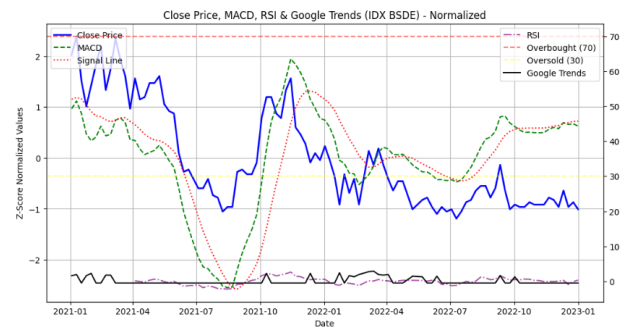
Gambar 26. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX TLKM) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



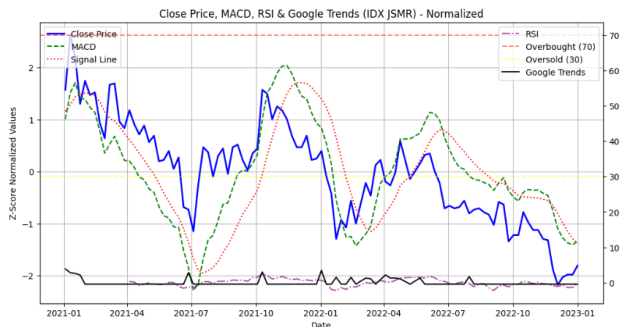
Gambar 27. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX ASII) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



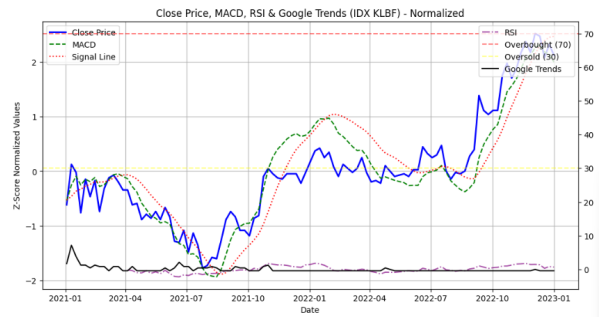
Gambar 28. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX BBKA) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



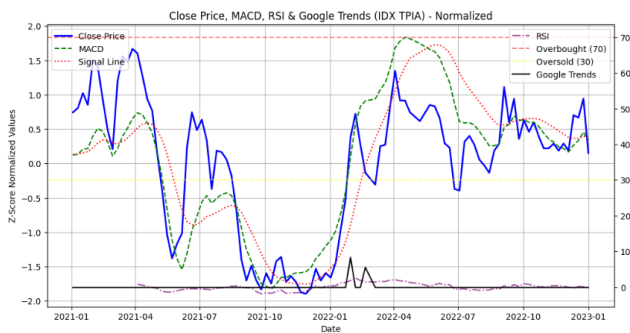
Gambar 29. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX BSDE) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



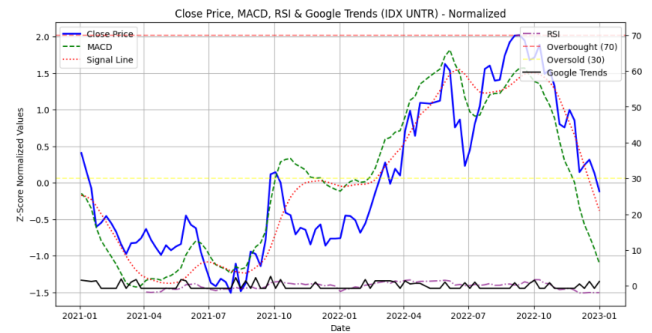
Gambar 30. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX JSMR) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



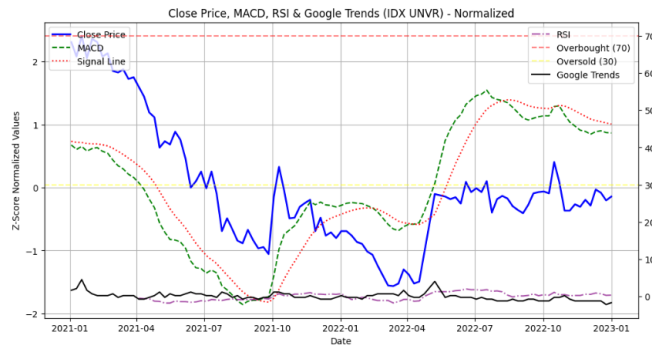
Gambar 31. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX KLBFB) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



Gambar 32. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX TPIA) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



Gambar 33. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX UNTR) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025



Gambar 34. Close price, MACD, RSI & Google Trends (IDX UNVR) setelah normalisasi
 Sumber. Olah data, 2025

Tahapan berikutnya dari pengujian adalah dilakukan normalisasi menggunakan *Z-score* yang ditunjukkan oleh gambar di atas, terjadi peningkatan kinerja model pada hampir semua saham dan indikator. MACD mengalami lonjakan akurasi prediksi. Grafik prediksi pada saham seperti UNVR dan TPIA menunjukkan bahwa MACD kini mampu menghasilkan garis prediksi yang *smooth* dan lebih sinkron dengan harga aktual. Hal ini menandakan bahwa MACD memiliki potensi kuat, tetapi sangat sensitif terhadap skala dan distribusi data. Indikator MACD mengalami

peningkatan besar setelah normalisasi yang menunjukkan bahwa *Z-score* berperan krusial dalam mengaktifkan potensi maksimal MACD.

Penelitian selanjutnya melakukan prediksi harga saham dilakukan menggunakan tiga model yaitu SVR, MLR, dan MLP dengan menggunakan MAPE sebagai evaluasinya. MAPE berguna untuk melihat seberapa rentan prediksi model menyimpang dari rata-ratanya (Mokhtari et al., 2021). Penggunaan SVR, MLR, dan MLP menghasilkan nilai MAPE yang pada kisaran kurang dari satu. Nilai MAPE kurang dari satu menunjukkan bahwa model prediksi yang digunakan mempunyai tingkat kesalahan yang rendah. Berdasarkan interpretasi nilai MAPE yang ditunjukkan oleh Tabel 1. *Machine Learning* tanpa Google Trends, metode yang digunakan memberikan hasil prediksi yang akurat. Dari MAPE yang dihasilkan tanpa menggunakan Google Trends menunjukkan MLR memiliki MAPE rata-rata paling rendah yaitu sebesar 0.1296 ketika Google Trends tidak digunakan. SVR berada di urutan kedua dengan MAPE rata-rata sebesar 0.1506, masih menunjukkan kinerja prediksi yang baik. Analisis ini sejalan dengan penelitian dari Ginting et al. (2021) yang menunjukkan bahwa kinerja MLR lebih baik dibanding SVR. Sementara itu, MLP memiliki kinerja yang paling buruk tanpa data Google Trends, dengan MAPE rata-rata sebesar 0.8704, yang menandakan *overfitting* atau ketidakmampuan menangkap pola dari fitur teknikal saja tanpa bantuan sentimen publik.

Tabel 1. *Machine Learning* tanpa Google Trends

MACHINE LEARNING WITHOUT Google Trends			
KODE	SVR	MLR	MLP
ADRO	0.4749	0.2714	0.9353
GIAA	0.1037	0.3093	0.3812
TLKM	0.0701	0.1199	0.9403
ASII	0.0952	0.0836	0.9686
BBCA	0.1384	0.0961	0.9683
BSDE	0.0688	0.1087	0.7992
JSMR	0.1924	0.1291	0.9278
KLBF	0.1832	0.1009	0.7938
TPIA	0.0650	0.0470	0.9258
UNTR	0.2318	0.1279	0.9911
UNVR	0.0331	0.0317	0.9433
AVERAGE	0.1506	0.1296	0.870427273

Percobaan selanjutnya dilakukan pengujian seberapa besar kontribusi data eksternal berupa tren pencarian publik terhadap performa prediksi harga saham menggunakan fitur dari Google Trends (dengan kata kunci yang mengandung IDX). Tabel 2. *Machine Learning* dengan Google Trends menunjukkan bahwa MLR memperoleh sedikit peningkatan akurasi dengan penambahan fitur Google Trends, terlihat dari turunnya nilai MAPE dari 0.1296 menjadi 0.1274. MLP juga mengalami peningkatan, walaupun kecil, dari 0.8704 ke 0.8644. Hal ini menunjukkan bahwa MLR dan MLP mampu memanfaatkan informasi tambahan yang bersifat eksternal dalam

meningkatkan performa prediksi. Menariknya, SVR justru mengalami sedikit penurunan performa dari 0.1506 ke 0.1518 ketika fitur Google Trends ditambahkan. Ini mengindikasikan bahwa SVR yang sensitif terhadap *noise* mungkin sedikit terganggu oleh variasi data Google Trends. Hasil analisis ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Triyadi et al. (2020) yang menunjukkan bahwa prediksi melibatkan Google Trends berpengaruh positif terhadap hasil evaluasi dibandingkan melakukan prediksi tanpa menggunakan Google Trends.

Tabel 2. Machine Learning dengan Google Trends

MACHINE LEARNING WITH Google Trends			
KODE	SVR	MLR	MLP
ADRO	0.4924	0.2723	0.9273
GIAA	0.0944	0.3248	0.4041
TLKM	0.0665	0.0680	0.9372
ASII	0.0900	0.0878	0.9623
BBCA	0.1413	0.0962	0.9649
BSDE	0.0677	0.1145	0.7512
JSMR	0.2017	0.1398	0.9362
KLBF	0.1918	0.1056	0.7915
TPIA	0.0594	0.0443	0.9143
UNTR	0.2307	0.1179	0.9905
UNVR	0.0346	0.0302	0.9290
AVERAGE	0.151863636	0.1274	0.864409091

Perbedaan yang tipis ini menunjukkan bahwa data Google Trends memberikan nilai tambah terbatas, namun cukup signifikan dalam kasus tertentu, terutama untuk model-model berbasis statistik seperti MLR. Penurunan performa pada SVR kemungkinan disebabkan karena model ini lebih sensitif terhadap fitur-fitur eksternal yang bersifat *noise* atau kurang stabil.

KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan performa model prediksi harga saham dengan menggunakan fitur teknikal berupa MACD dan RSI, serta fitur eksternal berupa Google Trends dengan kata kunci yang mengandung unsur IDX. Tiga algoritma *Machine Learning* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Regression* (SVR), *Multiple Linear Regression* (MLR), dan *Multilayer Perceptron* (MLP). Kata kunci Google Trends yang mengandung unsur "IDX" menunjukkan korelasi Pearson tertinggi terhadap harga saham pada tiga emiten. Hal ini menunjukkan bahwa minat pencarian publik terhadap topik IDX dapat merepresentasikan sentimen pasar terhadap saham-saham tertentu. RSI terbukti menjadi indikator teknikal yang stabil dan akurat dalam melakukan prediksi. RSI mampu menangkap pola fluktuasi jangka pendek dan lebih tahan terhadap gangguan data eksternal. MACD memiliki potensi sebagai indikator prediksi yang kuat, namun

performanya sangat tergantung pada *pre processing* data. Tanpa normalisasi, MACD cenderung tidak stabil, tetapi setelah dilakukan normalisasi *Z-score*, akurasi meningkat. Normalisasi fitur dengan *Z-score* terbukti krusial, terutama saat menggabungkan data dari berbagai sumber seperti teknikal dan Google Trends. Proses ini meningkatkan akurasi prediksi pada semua model, terutama pada MLP. Model MLR menunjukkan hasil paling konsisten dan stabil, cocok digunakan untuk *baseline* atau implementasi sistem yang ringan dan cepat. Model MLP menunjukkan peningkatan performa setelah *pre processing* yang tepat, sedangkan SVR berada di tengah dan cukup sensitif terhadap *noise* eksternal.

SARAN

Untuk implementasi praktis dalam sistem prediksi harga saham, direkomendasikan menggunakan RSI sebagai fitur utama karena kestabilannya dalam berbagai kondisi pasar. MACD sebaiknya digunakan dengan *preprocessing* yang tepat, terutama jika digabungkan dengan data eksternal. Jika tidak dilakukan normalisasi, akurasi dapat terganggu secara signifikan. Google Trends terbukti bermanfaat terutama ketika digunakan dengan kata kunci yang sesuai dan setelah dinormalisasi. Penggunaan kata kunci yang lebih spesifik dan relevan bisa diuji lebih lanjut di penelitian berikutnya. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggabungkan data fundamental perusahaan dan sentimen dari media sosial atau berita ke dalam model prediktif, guna mendapatkan sistem yang lebih komprehensif dan adaptif terhadap dinamika pasar nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Dwiyanto Suyudi, M., Djamal, E. C., Maspupah Jurusan Informatika, A., & Sains dan Informatika Universitas Jenderal Achmad Yani Cimahi, F. (2019). Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATi)*, 1907–5022.
- Chai, S. S., Cheah, W. L., Goh, K. L., Chang, Y. H. R., Sim, K. Y., & Chin, K. O. (2021). A Multilayer Perceptron Neural Network Model to Classify Hypertension in Adolescents Using Anthropometric Measurements: A Cross-Sectional Study in Sarawak, Malaysia. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/2794888>
- Ginting, L. M., Sigiro, M. M., Manurung, E. D., & Sinurat, J. J. P. (2021). Perbandingan Metode Algoritma Support Vector Regression dan Multiple Linear Regression Untuk Memprediksi Stok Obat. *Journal of Applied Technology and Informatics Indonesia*, 1(2), 29–34. <https://doi.org/10.54074/jati.v1i2.36>
- Kim, S. W., Park, H. Y., Jung, H., Lee, J., & Lim, K. (2021). Estimation of Health-Related Physical Fitness Using Multiple Linear Regression in Korean Adults: National Fitness Award 2015–2019. *Frontiers in Physiology*, 12(May), 1–9. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.668055>
- Kumbure, M. M., Lohrmann, C., Luukka, P., & Porras, J. (2022). Machine learning

- techniques and data for stock market forecasting: A literature review. *Expert Systems with Applications*, 197(February), 116659.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116659>
- Manulang, R. U., Panjaitan, I. S., Damanik, D. S., Manalu, E., & Januardin, J. (2022). Pengaruh Roa, Der, Npm Terhadap Harga Saham Pada Sektor Keuangan (Finance) Yang Terdaftar Di Bei Periode 2015–2019. *Jurnal Manajemen Terapan Dan Keuangan*, 10(02), 269–280.
<https://doi.org/10.22437/jmk.v10i02.13153>
- Mokhtari, S., Yen, K. K., & Liu, J. (2021). Effectiveness of Artificial Intelligence in Stock Market Prediction based on Machine Learning. *International Journal of Computer Applications*, 183(7), 1–8.
<https://doi.org/10.5120/ijca2021921347>
- Nugroho, C., Hassolthine, C. R., & Sahara, R. (2023). Prediksi Saham dengan indikator CCI dan RSI berbasis Machine Learning. *JIS (Jurnal Ilmu Siber)*, 2(1), 48–54.
- Qurrota'ani, I., & Hariyanto, D. (2021). Analisis Pengaruh Keputusan Investasi, Keputusan Pendanaan Dan Kebijakan Dividen Terhadap Nilai Perusahaan: Perspektif Signal Theory yang terdaftar di BEI. *Jurnal Produktivitas*, 8(2), 211–218. <https://doi.org/10.29406/jpr.v8i2.3467>
- Saiful Hasan, Siti Nurhasanah, & Wahyu Purbo Santoso. (2024). Analisis Teknikal Menggunakan Moving Average (MA), Moving Average Convergence-Divergence (MACD), dan Relative Strength Index (RSI) Untuk Mengoptimalkan Dalam Pengambilan Keputusan Investasi Pada Saham Sektor Manufaktur Index LQ45 BEI Tahun 2022-2023. *El-Mal: Jurnal Kajian Ekonomi & Bisnis Islam*, 5(4), 3318–3334.
<https://doi.org/10.47467/elmal.v5i4.2029>
- Santoso, A., & Hansun, S. (2019). Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 3(2), 313–318. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i2.887>
- Saputra, N. D., Kowi, M. N. H., Aini, F. Q., & Fatmawati, H. (2022). Penggunaan Big Data Melalui Analisis Google Trends Untuk Mengetahui Minat Masyarakat Terhadap Saham Di Indonesia. *Snhrp, April*, 30–39.
<https://snhrp.unipasby.ac.id/prosiding/index.php/snhrp/article/view/292>
<https://snhrp.unipasby.ac.id/prosiding/index.php/snhrp/article/download/292/242>
- Sudriyanto, S., Syahro, F., & Fitriani, N. (2023). Perbandingan Performa Model Machine Learning Support Vector Machine, Neural Network, Dan K-Nearest Neighbors Dalam Prediksi Harga Saham. *Jurnal Advanced Research Informatika*, 2(1), 13–21. <https://doi.org/10.24929/jars.v2i1.2983>
- Supriyanto, H. (2022). Perbandingan Metode Supervised Learning Untuk Peramalan Time Series Pada Kunjungan Pasien Rawat jalan. *Junal SimanteC*, 10(2), 67–76.
- Triyadi, F., Saepudin, D., & ... (2020). Artificial Neural Network untuk Prediksi

Pergerakan Harga Saham Sektor Keuangan dengan Melibatkan Data Google Trends. *Proceeding of Engineering*, 7(2), 7838–7849. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/12944>

Troiano, L., Villa, E. M., & Loia, V. (2018). Replicating a Trading Strategy by Means of LSTM for Financial Industry Applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(7), 3226–3234. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2811377>