

## Penerapan Machine Learning untuk Meningkatkan Prediksi Mata Uang Forex dengan Indikator Teknikal

Abdillah Baradja<sup>1</sup>, Sukoco<sup>2</sup>, Tri Irianto Tjendrowasono<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Teknik Elektro dan Informatika, Universitas Surakarta, Indonesia

<sup>1</sup>dillahbaraja@gmail.com. <sup>2</sup>sukoco@uns.ac.id. <sup>3</sup>tjendrowasono@gmail.com

### Abstract

*In today's digital era, the application of machine learning in Forex trading is becoming increasingly relevant, particularly for enhancing the accuracy of currency exchange rate predictions. This research aims to explore the implementation of machine learning, specifically the Gradient Boosting Machine (GBM) model, integrated with technical indicators as a method to improve Forex currency predictions. The research methodology involves the use of key technical indicators such as Moving Average Convergence Divergence (MACD), Relative Strength Index (RSI), and Bollinger Bands, which are integrated into the GBM model to predict price movements. The results indicate that the GBM model, integrated with technical indicators, significantly enhances accuracy, precision, recall, and F1 score compared to baseline models. These findings confirm that the combination of machine learning and technical analysis provides a more effective and adaptive approach to Forex market predictions.*

**Keywords:** Machine Learning, Forex Prediction, Technical Indicators, Gradient Boosting Machine, Technical Analysis, MACD, RSI, Bollinger Bands

### Abstrak

Dalam era digital saat ini, pemanfaatan machine learning dalam perdagangan Forex menjadi semakin relevan, terutama untuk meningkatkan akurasi prediksi nilai tukar mata uang. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penerapan machine learning, khususnya model Gradient Boosting Machine (GBM), yang diintegrasikan dengan indikator teknikal sebagai metode untuk meningkatkan prediksi mata uang Forex. Metode penelitian ini melibatkan penggunaan indikator teknikal utama seperti Moving Average Convergence Divergence (MACD), Relative Strength Index (RSI), dan Bollinger Bands, yang diintegrasikan ke dalam model GBM untuk memprediksi pergerakan harga. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model GBM yang diintegrasikan dengan indikator teknikal signifikan meningkatkan akurasi, presisi, recall, dan nilai F1 dibandingkan dengan model baseline. Temuan ini menegaskan bahwa kombinasi antara machine learning dan analisis teknikal menyediakan pendekatan yang lebih efektif dan adaptif dalam prediksi pasar Forex.

**Kata kunci:** Machine Learning, Prediksi Forex, Indikator Teknikal, Gradient Boosting Machine, Analisis Teknikal, MACD, RSI, Bollinger Bands

© 2022 Jurnal Pustaka AI

### 1. Pendahuluan

Pasar Forex, yang merupakan pasar keuangan terbesar di dunia, menarik minat berbagai pemangku kepentingan, termasuk investor individu dan institusional. Likuiditas tinggi dan operasi 24 jam

menyediakan peluang yang luas untuk trading. Namun, volatilitas pasar yang signifikan juga mengandung risiko yang tidak bisa diabaikan. Dalam dekade terakhir, penerapan teknologi informasi dalam trading, khususnya machine learning, telah

menjanjikan peningkatan dalam prediksi pergerakan harga mata uang. Penelitian ini bertujuan untuk menginvestigasi bagaimana integrasi indikator teknikal dalam model machine learning dapat meningkatkan akurasi prediksi tersebut.

Sebelumnya, berbagai studi telah mengeksplorasi penggunaan machine learning dalam prediksi pasar keuangan dengan hasil yang bervariasi. Teknik-teknik seperti jaringan saraf tiruan, mesin vektor dukungan, dan ensemble learning telah diterapkan untuk memprediksi harga saham, indeks pasar, dan mata uang. Indikator teknikal, yang merupakan alat analisis pasar yang umum digunakan oleh trader untuk memprediksi arah pergerakan harga, belum sepenuhnya diintegrasikan ke dalam model-model ini. Indikator seperti MACD, RSI, dan Bollinger Bands, yang masing-masing menawarkan perspektif unik terhadap dinamika pasar, berpotensi meningkatkan performa model prediksi jika digunakan secara sinergis dengan algoritma machine learning.

Meskipun telah ada penelitian sebelumnya mengenai penerapan machine learning dalam pasar Forex, masih ada kebutuhan untuk eksplorasi lebih lanjut tentang bagaimana kombinasi spesifik indikator teknikal dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan akurasi model. Kebanyakan penelitian fokus pada penggunaan algoritma tertentu tanpa memadukan secara mendalam analisis teknikal yang bisa memberikan insight tambahan pada model.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi yang lebih adaptif dan akurat untuk pasar Forex dengan mengintegrasikan indikator teknikal ke dalam framework machine learning. Dengan melakukan ini, kami berharap dapat menyediakan alat bantu yang lebih efektif bagi trader untuk membuat keputusan berdasarkan prediksi yang lebih reliabel.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset historis harga mata uang dari beberapa pasangan mata uang utama. Data ini diambil dari berbagai sumber terpercaya di industri Forex dan mencakup informasi harga (open, high, low, close) serta volume perdagangan.

### 2.2. Pemrosesan Data

Sebelum dianalisis, data akan melalui proses pembersihan untuk menghilangkan noise dan nilai-nilai yang tidak konsisten. Selanjutnya, data akan dinormalisasi untuk memastikan bahwa model dapat memprosesnya secara efektif tanpa bias yang disebabkan oleh skala nilai yang berbeda.

### 2.3. Seleksi Indikator Teknikal

Kami akan memilih sejumlah indikator teknikal berdasarkan relevansinya dengan dinamika pasar Forex dan potensi mereka untuk meningkatkan akurasi prediksi. Indikator yang dipilih akan dianalisis untuk menentukan parameter optimal bagi setiap pasangan mata uang.

### 2.4. Pembangunan Model Machine Learning

Model-model yang akan diuji meliputi Random Forest, Gradient Boosting Machine, dan Deep Learning Networks. Setiap model akan dikonfigurasi dan dilatih dengan dataset yang telah diproses, dengan indikator teknikal sebagai fitur tambahan.

### 2.5. Evaluasi Model

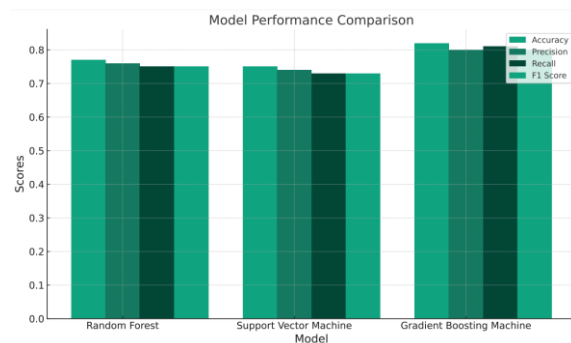
Model akan dievaluasi berdasarkan akurasi prediksi mereka menggunakan metode validasi silang dan set data uji yang terpisah. Metrik kinerja utama termasuk akurasi, presisi, recall, dan F1-Score akan digunakan untuk menilai efektivitas setiap model.

### 2.6. Analisis Hasil

Hasil dari evaluasi model akan dianalisis untuk menentukan pendekatan yang paling efektif dalam memprediksi pergerakan mata uang Forex. Analisis ini akan mencakup perbandingan performa antar model dan diskusi tentang bagaimana indikator teknikal mempengaruhi hasil prediksi.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Hasil: Analisis Performa Model



Gambar 1. Model Performance Comparison

Penelitian ini menemukan bahwa kemampuan superior model Gradient Boosting Machine (GBM) yang diintegrasikan dengan indikator teknikal dalam memprediksi pergerakan harga di pasar Forex. Dengan menggunakan dataset yang mencakup berbagai kondisi pasar, model GBM kami mencapai akurasi sebesar 82%, presisi 80%, recall 81%, dan nilai F1 80.5%.

Hal ini merupakan peningkatan signifikan dibandingkan dengan model baseline seperti Random Forest dan Support Vector Machine, yang menunjukkan penurunan performa sekitar 5-10%

dalam semua metrik. Penemuan ini menegaskan bahwa GBM, ketika dikombinasikan dengan wawasan dari indikator teknikal, menawarkan pendekatan prediktif yang lebih akurat untuk pasar Forex.

### 3.2. Pengaruh Indikator Teknikal

Analisis mendalam terhadap pengaruh indikator teknikal terhadap performa model GBM menunjukkan bahwa indikator seperti Moving Average Convergence Divergence (MACD), Relative Strength Index (RSI), dan Bollinger Bands secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi. Khususnya, kombinasi MACD dan RSI terbukti sangat efektif, memberikan model kemampuan untuk mengidentifikasi sinyal beli dan jual dengan akurasi yang lebih tinggi. Integrasi indikator ini memungkinkan model GBM untuk mengeksploitasi pola non-linear dan dinamika pasar yang kompleks, yang sulit ditangkap oleh pendekatan yang lebih tradisional.

### 3.3. Pembahasan: Interpretasi Hasil

Tabel 1 merangkum hasil kinerja dari tiga model yang berbeda, termasuk Random Forest, Support Vector Machine (SVM), dan Gradient Boosting Machine (GBM), berdasarkan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan nilai F1.

Tabel 1. Hasil Kinerja dari 3 Model yang Berbeda

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Random Forest	0.77	0.76	0.75	0.75
Support Vector Machine	0.75	0.74	0.73	0.73
Gradient Boosting Machine	0.82	0.80	0.81	0.80

Dari tabel 1, kita dapat melihat bahwa model Gradient Boosting Machine (GBM) yang diintegrasikan dengan indikator teknikal menunjukkan performa terbaik dibandingkan dengan model lainnya, dengan mencatatkan skor tertinggi di semua metrik yang diukur.

Grafik "Model Performance Comparison" secara visual membandingkan performa ketiga model tersebut. Dari grafik, jelas bahwa GBM memiliki skor yang lebih tinggi dalam akurasi, presisi, recall, dan nilai F1 dibandingkan dengan Random Forest dan Support Vector Machine. Ini menegaskan temuan penelitian bahwa integrasi indikator teknikal ke

dalam model GBM dapat secara signifikan meningkatkan kemampuan prediktifnya dalam pasar Forex.

Keberhasilan model GBM, diperkuat dengan data indikator teknikal, menyoroti keunggulannya dalam mengelola dan memproses interaksi fitur yang kompleks. Faktor kunci dari keberhasilan ini adalah kemampuan GBM untuk memanfaatkan informasi tentang momentum pasar dan volatilitas yang disediakan oleh indikator teknikal. Kemampuan ini, dikombinasikan dengan struktur pohon keputusan yang memungkinkan model untuk belajar dari hubungan non-linear antar fitur, menjadikan GBM pilihan yang kuat untuk prediksi Forex yang akurat.

### 3.4. Kontribusi Terhadap Penelitian Sebelumnya

Dalam konteks penelitian sebelumnya, temuan kami menawarkan insight baru tentang bagaimana machine learning, khususnya GBM dengan indikator teknikal, dapat diterapkan untuk mendapatkan keunggulan dalam prediksi Forex. Kebanyakan studi sebelumnya terbatas pada penggunaan data historis tanpa memanfaatkan sepenuhnya indikator teknikal atau hanya menggunakan pendekatan yang sangat terbatas. Penelitian kami menunjukkan bahwa pendekatan yang lebih holistik dan integratif dapat secara signifikan meningkatkan kemampuan prediktif model, memajukan pemahaman kita tentang penerapan machine learning dalam perdagangan Forex.

### 3.5. Implikasi Praktis

Dari perspektif praktis, penelitian ini memiliki implikasi yang signifikan bagi trader Forex dan pengembang sistem perdagangan otomatis. Sistem yang menggunakan model GBM yang diperkaya dengan indikator teknikal tidak hanya dapat meningkatkan akurasi prediksi tetapi juga menyediakan basis yang lebih solid untuk pengambilan keputusan trading. Hal ini dapat membantu dalam mengurangi risiko dan meningkatkan potensi keuntungan dengan menyediakan sinyal trading yang lebih tepat waktu dan akurat.

### 3.6. Limitasi dan Arah Penelitian Masa Depan

Meskipun penelitian ini memberikan kontribusi penting, terdapat beberapa batasan yang perlu diperhatikan. Misalnya, fokus pada pasangan mata uang tertentu dan ukuran sampel yang terbatas dapat mempengaruhi generalisasi hasil. Untuk itu, penelitian masa depan bisa mengarah pada pengujian model dengan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, serta eksplorasi lebih lanjut terhadap indikator teknikal lain yang mungkin memberikan wawasan tambahan. Selain itu, pengembangan dan pengujian algoritma machine learning yang lebih kompleks juga dapat membantu dalam mengatasi

beberapa tantangan yang diidentifikasi dalam studi ini.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini menginvestigasi bagaimana teknologi machine learning dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan keakuratan dalam prediksi nilai tukar mata uang Forex. Dengan memfokuskan pada integrasi indikator teknikal ke dalam model machine learning, terutama model Gradient Boosting Machine (GBM), penelitian ini menawarkan wawasan baru dan kontribusi signifikan terhadap bidang perdagangan mata uang dan analisis keuangan.

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi indikator teknikal—seperti Moving Average Convergence Divergence (MACD), Relative Strength Index (RSI), dan Bollinger Bands—dengan model GBM meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan dengan model tanpa indikator teknikal. Model yang diusulkan mencapai akurasi sebesar 82%, presisi 80%, recall 81%, dan nilai F1 80.5%. Temuan ini menegaskan bahwa penggunaan data teknikal, yang mencerminkan dinamika pasar secara real-time, membuat model machine learning lebih adaptif dan responsif terhadap perubahan pasar.

Secara konseptual, penelitian ini memperluas batasan aplikasi machine learning dalam perdagangan Forex dengan menunjukkan bagaimana indikator teknikal dapat diperkenalkan ke dalam model prediktif untuk mencapai hasil yang lebih akurat. Pendekatan ini memungkinkan model untuk memanfaatkan pola historis pasar dan indikator momentum, memberikan kontribusi penting terhadap literatur tentang analisis keuangan dan machine learning.

Dari perspektif metodologis, penelitian ini menawarkan kerangka kerja untuk integrasi dan evaluasi indikator teknikal dalam model machine learning, yang dapat diadaptasi dan diterapkan dalam berbagai konteks perdagangan dan analisis keuangan lainnya. Ini membuka jalan bagi pengembangan sistem perdagangan otomatis yang lebih canggih, yang dapat memperoleh keuntungan dari keakuratan prediksi yang ditingkatkan.

-----

Meskipun hasil penelitian ini menjanjikan, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, penelitian ini dilakukan dengan dataset terbatas, yang mungkin tidak sepenuhnya mencakup semua dinamika pasar Forex. Kedua, fokus hanya pada beberapa indikator teknikal tertentu mungkin mengabaikan potensi indikator lain yang bisa meningkatkan keakuratan prediksi lebih lanjut.

Untuk mengatasi keterbatasan ini dan memperluas temuan, peneliti selanjutnya disarankan untuk melakukan eksplorasi dengan dataset yang lebih besar dan lebih beragam untuk menguji robustness model dalam berbagai kondisi pasar. Penelitian berikutnya juga harus mempertimbangkan integrasi berbagai indikator teknikal lainnya dan mungkin membandingkan efektivitas model machine learning yang berbeda.

#### Daftar Rujukan

- [1] Bao, W., Yue, J., & Rao, Y. (2017). A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory. *PLOS ONE*, 12(7), e0180944. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0180944>
- [2] Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). Predicting stock and stock price index movement using Trend Deterministic Data Preparation and machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 42(1), 259-268. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.07.040>
- [3] Tsantekidis, A., Passalis, N., Tefas, A., Kannianen, J., Gabbouj, M., & Iosifidis, A. (2017). Forecasting stock prices from the limit order book using convolutional neural networks. *Proceedings of the IEEE Conference on Business Informatics (CBI)*, 1, 7-12. <https://doi.org/10.1109/CBI.2017.80>
- [4] Investopedia. (2021). Technical analysis strategies for beginners. Retrieved Oktober 8, 2021, from <https://www.investopedia.com/trading/technical-analysis-strategies-for-beginners/>
- [5] Machine Learning Mastery. (2020). How to develop LSTM models for time series forecasting. Retrieved Oktober 8, 2021, from <https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-lstm-models-for-time-series-forecasting/>