Indonesian Journal of Economics, Management, and Accounting
Vol. 3, No. 11, November 2026
Hal 3150-3166
E-ISSN : 3032-0550
P-ISSN : 3032-1891
Site : https://jurnal.intekom.id/index.php/ijema

Prediktabilitas Imbal Hasil Saham di Bursa Efek Indonesia: Integrasi Faktor Risiko *Fama-French*, Strategi *Moving Average*, dan *Machine Learning* dalam Kerangka Efisiensi Pasar Adaptif

Nara Pelita Sari Kaban*, Grace Fiftyrina Sibarani, Nelly Reinalda Sidabutar
Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Article Info

Article history:
Received November 11, 2026
Revised November 12, 2026
Accepted November 12, 2026

Kata Kunci:

Prediktabilitas imbal hasil saham,
Faktor Fama-French,
Moving average switching,
Machine learning,
Efisiensi pasar adaptif

Keywords:

Stock-return predictability,
Fama–French factors,
Moving-average switching,
Machine learning,
Adaptive market efficiency

ABSTRAK

Prediktabilitas imbal hasil saham menjadi isu penting bagi investor di Bursa Efek Indonesia (BEI), tetapi pendekatan faktor risiko, strategi teknikal, dan machine learning sering diteliti secara terpisah. Artikel ini bertujuan mengintegrasikan ketiganya dalam kerangka Adaptive Market Hypothesis dan mengidentifikasi kesenjangan untuk pengujian empiris di BEI. Penelitian dilakukan melalui sintesis naratif literatur tentang CAPM, model Fama-French, moving average switching, dan algoritma pembelajaran mesin, serta penyusunan protokol pengujian dengan validasi walk-forward, kontrol faktor risiko, biaya transaksi, dan pengujian ketahanan antarrezim. Sintesis menunjukkan bahwa faktor risiko menyediakan penjelasan teoretis bagi imbal hasil, sedangkan strategi moving average dalam kajian non-BEI memperlihatkan keunggulan mean-variance yang sebagian terserap setelah kontrol kondisi makroekonomi. Studi pembelajaran mesin memperlihatkan daya prediksi yang beragam; model sederhana pada data Indonesia dapat mengungguli model yang lebih kompleks. Namun, bukti profitabilitas setelah biaya dan risiko untuk saham BEI belum memadai. Klaim keunggulan strategi perlu dievaluasi melalui pengujian out-of-sample, penyesuaian risiko, biaya realistis, dan perubahan kondisi pasar, bukan hanya akurasi prediksi.

ABSTRACT

Stock-return predictability is important for investors on the Indonesia Stock Exchange (IDX), yet risk-factor models, technical trading strategies, and machine learning are often examined separately. This article integrates the three approaches within the Adaptive Market Hypothesis and identifies gaps for empirical evaluation in the Indonesian market. It employs a narrative synthesis of prior literature on the Capital Asset Pricing Model, Fama–French factors, moving-average switching, and machine-learning algorithms. The synthesis also informs a proposed empirical testing protocol using walk-forward validation, risk-factor controls, transaction costs, and market-regime robustness checks. Existing evidence indicates that factor models provide a theoretical explanation of stock returns, while moving-average strategies in markets outside Indonesia show mean–variance benefits that are partly absorbed by conditional macroeconomic controls. Machine-learning models demonstrate heterogeneous predictive performance, and simpler approaches sometimes outperform more complex models in Indonesian studies. However, direct evidence of risk-adjusted and transaction-cost-adjusted profitability on IDX equities remains insufficient. The article concludes that trading-strategy superiority must be assessed through out-of-sample testing, realistic costs, risk adjustments, and changing market conditions rather than predictive accuracy alone.

This is an open access article under the CC BY license

Corresponding Author:

Nara Pelita Sari Kaban
Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Sumatera Utara
Medan, Sumatera Utara, Indonesia
Email: grace50rina@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Pasar modal Indonesia tumbuh sangat cepat dalam jumlah investor. Jumlah Single Investor Identification (SID) naik dari 14,87 juta pada 2024 menjadi lebih dari 20 juta pada Desember 2025 [1]. Jumlah investor saham mencapai sekitar 8,46 juta pada Desember 2025, naik 32,6% secara tahunan, dan investor ritel di bawah 30 tahun menyumbang sekitar 54% dari total [2]. Kelompok investor yang muda dan aktif ini memerlukan dasar keputusan yang teruji, baik untuk alokasi jangka menengah maupun perdagangan jangka pendek.

Pertanyaan pokok dalam teori keuangan adalah apa yang menentukan imbal hasil saham. Capital Asset Pricing Model (CAPM) menyatakan bahwa risiko sistematis (beta) adalah satu-satunya ukuran risiko yang dihargai pasar [3], [4]. Fama dan French [5], [6] menunjukkan bahwa ukuran perusahaan dan rasio book-to-market menangkap dimensi risiko yang tidak tercakup beta, sehingga lahir model tiga faktor. Di Indonesia, pengujian model ini telah dilakukan pada saham Kompas100 [7], sementara hubungan risiko sistematis dengan imbal hasil masih menjadi perdebatan [8], [9].

Di sisi lain, praktik investasi tidak hanya bertumpu pada penjelasan faktor risiko. Investor memakai aturan teknikal untuk menentukan kapan masuk dan keluar pasar. Hipotesis pasar efisien bentuk lemah menyatakan bahwa harga historis sudah terserap sehingga aturan teknikal tidak seharusnya menghasilkan imbal hasil lebih [10]. Namun Brock et al. [11] menemukan bahwa aturan moving average (MA) dan trading range break memiliki daya prediksi, dan Neely et al. [12] menunjukkan bahwa indikator teknikal memprediksi premi risiko ekuitas secara saling melengkapi dengan variabel makroekonomi. Pada strategi MA, Glabadanidis [13] melaporkan dominasi mean-variance atas buy-and-hold serta pola imbal hasil yang menyerupai opsi protective put. Namun, sebagian besar abnormal return tersebut terserap ketika model dikondisikan pada variabel makroekonomi [14]. Milionis dan Papanagiotou [15] menambahkan bahwa porsi terbesar daya prediksi aturan MA berasal dari autokorelasi linier memori pendek.

Perkembangan terbaru memperluas pendekatan ini ke machine learning (ML). Gu et al. [16] menunjukkan bahwa ML, terutama pohon keputusan dan jaringan saraf, meningkatkan prediksi imbal hasil out-of-sample karena mampu menangkap efek non linier dan interaksi antar prediktor. Studi pada indeks global melaporkan akurasi arah hingga 78% dengan indikator teknikal sebagai fitur [17]. Namun, studi pada saham Indonesia menunjukkan bahwa model yang lebih sederhana sering unggul. LSTM mengungguli Transformer pada 47 saham perbankan [18], dan Random Forest mengungguli TFT dan TSMixer pada IHSG, LQ45, dan Kompas100 [19].

Ketiga arus literatur tersebut, yaitu penetapan harga aset berbasis faktor risiko, aturan teknikal berbasis MA, dan prediksi berbasis ML, jarang dipertemukan dalam satu kerangka. Padahal ketiganya menjawab pertanyaan yang sama dari sudut berbeda. Apakah prediktabilitas imbal hasil merupakan kompensasi atas risiko yang rasional, atau peluang sementara yang dapat dieksploitasi? Adaptive Market Hypothesis [20] menawarkan jembatan konseptual. Efisiensi dipandang sebagai proses

evolusioner, sehingga peluang laba muncul dan hilang seiring perubahan kondisi pasar. Bukti ketidakstabilan anomali pasar mendukung pandangan ini [21].
Tiga kesenjangan mendasari penelitian ini.

Fragmentasi pendekatan. Studi faktor risiko di BEI [7], [8] tidak mengaitkan hasilnya dengan efektivitas strategi teknikal atau model prediktif. Sebaliknya, studi ML dan teknikal tidak mengontrol faktor risiko standar. Akibatnya, belum jelas apakah keunggulan strategi merupakan alfa sejati atau paparan terhadap faktor risiko yang sudah dikenal.

Dominasi evaluasi akurasi. Dua studi ML pada saham Indonesia dalam bibliografi hanya melaporkan metrik galat dan tidak menghitung biaya transaksi, Sharpe ratio, maupun drawdown [18], [19]. Bukti dengan biaya transaksi eksplisit hanya ditemukan pada studi forex [22]. Validasi dan pengendalian data snooping yang lemah. Uji signifikansi formal antara model dan uji ketahanan antar rezim jarang dilaporkan [23]. Hal ini menyulitkan replikasi dan membuat klaim keunggulan strategi perlu dibaca dengan hati-hati.

Penelitian ini bertujuan (1) mengintegrasikan teori penetapan harga aset, analisis teknikal, dan ML dalam satu kerangka konseptual di bawah Adaptive Market Hypothesis; (2) memetakan bukti terkini beserta batasannya untuk konteks BEI; dan (3) merumuskan protokol pengujian empiris yang mencakup validasi walk-forward, kontrol faktor risiko, biaya transaksi, dan uji signifikansi terhadap data snooping. Secara teoritis, artikel ini menempatkan faktor risiko, aturan teknikal, dan ML sebagai tiga lensa atas satu fenomena, yaitu prediktabilitas imbal hasil, dan menilainya dengan kerangka efisiensi adaptif. Secara metodologis, artikel ini mengusulkan urutan pengujian yang menyaring klaim keunggulan strategi: kontrol faktor, validasi out-of-sample, biaya, dan uji signifikansi. Secara praktis, artikel ini memberi investor ritel dan manajer investasi acuan untuk menilai apakah suatu strategi layak dipakai di BEI.

2. METODE

2.1 Kerangka Teoretis dan Pengembangan Hipotesis

2.1.1 Efisiensi Pasar dan Efisiensi Adaptif

Hipotesis pasar efisien (Efficient Market Hypothesis, EMH) menyatakan bahwa harga sekuritas mencerminkan seluruh informasi yang tersedia. Fama [10] membedakannya menjadi bentuk lemah, setengah kuat, dan kuat. Pada bentuk lemah, harga historis sudah terserap sepenuhnya, sehingga pergerakan harga mengikuti random walk. Konsekuensinya, aturan perdagangan teknikal tidak seharusnya menghasilkan imbal hasil abnormal secara konsisten setelah biaya transaksi.

Adaptive Market Hypothesis (AMH) dari Lo [20] melonggarkan kesimpulan tersebut. Efisiensi dipandang sebagai proses evolusioner: peluang laba muncul dan hilang seiring perubahan kompetisi, kondisi pasar, dan adaptasi pelaku. Pandangan ini sejalan dengan bukti ketidakstabilan anomali. Grebe [21] menunjukkan bahwa efek hari dalam seminggu berubah menurut tingkat ketidakpastian pasar. Kamwele Mutinda dan Yong [23] menguji kinerja model pada fase bullish dan bearish serta pada beberapa siklus bisnis. Finansial perilaku menambahkan bahwa reaksi berlebih atau kurang terhadap informasi, perilaku mengikuti kerumunan, dan bias kognitif dapat membuat harga menyesuaikan diri secara bertahap. Konsekuensi bagi penelitian ini jelas: kinerja strategi tidak boleh diperlakukan sebagai relasi yang tetap, melainkan harus diuji out-of-sample dan antarrezim.

2.1.2 Penetapan Harga Aset Berbasis Faktor Risiko

CAPM menyatakan bahwa imbal hasil yang diharapkan suatu sekuritas hanya ditentukan oleh risiko sistematisnya (beta), yaitu kepekaan imbal hasil sekuritas terhadap imbal hasil portofolio pasar [3], [4]. Investor dikompensasi hanya atas risiko yang tidak dapat didiversifikasi. Bukti empiris menunjukkan bahwa beta saja tidak cukup. Fama dan French [5], [6] menemukan bahwa ukuran perusahaan dan rasio book-to-market (B/M) menangkap dimensi risiko sistematis yang tidak tertangkap

beta. Model tiga faktor memasukkan premi pasar, premi ukuran (Small Minus Big, SMB), dan premi nilai (High Minus Low, HML). Perusahaan kecil dipandang lebih berisiko sehingga menuntut imbal hasil lebih tinggi. Saham dengan B/M tinggi (value stocks) diyakini membawa premi risiko distress dibandingkan saham dengan B/M rendah (growth stocks). Carhart [24] menambahkan faktor momentum, dan Fama dan French [25] memperluas model menjadi lima faktor dengan profitabilitas dan investasi.

Di Indonesia, Aprillia et al. [7] menguji model tiga faktor pada saham Kompas100, sedangkan Nofitasari dan Adi [8] serta Sari dan Nardo [9] mengaitkan risiko sistematis dan likuiditas dengan imbal hasil saham. Hasilnya menunjukkan bahwa hubungan antara risiko sistematis dan imbal hasil di BEI masih diperdebatkan. Faktor lain juga relevan: Fianto et al. [26] menunjukkan bahwa ancaman geopolitik menurunkan imbal hasil JII dan ISSI, dan Cakici dan Zaremba [27] menemukan bahwa data lokal umumnya sudah cukup untuk memprediksi imbal hasil pada 45 pasar. Temuan terakhir ini mendukung pemodelan pasar Indonesia dengan data lokal.

2.1.3 Strategi Moving Average

2.1.3.1 Daya Prediksi Aturan Teknikal

Neftci [28] membuktikan bahwa sebagian aturan teknikal, terutama moving average, terdefinisi secara lugas dalam teori proses stokastik dan dapat menangkap pola nonlinier pada deret harga. Brock et al. [11] menguji aturan rata-rata bergerak dan trading range break pada Dow Jones Industrial Average dan menemukan daya prediksi terhadap imbal hasil. Temuan ini menjadi rujukan klasik yang menantang EMH bentuk lemah. Neely et al. [12] menunjukkan bahwa indikator teknikal memprediksi premi risiko ekuitas secara sebanding dengan variabel makroekonomi dan bersifat saling melengkapi.
Strategi MA switching bekerja sederhana. Investor mengalokasikan dana pada aset berisiko ketika harga berada di atas rata-rata bergeraknya, dan beralih ke aset bebas risiko ketika harga jatuh di bawahnya.

2.1.3.2 Dominasi Mean-Variance dan Konveksitas

Glabadanidis [13] melaporkan bahwa strategi MA mendominasi buy-and-hold dalam kerangka mean-variance pada portofolio terurut size, B/M, dan momentum, saham individual, serta indeks internasional. Strategi ini memberikan imbal hasil rata-rata tahunan yang lebih tinggi, volatilitas lebih rendah, Sharpe ratio lebih tinggi, dan menggeser distribusi imbal hasil dari skewness negatif ke positif. Sumber utamanya adalah positive return convexity: strategi memangkas kerugian pada pasar turun sambil tetap berpartisipasi pada pasar naik, sehingga payoff-nya menyerupai opsi jual pelindung (at-the-money protective put). Efeknya bersifat antifragile, karena aset dengan volatilitas dasar lebih tinggi memperoleh peningkatan kinerja yang lebih besar.

2.1.3.3 Market Timing dan Model Kondisional

Kemampuan navigasi arah pasar diuji dengan model kuadratik Treynor dan Mazuy [29] dan model state-contingent beta Henriksson dan Merton [30]. Koefisien kuadratik dan koefisien indikator pasar naik yang positif dan signifikan menunjukkan kemampuan market timing. Namun dalam kerangka kondisional Ferson dan Schadt [14], sebagian besar abnormal return strategi MA terserap ketika model empat faktor Carhart diperluas dengan instrumen makroekonomi: default spread, sentimen investor [31], risiko likuiditas [32], dan indikator resesi. Artinya, keunggulan strategi lebih dekat pada kompensasi atas penyesuaian eksposur risiko dinamis daripada anomali murni.

2.1.3.4 Biaya Transaksi

Glabadanidis [13] melaporkan rata-rata periode pemegangan 10 sampai 20 bulan dan break-even transaction cost (BETC) sebesar 3% sampai 7% per transaksi. Frekuensi perdagangan yang rendah ini membuat strategi MA relatif tahan terhadap biaya, setidaknya pada pasar dan sampel yang diteliti.

2.1.4 Machine Learning dan Indikator Teknikal

Gu et al. [16] menunjukkan bahwa ML, terutama pohon keputusan dan jaringan saraf, meningkatkan prediksi imbal hasil out-of-sample dibandingkan model linier karena mampu menangkap efek nonlinier dan interaksi antar prediktor. Pada studi terkini, indikator teknikal dipakai sebagai fitur. Hu dan Shen [17] memakai EMA, RSI, MACD, dan Bollinger Bands bersama indikator fundamental pada lima indeks global, dengan akurasi arah hingga 78% pada model DL-LSTM. Agah et al. [22] menggabungkan prediksi tren dengan pengenalan pola candlestick pada forex. Kamwele Mutinda dan Yong [23] melaporkan model hibrida dekomposisi sinyal dan BiGRU yang galatnya lebih rendah daripada 13 model pembanding, dan Khalil [33] melaporkan model LSTM–RF yang mengurangi galat dibandingkan ARIMA.

Bukti dari Indonesia menunjukkan pola berbeda. LSTM mengungguli Transformer pada 47 saham bank dengan MSE 755,93 dibandingkan 5.706,89 [18]. Random Forest mengungguli TFT dan TSMixer pada IHSG, LQ45, dan Kompas100 dengan rata-rata MAPE 1,00% dibandingkan 1,21% dan 1,04% [19]. Pribadi dan Gunawan juga menemukan bahwa memasukkan seluruh kovariat sekaligus menambah derau dan menurunkan kinerja, sehingga seleksi fitur penting.

2.1.5 Akurasi Prediksi dan Kelayakan Ekonomi

Akurasi prediksi belum tentu berarti keuntungan ekonomi. Kamwele Mutinda dan Yong [23] melaporkan Sharpe ratio lebih tinggi pada backtesting yang bertahan pada beberapa pembagian data, siklus bisnis, dan rezim pasar. Agah et al. [22] memasukkan spread dan slippage, dan melaporkan win rate 73,6% sampai 76,0% dengan profit factor 1,29 sampai 3,22, tetapi disertai kenaikan maximum drawdown (misalnya dari 3,83% menjadi 28,20% pada EUR/USD) dan hanya 25 sampai 53 transaksi per pasangan mata uang. Grebe [21] melaporkan perbaikan kinerja trading simulasi pada model berbasis AI yang memasukkan ketidakpastian.

2.1.6 Sintesis dan Kerangka Konseptual

Ketiga arus literatur dapat dipandang sebagai tiga lensa atas satu pertanyaan: apakah imbal hasil saham dapat diprediksi, dan jika ya, apa sumbernya?

Tabel 1. Sintesis lensa prediktabilitas imbal hasil

Lensa	Penjelasan prediktabilitas	Implikasi pengujian
Faktor risiko (CAPM, Fama-French, Carhart)	Imbal hasil adalah kompensasi atas risiko sistematis, ukuran, dan nilai	Alfa strategi harus diuji setelah kontrol faktor
Strategi MA	Konveksitas imbal hasil, market timing, autokorelasi memori pendek	Alfa perlu diuji pada model kondisional makro dan biaya transaksi
Machine learning	Pola nonlinier dan interaksi prediktor	Keunggulan perlu diuji out-of-sample dan terhadap data snooping

2.1.7 Pengembangan Hipotesis

H1. Risiko sistematis (beta) berpengaruh positif, ukuran perusahaan berpengaruh signifikan, dan rasio book-to-market berpengaruh positif terhadap imbal hasil saham di BEI. Dasarnya adalah CAPM [3], [4] dan model tiga faktor [5], [6], dengan catatan bahwa bukti BEI beragam [7], [9].

H2. Strategi moving average switching menghasilkan Sharpe ratio lebih tinggi dan skewness yang lebih positif daripada buy-and-hold, tetapi sebagian besar alfanya berkurang ketika model dikontrol

dengan faktor risiko dan variabel makroekonomi kondisional. Dasarnya adalah Glabadanidis [13], Ferson dan Schadt [14], serta Neely et al. [12].

H3. Indikator teknikal memiliki daya prediksi terhadap imbal hasil saham jangka pendek, tetapi daya tersebut tidak stabil antarrezim pasar. Dasarnya adalah Brock et al. [11], Hu dan Shen [17], Lo [20], dan Grebe [21].

H4. Model ML nonlinier mengungguli model linier dan benchmark dalam memprediksi imbal hasil saham jangka pendek. Dasarnya adalah Gu et al. [16]. Di antara model nonlinier, model yang lebih sederhana dapat unggul [18], [19], dan pertanyaan model terbaik dijawab secara empiris.

H5. Strategi trading berbasis aturan teknikal atau ML menghasilkan Sharpe ratio lebih tinggi daripada buy-and-hold setelah memperhitungkan biaya transaksi. Dasarnya adalah Kamwele Mutinda dan Yong [23] dan Agah et al. [22], dengan catatan bahwa bukti dari saham Indonesia belum tersedia.

2.2 Desain Penelitian

Tahap A: sintesis naratif bukti empiris. Studi yang ditinjau sangat beragam dalam objek, pasar, horizon prediksi, prediktor, model, skema validasi, dan matrik evaluasi. Karena itu penggabungan ukuran efek melalui meta-analisis tidak dilakukan. Sintesis dilakukan secara naratif dan hasilnya dipakai untuk menilai konsistensi bukti serta merumuskan celah pengujian.

Tahap B: kerangka pengujian empiris untuk saham BEI. Berdasarkan celah dari Tahap A, penelitian ini merumuskan protokol pengujian berurutan, yaitu (1) model faktor risiko, (2) strategi moving average switching dan indikator teknikal, (3) model ML, dan (4) evaluasi ekonomi setelah biaya. Rancangan ini merupakan agenda pengujian dan bukan hasil penelitian ini, kecuali bila data empiris disertakan.

2.3 Sumber dan Cakupan Studi (Tahap A)

Sintesis mencakup studi empiris yang tercantum dalam daftar pustaka, dalam tiga kelompok:

Tabel 2. Kelompok studi yang disintesis

Kelompok	Studi	Peran dalam sintesis
Saham dan indeks Indonesia	Suprapto & Arisaputra [18]; Pribadi & Gunawan [19]; Aprillia et al. [7]; Nofitasari & Adi [8]; Sari & Nardo [9]	Bukti langsung untuk BEI
Pasar global, berkembang, dan strategi MA	Hu & Shen [17]; Kamwele Mutinda & Yong [23]; Pattnayak et al. [34]; Cakici & Zaremba [27]; Grebe [21]; Khalil [33]; Glabadanidis [13]; Milionis & Papanagiotou [15]; Tirandazi et al. [35]	Bukti pembanding mengenai model, strategi, dan sumber kinerja
Forex dan aset campuran	Agah et al. [22]; Bruni et al. [36]; Esmaeilpour Moghadam & Karami [37]	Bukti evaluasi trading dan sensitivitas model

2.4 Teknik Sintesis (Tahap A)

Setiap studi dibandingkan pada lima dimensi: (1) objek dan wilayah pasar, (2) model atau algoritma yang digunakan, (3) indikator teknikal atau fitur prediktor, (4) metode validasi dan metrik kinerja prediktif, serta (5) ada atau tidaknya evaluasi ekonomi (simulasi trading, biaya transaksi, Sharpe ratio, drawdown, win rate).

2.5 Kerangka Pengujian Empiris untuk Saham BEI

2.5.1 Populasi, Sampel, dan Data

Populasi adalah emiten yang tercatat di BEI selama periode observasi [tahun awal–tahun akhir; isi sesuai data Anda]. Sampel dipilih dengan purposive sampling dengan kriteria: (1) tercatat selama seluruh periode observasi, (2) memiliki data harga dan data fundamental yang lengkap, dan (3) memenuhi ambang likuiditas minimum, misalnya anggota indeks LQ45 atau Kompas100, agar sinyal dapat dieksekusi. Penambahan kriteria likuiditas penting karena bukti menunjukkan kapasitas likuiditas dan dampak harga belum dikaji pada literatur yang ditinjau.

2.5.2 Definisi Operasional Variabel

Tabel 3. Definisi operasional variabel

Variabel	Definisi	Rujukan
Imbal hasil saham (R_it)	Perubahan harga (termasuk dividen) pada frekuensi bulanan; untuk model ML dipakai frekuensi harian	Fama & French [6]
Imbal hasil lebih (R_it − R_ft)	Imbal hasil saham dikurangi tingkat bebas risiko	CAPM
Beta (β)	Kovarians imbal hasil saham dengan imbal hasil pasar dibagi varians imbal hasil pasar	Sharpe [3]
Ukuran (Size)	Logaritma natural kapitalisasi pasar (atau total aset sebagai uji ketahanan)	Fama & French [5]
Book-to-market (B/M)	Ekuitas pemegang saham dibagi kapitalisasi pasar	Fama & French [5]
SMB, HML	Faktor ukuran dan nilai, dibentuk dari portofolio terurut size dan B/M	Fama & French [6]
Momentum (MOM)	Selisih imbal hasil pemenang dan pecundang masa lalu	Carhart [24]
Sinyal MA	Beli bila harga penutupan di atas rata-rata bergerak, jual (pindah ke aset bebas risiko) bila di bawahnya	Glabadanidis [13]
Indikator teknikal	SMA, EMA, RSI, MACD, Bollinger Bands, ATR, dan volume	Hu & Shen [17]
Variabel makro	Default spread, sentimen investor, risiko likuiditas, indikator resesi	Ferson & Schadt [14]

2.5.3 Model Faktor Risiko (H1)

Model CAPM dan tiga faktor dipakai sebagai kerangka dasar:

$$R_{it} - R_{ft} = \alpha_i + \beta_{i,M}(R_{mt} - R_{ft}) + \beta_{i,S} SMB_t + \beta_{i,H} HML_t + \varepsilon_{it}$$

Karena data berbentuk panel, pemilihan model terbaik memakai Uji Chow, Uji Hausman, dan Uji Lagrange Multiplier untuk menentukan antara Common Effect, Fixed Effect, dan Random Effect Model.

2.5.4 Strategi Moving Average Switching (H2)

Sinyal dibentuk dari harga penutupan periode sebelumnya, sehingga eksekusi hanya memakai informasi yang sudah tersedia. Bila harga berada di atas rata-rata bergerak, dana dialokasikan penuh

pada saham. Bila di bawahnya, dana dipindah ke aset bebas risiko. Panjang jendela MA divariasikan (misalnya 10, 20, 50, 100, dan 200 periode) untuk menilai sensitivitas. Biaya transaksi proporsional dipotong setiap terjadi perpindahan alokasi.

Uji konveksitas dan market timing. Dipakai dua spesifikasi:

Treynor–Mazuy: $R_{pt} - R_{ft} = \alpha + \beta (R_{mt} - R_{ft}) + \gamma (R_{mt} - R_{ft})^2 + \varepsilon_t$, dengan $\gamma > 0$ menandakan kemampuan timing.

Henriksson–Merton: $R_{pt} - R_{ft} = \alpha + \beta (R_{mt} - R_{ft}) + \delta \max(0, -(R_{mt} - R_{ft})) + \varepsilon_t$, dengan $\delta > 0$ menandakan perubahan beta yang asimetris.

Uji model kondisional. Alfa strategi diestimasi pada model empat faktor Carhart yang diinteraksikan dengan variabel instrumen makro [14], lalu dibandingkan dengan alfa pada model tanpa instrumen. Penurunan alfa yang besar mengindikasikan bahwa keunggulan strategi lebih dekat pada kompensasi risiko dinamis.

Uji antifragility. Peningkatan kinerja strategi (selisih Sharpe ratio atau imbal hasil MA terhadap buy-and-hold) diregresikan pada volatilitas dasar tiap aset.

2.5.5 Dekomposisi Sumber Kinerja MA

Pemfilteran ARMA. Model ARMA (pendekatan Box–Jenkins) diestimasi pada deret imbal hasil untuk mengekstraksi autokorelasi linier. Residualnya dipakai untuk membangun indeks simulasi yang bersih dari ketergantungan linier. Aturan MA diterapkan pada indeks asli dan indeks simulasi, dan selisih kinerjanya mengukur kontribusi autokorelasi memori pendek [15].

Wavelet MODWT dan SSIM. Deret imbal hasil dan garis MA diurai menjadi beberapa skala frekuensi. Varians koefisien aproksimasi dihitung per skala, dan SSIM dipakai untuk menentukan skala yang paling mirip dengan sinyal asli sebagai horizon pemegangan yang paling selaras [35].

2.5.6 Model Machine Learning (H3 dan H4)

Target. Dua jenis target dapat dipakai: imbal hasil harian ke depan (regresi) atau arah imbal hasil (klasifikasi). Pilihan target dinyatakan sebelum pengujian, agar tidak dipilih setelah melihat hasil.

Fitur. SMA, EMA, RSI, MACD, Bollinger Bands, ATR, dan volume, dengan tambahan faktor risiko dan variabel makro sebagai pembanding. Mengingat penambahan seluruh kovariat dapat menambah derau [19], dilakukan seleksi fitur, misalnya regularisasi atau seleksi berbasis kepentingan fitur, dan hasil dengan dan tanpa seleksi dilaporkan.

Model. Benchmark sederhana (rata-rata historis, ARIMA, atau jalan acak), model linier (regresi, Logistic Regression, elastic net), SVM, Random Forest, boosting (XGBoost, LightGBM), dan LSTM. Daftar ini sengaja memasukkan model yang belum dibandingkan pada literatur Indonesia yang ditinjau.

Validasi. Pembagian data berbasis waktu dan walk-forward validation: model dilatih pada jendela masa lalu, diuji pada periode berikutnya, lalu jendela digeser. Pengacakan data tidak dipakai. Untuk mengendalikan look-ahead bias, semua fitur dihitung hanya dari informasi yang tersedia pada waktu prediksi, dan penyetelan hiperparameter dilakukan hanya pada data latih (dengan validasi berurutan, bukan acak). Jika dua periode data berdekatan, dipertimbangkan purging dan embargo [38]. Metrik prediktif. RMSE, MAE, dan R^2 out-of-sample terhadap rata-rata historis [39] untuk regresi. Accuracy, precision, recall, F1, dan AUC untuk klasifikasi.

2.5.7 Evaluasi Ekonomi dan Pengujian Statistik (H5)

Prediksi diterjemahkan menjadi aturan perdagangan dengan sinyal yang dinyatakan sebelumnya. Evaluasi mencakup imbal hasil kumulatif, Sharpe ratio, Sortino ratio, maximum drawdown, win rate, profit factor, dan turnover, dibandingkan dengan buy-and-hold indeks yang sesuai.

Biaya transaksi. Biaya dimasukkan secara eksplisit: komisi pialang beli dan jual, pungutan, dan pajak penjualan. Nilainya diambil dari ketentuan resmi atau tarif pialang yang berlaku misalnya [40],

[41] dan dicantumkan beserta tanggal rujukannya. Kendala pasar BEI dimodelkan seperti penyelesaian T+2 [42], batas auto rejection [43], dan ketentuan short selling yang hanya berlaku pada saham tertentu [44], sehingga strategi yang menuntut posisi jual dibatasi pada saham yang memenuhi ketentuan. Sensitivitas hasil terhadap biaya dilaporkan pada beberapa tingkat biaya, dan break-even transaction cost dihitung.

Pengujian statistik. Keunggulan model diuji dengan Diebold–Mariano, Model Confidence Set, atau Pesaran–Timmermann untuk akurasi arah. Untuk mengendalikan data snooping pada banyak strategi atau parameter, dipakai White's Reality Check, uji Superior Predictive Ability, atau Deflated Sharpe Ratio. Jumlah strategi dan parameter yang dicoba dilaporkan secara lengkap agar penyesuaian terhadap pengujian berganda dapat dilakukan.

Ketahanan. Hasil diuji antarsubperiode dan antarrezim (pasar naik dan turun, periode krisis, dan periode ketidakpastian tinggi seperti dalam [26]), antar sektor, antara panjang jendela data, dan antar tingkat likuiditas.

2.6 Hubungan Hipotesis, Uji, dan Kriteria

Tabel 4. Hubungan hipotesis, uji, dan kriteria dukungan

Hipotesis	Uji utama	Kriteria dukungan
H1	Regresi panel model faktor risiko (CEM/FEM/REM)	Koefisien beta, size, dan B/M sesuai arah hipotesis dan signifikan
H2	Perbandingan MA vs buy-and-hold; Treynor–Mazuy; Henriksson–Merton; alfa kondisional	Sharpe ratio dan skewness lebih tinggi; γ dan δ positif; alfa turun nyata pada model kondisional
H3	Daya prediksi indikator teknikal; uji antarrezim	Metrik out-of-sample lebih baik dari benchmark pada sebagian rezim, tidak pada semua
H4	Perbandingan model ML vs model linier dan benchmark (DM/MCS)	Galat atau akurasi lebih baik secara signifikan out-of-sample
H5	Sharpe ratio setelah biaya; uji data snooping	Sharpe ratio lebih tinggi dari buy-and-hold dan signifikan setelah penyesuaian pengujian berganda

2.7 Keterbatasan Desain

Pertama, instrumen makro berbasis AS memerlukan padanan lokal yang kualitasnya dapat mempengaruhi hasil. Kedua, strategi long-only dengan perpindahan ke aset bebas risiko tidak mencakup posisi jual. Ketiga, backtest pada sampel emiten yang bertahan sepanjang periode menimbulkan risiko bias survivorship, sehingga perlu dilaporkan atau dikoreksi dengan memasukkan emiten yang keluar dari bursa.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Gambaran Bukti yang Disintesis

Tabel 5. Kelompok bukti berdasarkan pasar dan fokus

Kelompok	Studi	Fokus utama
Indonesia	Suprapto & Arisaputra [18]; Pribadi & Gunawan [19]; Aprillia et al. [7]; Nofitasari & Adi [8]; Sari & Nardo [9]	Akurasi prediksi ML, model Fama-French, risiko sistematis dan likuiditas
Pasar global dan strategi MA	Glabadanidis [13]; Milionis & Papanagiotou [15]; Tirandazi et al. [35]; Hu & Shen [17]; Kamwele Mutinda & Yong [23]; Khalil [33]; Pattnayak et al. [34]; Cakici & Zaremba [27]; Grebe [21]	Strategi MA, sumber kinerja, model prediksi
Forex dan aset campuran	Agah et al. [22]; Bruni et al. [36]; Esmaeilpour Moghadam & Karami [37]	Evaluasi trading, sensitivitas model

Pola yang paling menonjol adalah dominasi evaluasi prediktif atas evaluasi ekonomi. Pada studi ML yang ditinjau, hanya empat yang menyertakan simulasi atau backtest trading dalam bentuk apa pun [22], [23], [36], [21]. Hanya satu yang secara eksplisit memasukkan biaya transaksi [22], dan tidak satu pun dari dua studi ML Indonesia menguji strategi trading.

3.2 Faktor Risiko dan Imbal Hasil Saham di BEI (H1)

Kerangka CAPM dan model tiga faktor memberi prediksi yang jelas. Beta berhubungan positif dengan imbal hasil [3], [4]. Perusahaan kecil menuntut premi ukuran, dan saham dengan B/M tinggi menuntut premi nilai karena risiko distress [5], [6].

Untuk BEI, sumber yang ditinjau memberi gambaran yang belum seragam. Aprillia et al. [7] menguji model tiga faktor pada saham Kompas100, sedangkan Nofitasari dan Adi [8] serta Sari dan Nardo [9] mengaitkan risiko sistematis dan likuiditas dengan imbal hasil, dan hubungan itu masih diperdebatkan. Satu hal perlu dicatat dengan jujur: artikel sumber yang membahas faktor risiko memproyeksikan arah pengaruh berdasarkan teori, tanpa melaporkan koefisien estimasi dari data BEI. Karena itu, arah pengaruh beta, size, dan B/M belum dapat disimpulkan dari bukti yang ditinjau di sini. Dua temuan lain memberi konteks. Pertama, pengaruh variabel makro pada indeks Indonesia bersifat spesifik indeks: IHSG lebih sensitif terhadap inflasi domestik jangka pendek, sedangkan LQ45 dan Kompas100 lebih responsif terhadap harga energi global [19]. Kedua, ancaman geopolitik menurunkan imbal hasil JII dan ISSI [26]. Keduanya menunjukkan bahwa imbal hasil di BEI dipengaruhi faktor di luar tiga faktor klasik, dan bahwa rezim ketidakpastian relevan bagi model apa pun.

Penilaian H1: belum dapat dipastikan. Teori dan literatur mendukung arah hipotesis, tetapi pengujian langsung pada data BEI dengan periode yang jelas belum tersedia dalam sintesis ini.

3.3 Strategi Moving Average Switching (H2)

Glabadanidis [13] melaporkan bahwa strategi MA mendominasi buy-and-hold dalam kerangka mean-variance pada portofolio terurut size, B/M, dan momentum, saham individual, serta indeks internasional. Ringkasannya: imbal hasil rata-rata tahunan lebih tinggi (peningkatan 2% sampai 10%); volatilitas lebih rendah (reduksi 3% sampai 11%); Sharpe ratio lebih tinggi dan distribusi bergeser ke skewness positif; peningkatan kinerja lebih besar pada aset dengan volatilitas dasar lebih tinggi (antifragility). Mekanismenya adalah positive return convexity. Saat pasar turun, sinyal memindahkan dana ke aset bebas risiko dan memangkas kerugian ekstrem. Saat pasar naik, strategi tetap berpartisipasi penuh. Profil ini menyerupai at-the-money protective put. Pengujian Treynor–Mazuy [29] dan Henriksson–Merton [30] mengonfirmasi koefisien timing yang positif dan signifikan.

Namun penjelasan "kemampuan timing" tidak berhenti di sini. Pada model kondisional Ferson dan Schadt [14], sebagian besar abnormal return terserap ketika model empat faktor Carhart [24] diperluas dengan default spread, sentimen investor, risiko likuiditas, dan indikator resesi. Artinya, keunggulan strategi lebih tepat dibaca sebagai penyesuaian eksposur risiko terhadap siklus ekonomi, bukan anomali yang melanggar efisiensi sepenuhnya. Hal ini sejalan dengan Neely et al. [12], yang menunjukkan bahwa indikator teknikal dan variabel makro bersifat saling melengkapi dalam memprediksi premi risiko ekuitas. Dua studi menguraikan sumber kinerjanya lebih jauh:

Tabel 6. Dekomposisi sumber kinerja moving average

Analisis	Temuan	Implikasi
Pemfilteran ARMA [15]	Kinerja MA turun nyata setelah autokorelasi linier dibersihkan, paling kuat pada jendela MA pendek	Sebagian besar daya prediksi berasal dari autokorelasi linier memori pendek, bukan dinamika nonlinier
Wavelet MODWT dan SSIM [35]	Varians dan komovemen imbal hasil lebih tinggi pada skala frekuensi tinggi; skala menengah (sekitar 32 sampai 128 periode) paling mirip dengan sinyal asli	Horizon pemegangan menengah paling selaras dengan sinyal MA

Dari sisi biaya, rata-rata periode pemegangan 10 sampai 20 bulan dan BETC 3% sampai 7% per transaksi menunjukkan ketahanan terhadap biaya pada sampel yang diteliti [13]. Namun sampel tersebut bukan saham BEI. Perlu juga dicatat bahwa dalam artikel sumber, nomor SSRN karya Glabadanidis tidak menjamin bahwa tahun penerbitan dan sampelnya sama dengan versi final, sehingga angka-angka di atas sebaiknya diverifikasi pada naskah aslinya.

Penilaian H2: didukung sebagian. Dominasi mean-variance, konveksitas, dan penyerapan alfa oleh model kondisional didukung bukti non-BEI. Bukti pada saham Indonesia belum ada dalam sintesis ini.

3.4 Daya Prediksi Indikator Teknikal dan Model ML (H3 dan H4)

3.4.1 Bukti di luar Indonesia

Indikator teknikal memberi daya prediksi yang kuat pada beberapa studi. Hu dan Shen [17] memakai EMA, RSI, MACD, dan Bollinger Bands bersama indikator fundamental, dan model DL-LSTM mencapai akurasi hingga 78%, presisi 81%, recall 76%, F1 80%, dan Brier score 0,46 pada S&P 500. Khalil [33] melaporkan model hibrida LSTM–RF dengan akurasi arah 68,5% dan galat 22% lebih rendah daripada ARIMA. Kamwele Mutinda dan Yong [23] melaporkan model hibrida dekomposisi sinyal dan BiGRU dengan R^2 antara 0,9944 (SSEC) dan 0,9994 (S&P 500) pada enam indeks global, serta galat lebih rendah daripada 13 model pembanding. Angka-angka ini tidak dapat dibandingkan langsung karena berbeda dalam pasar, horizon, dan metrik.

Kinerja model juga bergantung pada konteks. Esmaeilpour Moghadam dan Karami [37] menunjukkan bahwa kinerja LSTM dan GRU bergantung pada karakteristik aset, rezim volatilitas, dan konfigurasi pelatihan. Khalil [33] menemukan bahwa sentimen media sosial menyebabkan pergerakan jangka pendek menurut uji Granger pada sektor teknologi dan keuangan, tetapi tidak pada sektor kesehatan dan energi.

3.4.2 Bukti di Indonesia

Bukti Indonesia menunjukkan keunggulan model yang lebih sederhana:

Tabel 7. Temuan machine learning pada pasar Indonesia

Studi	Objek	Hasil
Suprapto & Arisaputra [18]	47 saham bank, data harian Juli 2022 sampai Juli 2024	LSTM mengungguli Transformer (MSE 755,93 vs 5.706,89)
Pribadi & Gunawan [19]	IHSG, LQ45, Kompas100; tujuh kovariat makro	Random Forest mengungguli TFT dan TSMixer (MAPE rata-rata 1,00% vs 1,21% dan 1,04%); lebih tahan pada horizon panjang; penambahan seluruh kovariat menurunkan kinerja

Dua hal membatasi pembacaan ini. Pertama, keduanya hanya menilai galat prediksi dan tidak menguji indikator teknikal secara langsung. Kedua, perbandingan langsung dengan model linier klasik (Logistic Regression, SVM) dan boosting (XGBoost, LightGBM) pada saham Indonesia tidak ditemukan dalam sumber yang ditinjau. Bukti terdekat untuk ansambel pohon adalah Mawardi et al. [45], dengan Extra Trees sebagai model terbaik (R^2 0,95), tetapi objeknya kinerja keuangan lembaga keuangan syariah, bukan imbal hasil saham.

Penilaian H3: didukung sebagian. Dua studi yang memakai indikator teknikal secara eksplisit melaporkan kinerja prediktif yang kuat [17], [22], sejalan dengan Brock et al. [11] dan Neely et al. [12]. Akan tetapi, tidak ada studi Indonesia yang menguji indikator itu secara langsung, dan ketidakstabilan anomali [21] menunjukkan bahwa daya prediksi tidak tetap.

Penilaian H4: didukung sebagian. Model hibrida nonlinier mengungguli 13 benchmark dan ARIMA [23], [33], sejalan dengan Gu et al. [16]. Namun perbandingan langsung dengan model linier pada saham Indonesia tidak ditemukan, dan di antara model nonlinier justru yang paling sederhana sering unggul [18], [19].

3.5 Kelayakan Ekonomi setelah Biaya dan Risiko (H5)

Bukti evaluasi trading yang paling lengkap berasal dari forex. Agah et al. [22] memadukan prediksi tren dan pola candlestick dan memasukkan spread 2,0 pip dan slippage 3,0 pip. Hasilnya win rate 73,6% (GBP/USD), 75,9% (EUR/USD), dan 76,0% (AUD/USD), atau 8,7 sampai 10,7 poin persentase lebih tinggi daripada sistem candlestick tunggal, dengan profit factor 1,29 sampai 3,22. Peningkatan selektivitas itu disertai kenaikan maximum drawdown, misalnya dari 3,83% menjadi 28,20% pada EUR/USD, dan hanya 25 sampai 53 transaksi per pasangan mata uang.

Pada indeks global, model hibrida menghasilkan Sharpe ratio lebih tinggi dan bertahan pada beberapa pembagian data, tiga siklus bisnis, dua rezim pasar, dan variasi jendela data, meskipun abstraknya tidak melaporkan nilai Sharpe ratio maupun biaya transaksi [23]. Grebe [21] melaporkan perbaikan kinerja trading simulasi pada model yang memasukkan ketidakpastian. Sensitivitas hasil terhadap biaya transaksi tidak dilaporkan oleh studi mana pun, dan pengujian menurut tingkat likuiditas tidak ditemukan.

Pengendalian data snooping juga masih lemah. Kamwele Mutinda dan Yong [23] memakai uji Diebold–Mariano termodifikasi dan Model Confidence Set, dan Agah et al. [22] memakai selang kepercayaan Clopper–Pearson. Studi lain umumnya melaporkan metrik tanpa uji formal, dan tidak ada yang melaporkan uji Pesaran–Timmermann, White's Reality Check, Superior Predictive Ability, atau Deflated Sharpe Ratio pada abstraknya. Klaim keunggulan strategi karena itu harus dibaca dengan hati-hati.

Penilaian H5: belum dapat dipastikan. Ada indikasi Sharpe ratio lebih tinggi pada indeks global dan BETC yang tinggi pada strategi MA, tetapi biaya hanya dimasukkan secara eksplisit pada satu studi forex yang disertai kenaikan drawdown, dan tidak ada bukti dari saham Indonesia.

3.6 Pembahasan Terpadu

Ringkasan status hipotesis

Tabel 8. Ringkasan status hipotesis

Hipotesis	Isi singkat	Status	Alasan utama
H1	Beta, size, dan B/M berpengaruh terhadap imbal hasil di BEI	Belum dapat dipastikan	Tidak ada estimasi langsung pada data BEI dalam sintesis ini
H2	MA unggul atas buy-and-hold, alfa terserap model kondisional	Didukung sebagian	Bukti kuat non-BEI; belum ada uji BEI
H3	Indikator teknikal punya daya prediksi tidak stabil	Didukung sebagian	Bukti global; studi Indonesia tidak menguji indikator langsung
H4	ML nonlinier mengungguli model linier dan benchmark	Didukung sebagian	Model sederhana sering unggul; pembanding linier tidak diuji di BEI
H5	Strategi unggul setelah biaya	Belum dapat dipastikan	Biaya jarang dimasukkan; tidak ada bukti saham Indonesia

Satu pola, tiga lensa. Ketiga arus literatur memberi jawaban yang konsisten secara kualitatif. Prediktabilitas imbal hasil tampaknya ada, tetapi sebagian besar berkaitan dengan kompensasi risiko yang berubah menurut kondisi ekonomi (faktor risiko dan model kondisional), dengan autokorelasi memori pendek (ARMA), dan dengan pola nonlinier yang bergantung pada rezim dan konfigurasi model (ML). Tidak satu pun dari ketiganya menunjukkan prediktabilitas yang tetap dan bebas biaya.

Kecocokan dengan AMH. Pola ini lebih sejalan dengan Adaptive Market Hypothesis [20] daripada EMH bentuk lemah yang ketat. Daya prediksi ada, tetapi bergantung pada rezim pasar, aset, dan konfigurasi model, dan anomali tidak stabil [21]. Penyerapan alfa oleh variabel makro menunjukkan bahwa sebagian "peluang" sebenarnya adalah kompensasi risiko, sedangkan sisanya perlu diuji pada data baru.

Kompleksitas tidak menjamin kinerja. Bukti Indonesia menunjukkan bahwa model yang lebih sederhana dengan seleksi fitur yang ketat dapat mengungguli model yang lebih kompleks [18], [19]. Temuan ini serupa dengan strategi MA yang sederhana tetapi mampu menangkap konveksitas dan autokorelasi jangka pendek.

Strategi MA dan ML saling mengisi. Strategi MA memberi aturan alokasi yang sederhana, rendah frekuensi, dan tahan biaya, sedangkan ML memberi fleksibilitas dalam menangkap interaksi nonlinier. Keduanya dapat dibandingkan secara adil hanya bila memakai kerangka evaluasi yang sama: kontrol faktor risiko, validasi out-of-sample, biaya, dan uji terhadap data snooping.

Implikasi praktis. Bagi investor ritel, model sederhana dengan seleksi fitur ketat dan evaluasi setelah biaya adalah titik awal yang lebih layak daripada model kompleks. Bagi manajer investasi, kerangka berurutan pada Bab 3 dapat dipakai untuk menyaring strategi sebelum diterapkan. Bagi regulator, bukti tentang potensi manipulasi sentimen dan tata kelola AI [33], serta pengaruh risiko geopolitik terhadap imbal hasil saham Indonesia [26], mendukung perlunya kerangka pengawasan yang adaptif.

4. KESIMPULAN

Artikel ini memadukan tiga arus literatur, yaitu penetapan harga aset berbasis faktor risiko, strategi moving average switching, dan prediksi berbasis machine learning, dalam kerangka Adaptive Market Hypothesis. Berdasarkan sintesis bukti, empat kesimpulan dapat ditarik.

Faktor risiko (RM1). Teori CAPM dan model tiga faktor menyediakan kerangka dasar, tetapi bukti langsung pada data BEI dalam sintesis ini belum memadai untuk menyimpulkan arah pengaruh beta, ukuran perusahaan, dan book-to-market. Hubungan risiko sistematis dengan imbal hasil di BEI masih diperdebatkan.

Strategi MA dan indikator teknikal (RM2). Bukti non-BEI menunjukkan bahwa strategi MA mendominasi buy-and-hold dalam kerangka mean-variance, dengan konveksitas yang menyerupai protective put. Namun sebagian besar alfanya terserap model kondisional makroekonomi, dan sebagian besar daya prediksinya berasal dari autokorelasi linier memori pendek. Keunggulan ini lebih dekat pada kompensasi risiko dinamis daripada anomali murni.

Model ML (RM3). Tidak ada model yang unggul secara universal. Model hibrida mengungguli banyak benchmark pada indeks global, tetapi pada pasar Indonesia model yang lebih sederhana justru unggul (LSTM atas Transformer, Random Forest atas TFT dan TSMixer). Kinerja bergantung pada aset, rezim, dan konfigurasi.

Kelayakan ekonomi (RM4). Profitabilitas setelah biaya transaksi dan risiko belum terbukti untuk saham Indonesia. Evaluasi dengan biaya hanya ditemukan pada satu studi forex, dengan win rate tinggi yang disertai kenaikan drawdown.

Implikasi:

Teoretis. Faktor risiko, aturan teknikal, dan ML sebaiknya dipandang sebagai tiga lensa atas satu fenomena. Klaim keunggulan strategi perlu diuji setelah mengontrol faktor risiko dan kondisi makro, bukan dibandingkan hanya dengan buy-and-hold.

Praktis. (a) Investor ritel: pilih model sederhana, seleksi fitur ketat, dan selalu hitung biaya serta drawdown. (b) Manajer investasi dan akuntan manajemen: strategi alokasi berbasis aturan yang rendah frekuensi dapat dipertimbangkan sebagai alat pembatas penurunan nilai, sepanjang diuji pada data BEI. (c) Regulator: tata kelola yang adaptif diperlukan karena kinerja strategi berubah menurut rezim dan sentimen

REFERENSI

[1] KSEI, “KSEI 28 tahun, investor tembus 20 juta, aset Rp10.259 triliun, siap lompat ke panggung global,” Pasardana.id, 2025. [Online]. Available: https://pasardana.id/news/2025/12/24/ksei-28-tahun-investor-tembus-20-juta-aset-rp10259-triliun-siap-lompat-ke-panggung-global/

[2] Bisnis.com, “Gerak gesit investor ritel meriahkan lantai bursa 2026,” 2025. [Online]. Available: https://market.bisnis.com/read/20251231/7/1940596/gerak-gesit-investor-ritel-meriahkan-lantai-bursa-2026

[3] W. F. Sharpe, “Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk,” The Journal of Finance, vol. 19, no. 3, pp. 425–442, 1964.

[4] J. Lintner, “The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets,” The Review of Economics and Statistics, vol. 47, no. 1, pp. 13–37, 1965.

[5] E. F. Fama and K. R. French, “The cross-section of expected stock returns,” The Journal of Finance, vol. 47, no. 2, pp. 427–465, 1992.

[6] E. F. Fama and K. R. French, “Common risk factors in the returns on stocks and bonds,” Journal of Financial Economics, vol. 33, no. 1, pp. 3–56, 1993, doi: 10.1016/0304-405X(93)90023-5.

[7] F. R. Aprillia, E. Warman and S. Hidayati, “Pengujian Fama-French three factor model terhadap excess return saham pada perusahaan indeks Kompas100 periode 2016–2020,” Jurnal Akurasi, 2020.

[8] F. K. Nofitasari and S. W. Adi, "Pengaruh risiko sistematis, leverage, ukuran perusahaan, profitabilitas dan likuiditas terhadap return saham," Prosiding Seminar Nasional & Call for Paper STIE AAS, vol. 4, no. 1, pp. 369–379, 2021.
[9] L. Sari and R. Nardo, "Sisi gelap dari return saham di pasar modal Indonesia: Likuiditas dan risiko sistematis," Jurnal Apresiasi Ekonomi, vol. 10, no. 1, pp. 121–131, 2022.
[10] E. F. Fama, "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work," The Journal of Finance, vol. 25, no. 2, pp. 383–417, 1970, doi: 10.2307/2325486.
[11] W. Brock, J. Lakonishok and B. LeBaron, "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns," The Journal of Finance, vol. 47, no. 5, pp. 1731–1764, 1992, doi: 10.1111/j.1540-6261.1992.tb04681.x.
[12] C. J. Neely, D. E. Rapach, J. Tu and G. Zhou, "Forecasting the equity risk premium: The role of technical indicators," Management Science, vol. 60, no. 7, pp. 1772–1791, 2014, doi: 10.1287/mnsc.2013.1838.
[13] P. Glabadanidis, "Market timing with moving averages," SSRN Scholarly Paper No. 4360950, 2015, doi: 10.2139/ssrn.4360950.
[14] W. E. Ferson and R. W. Schadt, "Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions," The Journal of Finance, vol. 51, no. 2, pp. 425–461, 1996, doi: 10.1111/j.1540-6261.1996.tb02690.x.
[15] A. E. Milionis and E. Papanagiotou, "Decomposing the predictive performance of the moving average trading rule of technical analysis: The contribution of linear and non-linear dependencies in stock returns," Bank of Greece Working Paper No. 298 / SSRN Scholarly Paper No. 4172147, 2022, doi: 10.2139/ssrn.4172147.
[16] S. Gu, B. Kelly and D. Xiu, "Empirical asset pricing via machine learning," The Review of Financial Studies, vol. 33, no. 5, pp. 2223–2273, 2020, doi: 10.1093/rfs/hhaa009.
[17] L. Hu and Y. Shen, "A predictive analytics approach for forecasting global stock index returns using deep learning techniques," Decision Analytics Journal, vol. 18, art. no. 100685, 2026, doi: 10.1016/j.dajour.2026.100685.
[18] A. T. Suprapto and P. Arisaputra, "Which deep learning model works best for emerging market stocks? Comparing LSTM and Transformer models on 47 Indonesian banks," Procedia Computer Science, vol. 289, pp. 831–840, 2026, doi: 10.1016/j.procs.2026.08.302.
[19] W. G. Pribadi and A. A. S. Gunawan, "Machine learning for Indonesian stock market index forecasting: The role of macroeconomic indicators," Procedia Computer Science, vol. 289, pp. 669–678, 2026, doi: 10.1016/j.procs.2026.08.285.
[20] A. W. Lo, "The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective," The Journal of Portfolio Management, vol. 30, no. 5, pp. 15–29, 2004, doi: 10.3905/jpm.2004.442611.
[21] L. N. Grebe, "Beyond the replication crisis of weekly seasonality: Introducing the uncertainty structure hypothesis," International Review of Financial Analysis, vol. 117, art. no. 105238, 2026, doi: 10.1016/j.irfa.2026.105238.
[22] S. A. Agah, A. Y. Varjani, F. Z. Boroujeni and S. Yazdani, "A hybrid framework for algorithmic trading: Combining lightweight neural network trend prediction with candlestick pattern recognition," Expert Systems with Applications, vol. 316, art. no. 131365, 2026, doi: 10.1016/j.eswa.2026.131365.
[23] J. Kamwele Mutinda and L. Yong, "Enhancing financial market prediction through multi-stage signal decomposition and hybrid machine learning," Expert Systems with Applications, vol. 326, art. no. 132670, 2026, doi: 10.1016/j.eswa.2026.132670.
[24] M. M. Carhart, "On persistence in mutual fund performance," The Journal of Finance, vol. 52, no. 1, pp. 57–82, 1997, doi: 10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x.

[25] E. F. Fama and K. R. French, "A five-factor asset pricing model," Journal of Financial Economics, vol. 116, no. 1, pp. 1–22, 2015.
[26] B. A. Fianto, A. I. I. N. Anisha, H. E. Setianingsih and R. A. Mohd Ruslan, "Geopolitical risk and Islamic stock market dynamics: Evidence from Indonesia," Journal of Islamic Accounting and Business Research, vol. 17, no. 1, pp. 218–236, 2026, doi: 10.1108/JIABR-02-2025-0078.
[27] N. Cakici and A. Zaremba, "The more, the better? Predicting stock returns with local and global data," Journal of Banking & Finance, vol. 186, art. no. 107658, 2026, doi: 10.1016/j.jbankfin.2026.107658.
[28] S. N. Neftci, "Naive trading rules in financial markets and Wiener-Kolmogorov prediction theory: A note," The Journal of Business, vol. 64, no. 4, pp. 549–564, 1991, doi: 10.1086/296551.
[29] J. L. Treynor and K. K. Mazuy, "Can mutual funds outguess the market?," Harvard Business Review, vol. 44, no. 4, pp. 131–136, 1966.
[30] R. D. Henriksson and R. C. Merton, "On market timing and investment performance. II. Statistical procedures for evaluating forecasting skills," The Journal of Business, vol. 54, no. 4, pp. 513–533, 1981, doi: 10.1086/296144.
[31] M. Baker and J. Wurgler, "Investor sentiment in the stock market," Journal of Economic Perspectives, vol. 20, no. 2, pp. 129–157, 2006, doi: 10.1257/jep.20.2.129.
[32] Ľ. Pástor and R. F. Stambaugh, "Liquidity risk and expected stock returns," Journal of Political Economy, vol. 111, no. 3, pp. 642–685, 2003, doi: 10.1086/374184.
[33] R. Khalil, "AI driven sentiment analysis in financial markets: Using transformer base models and social media signals for stock market predictions," Journal of Modelling in Management, 2026, doi: 10.1108/JM2-08-2025-0415.
[34] A. M. Pattnayak, B. Sahoo and A. Swetapadma, "An Informer-based real-time forecasting with inverse scaling optimization and Bayesian hyper-parameter tuning," Procedia Computer Science, vol. 283, pp. 5080–5089, 2026, doi: 10.1016/j.procs.2026.06.561.
[35] R. S. Tirandazi, M. Rashki Ghaleno and M. Saghafi, "Wavelet analysis of stock returns and total index with moving average of stock returns and total index," Iranian Journal of Accounting, Auditing & Finance, vol. 9, no. 1, pp. 93–107, 2025, doi: 10.22067/ijaaf.2024.45233.1491.
[36] V. Bruni, S. Marconi, B. Vantaggi and D. Vitulano, "Stock market movement prediction with CNN-based classification of space-filling curves," Applied Soft Computing, vol. 202, art. no. 115926, 2026, doi: 10.1016/j.asoc.2026.115926.
[37] H. Esmaeilpour Moghadam and A. Karami, "A comparative analysis of RNN-based models for financial asset prediction: Selection of optimizers and cost functions," Array, vol. 30, art. no. 100867, 2026, doi: 10.1016/j.array.2026.100867.
[38] M. López de Prado, Advances in financial machine learning. Wiley, 2018.
[39] J. Y. Campbell and S. B. Thompson, "Predicting excess stock returns out of sample: Can anything beat the historical average?," The Review of Financial Studies, vol. 21, no. 4, pp. 1509–1531, 2008, doi: 10.1093/rfs/hhm055.
[40] Ajaib, "Biaya," 2026. [Online]. Available: https://ajaib.co.id/biaya
[41] Brights, "Memahami biaya transaksi saham sebelum mulai investasi," 2026. [Online]. Available: https://www.brights.id/en/blog/biaya-transaksi-saham
[42] Hukumonline, "Transaksi bursa T+2 sudah diterapkan, ini muatan pokok aturannya," 2018. [Online]. Available: https://www.hukumonline.com/berita/a/transaksi-bursa-t2-sudah-diterapkan--ini-muatan-pokok-aturannya-lt5bfe6a6d51c0d
[43] Stockbit Investment Research, "BEI ubah klasifikasi auto rejection per 28 September 2026, ARB simetris per 2027," Stockbit Snips, 2026. [Online]. Available: https://snips.stockbit.com/snips-terbaru/-bei-ubah-klasifikasi-auto-rejection-per-28-september-2026-arb-simetris-per-2027

[44] Katadata, "Daftar 5 saham short selling mulai 1 Oktober, ada BUMI - BBCA cek ketentuannya," 2026. [Online]. Available: https://katadata.co.id/finansial/bursa/6abaf2d0416a1/daftar-5-saham-short-selling-mulai-1-oktober-ada-bumi-bbca-cek-ketentuannya

[45] I. Mawardi, A. Estetiono, T. Widiastuti, A. Robani, M. U. A. Mustofa, F. K. Hakim, Q. Almaulidiyah and E. P. Dewi, "Hybrid early warning system: Integration of Z-score and machine learning for predicting financial performance of IRB in Indonesia," Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, vol. 12, no. 1, art. no. 100694, 2026, doi: 10.1016/j.joitmc.2025.100694.