Perbandingan Kinerja Random Forest dan Gradient Boosting pada Strategi Trading Saham Sektor Energi Berkapitalisasi Besar di Indonesia

Performance Comparison of Random Forest and Gradient Boosting Algorithms in Large-Cap Indonesian Energy Sector Trading Strategies

Gregorius Daniel Jodan Perminas[1*], Michael Chandra Mahanaim[2]
Jurusan Informatika, Universitas Kristen Duta Wacana
Jalan Dr. Wahidin Sudirohusodo Nomor 5-25, Kotabaru, Kecamatan Gondokusuman, Kota Yogyakarta
[1]daniel.jodan@ti.ukdw.ac.id
[2]michael.chandra@ti.ukdw.ac.id

[*]Corresponding Author: daniel.jodan@ti.ukdw.ac.id

Riwayat Artikel
Naskah diterima: 06/09/2026 | Naskah direvisi: 09/09/2026 | Naskah diterbitkan: 31/10/2026

Creative Commons License 4.0 (CC BY –NC)

Abstract*—This study compares the performance of Random Forest and Gradient Boosting in developing machine learning-based trading strategies for large-cap energy sector stocks in Indonesia. The analyzed stocks consist of BYAN, DSSA, CUAN, BUMI, ADRO, ADMR, AADI, TCPI, PTRO, and PGAS, selected from the IDNFinancials energy sector list in May 2026. Daily historical data were obtained from Yahoo Finance for the period from 2020 to April 2026. Technical indicators were constructed from momentum, volatility, and trend groups, while feature selection was performed exclusively on the training data using Spearman rank correlation. The final features selected for all stocks were RSI_14, BB_LOWER, and EMA_20. The data were divided chronologically into training, evaluation, and backtesting periods with an approximate 70:20:10 proportion and a five-trading-day purging gap between consecutive periods. Hyperparameter tuning was conducted using five-fold TimeSeriesSplit with a five-observation gap. Random Forest and Gradient Boosting showed relatively similar classification performance, with mean accuracies of approximately 0.528 and 0.531, respectively, indicating that neither model consistently dominated across all stocks. The best financial performance was obtained by Gradient Boosting on TCPI, producing a return of 61.578%, a win rate of 72.727%, and 11 trades, although the result remained below the Buy and Hold return of 103.540%. Sensitivity analysis further showed that classification performance and trading performance did not necessarily move in the same direction. These findings indicate that classification accuracy alone is insufficient for evaluating machine learning-based trading strategies and should be complemented by financial performance and robustness analysis.

Keywords*— Random Forest, Gradient Boosting, technical indicators, backtesting, energy stocks.

Intisari—Penelitian ini membandingkan kinerja Random Forest dan Gradient Boosting dalam membangun strategi trading berbasis machine learning pada saham sektor energi berkapitalisasi besar di Indonesia. Saham yang dianalisis terdiri atas BYAN, DSSA, CUAN, BUMI, ADRO, ADMR, AADI, TCPI, PTRO, dan PGAS yang dipilih dari daftar sektor energi IDNFinancials pada Mei 2026. Data historis harian diperoleh dari Yahoo Finance untuk periode 2020 sampai April 2026. Indikator teknikal dibentuk dari kelompok momentum, volatilitas, dan tren, sedangkan pemilihan fitur dilakukan hanya menggunakan data training melalui korelasi peringkat Spearman. Fitur final yang digunakan untuk seluruh saham adalah RSI_14, BB_LOWER, dan EMA_20. Data dibagi secara kronologis menjadi training, evaluation, dan backtesting dengan proporsi mendekati 70:20:10 serta purging gap lima hari perdagangan di antara periode yang berurutan. Hyperparameter tuning dilakukan menggunakan TimeSeriesSplit lima fold dengan gap lima observasi. Random Forest dan Gradient Boosting menunjukkan kinerja klasifikasi yang relatif serupa dengan rata-rata accuracy masing-masing sekitar 0,528 dan 0,531, sehingga tidak terdapat satu model yang secara konsisten mendominasi seluruh saham. Kinerja finansial terbaik diperoleh Gradient Boosting pada TCPI dengan return 61,578%, win rate 72,727%, dan 11 transaksi, tetapi hasil tersebut masih lebih rendah dibandingkan Buy and Hold sebesar 103,540%. Analisis sensitivitas menunjukkan bahwa perubahan kinerja klasifikasi tidak selalu diikuti perubahan kinerja trading dalam arah yang sama. Hasil tersebut menunjukkan bahwa accuracy saja belum cukup untuk mengevaluasi strategi trading berbasis machine learning dan perlu dilengkapi dengan metrik finansial serta analisis robustness.

Kata Kunci— Random Forest, Gradient Boosting, indikator teknikal, backtesting, saham energi.

I. PENDAHULUAN

Saham sektor energi menjadi objek yang menarik untuk diteliti karena sektor ini memiliki peran penting dalam pasar modal Indonesia. Berdasarkan data sektoral TradingView, sektor Energy Minerals memiliki kapitalisasi pasar yang sangat besar dan berada pada posisi ketiga terbesar setelah sektor Finance dan Non-Energy Minerals di pasar saham Indonesia [1]. Dalam penelitian ini, saham yang digunakan adalah BYAN, DSSA, CUAN, BUMI, ADRO, ADMR, AADI, TCPI, PTRO, dan PGAS, yang dipilih dari daftar sektor energi IDNFinancials pada bulan Mei 2026 sebagai saham sektor energi berkapitalisasi besar [2].

Pergerakan harga saham sektor energi cenderung fluktuatif karena dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor di pasar. Karena harga saham tidak selalu bergerak secara linear, pendekatan machine learning dapat digunakan untuk membantu membaca pola dari data historis dan menghasilkan sinyal trading secara lebih sistematis. Saetia dan Yokrattanasak [3] menunjukkan bahwa machine learning dapat digunakan untuk memprediksi pergerakan saham dengan memanfaatkan indikator teknikal dan data tambahan seperti Google Trends.

Penelitian ini tidak bertujuan memprediksi harga saham dalam bentuk angka, tetapi mengklasifikasikan sinyal trading menjadi buy dan sell. Pendekatan klasifikasi dipilih karena dalam praktik trading, keputusan utama yang dibutuhkan adalah apakah kondisi saat ini cukup layak untuk membeli atau menjual saham. Saetia dan Yokrattanasak [3] juga membandingkan beberapa model machine learning, yaitu Logistic Regression, Random Forest, dan XGBoost, untuk memprediksi pergerakan saham. Penelitian tersebut menjadi dasar bahwa model klasifikasi berbasis machine learning dapat digunakan dalam konteks prediksi arah pergerakan saham, bukan hanya prediksi harga dalam bentuk numerik.

Random Forest dan Gradient Boosting dipilih karena keduanya termasuk algoritma ensemble learning berbasis decision tree. Random Forest bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan secara paralel lalu menggabungkan hasil prediksinya, sedangkan Gradient Boosting membangun pohon keputusan secara bertahap untuk memperbaiki kesalahan model sebelumnya. Penelitian Haryono, Lukito, dan Mahastama menunjukkan bahwa Decision Tree, Random Forest, dan Gradient Boosting dapat digunakan dalam sistem trading berbasis machine learning dengan memperhatikan feature engineering, pemilihan fitur, lookup period, dan evaluasi backtesting [4]. Hasil penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa strategi berbasis machine learning mampu mengungguli Buy and Hold, dengan Gradient Boosting menghasilkan return tertinggi, sehingga model berbasis pohon keputusan relevan untuk diuji kembali pada saham sektor energi Indonesia.

Selain pemilihan model, pemilihan fitur juga menjadi bagian penting dalam penelitian ini. Fitur yang digunakan berasal dari indikator teknikal, seperti indikator momentum, volatilitas, dan tren, karena indikator tersebut dapat membantu model membaca pola perubahan harga dari data historis. Haryono, Lukito, dan Mahastama menekankan bahwa feature engineering dan pemilihan fitur berbasis korelasi Spearman per saham dapat meningkatkan performa sistem trading dibandingkan penggunaan fitur yang sama untuk semua saham [4]. Penelitian Fatihah dkk. juga menggunakan indikator teknikal seperti EMA, SMA, RSI, dan MACD dalam prediksi return saham bank besar di Indonesia menggunakan XGBoost [5]. Hal ini mendukung penggunaan indikator teknikal sebagai fitur input dalam model machine learning berbasis data historis harga saham.

Evaluasi model dalam penelitian ini tidak hanya dilakukan menggunakan metrik klasifikasi seperti accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil prediksi juga diuji melalui backtesting untuk mengetahui apakah sinyal buy dan sell yang dihasilkan model dapat memberikan hasil trading yang layak secara finansial. Haryono, Lukito, dan Mahastama menekankan bahwa sistem trading berbasis machine learning perlu dievaluasi menggunakan metrik backtesting seperti total return, win rate, dan profit factor, serta dibandingkan dengan strategi Buy and Hold [4]. Oleh karena itu, penelitian ini juga menggabungkan evaluasi klasifikasi dan evaluasi finansial agar performa model tidak hanya dinilai dari akurasi prediksi, tetapi juga dari hasil strategi trading yang dihasilkan.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja Random Forest dan Gradient Boosting dalam menghasilkan sinyal trading pada saham sektor energi berkapitalisasi besar di Indonesia. Perbandingan dilakukan melalui dua perspektif utama, yaitu kinerja klasifikasi dan kinerja finansial hasil backtesting. Penelitian juga mengevaluasi robustness strategi melalui analisis sensitivitas terhadap perubahan threshold pembentukan label, horizon prediksi, dan biaya transaksi. Dengan pendekatan tersebut, penelitian tidak hanya menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sinyal *Buy* dan *Sell*, tetapi juga menguji apakah performa klasifikasi tersebut dapat diterjemahkan menjadi kinerja trading yang konsisten.

Kontribusi penelitian ini terletak pada perbandingan Random Forest dan Gradient Boosting pada sepuluh saham sektor energi berkapitalisasi besar di Indonesia dengan menggabungkan validasi berbasis waktu, pemilihan fitur hanya pada data training, evaluasi klasifikasi dan kinerja finansial, serta analisis sensitivitas dalam satu kerangka pengujian.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian terkait prediksi saham menggunakan machine learning telah banyak dikembangkan untuk membantu proses analisis data historis dan pengambilan keputusan trading. Kajian ini bertujuan untuk mengidentifikasi beberapa pendekatan yang pernah digunakan dalam prediksi saham, terutama yang menggunakan indikator teknikal, algoritma ensemble learning, dan evaluasi model berbasis klasifikasi maupun backtesting. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa data harga historis dapat diolah menjadi fitur teknikal yang kemudian digunakan sebagai masukan

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483

bagi model pembelajaran mesin. Dalam konteks penelitian ini, tinjauan pustaka difokuskan pada penggunaan Random Forest, Gradient Boosting, indikator teknikal, pemilihan fitur, serta evaluasi kinerja model untuk membangun strategi trading saham.

Penelitian yang dilakukan oleh Indra dkk. [6] menggunakan algoritma machine learning untuk memprediksi return saham pada indeks LQ45 di Bursa Efek Indonesia. Penelitian tersebut menggunakan indikator teknikal dari kelompok momentum, volatilitas, tren, dan volume sebagai fitur prediktor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model machine learning dapat digunakan untuk mengolah indikator teknikal dan menghasilkan prediksi return saham, tetapi sinyal prediksi yang dihasilkan masih lemah dan belum mampu secara konsisten mengungguli strategi Buy and Hold. Temuan tersebut relevan dengan penelitian ini karena sama-sama menggunakan data saham Indonesia, indikator teknikal, dan evaluasi berbasis backtesting, sehingga penelitian ini juga tidak hanya menilai model dari sisi akurasi, tetapi juga dari sisi kinerja finansial strategi trading.

Pendekatan lain dilakukan oleh Saetia dan Yokrattanasak [3] yang memprediksi pergerakan saham di Thailand menggunakan indikator teknikal dan data pencarian Google Trends. Penelitian tersebut membandingkan Logistic Regression, Random Forest, dan XGBoost dengan tiga jenis dataset, yaitu indikator teknikal, Google Trends, serta kombinasi indikator teknikal dan Google Trends. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi indikator teknikal dan Google Trends menghasilkan performa terbaik pada metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan ROC-AUC dibandingkan penggunaan salah satu dataset saja. Selain itu, Random Forest dan XGBoost menunjukkan performa yang relatif kuat, dengan Random Forest lebih baik pada kondisi pasar normal dan XGBoost lebih baik pada periode krisis seperti COVID-19. Penelitian tersebut relevan karena menunjukkan bahwa model klasifikasi berbasis machine learning dapat digunakan untuk memprediksi arah pergerakan saham, serta memperkuat pentingnya penggunaan indikator teknikal sebagai fitur prediktor.

Penelitian Haryono, Lukito, dan Mahastama [4] secara khusus menguji pengaruh feature engineering terhadap sistem trading berbasis machine learning. Penelitian tersebut menggunakan algoritma berbasis pohon keputusan, yaitu Decision Tree, Random Forest, dan Gradient Boosting, serta mengevaluasi pengaruh lookup period, jumlah fitur teknikal, dan metode pemilihan fitur terhadap performa trading. Label trading dibentuk menggunakan aturan target profit dan batas kerugian, kemudian hasil model dievaluasi melalui backtesting dengan metrik seperti total return, win rate, dan profit factor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa strategi berbasis machine learning mampu mengungguli strategi Buy and Hold, dengan Gradient Boosting menghasilkan return tertinggi, sedangkan pemilihan fitur berbasis korelasi Spearman per saham memberikan performa lebih baik dibanding penggunaan fitur yang sama untuk semua saham. Penelitian tersebut sangat relevan karena penelitian ini juga menggunakan Random Forest dan Gradient Boosting, pemilihan fitur teknikal, lookup period, serta evaluasi backtesting untuk menilai apakah sinyal model layak digunakan sebagai strategi trading.

Penelitian Fatihah dkk. [5] menggunakan metode XGBoost untuk memprediksi return saham lima bank besar di Indonesia, yaitu BBRI, BBCA, BBNI, BMRI, dan BRIS, dengan data periode Januari 2021 sampai November 2023. Dalam penelitian tersebut, indikator teknikal seperti EMA, SMA, RSI, dan MACD digunakan sebagai bagian dari proses feature engineering. Hasil penelitian menunjukkan bahwa XGBoost mampu menghasilkan prediksi return saham dengan tingkat kesalahan kurang dari 1% setelah dilakukan hyperparameter tuning menggunakan grid search. Penelitian tersebut mendukung penggunaan indikator teknikal dalam penelitian ini karena fitur teknikal yang dibentuk dari data historis harga saham dapat digunakan sebagai masukan bagi model machine learning untuk mempelajari pola pergerakan saham.

A. Random Forest dan Gradient Boosting

Random Forest dan Gradient Boosting merupakan algoritma ensemble learning berbasis decision tree. Random Forest bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan, kemudian hasil prediksi akhir ditentukan dari gabungan prediksi pohon-pohon tersebut. Pada dokumentasi scikit-learn, Random Forest dijelaskan sebagai metode ensemble berbasis pohon keputusan acak, di mana prediksi ensemble diperoleh dari rata-rata atau gabungan prediksi setiap pohon [7]. Berbeda dengan Random Forest, Gradient Boosting membangun model secara bertahap, di mana model baru ditambahkan untuk memperbaiki kesalahan model sebelumnya. Pada dokumentasi scikit-learn, Gradient Boosting dijelaskan sebagai algoritma yang membangun model secara *forward stage-wise*, sehingga setiap tahap dapat mengoptimalkan fungsi loss yang digunakan [8].

B. Evaluasi Model dan Backtesting

Evaluasi model dalam penelitian prediksi saham tidak cukup hanya menggunakan accuracy. Selain mengukur proporsi prediksi yang benar, evaluasi juga perlu mempertimbangkan distribusi kelas karena nilai accuracy dapat memberikan gambaran yang terlalu optimistis ketika salah satu kelas lebih dominan. Oleh karena itu, penelitian ini juga menggunakan balanced accuracy yang menghitung rata-rata kemampuan model dalam mengenali masing-masing kelas, serta majority-class baseline sebagai pembanding sederhana untuk menilai apakah performa model benar-benar memberikan nilai tambah dibandingkan strategi yang selalu memprediksi kelas mayoritas.

Dalam masalah klasifikasi, accuracy digunakan untuk mengukur proporsi keseluruhan prediksi yang benar, precision untuk menilai ketepatan prediksi kelas positif, recall untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh observasi pada kelas positif, F1-score untuk menyeimbangkan precision dan recall, sedangkan confusion matrix digunakan untuk menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas [9]. Dengan demikian, penelitian ini menggunakan accuracy, balanced accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, dan majority-class baseline untuk mengevaluasi kemampuan Random

Forest dan Gradient Boosting dalam mengklasifikasikan sinyal buy dan sell.

Evaluasi klasifikasi tersebut selanjutnya dilengkapi dengan evaluasi finansial karena model dengan kinerja klasifikasi yang relatif baik belum tentu menghasilkan strategi trading yang menguntungkan setelah mempertimbangkan biaya transaksi, risiko, dan frekuensi perdagangan. Backtesting digunakan untuk mensimulasikan penerapan strategi pada data historis sehingga kinerja sinyal trading dapat dievaluasi berdasarkan kondisi periode pengujian [10]. Dalam implementasinya, penelitian ini menggunakan vectorbt, yaitu pustaka Python untuk analisis kuantitatif dan backtesting yang bekerja dengan struktur data pandas dan NumPy [11]. Metrik backtesting yang digunakan meliputi total return, buy and hold return, maximum drawdown, win rate, jumlah trade, dan sharpe ratio.

III. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental karena data yang digunakan berupa data numerik historis saham, kemudian dilakukan proses pelatihan, pengujian, evaluasi klasifikasi, dan evaluasi strategi melalui backtesting. Model yang dikembangkan tidak digunakan untuk memprediksi harga saham secara langsung, tetapi untuk mengklasifikasikan sinyal trading menjadi buy dan sell.

A. Objek dan Sumber Data Penelitian

Objek dalam penelitian ini adalah sepuluh saham sektor energi berkapitalisasi besar di Indonesia, yaitu:

TABEL I
SAHAM ENERGI BERKAPITALISASI BESAR

No	Kode Saham	Nama Perusahaan
1	BYAN.JK	PT Bayan Resources
2	DSSA.JK	PT Dian Swastatika Sentosa
3	CUAN.JK	PT Petrindo Jaya Kreasi
4	BUMI.JK	PT Bumi Resources
5	ADRO.JK	PT Alamtri Resources Indonesia
6	ADMR.JK	PT Alamtri Minerals Indonesia
7	AADI.JK	Adaro Andalan Indonesia
8	TCPI.JK	PT Transcoal Pacific
9	PTRO.JK	PT Petrosea
10	PGAS.JK	PT Perusahaan Gas Negara (Persero)

Pemilihan saham tersebut mengacu pada daftar sektor energi IDNFinancials bulan Mei 2026. Data yang digunakan berupa data historis saham harian yang diperoleh dari Yahoo Finance menggunakan pustaka Python yfinance. Pengambilan data dilakukan dengan parameter start='2020-01-01', end='2026-05-01', interval='1d', auto_adjust=False, multi_level_index=False, dan progress=False. Parameter end pada yfinance tidak memasukkan tanggal akhir secara langsung, sehingga data terakhir yang diperoleh adalah 30 April 2026. Parameter multi_level_index = False digunakan agar data hasil pengambilan memiliki struktur kolom satu tingkat.

Data historis yang diperoleh mencakup harga pembukaan (Open), harga tertinggi (High), harga terendah (Low), harga penutupan (Close), dan volume perdagangan (Volume). Pengaturan auto_adjust=False digunakan agar harga tidak disesuaikan secara otomatis oleh yfinance. Dalam penelitian ini, kolom Close digunakan sebagai dasar pembentukan indikator teknikal, perhitungan return masa depan, pembentukan label klasifikasi, dan proses backtesting.

Sebelum pembentukan indikator teknikal, data diperiksa untuk memastikan ketersediaan nilai harga. Observasi yang tidak memiliki nilai pada variabel harga yang diperlukan dikeluarkan dari proses pengolahan. Selanjutnya, indikator teknikal dibentuk berdasarkan data historis masing-masing saham.

Rentang data aktual setiap saham tidak seluruhnya sama karena beberapa emiten mulai diperdagangkan setelah Januari 2020. Oleh karena itu, tanggal observasi pertama, tanggal observasi terakhir, dan jumlah observasi aktual dilaporkan secara terpisah untuk setiap saham. Pelaporan tersebut dilakukan agar perbedaan panjang histori antar-emiten dapat diketahui secara transparan dan diperhitungkan dalam interpretasi hasil penelitian.

TABEL III
PERIODE DAN JUMLAH DATA SETIAP SAHAM (YEAR-MONTH-DATE)

Kode Saham	Tanggal Awal	Tanggal Akhir	Jumlah Observasi
BYAN.JK	2020-01-02	2026-04-30	1523
DSSA.JK	2020-01-02	2026-04-30	1523
CUAN.JK	2023-03-08	2026-04-30	742
BUMI.JK	2020-01-02	2026-04-30	1523
ADRO.JK	2020-01-02	2026-04-30	1523
ADMR.JK	2022-01-03	2026-04-30	1034
AADI.JK	2024-12-05	2026-04-30	328
TCPI.JK	2020-01-02	2026-04-30	1523
PTRO.JK	2020-01-02	2026-04-30	1523
PGAS.JK	2020-01-02	2026-04-30	1523

B. Alur Penelitian

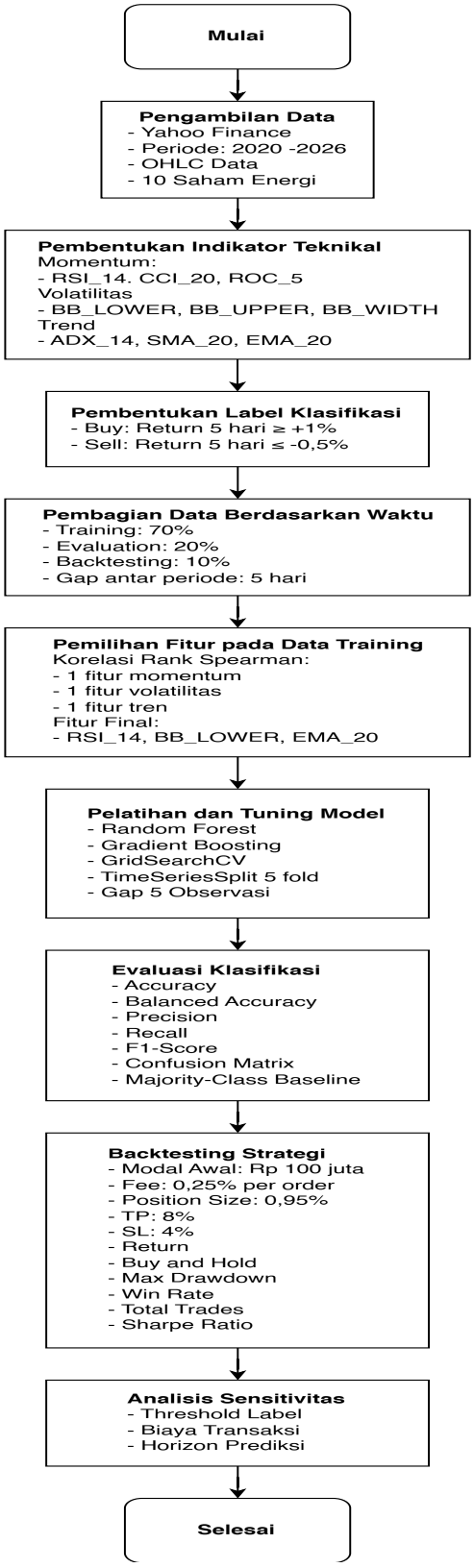
Alur penelitian dimulai dengan pengumpulan data historis harian sepuluh saham sektor energi dari Yahoo Finance. Data tersebut digunakan untuk membentuk indikator teknikal yang dikelompokkan menjadi indikator momentum, volatilitas, dan tren. Selanjutnya, target return masa depan dan label klasifikasi *buy, sell* dan *neutral* dibentuk berdasarkan perubahan harga penutupan pada horizon lima hari perdagangan.

Setelah indikator dan label terbentuk, timeline masing-masing saham dibagi secara kronologis menjadi periode training, evaluation, dan backtesting dengan proporsi mendekati 70:20:10. Untuk mencegah kebocoran informasi akibat label yang menggunakan harga lima hari ke depan, diterapkan purging gap sebanyak lima observasi perdagangan antara training dan evaluation serta antara evaluation dan backtesting.

Pemilihan fitur selanjutnya dilakukan hanya menggunakan data training. Korelasi peringkat Spearman dihitung antara masing-masing indikator teknikal dan label klasifikasi. Satu fitur dengan nilai absolut korelasi tertinggi

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483

dipilih dari masing-masing kelompok momentum, volatilitas, dan tren pada setiap saham. Frekuensi fitur yang terpilih pada seluruh saham kemudian digunakan untuk menentukan satu fitur final dari setiap kelompok.



Gambar. 1. Diagram Alur Metodologi Penelitian

Random Forest dan Gradient Boosting dilatih menggunakan data training. Hyperparameter tuning dilakukan melalui GridSearchCV dengan TimeSeriesSplit sebanyak lima fold dan gap lima observasi. Model dengan kombinasi hyperparameter terbaik selanjutnya dievaluasi pada data evaluation dan diterapkan pada periode backtesting.

Hasil prediksi model selanjutnya digunakan sebagai sinyal trading. Sinyal yang dihasilkan pada hari perdagangan ke-t tidak langsung digunakan pada hari yang sama, tetapi diterapkan pada hari perdagangan berikutnya. Hal ini dilakukan agar proses pengujian tidak menggunakan informasi yang sebenarnya belum tersedia pada saat sinyal dibuat. Pada tahap akhir, dilakukan analisis sensitivitas untuk melihat perubahan hasil model ketika threshold pembentukan label, biaya transaksi, dan horizon prediksi diubah.

C. Pembentukan Fitur Teknikal

Fitur yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari indikator teknikal yang dihitung dari data historis harga saham. Indikator teknikal dikelompokkan ke dalam tiga kategori utama, yaitu momentum, volatilitas, dan tren. Indikator momentum digunakan untuk membaca kekuatan pergerakan harga, indikator volatilitas digunakan untuk melihat tingkat perubahan harga, sedangkan indikator tren digunakan untuk membaca arah pergerakan harga dalam periode tertentu.

Berikut adalah rincian perumusan matematis dari masing-masing indikator teknikal yang digunakan dalam penelitian ini:

Kelompok Indikator Momentum

- Relative Strength Index (RSI_14): Indikator ini mengukur kecepatan dan perubahan pergerakan harga dalam rentang nilai 0 hingga 100 dengan periode observasi 14 hari (N=14).

$$RSI_{14} = 100\left(\frac{100}{1+RS}\right) \quad (1)$$

dengan:

  - $RS = \frac{Rata-rata\ Gain\ selama\ 14\ periode}{Rata-rata\ Loss\ selama\ 14\ periode}$

- Commodity Channel Index (CCI_20): Mengukur tingkat variasi harga saham dari rata-rata statistik harganya selama 20 periode (N=20).

$$CCI_{20} = \frac{TP_t - SMA_{20}(TP)}{0.015 * MD} \quad (2)$$

dengan:

  - $TP_t = \frac{High_t + Low_t + Close_t}{3}$
  - $SMA_{20}(TP)$ = Simple Moving Average dari TP selama 20 periode
  - MD = Mean Absolute Deviation dari TP terhadap $SMA_{20}(TP)$

- Rate of Change (ROC_5): Mengukur persentase perubahan harga penutupan saat ini dibandingkan dengan harga penutupan 5 periode sebelumnya (N=5).

$$ROC_5 = \left(\frac{P_t - P_{t-5}}{P_{t-5}}\right) * 100 \quad (3)$$

dengan:
  - P_t = harga penutupan pada hari ke-t
  - P_{t-5} = harga penutupan 5 hari sebelumnya.

Kelompok Indikator Volatilitas:

- Bollinger Bands Upper & Lower (BB_UPPER & BB_LOWER): Mengukur tingkat volatilitas pasar berbasis rentang deviasi standar di sekitar rata-rata bergerak 20 hari.

$$BB_{\text{UPPER}} = SMA_{20}(P) + (k \times \sigma_{20}) \quad (4)$$

$$BB_{LOWER} = SMA_{20}(P) - (k \times \sigma_{20}) \quad (5)$$

dengan:
  - σ_{20} = standar deviasi harga penutupan selama 20 hari
  - k = 2 sebagai faktor pengali standar.

- Bollinger Band Width (BB_WIDTH): Mengukur lebar relatif antara garis Upper Band dan Lower Band untuk mengidentifikasi periode penyempitan (squeeze) atau perluasan volatilitas.

$$BB_{WIDTH} = \frac{BB_{UPPER} - BB_{LOWER}}{SMA_{20}(P)} \quad (6)$$

- Average True Range (ATR_14) & Normalized Average True Range (NATR_14): ATR_{14} mengukur tingkat volatilitas absolut berbasis rentang harga sebenarnya (True Range / TR) selama 14 hari, sedangkan $N\,ATR_{14}$ melakukan normalisasi nilai ATR dalam bentuk persentase terhadap harga penutupan.

$$TR_t = \max((High_t - Low_t), |High_t - P_{t-1}|, |Low_t - P_{t-1}|) \quad (7)$$

$$ATR_{14} = \frac{ATR_{14,t-1} * 13 + TR_t}{14} \quad (8)$$

$$N\,ATR_{14} = \left(\frac{ATR_{14}}{P_t}\right) * 100 \quad (9)$$

Kelompok Indikator Trend:

- Simple Moving Average (SMA_20): Menghitung rata-rata aritmatika harga penutupan saham selama periode 20 hari.

$$SMA_{20} = \frac{1}{20}\sum_{i=0}^{19} P_{t-i} \quad (10)$$

- Exponential Moving Average (EMA_20): Rata-rata bergerak yang memberikan bobot lebih tinggi pada data harga penutupan terbaru dengan faktor pelembutan (smoothing factor) K.

$$EMA_{20,t} = (P_t * K) + (EMA_{20,t-1} * (1 - K)) \quad (11)$$

dengan $K = \frac{2}{N+1} = \frac{2}{20+1} \approx 0.0952$

- Average Directional Index (ADX_14): Mengukur kekuatan tren (tanpa memperhitungkan arah naik atau turunnya harga) pada periode 14 hari berdasarkan perbandingan Directional Movement positif ($+DI_{14}$) dan negatif ($-DI_{14}$).

$$ADX_{14} = SMA_{14}\left(\frac{|+DI_{14} - -DI_{14}|}{+DI_{14} + -(DI_{14})} * 100\right) \quad (12)$$

Setelah seluruh indikator teknikal dibentuk, pemilihan fitur dilakukan menggunakan korelasi peringkat Spearman antara setiap fitur teknikal dan label klasifikasi. Proses pemilihan fitur hanya menggunakan data training sehingga data evaluation dan backtesting tidak ikut digunakan dalam menentukan fitur model.

Untuk setiap saham, nilai absolut koefisien korelasi Spearman dihitung pada masing-masing fitur. Nilai absolut digunakan karena penelitian berfokus pada kekuatan hubungan antara fitur dan label, tanpa membedakan arah hubungan positif atau negatif. Dari setiap kelompok indikator dipilih satu fitur dengan nilai korelasi absolut terbesar, yaitu satu fitur dari kelompok momentum, satu fitur dari kelompok volatilitas, dan satu fitur dari kelompok tren.

Setelah pemilihan dilakukan pada seluruh saham, frekuensi kemunculan setiap fitur dihitung. Fitur dengan frekuensi tertinggi pada masing-masing kelompok kemudian digunakan sebagai fitur final untuk seluruh saham. Berdasarkan proses tersebut, fitur final yang digunakan adalah RSI_14 dari kelompok momentum, BB_LOWER dari kelompok volatilitas, dan EMA_20 dari kelompok tren.

D. Pembentukan Label Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi untuk menghasilkan sinyal *buy* dan *sell* berdasarkan perubahan harga penutupan lima hari perdagangan ke depan. Return lima hari ke depan dihitung dengan membandingkan harga penutupan pada hari ke-t dengan harga penutupan pada hari ke-t+5 menggunakan rumus:

$$Persentase\ Keuntungan = \frac{Close\ t + 5 - Close\ t}{Close\ t} \quad (13)$$

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483

Dalam rumus tersebut, Close t merupakan harga penutupan pada hari ke-t, sedangkan Close t+5 merupakan harga penutupan lima hari perdagangan setelah hari ke-t. Return 5 Hari menunjukkan tingkat perubahan harga selama horizon lima hari perdagangan.

Berdasarkan nilai return lima hari tersebut, observasi dikelompokkan ke dalam tiga kondisi awal, yaitu *buy*, *sell*, dan *neutral*. Aturan pembentukan label ditunjukkan pada Tabel III.

TABEL IIIII
SISTEM LABELLING PADA DATA HISTORIS

Label	Kondisi
BUY (1)	Close t+5 ≥ Close t × 1,01
SELL (0)	Close t+5 ≤ Close t × 0,995
NEUTRAL	Close t × 0,995 < Close t+5 < Close t × 1,01

Dengan ketentuan tersebut, observasi dikategorikan sebagai *buy* apabila harga penutupan lima hari perdagangan berikutnya meningkat sekurang-kurangnya 1% dibandingkan harga penutupan pada hari ke-t. Observasi dikategorikan sebagai *sell* apabila harga penutupan lima hari perdagangan berikutnya turun sekurang-kurangnya 0,5%. Sementara itu, observasi dengan perubahan harga di antara −0,5% dan +1% dikategorikan sebagai *neutral*.

Ambang *buy* sebesar +1% dipilih agar perubahan harga yang dikategorikan sebagai sinyal positif memiliki magnitudo yang cukup untuk berada di atas biaya transaksi yang lazim timbul dalam satu siklus pembelian dan penjualan saham. Otoritas Jasa Keuangan melaporkan bahwa biaya broker berbeda antar perusahaan sekuritas, dengan kisaran rata-rata sekitar 0,15%–0,30% pada transaksi pembelian dan 0,25%–0,40% pada transaksi penjualan [12]. Selain itu, transaksi penjualan saham di Bursa Efek Indonesia dikenai Pajak Penghasilan final sebesar 0,1% dari nilai bruto transaksi penjualan [13]. Oleh karena itu, batas +1% digunakan sebagai ambang dasar agar kenaikan yang dikategorikan sebagai *buy* tidak hanya merepresentasikan fluktuasi harga yang sangat kecil dan menyediakan margin terhadap fee transaksi.

Ambang *sell* ditetapkan sebesar −0,5% sehingga menghasilkan struktur risk-to-reward sebesar 1:2 terhadap ambang BUY sebesar +1%. Penggunaan struktur asimetris tersebut sejalan dengan pendekatan Haryono, Lukito, dan Mahastama [4], yang menggunakan profit target +4% dan loss limit −2% dalam pembentukan sinyal trading berbasis machine learning. Dalam penelitian ini, prinsip reward-to-risk 2:1 dipertahankan, tetapi digunakan pada threshold yang lebih rendah sesuai horizon prediksi lima hari dan tujuan untuk mengidentifikasi pergerakan harga jangka pendek.

Observasi dengan return lima hari yang berada di antara −0,5% dan +1% didefinisikan sebagai *neutral*. Observasi tersebut tidak digunakan sebagai kelas dalam pelatihan model biner karena penelitian difokuskan pada pembelajaran terhadap sinyal arah yang memiliki perubahan harga lebih tegas. Namun, berbeda dengan data yang tidak dapat diberi label akibat ketidaktersediaan indikator teknikal atau harga pada hari ke-t+5, seluruh observasi *neutral* tetap dihitung dan dilaporkan untuk menunjukkan dampak proses penyaringan terhadap jumlah dan distribusi data.

TABEL IVV
DISTRIBUSI KELAS BERDASARKAN LABEL 5 HARI KE DEPAN

Kode Saham	Total Baris	Baris Valid	Jumlah Buy	Jumlah Sell	Jumlah Neutral
BYAN.JK	1504	1458	472	593	393
DSSA.JK	1504	1455	520	458	477
CUAN.JK	723	718	355	302	61
BUMI.JK	1504	1394	558	648	188
ADRO.JK	1504	1499	645	680	174
ADMR.JK	1015	1010	405	483	122
AADI.JK	309	304	141	127	36
TCPI.JK	1504	1497	725	568	204
PTRO.JK	1504	1499	677	633	189
PGAS.JK	1504	1499	640	626	233

Secara keseluruhan terdapat 12.333 observasi yang dapat diberi label, yang terdiri atas 5.138 observasi *buy* atau 41,66%, 5.118 observasi *sell* atau 41,50%, dan 2.077 observasi *neutral* atau 16,84%. Observasi *neutral* tidak digunakan sebagai kelas dalam proses pelatihan model biner, sehingga terdapat 10.256 observasi *buy* dan *sell* yang dapat digunakan sebagai data klasifikasi.

E. Pembagian Data dan Validasi Berbasis Waktu

Setelah proses pembentukan label selesai, data setiap saham dibagi secara kronologis menjadi periode training, evaluation, dan backtesting. Batas akhir training ditetapkan pada sekitar 70% dari timeline, sedangkan batas akhir evaluation ditetapkan pada sekitar 90%. Bagian terakhir digunakan sebagai periode backtesting.

Pembagian data berdasarkan urutan waktu dilakukan karena data harga saham merupakan data runtun waktu. Dengan pembagian tersebut, observasi pada periode yang lebih baru tidak digunakan untuk membangun model pada periode sebelumnya.

Karena label pada hari ke-t dibentuk menggunakan harga penutupan lima hari perdagangan setelahnya, penelitian menggunakan gap sebanyak lima observasi perdagangan antara training dan evaluation serta antara evaluation dan backtesting. Gap tersebut digunakan untuk mengurangi kemungkinan informasi harga yang digunakan dalam pembentukan label pada akhir suatu periode masuk ke periode berikutnya.

TABEL V
PEMBAGIAN DATA TRAINING, EVALUATION, DAN BACKTESTING

Kode Saham	Training	Evaluation	Backtesting
BYAN.JK	771	191	142
DSSA.JK	596	245	141
CUAN.JK	460	128	68
BUMI.JK	821	255	135
ADRO.JK	923	263	146
ADMR.JK	631	167	97
AADI.JK	189	51	26
TCPI.JK	913	241	146
PTRO.JK	884	279	146
PGAS.JK	889	246	146

Data training dan evaluation yang digunakan untuk klasifikasi hanya terdiri atas observasi *buy* dan *sell*. Observasi *neutral* tidak digunakan sebagai kelas target. Pada periode backtesting, timeline penuh tetap dipertahankan

sehingga model dapat menghasilkan sinyal pada setiap observasi yang memiliki fitur teknikal valid.

Pemilihan fitur dan pencarian hyperparameter hanya dilakukan menggunakan data training. Data evaluation digunakan untuk mengukur kemampuan model pada data yang tidak digunakan dalam proses pelatihan, sedangkan data backtesting digunakan untuk mengevaluasi kinerja finansial.

F. Pelatihan Model

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah Random Forest dan Gradient Boosting. Kedua model merupakan algoritma ensemble learning berbasis decision tree yang dapat digunakan untuk tugas klasifikasi. Random Forest membangun sejumlah pohon keputusan dan menggabungkan hasil prediksinya, sedangkan Gradient Boosting membangun pohon keputusan secara bertahap untuk memperbaiki kesalahan dari model sebelumnya.

Pada tahap pelatihan, masing-masing model dibangun secara terpisah untuk setiap saham menggunakan tiga fitur teknikal final yang telah dipilih, yaitu RSI_14, BB_LOWER, dan EMA_20. Seluruh proses pelatihan dan pencarian hyperparameter dilakukan hanya menggunakan data training. Data evaluation tidak digunakan dalam proses pemilihan fitur maupun pencarian hyperparameter.

Pencarian kombinasi hyperparameter dilakukan menggunakan GridSearchCV. Karena data saham memiliki urutan waktu, proses validasi di dalam GridSearchCV menggunakan TimeSeriesSplit sebanyak lima fold. Setiap fold menggunakan gap sebanyak lima observasi perdagangan sesuai dengan horizon pembentukan label lima hari. Kombinasi hyperparameter terbaik dipilih berdasarkan rata-rata accuracy tertinggi selama proses validasi pada data training. Ruang pencarian hyperparameter yang digunakan ditunjukkan pada Tabel VI.

TABEL VI
GRIDSEARCHCV HYPERPARAMETER RANDOM FOREST DAN GRADIENT BOOSTING

Model	Hyperparameter	Value
Random Forest	n_estimators	100, 150, 200
	criterion	gini, entropy
	max_depth	3, 5, 7, 9
	min_samples_split	2, 4, 6
	min_samples_leaf	1, 2, 3
	max_features	sqrt, log2
	class_weight	balanced, balanced_subsample
Gradient Boosting	n_estimators	100, 150, 200
	learning_rate	0,05; 0,1; 0,2
	max_depth	3, 5, 7, 9
	min_samples_split	2, 4, 6
	min_samples_leaf	1, 2, 3
	subsample	0,8; 0,9; 1,0

Setelah proses GridSearchCV selesai, kombinasi hyperparameter terbaik digunakan untuk membentuk model Random Forest dan Gradient Boosting pada masing-masing saham. Kedua algoritma menggunakan random_state=42 agar proses eksperimen dapat menghasilkan hasil yang konsisten ketika dijalankan kembali. Standardisasi atau normalisasi fitur tidak dilakukan karena Random Forest dan Gradient Boosting merupakan model berbasis decision tree yang tidak membutuhkan penyamaan skala fitur.

Model dengan kombinasi hyperparameter terbaik kemudian digunakan untuk memprediksi kelas BUY dan SELL pada data evaluation. Hasil prediksi tersebut dievaluasi menggunakan accuracy, balanced accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix, serta dibandingkan dengan majority-class baseline. Selanjutnya, model diterapkan pada periode backtesting untuk menghasilkan sinyal trading yang digunakan dalam simulasi kinerja finansial.

TABEL VII
HYPERPARAMETER TERBAIK RANDOM FOREST DAN GRADIENT BOOSTING

Kode Saham	Model	Hyperparameter Terbaik
BYAN.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'gini', 'max_depth': 9, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 3, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 150
	GB	'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 7, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 4, 'n_estimators': 150, 'subsample': 0.9
DSSA.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'entropy', 'max_depth': 3, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 6, 'n_estimators': 200
	GB	'learning_rate': 0.1, 'max_depth': 7, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 4, 'n_estimators': 200, 'subsample': 1.0
CUAN.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'gini', 'max_depth': 3, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 200
	GB	'learning_rate': 0.2, 'max_depth': 9, 'min_samples_leaf': 3, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 200, 'subsample': 0.9
BUMI.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'gini', 'max_depth': 9, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100
	GB	'learning_rate': 0.1, 'max_depth': 3, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 200, 'subsample': 0.9

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483

Kode Saham	Model	Hyperparameter Terbaik
ADRO.JK	RF	'class_weight': 'balanced_subsample', 'criterion': 'gini', 'max_depth': 3, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 6, 'n_estimators': 100
	GB	'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 3, 'min_samples_leaf': 3, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100, 'subsample': 0.9
ADMR.JK	RF	'class_weight': 'balanced' 'criterion': 'entropy' 'max_depth': 9 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 2 'n_estimators': 150
	GB	'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 9, 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100, 'subsample': 0.9
AADI.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'gini', 'max_depth': 7, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 6, 'n_estimators': 150
	GB	'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 7, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 4, 'n_estimators': 200, 'subsample': 0.8
TCPI.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'gini', 'max_depth': 5, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 200
	GB	'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 3, 'min_samples_leaf': 3, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 150, 'subsample': 0.9
PTRO.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'gini', 'max_depth': 9, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100
	GB	'learning_rate': 0.05, 'max_depth': 3, 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 150, 'subsample': 0.8
PGAS.JK	RF	'class_weight': 'balanced', 'criterion': 'entropy', 'max_depth': 3, 'max_features': 'sqrt', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 200
	GB	'learning_rate': 0.2, 'max_depth': 7, 'min_samples_leaf': 3, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 200, 'subsample': 1.0

Untuk mendukung reprodusibilitas penelitian, eksperimen dijalankan menggunakan Python 3.13.15 dengan yfinance 1.7.0, pandas 2.3.3, NumPy 2.2.6, pandas-ta 0.4.71b0, scikit-learn 1.6.1, vectorbt 1.0.0, dan matplotlib 3.10.0.

G. Evaluasi Klasifikasi

Evaluasi klasifikasi dilakukan untuk mengetahui kemampuan Random Forest dan Gradient Boosting dalam memprediksi sinyal *buy* dan *sell* pada data evaluation. Metrik yang digunakan meliputi *accuracy*, *balanced accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Selain itu, hasil *accuracy* dibandingkan dengan *majority-class baseline* untuk melihat apakah model memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan prediksi sederhana yang selalu memilih kelas mayoritas.

Dasar pengukuran metrik klasifikasi mengacu pada *confusion matrix*, yang membandingkan hasil prediksi model dengan label aktual. Dalam penelitian ini, kelas buy digunakan sebagai kelas positif dan kelas sell sebagai kelas negatif. Confusion matrix terdiri atas empat komponen, yaitu *True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP),* dan *False Negative (FN)*.

True Positive (TP) menunjukkan jumlah observasi *buy* yang diprediksi dengan benar sebagai *buy*. *True Negative (TN)* menunjukkan jumlah observasi *sell* yang diprediksi dengan benar sebagai *sell*. *False Positive (FP)* menunjukkan jumlah observasi *sell* yang salah diprediksi sebagai *buy*, sedangkan *False Negative (FN)* menunjukkan jumlah observasi *buy* yang salah diprediksi sebagai *sell*. Hubungan keempat komponen tersebut ditunjukkan pada Tabel VIII.

TABEL VIII
CONFUSION MATRIX HUBUNGAN ANTAR KOMPONEN

	Prediksi Positif (Buy)	**Prediksi Negatif (Sell)**
Aktual Positif (Buy)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Aktual Negatif (Sell)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Berdasarkan keempat elemen Confusion Matrix di atas, perumusan matematis untuk masing-masing metrik evaluasi didefinisikan sebagai berikut:

1. Accuracy: Accuracy mengukur proporsi keseluruhan prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) dibandingkan dengan total seluruh data pengujian.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (14)$$

2. Precision: Precision mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi sinyal positif. Metrik ini menunjukkan seberapa banyak dari total prediksi buy yang benar-benar menghasilkan sinyal buy yang akurat.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

3. Recall (Sensitivity): *Recall* mengukur kemampuan model dalam menemukan kembali seluruh data yang berlabel positif. Metrik ini menunjukkan seberapa banyak sinyal *buy* aktual yang berhasil dideteksi oleh model.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

4. F1-Score: *F1-Score* merupakan rata-rata harmonik (*harmonic mean*) dari *precision* dan *recall*. Metrik ini memberikan gambaran performa model secara seimbang, terutama ketika dataset mengalami ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*).

$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (17)$$

$$F1 - Score = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} \quad (18)$$

Selain metrik tersebut, penelitian ini menggunakan balanced accuracy karena jumlah observasi *buy* dan *sell* pada data evaluation tidak selalu sama. *Balanced accuracy* menghitung rata-rata kemampuan model dalam mengenali kelas *buy* dan *sell*, sehingga model yang hanya sering memprediksi salah satu kelas tidak langsung memperoleh nilai evaluasi yang tinggi.

$$Bal\ Acc = \frac{1}{2} * \left(\frac{TP}{TP + FN} + \frac{TN}{TN + FP}\right) \quad (19)$$

Penelitian ini juga menggunakan majority-class baseline sebagai pembanding sederhana. Baseline tersebut diperoleh dengan menganggap seluruh observasi diprediksi sebagai kelas yang paling banyak muncul pada data evaluation. Nilainya dihitung sebagai perbandingan jumlah observasi pada kelas mayoritas terhadap seluruh observasi evaluation.

$$Majority\ Class\ Baseline = \frac{Jumlah\ Observasi\ Kelas\ Mayoritas}{Jumlah\ Seluruh\ Observasi\ Evaluation}$$

Perbandingan dengan majority-class baseline digunakan untuk melihat apakah nilai accuracy model benar-benar memberikan tambahan kemampuan prediksi dibandingkan dengan strategi klasifikasi yang hanya memilih kelas mayoritas. Oleh karena itu, nilai accuracy tidak digunakan sebagai satu-satunya dasar untuk membandingkan Random Forest dan Gradient Boosting.

Evaluasi klasifikasi selanjutnya dilengkapi dengan backtesting karena kemampuan model dalam mengklasifikasikan sinyal *buy* dan *sell* belum tentu menghasilkan kinerja finansial yang baik. Model dengan nilai klasifikasi yang relatif tinggi tetap dapat menghasilkan return yang rendah apabila waktu entry dan exit kurang tepat, sedangkan model dengan nilai klasifikasi yang lebih rendah dapat menghasilkan return yang lebih tinggi apabila sinyal yang benar terjadi pada pergerakan harga yang besar. Oleh karena itu, hasil klasifikasi dan hasil finansial dianalisis secara bersama-sama.

H. Backtesting Strategi Trading

Backtesting dilakukan untuk mengevaluasi apakah sinyal *buy* dan *sell* yang dihasilkan model dapat diterjemahkan menjadi kinerja finansial yang baik pada data historis. Dalam penelitian ini, proses backtesting dilakukan menggunakan pustaka vectorbt.

Sinyal *buy* digunakan sebagai sinyal untuk membuka posisi, sedangkan sinyal *sell* digunakan untuk menutup posisi. Strategi yang digunakan bersifat long-only. Simulasi menggunakan modal awal sebesar Rp100.000.000 dengan ukuran posisi sebesar 95% dari modal yang tersedia.

Biaya transaksi ditetapkan sebesar 0,25% pada setiap order, baik pada saat pembelian maupun penjualan. Dengan demikian, satu siklus transaksi beli dan jual secara kasar menghasilkan biaya sekitar 0,50%. Pajak transaksi tidak dimodelkan sebagai komponen yang terpisah, sedangkan slippage pada skenario utama ditetapkan sebesar 0%. Untuk pengelolaan risiko, strategi menggunakan stop loss sebesar 4% dan take profit sebesar 8%.

Sinyal yang dihasilkan pada hari perdagangan ke-t tidak langsung digunakan pada hari yang sama. Sinyal tersebut digeser satu periode sehingga entry atau exit dilakukan menggunakan harga penutupan pada hari perdagangan berikutnya. Cara tersebut digunakan agar proses backtesting hanya menggunakan informasi yang sudah tersedia ketika keputusan trading dibuat. Apabila masih terdapat posisi terbuka pada akhir periode backtesting, posisi tersebut ditutup menggunakan harga penutupan pada observasi terakhir.

Metrik backtesting yang digunakan meliputi total return, Buy and Hold return, maximum drawdown, win rate, total trades, dan Sharpe ratio. Metrik tersebut digunakan untuk melihat performa strategi dari sisi keuntungan, risiko, dan aktivitas perdagangan.

1. Total Return (Cumulative Return): Total Return mengukur persentase perubahan total nilai portofolio dari awal hingga akhir periode simulasi backtesting.

$$Return = \left(\frac{V_{final} - V_{initial}}{V_{initial}}\right) * 100 \quad (20)$$

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483

dengan $V_{initial}$ adalah modal awal portofolio dan V_{final} adalah nilai akhir portofolio setelah memperhitungkan komisi transaksi.

2. Buy and Hold Return: Buy and Hold Return digunakan sebagai indikator pembanding (benchmark). Metrik ini mengukur persentase keuntungan yang diperoleh jika investor membeli aset pada hari pertama periode pengujian dan memegang aset tersebut hingga hari terakhir tanpa melakukan transaksi jual-beli tambahan.

$$Return_{B\&H} = \left(\frac{P_{end} - P_{start}}{P_{start}}\right) * 100 \qquad (21)$$

dengan P_{start} adalah harga aset pada awal periode pengujian dan P_{end} adalah harga aset pada akhir periode.

3. Maximum Drawdown (MDD): Maximum Drawdown mengukur penurunan nilai portofolio terbesar dari titik puncak (peak) ke titik terendah (trough) sebelum puncak baru terbentuk. Metrik ini digunakan untuk melihat tingkat risiko kerugian maksimum yang berpotensi dialami oleh strategi.

$$MDD = \left(\frac{P_t - V_t}{P_t}\right) * 100 \qquad (22)$$

dengan P_t adalah nilai tertinggi portofolio (peak) hingga waktu t, dan V_t adalah nilai terendah portofolio saat ini pada waktu t.

4. Win Rate: Win Rate mengukur persentase transaksi yang menghasilkan keuntungan (profitable trades) dibandingkan dengan total seluruh transaksi yang dieksekusi selama periode backtesting.

$$Win\ Rate = \left(\frac{N_{win}}{N_{total}}\right) * 100 \qquad (23)$$

dengan:
N_{win} adalah jumlah posisi transaksi yang ditutup dengan nilai profit positif, dan N_{total} adalah total seluruh posisi transaksi yang diselesaikan.

5. Jumlah Transaksi (Total Trades): Jumlah transaksi (N_{total}) mencatat total frekuensi perdagangan (entry dan exit) yang dieksekusi oleh strategi. Metrik ini penting untuk mengevaluasi dampak biaya komisi transaksi terhadap portofolio serta mengukur seberapa aktif strategi yang dihasilkan oleh model.

6. Sharpe Ratio: Sharpe Ratio mengukur tingkat pengembalian strategi yang disesuaikan dengan risiko (risk-adjusted return). Metrik ini menunjukkan seberapa besar excess return yang diperoleh per satu satuan risiko (deviasi standar dari return).

$$Sharpe\ Ratio = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \qquad (24)$$

dengan:

- R_p = Rata-rata return portofolio yang disetahunkan (annualized return).
- R_f = Risk-free rate (tingkat suku bunga bebas risiko).
- σ_p = Volatilitas atau deviasi standar dari return portofolio yang disetahunkan.

I. Analisis Sensitivitas

Analisis sensitivitas dilakukan untuk melihat apakah hasil penelitian berubah ketika beberapa parameter utama diubah. Pendekatan yang digunakan adalah one-factor-at-a-time (OFAT), yaitu hanya satu parameter yang diubah pada setiap skenario, sedangkan parameter lainnya tetap mengikuti kondisi dasar.

Parameter yang diuji meliputi threshold pembentukan label, biaya transaksi, dan horizon prediksi. Skenario dasar menggunakan threshold BUY +1,00%, threshold SELL −0,50%, horizon lima hari perdagangan, dan biaya transaksi 0,25% per order.

Fitur final dan hyperparameter terbaik dari skenario dasar tetap digunakan. Untuk skenario perubahan threshold dan horizon, label dibentuk kembali dan model dilatih ulang. Sementara itu, perubahan biaya transaksi hanya diterapkan pada proses backtesting karena tidak mengubah label maupun hasil prediksi klasifikasi.

TABEL IX
TABEL SKENARIO ANALISIS SENSITIVITAS

Skenario	Buy	Sell	Horizon	Fee/Order
Baseline	+ 1,00%	− 0,50%	5	0,25%
Threshold Rendah	+ 0,75%	− 0,375%	5	0,25%
Threshold Tinggi	+ 1,5%	− 0,75%	5	0,25%
Fee Rendah	+ 1,00%	− 0,50%	5	0,15%
Fee Tinggi	+ 1,00%	− 0,50%	5	0,35%
Horizon Pendek	+ 1,00%	− 0,50%	3	0,25%
Horizon Panjang	+ 1,00%	− 0,50%	10	0,25%

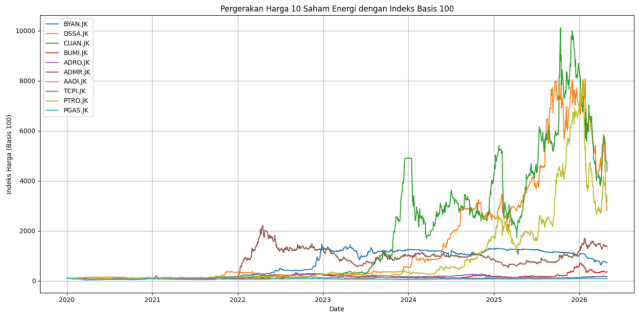
IV. HASIL DAN ANALISIS

A. Analisis Pergerakan Saham

Analisis dilakukan pada sepuluh saham sektor energi berkapitalisasi besar di Indonesia, yaitu BYAN, DSSA, CUAN, BUMI, ADRO, ADMR, AADI, TCPI, PTRO, dan PGAS. Periode historis masing-masing saham mengikuti

ketersediaan data sebagaimana telah dijelaskan pada Tabel II.

Agar perubahan harga antar-saham dengan tingkat harga yang berbeda dapat dibandingkan secara lebih proporsional, harga penutupan pada Gambar 2 disajikan dalam bentuk indeks basis 100. Nilai 100 menunjukkan harga penutupan pada awal periode observasi masing-masing saham, sedangkan nilai berikutnya menunjukkan perubahan relatif terhadap harga awal tersebut.



Gambar. 2. Pergerakan 10 Saham Energi dengan Indeks Basis 100

Berdasarkan Gambar 2, setiap saham menunjukkan pola perubahan harga yang berbeda selama periode pengamatan. Beberapa saham mengalami peningkatan relatif yang lebih besar, sedangkan saham lainnya menunjukkan perubahan yang lebih terbatas atau mengalami penurunan pada periode tertentu. Perbedaan pola tersebut menunjukkan bahwa karakteristik pergerakan harga tidak sama antar emiten, sehingga kinerja Random Forest dan Gradient Boosting perlu dievaluasi pada masing-masing saham.

B. Hasil Pemilihan Fitur Teknikal

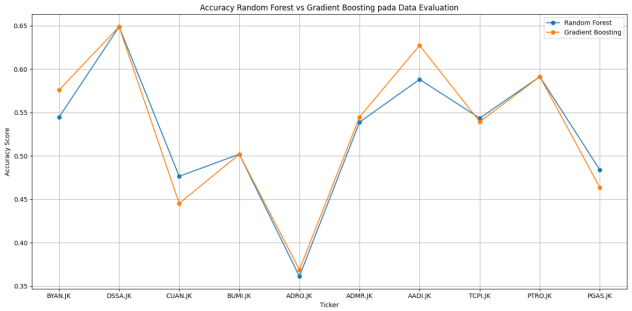
TABEL X
FREKUENSI FITUR TEKNIKAL TERPILIH

No	Fitur Teknikal	Kelompok Fitur	Frekuensi Terpilih
1	EMA_20	Trend	7
2	RSI_14	Momentum	5
3	CCI_20	Momentum	4
4	BB_UPPER	Volatility	4
5	BB_LOWER	Volatility	4
6	SMA_20	Trend	2
7	ROC_5	Momentum	1
8	NATR_14	Volatility	1
9	ATR_14	Volatility	1
10	ADX_14	Trend	1

Tabel X menunjukkan frekuensi fitur teknikal yang terpilih dari data training seluruh saham melalui seleksi menggunakan korelasi peringkat Spearman. Pada kelompok tren, EMA_20 paling sering terpilih sebanyak tujuh kali. Pada kelompok momentum, RSI_14 terpilih lima kali, sedangkan pada kelompok volatilitas BB_UPPER dan BB_LOWER masing-masing terpilih empat kali.

Berdasarkan hasil seleksi tersebut, fitur final yang digunakan adalah RSI_14 sebagai fitur momentum, BB_LOWER sebagai fitur volatilitas, dan EMA_20 sebagai fitur tren. Karena BB_UPPER dan BB_LOWER memiliki frekuensi yang sama, BB_LOWER dipilih berdasarkan urutan fitur yang telah ditetapkan pada kelompok volatilitas dalam implementasi program. Ketiga fitur tersebut kemudian digunakan secara konsisten pada seluruh saham untuk membandingkan kinerja Random Forest dan Gradient Boosting.

C. Evaluasi Model Random Forest dan Gradient Boosting



Gambar. 3. Accuracy Random Forest vs Gradient Boosting (After Tuning)

Gambar 3 menunjukkan perbandingan nilai accuracy Random Forest dan Gradient Boosting pada data evaluation untuk setiap saham. Nilai accuracy kedua model berbeda pada masing-masing saham, tetapi selisihnya secara umum relatif kecil. Oleh karena itu, accuracy tidak digunakan sebagai satu-satunya dasar untuk membandingkan kinerja kedua model. Evaluasi juga mempertimbangkan balanced accuracy dan majority-class baseline untuk melihat kemampuan model dalam mengenali kedua kelas secara lebih seimbang.

TABEL XI
EVALUASI KLASIFIKASI RANDOM FOREST DAN GRADIENT BOOSTING

Kode Saham	Model	Accuracy	Balanced Accuracy	Majority Baseline
BYAN.JK	RF	0.544503	0.513815	0.617801
	GB	0.575916	0.560135	
DSSA.JK	RF	0.648980	0.500000	0.648980
	GB	0.648980	0.500000	
CUAN.JK	RF	0.476562	0.500000	0.523438
	GB	0.445312	0.467213	
BUMI.JK	RF	0.501961	0.502768	0.501961
	GB	0.501961	0.502799	
ADRO.JK	RF	0.361217	0.383758	0.596958
	GB	0.368821	0.408515	
ADMR.JK	RF	0.538922	0.562825	0.544910
	GB	0.544910	0.559644	
AADI.JK	RF	0.588235	0.513393	0.686275
	GB	0.627451	0.575893	
TCPI.JK	**RF**	**0.543568**	**0.557207**	**0.518672**
	GB	**0.539419**	**0.555069**	
PTRO.JK	RF	0.591398	0.500000	0.591398
	GB	0.591398	0.500000	
PGAS.JK	RF	0.483740	0.500000	0.516260
	GB	0.463415	0.467611	

Berdasarkan Tabel XI, rata-rata accuracy Random Forest sebesar 0,5279 dan Gradient Boosting sebesar 0,5308, sedangkan rata-rata balanced accuracy masing-masing sebesar 0,5034 dan 0,5097. Nilai tersebut menunjukkan bahwa secara umum kemampuan klasifikasi kedua model masih terbatas dan tidak terdapat keunggulan yang konsisten dari salah satu model.

Perbandingan dengan majority-class baseline memperkuat temuan tersebut. Dari seluruh kombinasi saham dan model, hanya Random Forest dan Gradient Boosting

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483

pada TCPI.JK yang menghasilkan accuracy di atas majority-class baseline. Pada beberapa kombinasi lain, nilai accuracy sama dengan baseline, sedangkan sebagian besar lainnya masih berada di bawah baseline. Hal ini menunjukkan bahwa pada sebagian besar saham, model belum memberikan peningkatan akurasi dibandingkan strategi sederhana yang selalu memprediksi kelas mayoritas.

Meskipun demikian, balanced accuracy memberikan informasi tambahan mengenai kemampuan model dalam mengenali kelas *buy* dan *sell* secara lebih seimbang. Beberapa model memiliki balanced accuracy di atas 0,50 meskipun accuracy-nya masih di bawah majority-class baseline. Kondisi ini menunjukkan bahwa model dapat mengenali kedua kelas dengan lebih seimbang, tetapi belum menghasilkan jumlah prediksi benar secara keseluruhan yang lebih tinggi daripada baseline. Oleh karena itu, evaluasi model tidak cukup hanya menggunakan accuracy, tetapi perlu mempertimbangkan balanced accuracy serta metrik-metrik klasifikasi lainnya.

D. Hasil Backtesting

Hasil prediksi Random Forest dan Gradient Boosting selanjutnya diuji melalui backtesting untuk melihat kinerja finansial strategi. Agar penyajian lebih ringkas, hasil yang ditampilkan adalah model dengan return tertinggi pada masing-masing saham. Pada saham yang menghasilkan nilai return yang sama untuk kedua model, salah satu model ditampilkan sebagai representasi hasil.

TABEL XII
HASIL RETURN DAN MAXIMUM DRAWDOWN BACKTESTING

Kode Saham	Model	Return (%)	Buy and Hold (%)	Max Drawdown (%)
TCPI.JK	GB	61.578	103.5398	7.5386
ADRO.JK	GB	18.061	51.8072	18.3581
AADI.JK	GB	7.3659	3.8031	13.0643
ADMR.JK	GB	6.7288	45.6693	8.7656
PGAS.JK	GB	4.3529	12.4638	4.2229
CUAN.JK	GB	3.7274	-37.1728	0.2369
BUMI.JK	RF	2.1257	66.6667	35.7742
PTRO.JK	RF	-12.6064	-7.7626	54.9794
BYAN.JK	GB	-36.0424	-37.7049	36.9960
DSSA.JK	RF	-51.8777	-61.0468	60.4619

Berdasarkan Tabel XII, kinerja backtesting menunjukkan hasil yang berbeda pada masing-masing saham. Return tertinggi diperoleh Gradient Boosting pada TCPI.JK sebesar 61,578%, dengan maximum drawdown sebesar 7,539%. Meskipun menghasilkan return tertinggi dari strategi yang diuji, hasil tersebut masih lebih rendah dibandingkan Buy and Hold TCPI.JK sebesar 103,540%.

Gradient Boosting pada AADI.JK menghasilkan return sebesar 7,366%, lebih tinggi dibandingkan Buy and Hold sebesar 3,803%. Kondisi yang lebih kontras terlihat pada CUAN.JK, di mana Gradient Boosting menghasilkan return positif sebesar 3,727%, sedangkan Buy and Hold mengalami return negatif sebesar −37,173%.

Sebaliknya, beberapa strategi masih menghasilkan kerugian, yaitu pada PTRO.JK, BYAN.JK, dan DSSA.JK. Nilai MDD pada PTRO.JK dan DSSA.JK juga relatif tinggi, masing-masing sebesar 54,979% dan 60,462%, yang menunjukkan penurunan nilai portofolio yang cukup besar selama periode backtesting. Hasil ini menunjukkan bahwa return perlu dianalisis bersama tingkat risiko yang dialami strategi.

TABEL XIII
WIN RATE, JUMLAH TRANSAKSI, DAN SHARPE RASIO MODEL TERPILIH

Kode Saham	Model	Win Rate (%)	Trades	Sharpe Ratio
TCPI.JK	GB	72.7273	11	4.3912
ADRO.JK	GB	43.4783	24	1.2934
AADI.JK	GB	50.0000	3	2.0955
ADMR.JK	GB	66.6667	6	0.8169
PGAS.JK	GB	42.8571	7	0.8223
CUAN.JK	GB	100.0000	1	2.1729
BUMI.JK	RF	45.0000	20	0.4224
PTRO.JK	RF	40.6250	32	-0.0144
BYAN.JK	GB	21.0526	20	-3.8062
DSSA.JK	RF	33.3333	27	-2.0936

Tabel XIII menunjukkan bahwa Gradient Boosting pada TCPI.JK memiliki win rate sebesar 72,727% dari 11 transaksi dan Sharpe Ratio sebesar 4,391. Kombinasi return yang relatif tinggi, MDD yang lebih rendah, dan Sharpe Ratio yang positif menunjukkan bahwa TCPI.JK memberikan hasil backtesting paling baik di antara model yang diringkas dalam penelitian ini.

Namun, jumlah transaksi perlu diperhatikan ketika menginterpretasikan win rate. Gradient Boosting pada CUAN.JK memiliki win rate 100%, tetapi nilai tersebut hanya berasal dari satu transaksi, sehingga belum dapat dianggap sebagai tingkat keberhasilan yang stabil. AADI.JK dan ADMR.JK juga hanya menghasilkan masing-masing tiga dan enam transaksi. Sebaliknya, PTRO.JK memiliki 32 transaksi tetapi tetap menghasilkan return negatif dan Sharpe Ratio yang mendekati nol.

Pada BYAN.JK dan DSSA.JK, Sharpe Ratio bernilai negatif, sejalan dengan return strategi yang juga negatif. Hal tersebut menunjukkan bahwa strategi pada kedua saham belum menghasilkan kinerja yang baik setelah mempertimbangkan risiko.

Secara keseluruhan, hasil backtesting menunjukkan bahwa model dengan return terbaik berbeda antar-saham dan belum secara konsisten mengungguli Buy and Hold. Selain itu, hasil pada TCPI.JK memperlihatkan bahwa kinerja finansial yang relatif tinggi dapat diperoleh meskipun accuracy klasifikasinya hanya sekitar 0,54. Hal ini memperkuat bahwa evaluasi strategi trading tidak cukup hanya berdasarkan metrik klasifikasi, tetapi juga perlu mempertimbangkan return, maximum drawdown, win rate, jumlah transaksi, dan Sharpe Ratio.

E. Hasil Analisis Sensitivitas

TABEL XIV
ANALISIS SENSITIVITAS

Skenario	Model	Mean Accuracy	Mean Balanced Accuracy	Mean Return
Baseline	GB	0.530758	0.509688	-0.811474

Baseline	RF	0.527909	0.503377	-4.591720
Fee Rendah	GB	0.530758	0.509688	1.548264
Fee Rendah	RF	0.527909	0.503377	-2.301532
Fee Tinggi	GB	0.530758	0.509688	-3.081965
Fee Tinggi	RF	0.527909	0.503377	-6.791739
Horizon Panjang	GB	0.547611	0.540307	-5.341175
Horizon Panjang	RF	0.546786	0.513960	-3.940196
Horizon Pendek	GB	0.507653	0.495153	-2.272090
Horizon Pendek	RF	0.508164	0.491110	-3.088051
Threshold Rendah	GB	0.531671	0.512988	-0.254524
Threshold Rendah	RF	0.527100	0.504550	-6.460239
Threshold Tinggi	GB	0.542941	0.526722	0.481864
Threshold Tinggi	RF	0.527203	0.506250	-5.727425

Hasil analisis sensitivitas menunjukkan bahwa perubahan parameter memberikan pengaruh yang berbeda terhadap kinerja klasifikasi dan kinerja trading. Pada perubahan biaya transaksi, nilai accuracy dan balanced accuracy tidak berubah karena parameter biaya hanya diterapkan pada proses backtesting. Namun, perubahan biaya memberikan pengaruh langsung terhadap return. Pada Gradient Boosting, penurunan biaya transaksi meningkatkan rata-rata return dari −0,8115% pada kondisi baseline menjadi 1,5483%, sedangkan peningkatan biaya menurunkannya menjadi −3,0820%.

Perubahan horizon prediksi memberikan pengaruh terhadap kinerja klasifikasi maupun finansial. Horizon panjang menghasilkan rata-rata accuracy tertinggi, yaitu 0,5476 pada Gradient Boosting dan 0,5468 pada Random Forest. Meskipun demikian, rata-rata return pada skenario tersebut justru negatif, yaitu −5,3412% dan −3,9402%. Kondisi ini menunjukkan bahwa peningkatan kemampuan klasifikasi tidak selalu diikuti peningkatan kinerja trading.

Pada perubahan threshold, Gradient Boosting menunjukkan hasil yang relatif lebih baik pada threshold tinggi dengan rata-rata accuracy 0,5429, balanced accuracy 0,5267, dan return 0,4819%. Secara keseluruhan, hasil sensitivitas menunjukkan bahwa performa strategi dipengaruhi oleh parameter pembentukan label, horizon prediksi, dan biaya transaksi.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Panjang histori antar-saham tidak sama, terutama pada CUAN.JK, ADMR.JK, dan AADI.JK yang memiliki periode data lebih pendek. Pemilihan saham juga didasarkan pada daftar saham berkapitalisasi besar pada Mei 2026 sehingga hasil penelitian tidak mewakili seluruh saham sektor energi. Selain itu, backtesting menggunakan slippage 0% dan tidak memodelkan pajak transaksi secara terpisah. Jumlah transaksi pada beberapa saham juga relatif sedikit, sehingga hasil win rate dan kinerja finansial perlu ditafsirkan secara hati-hati.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, Random Forest dan Gradient Boosting menunjukkan kinerja klasifikasi yang relatif serupa pada saham sektor energi berkapitalisasi besar di Indonesia. Rata-rata accuracy Random Forest sebesar 0,5279, sedangkan Gradient Boosting sebesar 0,5308, dengan rata-rata balanced accuracy masing-masing sebesar 0,5034 dan 0,5097. Pada sebagian besar saham, accuracy model masih berada di bawah atau sama dengan majority-class baseline, sehingga belum terdapat bukti bahwa salah satu model secara konsisten lebih baik dalam mengklasifikasikan sinyal BUY dan SELL. Fitur teknikal final yang digunakan adalah RSI_14 sebagai indikator momentum, BB_LOWER sebagai indikator volatilitas, dan EMA_20 sebagai indikator tren.

Hasil backtesting menunjukkan bahwa kinerja klasifikasi tidak selalu sejalan dengan kinerja finansial. Gradient Boosting pada TCPI.JK menghasilkan kinerja finansial tertinggi dengan return sebesar 61,578%, maximum drawdown 7,539%, win rate 72,727%, Sharpe Ratio 4,391, dan 11 transaksi. Namun, return tersebut masih lebih rendah dibandingkan strategi Buy and Hold TCPI.JK sebesar 103,540%. Pada saham lainnya, hasil strategi bervariasi dan belum secara konsisten mengungguli Buy and Hold.

Analisis sensitivitas juga menunjukkan bahwa perubahan threshold label, horizon prediksi, dan biaya transaksi dapat memengaruhi hasil klasifikasi maupun backtesting, serta bahwa peningkatan metrik klasifikasi tidak selalu menghasilkan peningkatan return. Dengan demikian, evaluasi strategi trading berbasis machine learning sebaiknya tidak hanya menggunakan accuracy, tetapi juga mempertimbangkan balanced accuracy, distribusi kelas, return, risiko, jumlah transaksi, dan ketahanan hasil terhadap perubahan parameter. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan periode pengujian yang lebih panjang, menambahkan variabel fundamental atau makroekonomi, serta mengevaluasi strategi pada kondisi pasar yang berbeda.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak Nugroho Agus Haryono, S.Si., M.Si. dan Bapak Yuan Lukito, S.Kom., M.Cs. selaku dosen pengampu mata kuliah AI for Trading atas bimbingan, arahan, masukan, serta wawasan yang diberikan selama proses penyusunan dan pengembangan penelitian ini. Berbagai saran akademik dan teknis yang diberikan telah membantu penulis dalam memperbaiki metodologi, proses pengolahan data, evaluasi model, serta penyajian hasil penelitian agar menjadi lebih sistematis dan komprehensif. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada keluarga dan teman-teman atas dukungan moral, motivasi, perhatian, serta semangat yang diberikan selama proses pengerjaan penelitian. Dukungan dari berbagai pihak tersebut sangat berarti bagi penulis dalam menyelesaikan penelitian ini dengan sebaik-baiknya.

KONFLIK KEPENTINGAN

Penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan terkait dengan publikasi artikel ini.

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483

PENDANAAN

Penelitian ini tidak mendapatkan dukungan keuangan spesifik dari lembaga pendanaan sektor publik, komersial, atau nirlaba.

DEKLARASI PENGGUNAAN ALAT AI

Selama penyiapan naskah ini, penulis menggunakan Gemini AI dan ChatGPT sebagai alat bantu untuk menyempurnakan tata bahasa, mengecek ejaan, serta membantu penulisan dan pengecekan kode program. Seluruh kode, hasil analisis, interpretasi, dan kesimpulan penelitian tetap diperiksa, diuji, dan diverifikasi secara mandiri oleh penulis. Penulis bertanggung jawab penuh atas keseluruhan isi publikasi.

DAFTAR PUSTAKA

[1] TradingView, "Sectors - Stock Market - Indonesia," TradingView. Accessed: Jun. 09, 2026. [Online]. Available: https://www.tradingview.com/markets/stocks-indonesia/sectorandindustry-sector/

[2] "Bursa Efek Jakarta & Indonesia | Pasar Keuangan Indonesia." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://www.idnfinancials.com/id/company/sector/energi-a

[3] K. Saetia and J. Yokrattanasak, "Stock Movement Prediction Using Machine Learning Based on Technical Indicators and Google Trend Searches in Thailand," *Int. J. Financ. Stud.*, vol. 11, no. 1, p. 5, Dec. 2022, doi: 10.3390/ijfs11010005.

[4] N. A. Haryono, Y. Lukito, and A. W. Mahastama, "Feature Engineering for Machine Learning-Based Trading Systems Using Decision Tree, Random Forest, and Gradient Boosting," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 16, no. 12, 2025.

[5] A. M. Fatihah, K. Dharmawan, and P. V. Swastika, "Implementation of X-Gradient Boosting in Banking Stock Price Predictions," in *Proceedings of the First International Conference on Applied Mathematics, Statistics, and Computing (ICAMSAC 2023)*, vol. 110, K. Dharmawan and N. A. Sanjaya Er, Eds., in Advances in Computer Science Research, vol. 110. , Dordrecht: Atlantis Press International BV, 2024, pp. 170–181. doi: 10.2991/978-94-6463-413-6_17.

[6] Indra *et al.*, "Stock Return Prediction on the LQ45 Market Index in the Indonesia Stock Exchange Using a Machine Learning Algorithm Based on Technical Indicators," *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 18, no. 12, p. 714, Dec. 2025, doi: 10.3390/jrfm18120714.

[7] "RandomForestClassifier," scikit-learn. Accessed: Jun. 09, 2026. [Online]. Available: https://scikit-learn/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html

[8] "GradientBoostingClassifier," scikit-learn. Accessed: Jun. 09, 2026. [Online]. Available: https://scikit-learn/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBoostingClassifier.html

[9] "Metrics and scoring: quantifying the quality of predictions," scikit-learn. Accessed: Jun. 09, 2026. [Online]. Available: https://scikit-learn/stable/modules/model_evaluation.html

[10] TradingView, "Apa Itu Strategi, Backtesting dan Forward Testing," TradingView. Accessed: Jun. 09, 2026. [Online]. Available: https://id.tradingview.com/support/solutions/43000562362/

[11] O. Polakow, "Getting Started VectorBT." Accessed: Jun. 09, 2026. [Online]. Available: https://vectorbt.dev/

[12] Otoritas Jasa Keuangan, *Buku Saku Cerdas Mengelola Keuangan*. Jakarta, 2021.

[13] "PPh Pasal 4 ayat (2)," Direktorat Jenderal Pajak. Accessed: Aug. 22, 2026. [Online]. Available: http://www.pajak.go.id/index.php/id/pph-pasal-4-ayat-2

JUTEI Edisi Volume. 10 No.2 Oktober 2026
ISSN 2579-3675, e-ISSN 2579-5538
DOI 10.21460/jutei.2026.102.483