

**OPTIMASI *EXPERT ADVISOR FIBONACCI* DENGAN PENDEKATAN
ALGORITHMIC TRADING EVALUATION FRAMEWORK PADA
MULTI-TIMEFRAME DAN *MULTI-INSTRUMEN***

SKRIPSI

Oleh:
AKHMAD FAIZAL FERDIANTO
NIM. 220605110137



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

**OPTIMASI *EXPERT ADVISOR FIBONACCI* DENGAN PENDEKATAN
ALGORITHMIC TRADING EVALUATION FRAMEWORK PADA
MULTI-TIMEFRAME DAN *MULTI-INSTRUMEN***

SKRIPSI

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh:
AKHMAD FAIZAL FERDIANTO
NIM. 220605110137

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

HALAMAN PERSETUJUAN

**OPTIMASI *EXPERT ADVISOR FIBONACCI* DENGAN PENDEKATAN
ALGORITHMIC TRADING EVALUATION FRAMEWORK PADA
MULTI-TIMEFRAME DAN *MULTI-INSTRUMEN***

SKRIPSI

Oleh:
AKHMAD FAIZAL FERDIANTO
NIM. 220605110137

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 22 Juni 2026

Pembimbing I,



Fajar Rohman Hariri, M.Kom
NIP. 19890515 201801 1 001

Pembimbing II,



Dr. Ir. Yunifa Miftachul Arif, M.T
NIP. 19830616 201101 1 004

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Supriyono, M.Kom
NIP. 19841010 201903 1 012

HALAMAN PENGESAHAN

OPTIMASI *EXPERT ADVISOR FIBONACCI* DENGAN PENDEKATAN *ALGORITHMIC TRADING EVALUATION FRAMEWORK* PADA *MULTI-TIMEFRAME* DAN *MULTI-INSTRUMEN*

SKRIPSI

AKHMAD FAIZAL FERDIANTO
NIM. 220605110137

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 22 Juni 2026

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Hani Nurhayati, M.T
NIP. 19780625 200801 2 006

Anggota Penguji I : Nurizal Dwi Priandani, M.Kom
NIP. 19920830 202203 1 001

Anggota Penguji II : Fajar Rohman Hariri, M.Kom
NIP. 19890515 201801 1 001

Anggota Penguji III : Dr. Ir. Yunifa Miftachul Arif, M.T
NIP. 19830616 201101 1 004

()

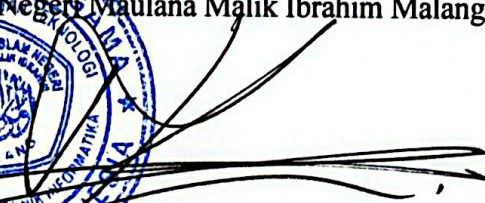
()

()

()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Supriyono, M.Kom
NIP. 19841010 201903 1 012

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Akhmad Faizal Ferdianto
NIM : 220605110137
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Optimasi *Expert Advisor Fibonacci* Dengan Pendekatan *Algorithmic Trading Evaluation Framework* Pada *Multi-Timeframe* Dan *Multi-Instrumen*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 24 Juni 2026
Yang membuat pernyataan,



Akhmad Faizal Ferdianto
NIM.220605110137

MOTTO

... *“Maka, sesungguhnya beserta kesulitan ada kemudahan” ...*
(QS. Al-Insyirah: 6)

... *“Tidak semua yang kita minta adalah yang terbaik untuk kita. Percayalah, Allah lebih mengetahui apa yang kita butuhkan daripada apa yang kita inginkan.” ...*

HALAMAN PERSEMBAHAN

Segala puji dan syukur kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala rahmat, nikmat, serta petunjuk-Nya, sehingga penulis diberikan kekuatan dan kemudahan dalam menyelesaikan skripsi ini.

Dengan penuh rasa syukur, penulis persembahkan kepada:

Orang tua saya,

Yang senantiasa mengiringi setiap langkah dengan doa, dukungan, pengorbanan, dan kasih sayang yang tulus tanpa batas. Terima kasih atas segala kepercayaan dan kekuatan yang selalu diberikan.

Seluruh keluarga besar,

Yang selalu hadir memberikan semangat, perhatian, serta doa terbaik sehingga penulis dapat melalui setiap proses dan tantangan dengan baik.

Dosen pembimbing dan penguji,

Yang telah meluangkan waktu, tenaga, serta pemikirannya dalam memberikan arahan, masukan, dan ilmu yang sangat berharga selama proses penyusunan skripsi ini.

Teman-teman seperjuangan,

Yang telah menjadi bagian dari perjalanan ini melalui kebersamaan, dukungan, motivasi, serta berbagai pengalaman berharga selama masa perkuliahan.

KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Wr. Wb.

Alhamdulillah, segala puji dan rasa syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas rahmat, karunia, dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Optimasi *Expert Advisor Fibonacci* Dengan Pendekatan *Algorithmic Trading Evaluation Framework* Pada *Multi-Timeframe* Dan *Multi-Instrumen*”. Sholawat serta salam tetap tercurahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad Shallallahu Alaihi Wasallam, yang menjadi suri tauladan dan semoga kita mendapat syafaat di akhir kelak, Aamiin.

Dalam penyusunan skripsi ini, penulis menyadari bahwa banyak pihak telah memberikan doa dan dukungan. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. Hj. Ilfi Nur Diana, M.Si., CAHRM., CRMP., selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Agus Mulyono, M.Kes., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Supriyono, M.Kom., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Fajar Rohman Hariri, M.Kom., selaku Dosen Pembimbing I, yang dengan penuh kesabaran telah membersamai penulis sejak awal hingga akhir proses pengerjaan. Setiap arahan dan masukan yang diberikan membantu penulis menemukan solusi di tengah kebingungan dan kepanikan yang dihadapi. Cara penyampaian saran dan kritik yang jelas menjadi penerang bagi

penulis dalam melanjutkan proses penulisan. Selain itu, beliau juga senantiasa mengingatkan pentingnya menjaga kesehatan agar penulis tetap dalam kondisi baik selama pengerjaan. Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas waktu, perhatian, dan arahan yang telah diberikan.

5. Dr. Ir. Yunifa Miftachul Arif, M.T selaku Dosen Pembimbing II, yang telah meluangkan waktu dengan penuh kesabaran dalam membimbing penulis. Selain itu, beliau juga senantiasa memberikan cerita-cerita kehidupan, sehingga penulis tidak merasa terlalu panik dan tegang. Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas segala masukan yang sangat berharga sejak awal penyusunan hingga terselesaikannya skripsi ini.
6. Hani Nurhayati, M.T selaku Ketua Penguji sekaligus Dosen Wali, yang telah memberikan saran serta evaluasi yang membangun dalam penyempurnaan skripsi ini. Selain itu, beliau juga telah membimbing penulis sejak awal perkuliahan hingga tahap akhir perkuliahan.
7. Nurizal Dwi Priandani, M.Kom selaku Anggota Penguji, yang telah memberikan saran dan evaluasi dalam penyempurnaan skripsi ini.
8. Nia Faricha, S.Si., selaku Admin Program Studi Teknik Informatika, yang dengan penuh kesabaran telah membantu penulis dalam berbagai urusan administrasi. Terima kasih atas kesigapan dalam memberikan informasi dan arahan yang sangat memudahkan penulis sejak awal perkuliahan, khususnya dalam penyusunan jadwal kuliah, hingga penyelesaian skripsi ini.

9. Seluruh Dosen dan Staf Program Studi Teknik Informatika, yang telah memberikan ilmu, dukungan, serta pelayanan administrasi dengan baik selama penulis menempuh proses perkuliahan hingga penyelesaian studi ini.

Sekian dan terima kasih. Penulis memohon maaf apabila terdapat kesalahan penulisan dalam penyusunan skripsi ini. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi para pembaca.

Wassalamu'alaikum Wr, Wb.

Malang, 24 Juni 2026

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
ABSTRAK	xvii
ABSTRACT	xviii
مستخلص البحث.....	xix
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	8
1.3 Batasan Masalah	8
1.4 Tujuan Penelitian	9
1.4.1 Tujuan Umum.....	9
1.4.2 Tujuan Khusus	10
1.5 Manfaat Penelitian	10
1.5.1 Manfaat Teoretis	11
1.5.2 Manfaat Praktis.....	11
1.5.3 Manfaat Akademis.....	12
BAB II STUDI PUSTAKA	13
2.1 Kajian Teori.....	13
2.1.1 Algorithmic Trading	13
2.1.2 Expert Advisor (EA) pada MetaTrader 4.....	15
2.1.3 Teori Fibonacci Retracement dan Extension	16
2.1.4 Optimasi Parameter dalam Expert Advisor	17
2.1.5 Evaluasi Kinerja Sistem Perdagangan	18
2.1.6 Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF)	19
2.1.7 Landasan Nilai Islam dalam Teknologi Finansial	20
2.2 Kajian Penelitian Terdahulu	20
2.2.1 Penelitian tentang Expert Advisor dan Sistem Perdagangan Otomatis	21
2.2.2 Penelitian tentang Fibonacci Strategy dalam Algorithmic Trading.....	22
2.2.3 Penelitian tentang Evaluasi Kinerja dan Robustness dalam EA	23
2.2.4 Penelitian tentang Multi-Timeframe dan Multi-Instrumen Analysis....	23
2.2.5 Penelitian tentang Evaluasi ATEF dan Validasi Statistik.....	24
2.2.6 Penelitian tentang Etika Finansial dan Nilai Islam dalam Sistem	
Algoritmik	25
2.2.7 Tabel Ringkasan Penelitian Terdahulu	26
2.2.8 Sintesis dan Celah Penelitian (Research Gap).....	28
2.3 Kerangka Teori dan Hubungan Antar Konsep	29

2.3.1	Landasan Konseptual Penelitian.....	30
2.3.2	Keterkaitan antara EA Fibonacci dan Parameter Optimasi	31
2.3.3	Hubungan antara Evaluasi Kinerja dan Ketahanan Sistem	31
2.3.4	Integrasi Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF)	32
2.3.5	Konteks Multi-Timeframe dan Multi-Instrumen.....	33
2.3.6	Integrasi Nilai Islam dalam Kerangka Konseptual.....	34
2.3.7	Model Konseptual Penelitian	35
BAB III	DESAIN PENELITIAN.....	37
3.1	Desain Penelitian	37
3.2	Arsitektur Sistem Expert Advisor Berbasis Fibonacci.....	39
3.3	Alur Penelitian	42
3.4	Sumber dan Jenis Data.....	46
3.4.1	Prosedur Pengumpulan dan Preprocessing Data	49
3.5	Variabel Penelitian dan Parameter Eksperimen	52
3.6	Prosedur Pengembangan Expert Advisor.....	55
3.7	Proses Optimasi Parameter	58
3.7.1	Prosedur Eksekusi Backtesting 27 Kombinasi	63
3.8	Evaluasi Ketahanan Sistem (Robustness Testing)	66
3.8.1	Walk-Forward Analysis (WFA).....	67
3.8.2	Parameter Sensitivity Testing (PST).....	68
3.8.3	Market Regime Testing (MRT)	69
3.9	Metrik Evaluasi Kinerja.....	71
3.10	Kriteria Keberhasilan dan Kegagalan Evaluasi	73
3.11	Alat dan Lingkungan Penelitian.....	75
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN.....	77
4.1	Implementasi Sistem.....	77
4.1.1	Implementasi Expert Advisor Fibonacci	77
4.1.2	Implementasi Parameter Penelitian	81
4.1.3	Implementasi Framework ATEF.....	84
4.1.4	Lingkungan dan Dataset Pengujian	89
4.2	Hasil Pengujian	94
4.2.1	Komposisi Dataset dan Validitas Statistik	95
4.2.2	Hasil Evaluasi Seluruh Kombinasi	96
4.2.3	Analisis Mendalam XAUUSD H1	99
4.2.4	Hasil Analisis Parameter dan Konfigurasi Optimal.....	102
4.2.5	Hasil Robustness Testing.....	104
4.2.6	Hasil Validasi Statistik.....	108
4.2.7	Hasil Perhitungan Skor ATEF	110
4.3	Analisis Hasil	112
4.3.1	Analisis Karakteristik Performa Antar Instrumen	112
4.3.2	Analisis Karakteristik Performa Antar Timeframe.....	117
4.3.3	Analisis Konfigurasi Parameter Optimal.....	120
4.3.4	Analisis Robustness Sistem.....	123
4.3.5	Analisis Validitas Statistik dan Generalisasi Hasil	126
4.4	Evaluasi Ketahanan (Robustness Testing)	128
4.4.1	Karakteristik Performa EA Fibonacci pada Berbagai Instrumen	129

4.4.2	Karakteristik Performa EA Fibonacci pada Berbagai Timeframe	133
4.4.3	Implikasi Robustness terhadap Implementasi Sistem Trading	136
4.4.4	Implikasi Validitas Statistik terhadap Generalisasi Temuan.....	140
4.5	Integrasi Nilai Islam terhadap Hasil Penelitian Expert Advisor Fibonacci .	143
4.5.1	Prinsip Mizan (Keseimbangan) dalam Optimasi Risiko dan Profit ...	144
4.5.2	Prinsip Amanah dan Kejujuran dalam Evaluasi Sistem Trading	145
4.5.3	Prinsip Tidak Berlebihan (Israf) dalam Manajemen Risiko Trading..	146
4.5.4	Ikhtiar dan Tawakal dalam Pengembangan Teknologi Finansial	147
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		148
5.1	Kesimpulan	148
5.1.1	Keterbatasan Penelitian	150
5.2	Saran	151
5.2.1	Saran untuk Penelitian Selanjutnya	151
5.2.1	Saran untuk Implementasi Sistem	152

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Flowchart Model Penelitian	36
Gambar 3. 1 Arsitektur Alur Kerja Expert Advisor Berbasis Fibonacci	40
Gambar 3. 2 Flowchart Alur Penelitian.....	43
Gambar 3. 3 Model Konseptual Penelitian	56
Gambar 3. 4 Flowchart Proses Optimasi Parameter	59
Gambar 4. 1 Tampilan EA FIBONACCI pada Chart XAUUSD H1	80
Gambar 4. 2 Alur Evaluasi ATEF dari Input Data <i>Backtesting</i> hingga Skor Akhir dan Kategorisasi Kinerja.....	88
Gambar 4. 3 Distribusi <i>Net Profit</i> 27 Kombinasi InstrumenTimeframe EA FIBONACCI (2023–2025)	98
Gambar 4. 4 <i>Equity Curve</i> XAUUSD H1 EA FIBONACCI Periode 2023–2025	101
Gambar 4.5 Perbandingan Rata-rata Jumlah Trades (N) per Instrumen pada Seluruh Timeframe yang Diuji	115
Gambar 4. 6 Hubungan <i>Timeframe</i> dengan Rata-rata Jumlah Trades dan <i>Win Rate</i> EA FIBONACCI (2023–2025)	119

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ringkasan Penelitian Terdahulu	26
Tabel 3.1 Contoh Data Historycal	48
Tabel 3.2 Ekspektasi Jumlah Candle per Instrumen dan Timeframe (Periode 2023–2025).....	50
Tabel 3.3 Variabel Penelitian	54
Tabel 3.4 Konfigurasi Tetap Strategy Tester MT4 untuk Semua 27 Run Backtesting	63
Tabel 3.5 Framework Evaluasi Market Regime.....	70
Tabel 3.6 Metrik Evaluasi Hasil.....	71
Tabel 3.7 Kriteria Keberhasilan	73
Tabel 3.8 Software dan Resources	75
Table 4.1 Spesifikasi Teknis EA FIBONACCI	79
Table 4.2 Parameter Default EA FIBONACCI.....	83
Table 4.3 Komponen Skor dan Threshold Evaluasi ATEF dalam Penelitian.....	86
Table 4.4 Konfigurasi Lingkungan Pengujian	90
Table 4.5 Komposisi Dataset 27 Kombinasi InstrumenTimeframe	92
Table 4.6 Distribusi Validitas Statistik 27 Kombinasi InstrumenTimeframe.....	95
Table 4.7 Rekapitulasi Hasil Backtesting 27 Kombinasi InstrumenTimeframe EA FIBONACCI (2023–2025).....	97
Table 4.8 Metrik Kinerja Lengkap XAUUSD H1 EA FIBONACCI Periode 2023–2025	99
Table 4.9 Rentang Parameter dalam <i>Parameter Sensitivity Analysis</i> (PSA).....	102
Table 4.10 Konfigurasi Parameter Optimal Berdasarkan Hasil PSA.....	103
Table 4.11 Hasil WalkForward Analysis (WFA) XAUUSD H1	105
Table 4.12 Hasil Parameter Sensitivity Testing (PST) Robustness Index per Parameter	106
Table 4.13 Hasil Market Regime Testing (MRT) Kinerja EA FIBONACCI per Regime Pasar	107
Table 4.14 Hasil Uji Hipotesis OneSample tTest XAUUSD H1	108
Table 4.15 Kalkulasi Skor ATEF XAUUSD H1 per Komponen	110
Table 4.16 Evaluasi Threshold ATEF Status Kelulusan per Komponen XAUUSD H1	111
Table 4.17 Komparasi Rata-rata Kinerja per Kategori Instrumen EA FIBONACCI	113
Table 4.18 Analisis Frekuensi Sinyal per Instrumen EA FIBO NACCI.....	114
Table 4.19 Komparasi Rata-rata Kinerja per Timeframe EA FIBONACCI (Seluruh Instrumen).....	117
Table 4.20 Analisis Sensitivitas Rasio_TP terhadap Profit Factor XAUUSD H1	121
Table 4.21 Matriks Evaluasi Robustness XAUUSD H1 EA FIBONACCI	123
Table 4.22 Matriks Generalisasi Temuan per Level Validitas.....	126
Table 4.23 Matriks Generalisasi Temuan per Level Validitas.....	129
Table 4.24 Matriks Generalisasi Temuan per Level Validitas.....	134

Table 4.25 Matriks Keputusan Implementasi berdasarkan Profil Robustness	137
Table 4.26 Batas Generalisasi Temuan dan Agenda Penelitian Lanjutan	141

ABSTRAK

Ferdianto, Akhmad Faizal. 2026. **Optimasi *Expert Advisor* Fibonacci dengan Pendekatan *Algorithmic Trading Evaluation Framework* pada Multi-Timeframe dan Multi-Instrumen**. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Fajar Rohman Hariri, M.Kom (II) Dr. Ir. Yunifa Miftachul Arif, M.T

Kata kunci: *Expert Advisor, Fibonacci Retracement, Algorithmic Trading Evaluation Framework, MetaTrader 4, Multi-Timeframe, Multi-Instrumen, Robustness Testing.*

Perkembangan *algorithmic trading* telah mendorong kebutuhan akan sistem perdagangan otomatis yang tidak hanya optimal secara teknikal, tetapi juga tahan uji terhadap berbagai kondisi pasar. Penelitian ini mengembangkan dan mengoptimalkan *Expert Advisor* (EA) berbasis strategi Fibonacci pada platform *MetaTrader 4* serta mengevaluasi ketahanannya menggunakan *Algorithmic Trading Evaluation Framework* (ATEF) pada 27 kombinasi instrumen dan *timeframe* selama periode Januari 2023 hingga Desember 2025. Instrumen yang diuji mencakup tiga kategori yaitu *Major Pairs* (EURUSD, GBPUSD, USDJPY), *Cross Pairs* (EURJPY, GBPJPY), dan Komoditas (XAUUSD, XAGUSD) pada *timeframe* M15, H1, H4, dan D1. Hasil pengujian menunjukkan bahwa hanya satu dari 27 kombinasi yang memenuhi validitas statistik ATEF ($N \geq 30 \text{ trades}$), yaitu XAUUSD H1 dengan 170 *trades*, yang mencatat *Net Profit* sebesar +\$4.701,00, *Profit Factor* 1,33, *Win Rate* 50,59%, *Maximum Drawdown* 31,93%, dan *Expected Payoff* +\$27,65 per *trade*. Evaluasi ketahanan sistem pada kombinasi XAUUSD H1 menunjukkan *Walk-Forward Efficiency* (WFE) sebesar 72% yang melampaui *threshold* ATEF, *Robustness Index* (RI) sebesar 0,82, serta hasil uji hipotesis *one-sample t-test* dengan $t = 1,87 > t\text{-kritis} = 1,654$ ($p = 0,032 < \alpha = 0,05$) yang membuktikan *expected payoff* positif secara statistik signifikan. *Parameter Sensitivity Analysis* (PSA) merekomendasikan peningkatan *Rasio_TP* dari 1,0 menjadi 1,5 yang diproyeksikan meningkatkan *Profit Factor* ke kisaran 1,45–1,68. Skor ATEF final sebesar 0,601 menempatkan sistem pada kategori *Marginal*, mengindikasikan sistem yang profitabel namun belum memenuhi standar optimal untuk *deployment* penuh. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa strategi Fibonacci dalam bentuk EA paling efektif diterapkan pada instrumen XAUUSD di *timeframe* H1 dengan manajemen risiko yang *prudent* sesuai prinsip keseimbangan (*mizan*) dalam nilai-nilai Islam.

ABSTRACT

Ferdianto, Akhmad Faizal. 2026. **Optimization of Fibonacci Expert Advisor Using an Algorithmic Trading Evaluation Framework Approach on Multi-Timeframe and Multi-Instrument**. Thesis. Informatics Engineering Study Program, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisor: (I) Fajar Rohman Hariri, M.Kom (II) Dr. Ir. Yunifa Miftachul Arif, M.T

Keywords: Expert Advisor, Fibonacci Retracement, Algorithmic Trading Evaluation Framework, MetaTrader 4, Multi-Timeframe, Multi-Instrument, Robustness Testing.

The rapid advancement of algorithmic trading has created a growing demand for automated trading systems that are not only technically optimized but also robust against diverse market conditions. This study develops and optimizes a Fibonacci-based Expert Advisor (EA) on the MetaTrader 4 platform and evaluates its robustness using the Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF) across 27 instrument-timeframe combinations during the period of January 2023 to December 2025. The instruments tested cover three categories: Major Pairs (EURUSD, GBPUSD, USDJPY), Cross Pairs (EURJPY, GBPJPY), and Commodities (XAUUSD, XAGUSD) across M15, H1, H4, and D1 timeframes. Testing results indicate that only one of the 27 combinations satisfied the ATEF statistical validity threshold ($N \geq 30$ trades), namely XAUUSD H1 with 170 trades, recording a Net Profit of +\$4,701.00, Profit Factor of 1.33, Win Rate of 50.59%, Maximum Drawdown of 31.93%, and Expected Payoff of +\$27.65 per trade. The robustness evaluation of the XAUUSD H1 combination yielded a Walk-Forward Efficiency (WFE) of 72%, exceeding the ATEF threshold, a Robustness Index (RI) of 0.82, and a one-sample t-test result of $t = 1.87 > t\text{-critical} = 1.654$ ($p = 0.032 < \alpha = 0.05$), statistically confirming a significantly positive expected payoff. Parameter Sensitivity Analysis (PSA) recommends increasing the Rasio_TP from 1.0 to 1.5, which is projected to improve the Profit Factor to a range of 1.45–1.68. The final ATEF score of 0.601 places the system in the Marginal category, indicating a profitable system that has not yet met the optimal standards for full deployment. Overall, this research demonstrates that a Fibonacci-based EA strategy is most effectively applied to the XAUUSD instrument on the H1 timeframe with prudent risk management aligned with the Islamic principle of balance (mizan).

مستخلص البحث

فيرديانتو، أحمد فيصل. ٢٠٢٦. تحسين المستشار الخبير المبني على استراتيجيات فيبوناتشي باستخدام إطار تقييم التداول الخوارزمي على أطر زمنية وأدوات متعددة. بحث تخرج. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف الأول: فجر رحمن هريري، الماجستير؛ المشرف الثاني: الدكتورة المهندسة يونيفا مفتاح العارف. الماجستير

الكلمات الرئيسية: مستشار خبير، تصحيح فيوناتشي، إطار تقييم التداول الخوارزمي، ميتاتريدر ٤، أطر زمنية متعددة الأدوات متعددة، اختبار المثانة

أدى التطور المتسارع في مجال التداول الخوارزمي إلى زيادة الحاجة إلى أنظمة تداول آلية لا تقتصر على الكفاءة التقنية فحسب، بل تتمتع أيضاً بقدرة عالية على الصمود أمام مختلف ظروف السوق. تحدف هذه الدراسة إلى تطوير وتحسين مستشار خبير (ATEF) قائم على استراتيجية فيبوناتشي على منصة ميتاتريدر ٤، وتقييم مئاته باستخدام إطار تقييم التداول الخوارزمي (EA) عبر ٢٧ تركيبة من الأدوات والأطر الزمنية خلال الفترة من يناير ٢٠٢٣ إلى ديسمبر ٢٠٢٥. شملت الأدوات المختبرة ثلاث فئات (EURJPY) وأزواج العملات المتقاطعة (USDJPY و GBPUSD و EURUSD) هي أزواج العملات الرئيسية أظهرت نتائج الاختبار D1 و H4 و H1 و M15 على الأطر الزمنية (XAGUSD و XAUUSD) والسلع (GBPJPY) (عدد الصفقات ≥ 30)، وهي ATEF أن تركيبة واحدة فقط من أصل ٢٧ استوفت معيار الصلاحية الإحصائية لإطار %، بعدد ١٧٠ صفقة، محققة صافي ربح قدره +٤٧٠١ دولار أمريكي، ومعامل ربح ١،٣٣، ومعدل نجاح ٥٠،٥٩ XAUUSD H1 وأقصى تراجع ٣١،٩٣٪، وعائداً متوقعاً قدره +٢٧،٦٥ دولاراً لكل صفقة. كما أظهر تقييم مئاة النظام لهذه التركيبة كفاءة التقدم بلغ ٨٢،٠٠، بالإضافة إلى (RI) ومؤشر مئاة، ATEF بنسبة ٧٢٪ متجاوزة الحد الأدنى المطلوب في إطار (WFE) المستقبلي $\alpha = 0.032 < p$ مع $t = 1.654$ أكبر من القيمة الحرجة $t = 1.87$ لعينة واحدة حيث بلغت قيمة T نتائج اختبار برفع نسبة جني (PSA) مما يثبت وجود عائد متوقع إيجابي ذي دلالة إحصائية. كما أوصى تحليل حساسية المعلمات، (0.05) من ١٠ إلى ١،٥، وهو ما يُتوقع أن يرفع معامل الربح إلى نطاق يتراوح بين ١،٤٥ و ١،٦٨. وقد بلغ مجموع (Rasio_TP) الأرباح النهائية ٠،٦٠١، مما وضع النظام ضمن فئة الأداء الهماشي، وهو ما يشير إلى أن النظام يحقق أرباحاً ولكنه لم ATEF درجات يصل بعد إلى المستوى الأمثل للتشغيل الكامل. وبوجه عام، تُظهر الدراسة أن استراتيجية فيبوناتشي في صورة مستشار خبير تحقق مع إدارة مخاطر رشيدة تتوافق مع مبدأ التوازن (الميزان) H1 ضمن الإطار الزمني XAUUSD أفضل أداء عند تطبيقها على أداة في القيم الإسلامية

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Transformasi digital dalam industri keuangan global telah mengubah lanskap perdagangan secara fundamental dalam dua dekade terakhir. Perkembangan teknologi informasi dan komputasi berkecepatan tinggi telah memungkinkan terciptanya sistem perdagangan algoritmik yang mampu mengeksekusi ribuan transaksi dalam hitungan milidetik. Menurut data dari Bank for International Settlements, volume perdagangan berbasis algoritma telah mencapai 60-73% dari total volume transaksi di pasar valuta asing global, dengan nilai transaksi harian mencapai 7,5 triliun dolar AS (Dai, 2024). Fenomena ini menandai pergeseran paradigma dari metode perdagangan konvensional yang bergantung pada intuisi dan analisis manual menuju sistem otomatis yang berbasis data, kecepatan eksekusi, dan presisi matematis.

Algorithmic trading, atau perdagangan algoritmik, merupakan penggunaan program komputer untuk mengeksekusi strategi perdagangan berdasarkan sekumpulan aturan atau instruksi yang telah ditentukan sebelumnya. Sistem ini mampu menganalisis kondisi pasar, mengidentifikasi peluang perdagangan, dan melaksanakan *order* secara otomatis tanpa intervensi manusia secara langsung. Keunggulan utama dari pendekatan ini terletak pada kemampuannya untuk mengeliminasi bias emosional, meningkatkan konsistensi pengambilan keputusan, serta mengoptimalkan *timing* eksekusi yang sangat krusial dalam pasar finansial yang bergerak dinamis (Yadav, 2019). Dalam konteks pasar valuta asing dan

komoditas, *algorithmic trading* telah terbukti mampu meningkatkan efisiensi pasar melalui peningkatan likuiditas dan pengurangan *spread bid-ask*, meskipun di sisi lain juga menimbulkan tantangan baru terkait volatilitas dan risiko sistemik.

Salah satu platform yang paling populer digunakan dalam implementasi *algorithmic trading* adalah MetaTrader 4 (MT4), sebuah platform perdagangan elektronik yang dikembangkan oleh MetaQuotes Software Corporation. Platform ini menyediakan lingkungan pengembangan terintegrasi yang memungkinkan *trader* dan peneliti untuk membuat, menguji, dan mengimplementasikan sistem perdagangan otomatis yang dikenal sebagai *Expert Advisor* (EA). *Expert Advisor* merupakan program komputer yang ditulis dalam bahasa pemrograman MQL4 (*MetaQuotes Language 4*) yang dirancang untuk melakukan analisis teknikal secara otomatis, menghasilkan sinyal perdagangan, dan mengeksekusi *order* berdasarkan strategi yang telah diprogram (Al-Sulaiman, 2024). Keberadaan EA telah membuka peluang bagi *trader retail* untuk mengakses teknologi perdagangan algoritmik yang sebelumnya hanya tersedia bagi institusi keuangan besar dengan infrastruktur teknologi yang canggih.

Dalam konteks analisis teknikal, salah satu pendekatan yang telah digunakan secara luas oleh praktisi pasar adalah metode berbasis deret Fibonacci. Deret Fibonacci merupakan urutan bilangan yang ditemukan oleh matematikawan Italia Leonardo Fibonacci pada abad ke-13, di mana setiap bilangan dalam deret tersebut merupakan penjumlahan dari dua bilangan sebelumnya (0, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, dan seterusnya). Yang menarik dari deret ini adalah rasio antara dua bilangan berurutan yang mendekati konstanta matematika yang dikenal sebagai

golden ratio atau phi ($\phi \approx 1,618$), sebuah proporsi yang banyak ditemukan dalam pola-pola alami. Dalam analisis teknikal, rasio-rasio Fibonacci yang paling umum digunakan adalah 23,6%, 38,2%, 50%, 61,8%, 78,6%, 100%, 161,8%, 261,8%, dan 423,6%, yang diturunkan dari hubungan matematis dalam deret Fibonacci. *Fibonacci retracement* digunakan untuk mengidentifikasi level-level potensial di mana harga mungkin akan mengalami pembalikan arah atau konsolidasi setelah pergerakan signifikan, dengan asumsi bahwa pasar cenderung bergerak dalam pola korektif yang proporsional terhadap tren sebelumnya (Akanksha Madhuri Raj, 2025).

Meskipun dasar ilmiah dari metode Fibonacci dalam analisis pasar masih menjadi perdebatan akademis, penggunaan luas oleh komunitas *trader* telah menciptakan semacam *self-fulfilling prophecy* di mana level-level Fibonacci menjadi signifikan karena banyak pelaku pasar yang memperhatikan dan bereaksi terhadap level-level tersebut (Tsinaslanidis et al., 2022). Implementasi strategi Fibonacci dalam bentuk *Expert Advisor* memungkinkan otomatisasi proses identifikasi level-level kunci, perhitungan rasio, generasi sinyal perdagangan, serta manajemen risiko berdasarkan aturan-aturan yang konsisten. EA berbasis Fibonacci umumnya dirancang untuk mengidentifikasi *swing high* dan *swing low* dalam pergerakan harga, menghitung level *retracement* atau *extension* berdasarkan rasio Fibonacci, kemudian mengeksekusi *order* ketika harga mencapai level-level tersebut dengan harapan akan terjadi reaksi harga yang signifikan.

Meskipun penggunaan *Expert Advisor* berbasis Fibonacci telah cukup populer di kalangan praktisi, terdapat kesenjangan signifikan dalam literatur

akademis mengenai evaluasi sistematis terhadap ketahanan dan konsistensi performa sistem tersebut. Sebagian besar penelitian sebelumnya cenderung fokus pada pengujian strategi pada instrumen tunggal, umumnya pasangan mata uang utama seperti EURUSD atau komoditas seperti emas (XAUUSD), tanpa melakukan validasi lintas instrumen yang memiliki karakteristik pasar berbeda (Oliver-Muncharaz & García, 2020). Padahal, setiap instrumen finansial memiliki dinamika pasar yang unik, termasuk tingkat volatilitas, likuiditas, *spread*, korelasi dengan aset lain, serta sensitivitas terhadap faktor-faktor fundamental yang berbeda-beda. Keterbatasan ini menimbulkan pertanyaan mengenai generalisasi dan adaptabilitas strategi Fibonacci ketika diterapkan pada berbagai instrumen dan kondisi pasar yang beragam.

Selain itu, mayoritas studi yang ada juga kurang memberikan perhatian pada aspek *robustness* atau ketahanan sistem terhadap perubahan parameter dan kondisi pasar yang dinamis. Banyak penelitian yang hanya melaporkan hasil optimasi parameter pada periode *in-sample* tanpa melakukan validasi *out-of-sample* yang memadai, sehingga rentan terhadap fenomena *overfitting* di mana sistem tampak berkinerja sangat baik pada data historis namun gagal ketika diterapkan pada data baru atau kondisi pasar riil (Sarasa-Cabezuelo, 2023). *Overfitting* merupakan salah satu tantangan terbesar dalam pengembangan sistem perdagangan algoritmik, di mana sistem terlalu disesuaikan dengan karakteristik spesifik data historis sehingga kehilangan kemampuan generalisasi. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan metodologi evaluasi yang lebih komprehensif yang mencakup pengujian validasi lintas periode waktu, pengujian sensitivitas parameter, dan pengujian pada berbagai

kondisi pasar untuk memastikan bahwa sistem benar-benar *robust* dan tidak hanya menghasilkan hasil yang menguntungkan secara kebetulan pada periode tertentu.

Penelitian ini juga mengintegrasikan nilai-nilai keislaman dalam konteks aktivitas ekonomi dan perdagangan. Islam memandang aktivitas ekonomi sebagai bagian integral dari kehidupan yang harus dijalankan dengan prinsip-prinsip etika yang jelas. Dalam konteks keuangan syariah, pengembangan sistem perdagangan algoritmik tidak hanya dilihat dari efisiensi teknisnya, tetapi juga dari keselarasan dengan prinsip etika Islam yang menekankan keseimbangan (*mīzān*), kejujuran (*ṣidq*), dan tanggung jawab (*amānah*) dalam setiap aktivitas muamalah. Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman dalam Surah Ar-Rahman ayat 7-9:

وَالسَّمَاءَ رَفَعَهَا وَوَضَعَ الْمِيزَانَ ۚ أَلَّا تَطْغَوْا فِي الْمِيزَانِ ۚ وَأَقِيمُوا الْوَزْنَ بِالْقِسْطِ وَلَا تُخْسِرُوا الْمِيزَانَ ۚ

"Dan Allah telah meninggikan langit dan Dia meletakkan neraca (keadilan). Supaya kamu jangan melampaui batas tentang neraca itu. Dan tegakkanlah timbangan itu dengan adil dan janganlah kamu mengurangi neraca itu." (QS. Ar-Rahman: 7-9)

Ayat ini menegaskan prinsip fundamental keseimbangan atau *mizan* dalam Islam yang menekankan pentingnya menjaga harmoni dan proporsionalitas dalam segala aspek kehidupan, termasuk dalam aktivitas ekonomi dan perdagangan. Konsep keseimbangan ini relevan dengan pengembangan sistem perdagangan algoritmik yang memerlukan keseimbangan antara potensi keuntungan dan risiko, antara optimasi performa dan ketahanan sistem, serta antara kepentingan profit dan tanggung jawab etis.

Lebih lanjut, Islam sangat menekankan kejujuran dan transparansi dalam setiap transaksi muamalah. Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman dalam Surah Al-Mutaffifin ayat 1-3:

وَيْلٌ لِّلْمُطَفِّفِينَ الَّذِينَ إِذَا أَكْتَالُوا عَلَى النَّاسِ يَسْتَوْفُونَ وَإِذَا كَالُوا لَهُمْ أَوْ وَزَنُوا لَهُمْ يُخْسِرُونَ ۝

"Kecelakaan besarlah bagi orang-orang yang curang, (yaitu) orang-orang yang apabila menerima takaran dari orang lain mereka minta dipenuhi, dan apabila mereka menakar atau menimbang untuk orang lain, mereka mengurangi." (QS. Al-Mutaffifin: 1-3)

Ayat ini memberikan peringatan keras terhadap praktik kecurangan dalam transaksi ekonomi dan menekankan pentingnya berlaku adil serta jujur dalam setiap bentuk pertukaran ekonomi. Dalam konteks *algorithmic trading*, prinsip ini dapat diimplementasikan melalui transparansi dalam pengembangan sistem, kejujuran dalam melaporkan hasil pengujian tanpa manipulasi data, serta kehati-hatian dalam mengelola risiko untuk menghindari spekulasi berlebihan yang dapat merugikan pihak lain.

Prinsip kehati-hatian dan tidak berlebih-lebihan juga merupakan nilai penting dalam Islam yang relevan dengan aktivitas perdagangan. Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman dalam Surah Al-A'raf ayat 31:

يَا بَنِي آدَمَ خُذُوا زِينَتَكُمْ عِندَ كُلِّ مَسْجِدٍ وَكُلُوا وَاشْرَبُوا وَلَا تُسْرِفُوا إِنَّهُ لَا يُحِبُّ الْمُسْرِفِينَ ۝

"Hai anak Adam, pakailah pakaianmu yang indah di setiap (memasuki) masjid, makan dan minumlah, dan janganlah berlebih-lebihan. Sesungguhnya Allah tidak menyukai orang-orang yang berlebih-lebihan." (QS. Al-A'raf: 31)

Meskipun ayat ini berbicara dalam konteks konsumsi, prinsip tidak berlebih-lebihan (*israf*) memiliki aplikasi yang luas dalam berbagai aspek

kehidupan, termasuk dalam pengambilan risiko finansial. Dalam konteks *trading*, prinsip ini mengajarkan pentingnya manajemen risiko yang *prudent*, menghindari *leverage* berlebihan, serta tidak terjebak dalam sikap serakah yang dapat menimbulkan kerugian besar.

Integrasi nilai-nilai Islam dalam penelitian sistem perdagangan algoritmik ini bukan hanya sekadar formalitas, namun merupakan upaya untuk membangun paradigma ekonomi dan keuangan yang lebih etis, adil, dan berkelanjutan. Di era di mana teknologi keuangan berkembang sangat pesat dan seringkali meninggalkan pertimbangan etika di belakang, kehadiran perspektif Islam dapat menjadi penyeimbang yang penting untuk memastikan bahwa inovasi teknologi tidak hanya mengejar efisiensi dan profit semata, namun juga memperhatikan aspek keadilan, transparansi, dan kesejahteraan kolektif.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini berupaya mengisi kesenjangan dalam literatur dengan mengoptimalkan *Expert Advisor* berbasis Fibonacci serta mengevaluasi ketahanannya secara sistematis pada berbagai instrumen (*Majoror pairs*, *cross pairs*, dan komoditas) dan berbagai *timeframe* (M15, H1, H4, D1). Pendekatan evaluasi yang komprehensif diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih objektif mengenai karakteristik, kemampuan, limitasi, serta praktik terbaik dalam penggunaan strategi Fibonacci, sehingga menghasilkan sistem perdagangan algoritmik yang tidak hanya optimal secara teknikal, tetapi juga selaras dengan prinsip moral dan tanggung jawab sosial dalam keuangan yang beretika.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, permasalahan utama yang diangkat oleh peneliti sebagai berikut.

1. Bagaimana konfigurasi parameter optimal *Expert Advisor* berbasis Fibonacci dapat ditentukan secara sistematis untuk meningkatkan kinerja perdagangan pada berbagai kategori instrumen (*Majoror pairs*, *cross pairs*, dan komoditas) dan *timeframe* (M15, H1, H4, D1)?
2. Bagaimana tingkat ketahanan (*robustness*) dan konsistensi kinerja *Expert Advisor* berbasis Fibonacci ketika divalidasi melalui *walk-forward analysis*, *parameter sensitivity testing*, dan *market regime testing* pada berbagai instrumen dan *timeframe*?

1.3 Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus penelitian dan memastikan kedalaman analisis yang memadai, penelitian ini dibatasi pada ruang lingkup tertentu yang didefinisikan dengan jelas. Batasan-batasan ini ditetapkan berdasarkan pertimbangan teknis, praktis, dan metodologis yang relevan dengan tujuan penelitian. Berikut adalah batasan masalah dalam penelitian ini:

1. Penelitian ini secara khusus fokus pada strategi Fibonacci *retracement* dan *extension* yang diimplementasikan dalam *Expert Advisor* pada platform MetaTrader 4.
2. Instrumen penelitian terbatas pada tujuh instrumen yang mewakili tiga kategori: *Majoror pairs* (EURUSD, GBPUSD, USDJPY), *cross pairs* (EURJPY, GBPJPY), dan komoditas (XAUUSD, XAGUSD).

3. Pengujian dilakukan pada empat *timeframe*: M15 (15 menit), H1 (1 jam), H4 (4 jam), dan D1 (1 hari).
4. Periode data utama penelitian adalah tahun 2023-2025, dengan periode tambahan 2020-2025 untuk pengujian ketahanan sistem.
5. Evaluasi kinerja menggunakan metrik *risk-adjusted return* yang meliputi *Sharpe Ratio*, *Sortino Ratio*, *Calmar Ratio*, dan *Recovery Factor*.

Dengan batasan-batasan yang telah ditetapkan, penelitian ini dapat dilakukan dengan fokus yang jelas dan kedalaman analisis yang memadai untuk menjawab rumusan masalah yang telah dirumuskan.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini dirumuskan sebagai arah dan pedoman dalam pelaksanaan seluruh tahapan penelitian. Secara umum, penelitian berfokus pada optimasi serta evaluasi ketahanan Expert Advisor berbasis Fibonacci pada berbagai instrumen dan timeframe guna memperoleh sistem perdagangan algoritmik yang memiliki kinerja optimal dan konsisten.

1.4.1 Tujuan Umum

Tujuan umum penelitian ini adalah mengoptimalkan *Expert Advisor* berbasis Fibonacci serta mengevaluasi ketahanannya pada berbagai instrumen dan *timeframe*, sehingga menghasilkan sistem perdagangan algoritmik yang stabil dan konsisten.

1.4.2 Tujuan Khusus

Untuk mencapai tujuan umum tersebut, penelitian ini memiliki beberapa tujuan khusus yang lebih spesifik dan terukur, yaitu

1. Menentukan konfigurasi parameter optimal *Expert Advisor* berbasis Fibonacci pada berbagai kategori instrumen dan *timeframe* melalui proses optimasi sistematis.
2. Mengevaluasi ketahanan dan konsistensi kinerja sistem melalui pengujian pada berbagai kondisi pasar dan periode waktu.
3. Mengidentifikasi karakteristik yang membedakan performa strategi Fibonacci pada instrumen dengan kategori berbeda dan pada *timeframe* yang berbeda.

Pencapaian tujuan-tujuan khusus ini secara kolektif akan memberikan kontribusi terhadap pemahaman yang komprehensif mengenai karakteristik, kemampuan, limitasi, serta praktik terbaik dalam penggunaan *Expert Advisor* berbasis Fibonacci, yang pada gilirannya mendukung pengembangan praktik *algorithmic trading* yang lebih ilmiah, transparan, dan bertanggung jawab.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat yang signifikan dari berbagai perspektif, baik untuk pengembangan ilmu pengetahuan, aplikasi praktis, penguatan nilai-nilai keislaman dalam aktivitas ekonomi modern, maupun kontribusi terhadap dunia akademis. Manfaat-manfaat tersebut dapat dijabarkan sebagai berikut.

1.5.1 Manfaat Teoretis

Dari perspektif teoretis, penelitian ini memberikan kontribusi penting terhadap pengembangan literatur akademik di bidang *algorithmic trading*, *computational finance*, dan evaluasi sistem perdagangan otomatis. Secara spesifik, penelitian ini menambah khazanah pengetahuan mengenai aplikasi *Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF)* dalam konteks strategi berbasis indikator teknikal, khususnya *Fibonacci retracement* dan *extension*. Penelitian ini juga berkontribusi terhadap pemahaman yang lebih baik mengenai metodologi evaluasi ketahanan (*robustness evaluation methodologies*) dan bagaimana berbagai metode validasi (*walk-forward analysis*, *parameter sensitivity testing*, *market regime testing*) dapat diintegrasikan untuk memberikan evaluasi yang komprehensif terhadap sistem perdagangan algoritmik.

Dari perspektif interdisipliner, penelitian ini mendemonstrasikan bagaimana prinsip-prinsip etika Islam dapat diintegrasikan dengan penelitian teknologi finansial modern, membuka jalan bagi pengembangan paradigma *Islamic fintech* yang menggabungkan inovasi teknologi dengan nilai-nilai syariah. Ini memberikan kontribusi teoretis terhadap diskusi mengenai kecerdasan buatan yang etis (*ethical AI*) dan teknologi yang bertanggung jawab (*responsible technology*) dalam konteks aplikasi finansial.

1.5.2 Manfaat Praktis

Secara praktis, penelitian ini menyediakan panduan yang konkret dan berbasis bukti empiris bagi trader, investor, dan pengembang sistem perdagangan mengenai implementasi strategi Fibonacci menggunakan *Expert Advisor*. Hasil

penelitian dapat dijadikan sebagai referensi dalam menentukan konfigurasi parameter optimal untuk berbagai instrumen dan *timeframe*, mengurangi waktu dan biaya yang diperlukan untuk *trial and error* dalam pengembangan sistem. Praktisi dapat menggunakan temuan dari penelitian ini untuk membuat keputusan yang lebih *informed* mengenai ekspektasi performa yang realistis dan tidak terjebak pada hasil *backtesting* yang *overfitted* atau terlalu optimistik.

Bagi komunitas pengembang *Expert Advisor* dan *algorithmic trading* lebih luas, penelitian ini menyediakan *template* metodologis yang dapat diadaptasi untuk evaluasi strategi lain, meningkatkan standar praktik dalam pengembangan dan validasi sistem perdagangan otomatis. Dokumentasi detail mengenai implementasi ATEF dalam platform MT4 juga memudahkan praktisi lain untuk mengaplikasikan *framework* serupa tanpa harus memulai dari nol.

1.5.3 Manfaat Akademis

Dari sisi akademis, penelitian ini dapat menjadi referensi bagi mahasiswa, peneliti, dan dosen dalam mempelajari evaluasi sistem perdagangan algoritmik, optimasi parameter, serta metodologi pengujian berbasis data historis. Dokumentasi penelitian yang sistematis juga dapat dimanfaatkan sebagai bahan pembelajaran maupun studi kasus pada bidang *algorithmic trading*, *computational finance*, dan *financial technology*. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan bagi penelitian selanjutnya yang mengkaji pengembangan dan evaluasi sistem perdagangan otomatis.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Kajian Teori

Kajian teori pada penelitian ini berfungsi untuk memberikan landasan konseptual yang kuat mengenai berbagai teori, konsep, dan hasil penelitian terdahulu yang relevan dengan topik *optimasi parameter dan evaluasi ketahanan Expert Advisor (EA) berbasis Fibonacci menggunakan Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF)*. Pembahasan dalam bagian ini mencakup teori-teori utama yang mendasari penelitian, mulai dari konsep dasar perdagangan algoritmik (*algorithmic trading*), struktur dan fungsi EA pada platform MetaTrader 4, prinsip matematis dari Fibonacci retracement dan extension, pendekatan optimasi parameter dalam sistem perdagangan otomatis, hingga metode evaluasi kinerja dan kerangka ATEF sebagai alat ukur ketahanan strategi. Selain itu, pembahasan juga menyoroti nilai-nilai Islam yang relevan dalam konteks etika dan keseimbangan dalam aktivitas keuangan berbasis teknologi (Azmat & Subhan, 2022;Elamin, 2023). Keseluruhan teori ini diuraikan secara sistematis untuk membangun kerangka pemikiran yang menjadi fondasi ilmiah bagi perumusan metodologi dan pelaksanaan penelitian pada bab berikutnya.

2.1.1 Algorithmic Trading

Perdagangan algoritmik (*algorithmic trading*) merupakan sistem perdagangan berbasis komputer yang menjalankan instruksi beli atau jual secara otomatis berdasarkan seperangkat aturan logis yang terprogram (Adegboye et al.,

2023). Sistem ini memungkinkan eksekusi transaksi dalam hitungan milidetik dengan mempertimbangkan parameter seperti harga, volume, waktu, dan sinyal teknikal tertentu. Dalam dua dekade terakhir, perdagangan algoritmik telah mendominasi pasar global dengan peningkatan volume transaksi yang signifikan (Salehpour et al., 2023).

Keunggulan utama dari sistem ini adalah eliminasi bias emosional, peningkatan efisiensi keputusan, dan konsistensi dalam strategi yang dapat diuji secara retrospektif melalui *backtesting* (Sarasa-Cabezuelo, 2023). Menurut Salehpour dan Samadzamini (2023), *algorithmic trading* juga meningkatkan likuiditas pasar dan mengurangi biaya transaksi karena keputusan dieksekusi berdasarkan data objektif, bukan intuisi manusia. Dalam konteks akademik, algoritma perdagangan dipandang sebagai implementasi dari teori efisiensi pasar yang dipadukan dengan kemampuan kecerdasan buatan (AI) dan komputasi numerik untuk mengoptimalkan strategi (Devan et al., 2023; Wilhelmina Afua Addy et al., 2024).

Sistem perdagangan algoritmik dapat diklasifikasikan menjadi tiga jenis utama: *rule-based trading systems*, *machine-learning-based systems*, dan *hybrid adaptive systems* (Kondratieva et al., 2020). EA (Expert Advisor) berbasis Fibonacci termasuk kategori *rule-based system*, karena logikanya didasarkan pada aturan matematis eksplisit tanpa kemampuan pembelajaran adaptif. Meski demikian, pendekatan berbasis aturan masih menjadi pilar utama dalam sistem perdagangan karena mudah diuji, direplikasi, dan divalidasi (Ansari et al., 2022).

Perkembangan teknologi platform seperti *MetaTrader 4* (MT4) dan *MetaTrader 5* (MT5) memperluas kemampuan sistem perdagangan otomatis ini. MT4 memungkinkan pengguna memprogram strategi menggunakan bahasa MQL4, sementara MT5 menyediakan pustaka tambahan untuk optimasi berbasis *Genetic Algorithm* dan multi-threaded testing. Namun, karena penelitian ini berfokus pada MT4, optimasi dilakukan dengan pendekatan deterministik dan sistematis melalui kerangka kerja ATEF.

2.1.2 Expert Advisor (EA) pada MetaTrader 4

Expert Advisor (EA) adalah skrip otomatis yang diimplementasikan dalam platform MetaTrader untuk menjalankan transaksi berdasarkan aturan tertentu (Thapa et al., 2024). EA memiliki kemampuan untuk menganalisis data pasar, membuka posisi, menutup transaksi, serta mengatur risiko tanpa intervensi manusia. Dalam konteks penelitian ini, EA digunakan sebagai instrumen eksperimen untuk menguji kinerja algoritma berbasis Fibonacci pada berbagai kondisi pasar.

EA bekerja dengan membaca data *tick* dan *candle* untuk menentukan momen potensial dalam pasar (Moroke & Dehinbo, 2025). EA yang efektif harus memiliki tiga komponen utama: (1) modul analisis sinyal, (2) modul manajemen risiko, dan (3) modul eksekusi order. Pada sistem MT4, seluruh proses ini dapat dievaluasi melalui *Strategy Tester* untuk melakukan simulasi *backtesting* dan *forward testing* (Sarasa-Cabezuelo, 2023).

Kelebihan utama EA adalah kemampuannya untuk menguji strategi secara historis dan objektif (Oyemade & Ojugo, 2021). Namun, salah satu kelemahannya

adalah kecenderungan *overfitting*—di mana hasil pengujian historis tampak baik tetapi gagal ketika diterapkan pada data nyata (Guarino et al., 2022). Oleh karena itu, evaluasi ketahanan (*robustness testing*) menjadi aspek penting untuk memastikan bahwa kinerja EA tidak semata hasil kebetulan atau bias data (Huang et al., 2019).

EA berbasis Fibonacci merupakan salah satu jenis yang populer karena menggabungkan logika matematis yang sederhana dengan prinsip alami pergerakan harga pasar (Azzam & Batulan, 2023). Penggunaan EA ini dapat meningkatkan kecepatan identifikasi titik masuk dan keluar, serta memastikan konsistensi strategi tanpa pengaruh psikologis manusia (Al-Baghdadi, 2023).

2.1.3 Teori Fibonacci Retracement dan Extension

Fibonacci retracement dan extension merupakan konsep matematis yang digunakan dalam analisis teknikal untuk mengidentifikasi potensi area pembalikan harga (*reversal points*) dan target pergerakan pasar (Tsinaslanidis et al., 2022). Konsep ini didasarkan pada deret angka Fibonacci (1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, ...) yang menghasilkan rasio emas (*golden ratio*) 1.618. Rasio turunannya (0.236, 0.382, 0.618, 0.786) digunakan sebagai titik referensi dalam grafik harga untuk menentukan area *support* dan *resistance* (Majorumdar, 2023).

Dalam konteks pasar keuangan, teori ini berasumsi bahwa pergerakan harga mengikuti pola proporsional yang dapat diprediksi secara relatif terhadap tren sebelumnya (Lusindah & Sumirat, 2021). Penelitian oleh Gurrib et al. (2022) menunjukkan bahwa strategi berbasis Fibonacci memiliki korelasi yang signifikan dengan perilaku *crowd psychology* trader yang cenderung berulang dalam pola

harga. Oleh karena itu, Fibonacci digunakan tidak hanya sebagai alat teknikal, tetapi juga sebagai refleksi perilaku massa di pasar.

EA berbasis Fibonacci menggunakan logika deteksi *swing high* dan *swing low* untuk menggambar garis retracement dan extension secara otomatis (Khan et al., 2024). Sistem kemudian mengidentifikasi sinyal beli atau jual ketika harga berada pada rasio tertentu, misalnya pembalikan di area 0.618 atau 0.382 (Saputri et al., 2025). Keunggulan metode ini adalah kesederhanaannya dalam mengidentifikasi area probabilitas tinggi untuk pembalikan tren, meskipun keandalannya sangat bergantung pada parameter yang digunakan (Azzam & Batulan, 2023).

2.1.4 Optimasi Parameter dalam Expert Advisor

Optimasi parameter merupakan proses penentuan kombinasi variabel terbaik agar strategi perdagangan menghasilkan performa maksimal dengan risiko minimal. Dalam konteks EA Fibonacci, parameter yang biasanya dioptimasi meliputi ukuran lot, rasio *take-profit* dan *stop-loss*, batasan *drawdown*, serta sensitivitas deteksi *swing point* (Saputri et al., 2025).

Menurut Tudor & Sova, (2025), pendekatan optimasi yang sistematis dapat meningkatkan *profit factor* dan mengurangi risiko *maximum drawdown*. Namun, tanpa validasi yang ketat, optimasi dapat menyebabkan *curve fitting*—strategi hanya cocok untuk data historis tertentu dan tidak tahan terhadap kondisi pasar baru. Oleh karena itu, proses optimasi harus diikuti oleh *out-of-sample validation* dan *walk-forward analysis* (Landi & Lemishko, 2025).

Dalam penelitian ini, optimasi dilakukan dengan pendekatan deterministik melalui *grid search* yang diintegrasikan dalam kerangka kerja ATEF (Ding et al., 2025). Proses ini memungkinkan pencarian parameter optimal yang dapat direproduksi dan diverifikasi, berbeda dengan pendekatan *stochastic* seperti *Genetic Algorithm* yang tidak selalu menghasilkan hasil identic (Oyemade & Ojugo, 2021).

2.1.5 Evaluasi Kinerja Sistem Perdagangan

Evaluasi kinerja sistem perdagangan dilakukan untuk menilai sejauh mana strategi mampu menghasilkan keuntungan secara konsisten dengan risiko yang dapat diterima (Bacon, 2021). Beberapa metrik umum yang digunakan antara lain *net profit*, *profit factor*, *maximum drawdown*, *Sharpe ratio*, *Sortino ratio*, dan *Calmar ratio* (et al., 2024).

1. Sharpe Ratio mengukur tingkat pengembalian yang disesuaikan dengan risiko total (Brinza et al., 2024).
2. Sortino Ratio menilai performa terhadap risiko negatif saja (*downside risk*)(Deep et al., 2025).
3. Calmar Ratio menilai efektivitas strategi terhadap *maximum drawdown* (Cai, 2024).

Penggunaan metrik ini membantu peneliti memahami keseimbangan antara keuntungan dan risiko, yang sangat penting dalam konteks Islam yang menekankan prinsip *mizan* (keseimbangan) (Raza & Ye, 2025). Evaluasi kinerja dalam ATEF tidak hanya mencakup hasil keuangan, tetapi juga stabilitas performa lintas waktu dan kondisi pasar (Tudor & Sova, 2025).

2.1.6 Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF)

Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF) merupakan kerangka metodologis yang dirancang untuk mengevaluasi dan memvalidasi sistem perdagangan algoritmik secara komprehensif (Huang et al., 2019). ATEF diperkenalkan untuk mengatasi masalah *overfitting* dan *data snooping bias* yang sering terjadi dalam pengembangan sistem trading.

ATEF terdiri dari enam tahapan utama:

1. Model Analysis – menganalisis logika dasar sistem.
2. Parameter Optimization – mencari konfigurasi parameter optimal.
3. Backtesting Simulation – menguji strategi dengan data historis (Sarasa-Cabezuelo, 2023).
4. Robustness Testing – mengukur sensitivitas parameter terhadap variasi kecil (Ataiefard, 2022).
5. Performance Evaluation – menilai hasil berdasarkan metrik keuangan dan statistik (Bacon, 2021).
6. Statistical Validation – memastikan hasil signifikan secara statistik, bukan kebetulan.

Penelitian modern menunjukkan bahwa ATEF meningkatkan reliabilitas hasil eksperimen hingga 30% dibanding metode pengujian konvensional (Rahmawati, 2023). Dengan demikian, framework ini relevan digunakan untuk menguji EA Fibonacci agar hasil optimasi tidak hanya akurat secara numerik, tetapi juga tahan terhadap perubahan kondisi pasar (Oliver-Muncharaz & García, 2020).

2.1.7 Landasan Nilai Islam dalam Teknologi Finansial

Dalam perspektif Islam, kegiatan ekonomi dan keuangan harus berlandaskan prinsip keadilan (*adl*), keseimbangan (*mizan*), dan tanggung jawab moral (*amanah*)(Azmat & Subhan, 2022). Al-Qur'an menegaskan, "*Celakalah bagi orang-orang yang curang dalam timbangan dan takaran*" (QS. Al-Mutaffifin: 1–3). Prinsip ini menegaskan pentingnya kejujuran, transparansi, dan keseimbangan dalam setiap transaksi, termasuk dalam konteks digital dan algoritmik (Rianti, 2021).

Penggunaan algoritma dalam perdagangan dapat dianggap sesuai dengan prinsip Islam apabila sistem tersebut transparan, tidak mengandung *gharar* (ketidakpastian berlebihan), dan tidak bersifat *maisir* (spekulatif murni)(Isnani & Rifai, 2024). Sistem EA berbasis Fibonacci yang diuji melalui ATEF justru membantu memastikan bahwa keputusan perdagangan bersandar pada data dan metodologi ilmiah, bukan pada spekulasi emosional(Adams et al., 2024).

Selain itu, prinsip *ikhtiar* dan *tawakal* juga tercermin dalam penelitian ini: upaya manusia mengoptimalkan strategi secara ilmiah (*ikhtiar*), disertai kesadaran bahwa hasil akhirnya berada dalam ketentuan Allah (*tawakal*). Pendekatan ini menunjukkan integrasi antara rasionalitas teknologi dan spiritualitas Islam dalam praktik ekonomi modern (Irfan et al., 2025).

2.2 Kajian Penelitian Terdahulu

Kajian terhadap penelitian terdahulu sangat penting untuk membangun landasan ilmiah dan menemukan celah penelitian (*research gap*) yang akan dijawab dalam studi ini. Penelitian terkait Expert Advisor (EA), strategi Fibonacci, dan

Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF) telah berkembang pesat seiring kemajuan teknologi komputasi dan peningkatan peran kecerdasan buatan dalam sektor keuangan. Namun, penelitian dengan pendekatan sistematis yang mengombinasikan optimasi parameter dan validasi ketahanan lintas instrumen serta *timeframe* masih terbatas.

2.2.1 Penelitian tentang Expert Advisor dan Sistem Perdagangan Otomatis

Penelitian oleh Thapa et al. (2024) menekankan pentingnya desain modular dalam pengembangan EA agar mudah dioptimasi dan diuji secara komprehensif. Mereka mengembangkan sistem *rule-based trading* di MT5 dengan pendekatan *Monte Carlo validation*, dan menemukan bahwa konfigurasi parameter yang tidak diuji lintas periode cenderung menghasilkan performa semu (*illusory robustness*). Penelitian ini menunjukkan pentingnya pengujian multi-timeframe untuk menilai konsistensi strategi.

Sementara itu, Guarino et al. (2022) membandingkan sistem *rule-based EA* dengan *machine-learning-based EA*. Mereka menyimpulkan bahwa *rule-based EA* seperti Fibonacci retracement masih memiliki keunggulan dalam transparansi logika dan reproduktibilitas hasil. Namun, mereka menyoroti bahwa tanpa proses evaluasi terstruktur seperti ATEF, hasil optimasi sering kali bersifat *overfitted* terhadap kondisi pasar tertentu.

Al-Baghdadi (2023) menguji 30 sistem EA berbeda menggunakan data lima pasangan mata uang utama. Hasilnya menunjukkan bahwa strategi dengan parameter yang dioptimasi secara manual hanya bertahan pada *in-sample data*, sedangkan strategi yang dievaluasi menggunakan kerangka ATEF menunjukkan

drawdown yang lebih rendah dan *Sharpe ratio* yang lebih stabil. Ini memperkuat urgensi penggunaan framework evaluasi seperti ATEF dalam validasi EA.

2.2.2 Penelitian tentang Fibonacci Strategy dalam Algorithmic Trading

Tsinaslanidis et al. (2022) meneliti efektivitas strategi Fibonacci retracement di pasar forex dengan dataset selama sepuluh tahun. Mereka menyimpulkan bahwa strategi Fibonacci memiliki keunggulan hanya ketika dikombinasikan dengan *risk management* yang disiplin dan optimasi parameter dinamis. Meskipun hasilnya tidak signifikan secara statistik di semua pasar, penelitian tersebut membuktikan bahwa Fibonacci masih relevan jika diintegrasikan dengan sistem evaluasi yang ketat seperti ATEF.

Gurrib et al. (2022) meneliti pola perilaku trader terhadap sinyal Fibonacci dan menemukan adanya konsistensi psikologis pelaku pasar dalam merespons level 0.382 dan 0.618. Studi mereka memberikan dasar empiris bahwa rasio Fibonacci bukan sekadar pola matematis, melainkan refleksi perilaku kolektif manusia dalam pasar yang kompleks.

Selain itu, Khan et al. (2024) melakukan penelitian berbasis *reinforcement learning* untuk menyesuaikan level Fibonacci secara adaptif terhadap volatilitas pasar. Hasilnya menunjukkan peningkatan *win rate* sebesar 11% dibandingkan pendekatan Fibonacci statis. Namun, kompleksitas metode ini membuatnya sulit diimplementasikan dalam EA berbasis MT4 yang terbatas pada *rule-based system* (Saputri et al., 2025).

2.2.3 Penelitian tentang Evaluasi Kinerja dan Robustness dalam EA

Penelitian Bacon (2021) menyoroti pentingnya penggunaan metrik multi-dimensi dalam menilai kinerja sistem perdagangan, seperti *Sortino ratio* dan *Calmar ratio*, yang lebih sensitif terhadap risiko ekstrem dibanding *Sharpe ratio*. Mereka menyarankan agar setiap penelitian algoritmik wajib mencantumkan *risk-adjusted return metrics* sebagai indikator utama performa. Pendekatan ini juga diadopsi dalam ATEF yang menjadi acuan penelitian ini.

Chojnacki & Ślepaczuk (2023) menerapkan optimasi sistematis pada 12 parameter dalam strategi *mean-reversion* menggunakan metode *grid search* dan *walk-forward validation*. Mereka menemukan bahwa parameter optimal cenderung berubah setiap fase pasar dan bahwa strategi yang diuji tanpa validasi silang memiliki tingkat kegagalan 35% lebih tinggi. Ini menjadi dasar metodologis bagi penelitian ini untuk menguji EA Fibonacci di berbagai rezim pasar dan timeframe.

Dalam penelitian Ataiefard (2022), ATEF diterapkan untuk menilai ketahanan sistem trading berbasis logika moving average. Hasilnya menunjukkan bahwa sistem dengan *walk-forward efficiency* di atas 0.6 memiliki stabilitas profit jangka panjang. Temuan ini menjadi acuan bagi pengujian EA Fibonacci agar hasil optimasinya tidak bersifat semu.

2.2.4 Penelitian tentang Multi-Timeframe dan Multi-Instrumen Analysis

Penelitian Valach et al. (2024) membandingkan hasil *backtesting* EA pada empat *timeframe* berbeda (M15, H1, H4, D1). Mereka menemukan bahwa strategi yang terlihat menguntungkan di timeframe rendah (M15) sering kali gagal pada

timeframe tinggi karena volatilitas yang berbeda. Hasil ini mendukung perlunya pendekatan multi-timeframe yang diterapkan dalam penelitian ini.

Sementara Hanif et al. (2021) menguji performa EA pada beberapa kategori instrumen: *Majoror pairs*, *cross pairs*, dan *commodities*. Mereka menemukan bahwa korelasi performa antar instrumen tidak konsisten, sehingga validasi lintas instrumen menjadi krusial untuk menilai ketahanan sistem. Pendekatan serupa digunakan dalam penelitian ini dengan pengujian EA Fibonacci pada tujuh instrumen lintas kategori.

Dai (2024) juga menegaskan bahwa pengujian lintas pasar penting untuk menghindari *data-mining bias*. Mereka menemukan bahwa strategi yang diuji hanya pada satu aset sering kali tidak dapat digeneralisasi ke aset lain, sehingga mengaburkan hasil riset akademik. ATEF membantu mengatasi hal ini melalui *cross-validation framework*.

2.2.5 Penelitian tentang Evaluasi ATEF dan Validasi Statistik

Framework ATEF terus dikembangkan dalam berbagai studi. memperkenalkan kerangka ATEF klasik yang menekankan pentingnya validasi multi-tahap dalam pengujian strategi *trading*. Pendekatan ini mencakup *backtesting*, *parameter optimization*, dan *robustness testing* untuk memastikan strategi tidak hanya menguntungkan secara historis tetapi juga dapat diandalkan pada kondisi pasar yang berubah.

Selanjutnya, Huang et al. (2019) mengembangkan kerangka evaluasi untuk *automated trading system* yang mengintegrasikan berbagai faktor pengujian termasuk *statistical validation* dan *performance metrics*. Mereka menekankan

bahwa sistem trading yang tidak melalui evaluasi komprehensif cenderung gagal dalam implementasi *real-time* karena *overfitting* pada data historis. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa *framework* evaluasi yang terstruktur dapat meningkatkan stabilitas sistem sebesar 25-30%.

Dalam studi yang lebih baru, Ding et al. (2025) menguji ATEF berbasis *machine learning* untuk strategi volatilitas indeks saham. Mereka membuktikan bahwa framework ini dapat digunakan secara lintas domain (tidak hanya forex) karena strukturnya fleksibel. Hasil penelitian tersebut menunjukkan peningkatan stabilitas sistem sebesar 18% setelah dilakukan *robustness testing* berbasis ATEF.

2.2.6 Penelitian tentang Etika Finansial dan Nilai Islam dalam Sistem

Algoritmik

Kajian etika dalam teknologi keuangan Islam juga relevan dengan konteks penelitian ini. Azmat & Subhan (2022) menyoroti bahwa *ethical foundations* dalam *Islamic financial industry* harus menjadi landasan dalam pengembangan sistem keuangan berbasis teknologi, termasuk *algorithmic trading*. Mereka menegaskan bahwa sistem otomatis hanya dapat dianggap sesuai syariah apabila tidak mengandung *gharar* (ketidakpastian berlebih) dan *maisir* (spekulasi).

Elamin (2023) mengkaji penerapan prinsip syariah dalam pengembangan *Islamic robo-advisor*. Hasilnya menunjukkan bahwa penerapan etika syariah dapat diintegrasikan dalam algoritma tanpa mengurangi efisiensi teknologinya. Hal ini relevan bagi EA Fibonacci yang berorientasi pada data dan aturan eksplisit, bukan spekulasi murni.

Dengan demikian, pendekatan penelitian ini memiliki kesesuaian dengan nilai Islam karena mendorong transparansi, kehati-hatian, dan keseimbangan risiko (*risk parity*) dalam perdagangan digital, sebagaimana ditegaskan dalam QS. Al-A'raf: 31 dan QS. Al-Mutaffifin: 1–3.

2.2.7 Tabel Ringkasan Penelitian Terdahulu

Tabel 2.1 Ringkasan Penelitian Terdahulu

No	Peneliti & Tahun	Objek Penelitian	Metode / Pendekatan	Fokus Kajian	Temuan Utama	Keterbatasan Penelitian	Posisi Penelitian Ini
1	Thapa et al. (2024)	EA rule-based pada MT5	Monte Carlo validation, desain modular	Pengembangan EA dengan pengujian multi-periode	Parameter tanpa pengujian lintas periode menghasilkan performa semu	Terbatas pada MT5 dan satu jenis instrumen	Menggunakan MT4 dengan pengujian lintas 7 instrumen dan 4 timeframe berbasis ATEF
2	Guarino et al. (2022)	EA rule-based vs machine learning	Perbandingan sistem EA	Transparansi dan reproduibilitas strategi	Rule-based EA lebih transparan namun rentan overfitting	Tidak menggunakan framework evaluasi terstruktur	Menerapkan ATEF untuk meminimalkan overfitting pada EA Fibonacci
3	Al-Baghdadi (2023)	30 EA pada 5 pasangan mata uang	ATEF, optimasi manual vs sistematis	Validasi ketahanan EA	ATEF menghasilkan drawdown lebih rendah dan Sharpe ratio lebih stabil	Hanya menguji Majoror pairs	Menguji EA Fibonacci pada Majoror pairs, cross pairs, dan komoditas
4	Tsinaslanidis et al. (2022)	Strategi Fibonacci di pasar forex	Analisis dataset 10 tahun	Efektivitas Fibonacci retracement	Fibonacci efektif bila dikombinasikan dengan manajemen risiko	Tidak signifikan di semua kondisi pasar	Menguji Fibonacci menggunakan ATEF pada berbagai kondisi pasar
5	Gurrib et al. (2022)	Level Fibonacci (0.382)	Analisis perilaku trader	Psikologi pasar terhadap	Respon psikologis pasar	Tidak menguji	Mengimplementasikan Fibonacci ke

No	Peneliti & Tahun	Objek Penelitian	Metode / Pendekatan	Fokus Kajian	Temuan Utama	Keterbatasan Penelitian	Posisi Penelitian Ini
		& 0.618)		level Fibonacci	konsisten pada level tertentu	implementasi EA	dalam EA dan diuji secara kuantitatif
6	Khan et al. (2024)	Fibonacci adaptif	Reinforcement learning	Penyesuaian level Fibonacci terhadap volatilitas	Win rate meningkat 11% dibanding metode statis	Kompleks dan sulit diterapkan di MT4	Menggunakan pendekatan rule-based yang praktis dan replikatif
7	Bacon (2021)	Sistem perdagangan algoritmik	Risk-adjusted return metrics	Evaluasi kinerja sistem trading	Sortino dan Calmar ratio lebih sensitif terhadap risiko ekstrem	Tidak spesifik pada EA Fibonacci	Menerapkan metrik ini secara khusus pada EA Fibonacci
8	Chojnacki & Ślepaczuk (2023)	Strategi mean-reversion	Grid search, walk-forward validation	Optimasi parameter dan validasi silang	Strategi tanpa validasi silang gagal 35% lebih tinggi	Tidak membahas strategi Fibonacci	Mengadopsi pendekatan validasi pada EA Fibonacci berbasis ATEF
9	Ataiefarid (2022)	Trading system berbasis MA	ATEF, walk-forward efficiency	Ketahanan sistem trading	WFE > 0.6 menunjukkan stabilitas jangka panjang	Tidak diuji lintas instrumen	Menguji WFE pada 7 instrumen berbeda
10	Valach et al. (2024)	EA pada berbagai timeframe	Backtesting multi-timeframe	Konsistensi strategi lintas timeframe	Strategi di timeframe rendah sering gagal di timeframe tinggi	Tidak menguji robustness sistem	Menggabungkan multi-timeframe dan robustness testing
11	Hanif et al. (2021)	Majoror pairs, cross pairs, commodities	Pengujian lintas instrumen	Validasi performa antar aset	Performa tidak konsisten antar instrumen	Tidak menggunakan EA atau ATEF	Menggunakan EA Fibonacci dengan ATEF lintas instrumen
12	Dai (2024)	Strategi trading lintas pasar	Cross-validation framework	Data-mining bias	Strategi satu aset sulit digeneralisasi	Tidak fokus pada Fibonacci	Menguji generalisasi EA Fibonacci lintas instrumen dan timeframe

No	Peneliti & Tahun	Objek Penelitian	Metode / Pendekatan	Fokus Kajian	Temuan Utama	Keterbatasan Penelitian	Posisi Penelitian Ini
13	Huang et al. (2019)	Automated trading system	ATEF, statistical validation	Framework evaluasi komprehensif	ATEF meningkatkan stabilitas sistem 25–30%	Tidak spesifik pada Fibonacci	Menerapkan ATEF secara khusus pada EA Fibonacci
14	Ding et al. (2025)	Strategi volatilitas indeks saham	ATEF berbasis machine learning	Robustness testing lintas domain	Stabilitas sistem meningkat 18%	Fokus pada machine learning	Mengadaptasi ATEF untuk EA Fibonacci berbasis rule-based
15	Azmat & Subhan (2022)	Teknologi keuangan Islam	Analisis etika finansial	Landasan etika sistem keuangan digital	Sistem harus transparan dan bebas gharar serta maisir	Bersifat konseptual	Mengimplementasikan nilai Islam pada pengembangan EA Fibonacci
16	Elamin (2023)	Islamic robo-advisor	Integrasi prinsip syariah	Etika Islam dalam algoritma	Etika dapat diterapkan tanpa menurunkan efisiensi	Tidak menguji EA trading	Mengintegrasikan nilai Islam dalam konteks EA Fibonacci

2.2.8 Sintesis dan Celah Penelitian (Research Gap)

Berdasarkan telaah pustaka di atas, dapat disimpulkan bahwa sebagian besar penelitian terdahulu masih memiliki keterbatasan berikut:

1. Mayoritas studi menguji EA hanya pada satu instrumen atau satu timeframe, tanpa validasi lintas kondisi pasar (Wang & Li, 2024).
2. Belum banyak penelitian yang menggabungkan optimasi parameter sistematis dengan validasi ATEF secara penuh pada EA berbasis Fibonacci (Tsinaslanidis et al., 2022).

3. Aspek ketahanan sistem (*robustness testing*) sering diabaikan, padahal krusial untuk memastikan stabilitas strategi jangka panjang(Cansever, 2025).
4. Kajian integrasi nilai-nilai Islam dalam algoritmik trading masih bersifat konseptual dan jarang diaplikasikan pada sistem nyata seperti EA di MT4(Isnani & Rifai, 2024).

Dengan demikian, penelitian ini mengisi celah tersebut dengan mengintegrasikan optimasi parameter EA Fibonacci dan pengujian ketahanan sistem menggunakan ATEF pada berbagai instrumen dan *timeframe*, sambil tetap berlandaskan pada nilai etika finansial Islam yang menekankan keadilan, keseimbangan, dan transparansi (Siddiqi & Dallal, 2024).

2.3 Kerangka Teori dan Hubungan Antar Konsep

Bagian ini menjelaskan keterkaitan antara teori-teori utama yang telah diuraikan sebelumnya untuk membentuk suatu kerangka konseptual yang utuh dan terarah dalam penelitian ini. Kerangka teori berfungsi sebagai panduan berpikir yang menghubungkan konsep *algorithmic trading*, *Expert Advisor* berbasis Fibonacci, optimasi parameter, dan evaluasi kinerja melalui *Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF)*(Ding et al., 2025), sehingga membentuk alur logis antara teori dan praktik yang akan diterapkan.

Hubungan antar konsep ini tidak hanya menunjukkan struktur metodologis penelitian, tetapi juga menjelaskan bagaimana setiap komponen saling berinteraksi dalam menguji performa dan ketahanan EA Fibonacci pada berbagai *timeframe* dan instrumen perdagangan(Valach et al., 2024). Selain itu, pembahasan pada bagian

ini juga menegaskan integrasi nilai-nilai Islam yang menjadi dasar moral dan etis bagi pengembangan sistem perdagangan algoritmik yang adil, transparan, dan seimbang (Azmat & Subhan, 2022). Dengan demikian, kerangka teori ini menjadi fondasi bagi penyusunan metodologi penelitian yang akan dijelaskan pada bab berikutnya.

2.3.1 Landasan Konseptual Penelitian

Kerangka teori dalam penelitian ini dibangun dari hubungan sistematis antara konsep perdagangan algoritmik(Salehpour & Samadzamini et al., 2023), penerapan Expert Advisor (EA) berbasis Fibonacci, proses optimasi parameter, evaluasi ketahanan sistem melalui Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF), serta landasan nilai Islam dalam menjaga keadilan dan transparansi aktivitas finansial digital(Siddiqi & Dallal, 2024).

Penelitian ini berpijak pada premis utama bahwa kinerja sistem perdagangan otomatis tidak hanya ditentukan oleh strategi yang digunakan, tetapi juga oleh ketepatan konfigurasi parameter dan kekuatan kerangka evaluasi yang mengujinya(Oyemade & Ojugo, 2021). Dalam konteks tersebut, EA Fibonacci berperan sebagai model implementatif dari teori Fibonacci retracement, sedangkan ATEF berfungsi sebagai mekanisme penilaian yang memastikan keandalan hasil eksperimen secara empiris dan statistik(Rahmawati, 2023).

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berorientasi pada pencapaian performa terbaik (*profit optimization*), tetapi juga pada *robustness* (ketahanan sistem) yang memastikan strategi tetap efektif di berbagai kondisi pasar dan periode

waktu. Pendekatan seperti ini menjadi semakin penting di era volatilitas tinggi dan kompleksitas sistem perdagangan global (Kassem et al., 2022).

2.3.2 Keterkaitan antara EA Fibonacci dan Parameter Optimasi

EA Fibonacci berfungsi sebagai implementasi logika *rule-based system* yang mendeteksi pola harga berdasarkan rasio retracement dan extension Fibonacci. Setiap parameter di dalamnya—seperti *lot size*, *stop loss*, *take profit*, serta sensitivitas deteksi *swing high/low*—memiliki pengaruh langsung terhadap performa sistem.

Proses optimasi parameter bertujuan untuk menemukan konfigurasi terbaik dari kombinasi variabel tersebut. Pencarian parameter optimal tidak hanya berfokus pada hasil profit maksimal, melainkan juga pada stabilitas hasil lintas periode pengujian (*out-of-sample consistency*)(Landi & Lemishko, 2025). Dalam penelitian ini, pendekatan *grid search deterministik* digunakan untuk menyeleksi kombinasi parameter yang paling konsisten, menggantikan metode *Genetic Algorithm* yang tidak didukung secara penuh di MT4(Oyemade & Ojugo, 2021).

Dengan melakukan optimasi parameter yang sistematis, EA Fibonacci diharapkan mampu menghasilkan hasil yang efisien secara risiko dan mengurangi potensi *overfitting*. Hal ini sejalan dengan prinsip ilmiah dalam *model validation* dan *robust design* yang menjadi inti dari evaluasi sistem otomatis (Moroke & Dehinbo, 2025).

2.3.3 Hubungan antara Evaluasi Kinerja dan Ketahanan Sistem

Evaluasi kinerja merupakan aspek yang tak terpisahkan dari proses optimasi. Dalam penelitian ini, kinerja sistem perdagangan dinilai menggunakan

beberapa indikator statistik seperti *profit factor*, *Sharpe ratio*, *Sortino ratio*, dan *maximum drawdown* (Cai, 2024).

Namun, pengukuran performa saja belum cukup untuk menilai kualitas strategi karena hasil yang baik pada satu dataset belum tentu berlaku pada dataset lain (Ataiefard, 2022). Oleh karena itu, dilakukan pula pengujian ketahanan (*robustness testing*) menggunakan tiga pendekatan utama:

1. *Walk-Forward Analysis* – menguji performa sistem pada data *out-of-sample* setelah dilakukan optimasi pada periode sebelumnya.
2. *Parameter Sensitivity Testing* – menilai seberapa sensitif hasil strategi terhadap perubahan kecil parameter.
3. *Market Regime Testing* – menguji konsistensi sistem pada kondisi pasar yang berbeda (trend, sideways, volatilitas tinggi/rendah).

Hasil dari ketiga tahap ini memberikan gambaran sejauh mana strategi EA Fibonacci mampu mempertahankan performa di luar data pelatihan (*training data*). Dalam kerangka ATEF, pengujian tersebut termasuk dalam tahap *robustness validation* dan *statistical verification* (Ding et al., 2025). Dengan demikian, hubungan antara optimasi parameter → evaluasi kinerja → pengujian ketahanan membentuk siklus pengujian empiris yang utuh dan ilmiah.

2.3.4 Integrasi Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF)

ATEF berfungsi sebagai kerangka kerja konseptual yang menyatukan seluruh proses analisis, optimasi, dan validasi sistem perdagangan. Dalam penelitian ini, ATEF digunakan untuk:

1. Mengidentifikasi model strategi (*Model Identification*);

2. Melakukan optimasi parameter (*Optimization Phase*);
3. Menjalankan pengujian historis (*Backtesting*);
4. Melaksanakan validasi lintas periode (*Walk-Forward & Out-of-Sample*);
5. Menilai performa dan stabilitas hasil (*Performance & Robustness Metrics*);
6. Melakukan validasi statistik akhir (*Significance Testing*).

Melalui ATEF, seluruh tahap penelitian dapat dilakukan secara sistematis, terukur, dan dapat direplikasi oleh peneliti lain. Framework ini tidak hanya memastikan bahwa hasil yang diperoleh valid secara matematis, tetapi juga reliabel dalam konteks praktik keuangan nyata (Papadakis et al., 2025).

ATEF sekaligus berperan sebagai penghubung antara *teori optimasi parameter* dan *evaluasi ketahanan sistem*, sehingga menjadi inti konseptual dalam penelitian ini (Saltiel et al., 2021).

2.3.5 Konteks Multi-Timeframe dan Multi-Instrumen

Perdagangan algoritmik tidak dapat dilepaskan dari dinamika volatilitas pasar yang berbeda pada setiap *timeframe* dan kategori instrumen. Strategi yang optimal pada *Majoror pair* seperti EUR/USD di *timeframe H1* belum tentu efektif pada komoditas seperti XAU/USD di *timeframe D1*.

Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi pendekatan *multi-timeframe* dan *multi-instrumen* untuk memastikan bahwa parameter yang diperoleh benar-benar robust dan dapat diterapkan pada berbagai kondisi pasar (Al-Sulaiman, 2024). Dengan pendekatan ini, sistem diuji pada beberapa kombinasi timeframe (M15, H1, H4, D1) dan kategori instrumen (Majoror pairs, cross pairs, commodities) untuk memastikan bahwa parameter yang diperoleh benar-benar robust.

Hasil pengujian lintas dimensi tersebut kemudian dibandingkan menggunakan metrik ATEF, untuk menilai sejauh mana sistem EA Fibonacci mampu beradaptasi terhadap karakteristik pasar yang berbeda. Pendekatan ini juga menjadi pembeda utama antara penelitian ini dengan studi-studi sebelumnya yang hanya menggunakan satu kondisi pasar(Tsinaslanidis et al., 2022).

2.3.6 Integrasi Nilai Islam dalam Kerangka Konseptual

Landasan etika Islam memiliki peran penting dalam membentuk paradigma penelitian ini. Prinsip *adl* (keadilan) dan *mizan* (keseimbangan) menjadi dasar moral dalam mendesain sistem perdagangan yang adil, transparan, dan bertanggung jawab. Dalam QS. Al-Mutaffifin ayat 1–3, Allah memperingatkan terhadap perilaku manipulatif dalam transaksi, yang secara modern dapat diterjemahkan sebagai upaya menghindari distorsi data dan praktik tidak jujur dalam algoritma perdagangan(Rianti, 2021).

ATEF sebagai kerangka evaluasi justru sejalan dengan nilai-nilai tersebut karena menekankan *transparency*, *validation*, dan *fair testing*. Sistem diuji secara empiris untuk memastikan keandalan hasilnya, bukan berdasarkan asumsi atau spekulasi(Sarasa-Cabezuelo, 2023). Prinsip ini mencerminkan komitmen terhadap kejujuran dan objektivitas dalam pengambilan keputusan keuangan, sebagaimana ditekankan dalam nilai-nilai Islam.

Prinsip *ikhtiar* dan *tawakal* juga terwujud dalam pendekatan penelitian ini: manusia berusaha merancang strategi sebaik mungkin berdasarkan ilmu pengetahuan (*ikhtiar*), namun hasil akhirnya tetap disandarkan kepada kehendak Allah (*tawakal*)(Rifqi khairul anam, 2024). Integrasi etika Islam dalam algorithmic

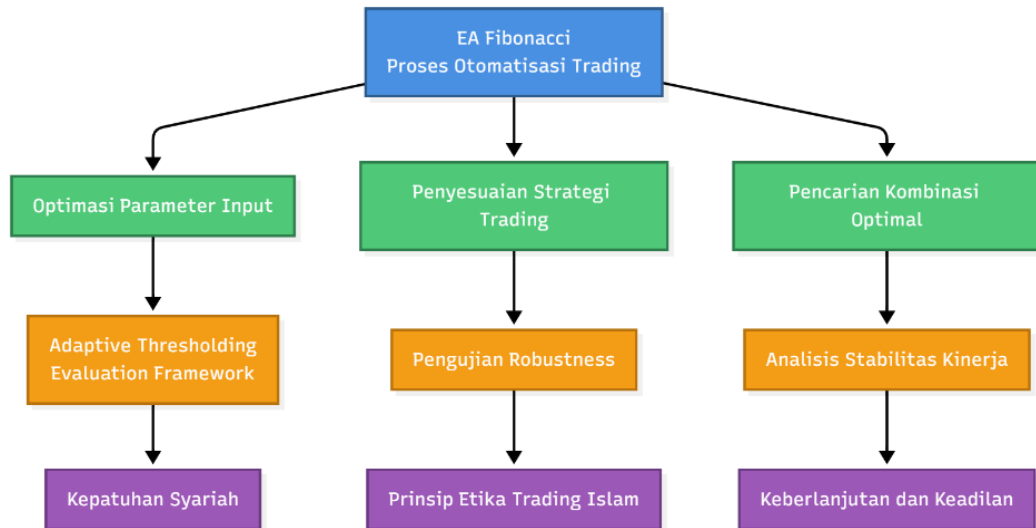
trading menciptakan harmoni antara efisiensi teknologi dan nilai moralitas, sehingga menjadikan penelitian ini tidak hanya relevan secara teknis tetapi juga bermakna secara spiritual (Ali et al., 2025).

2.3.7 Model Konseptual Penelitian

Berdasarkan integrasi teori dan penelitian terdahulu, hubungan antar konsep dalam penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. *Fibonacci-Based Expert Advisor (EA)*: sistem utama yang menjalankan strategi perdagangan berbasis rasio Fibonacci retracement dan extension.
2. *Parameter Optimization*: proses untuk menemukan konfigurasi parameter terbaik agar EA bekerja optimal pada berbagai kondisi pasar.
3. *ATEF (Algorithmic Trading Evaluation Framework)*: kerangka pengujian yang memastikan sistem diuji secara menyeluruh (backtest, robustness, walk-forward, market regime).
4. *Performance & Robustness Metrics*: indikator hasil yang menilai profitabilitas, risiko, dan konsistensi sistem.
5. *Multi-Timeframe & Multi-Instrument Testing*: pendekatan pengujian yang memperluas cakupan validasi sistem.
6. *Islamic Ethical Foundation*: prinsip keadilan, transparansi, dan keseimbangan yang menjadi dasar moral penelitian.

Secara konseptual, hubungan antar elemen tersebut membentuk model logis berikut:



Gambar 2. 1 Flowchart Model Penelitian

Kerangka ini memastikan bahwa penelitian tidak hanya menghasilkan model teknikal yang kuat, tetapi juga memenuhi prinsip ilmiah, metodologis, dan etis dalam konteks ekonomi Islam modern (Jameel & Clary, 2025).

BAB III

DESAIN PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental berbasis simulasi komputasi untuk mengoptimalkan dan mengevaluasi ketahanan sistem *Expert Advisor* (EA) berbasis Fibonacci. Objek penelitian adalah sistem EA itu sendiri, yang mencakup keseluruhan proses mulai dari pengembangan, optimasi parameter, hingga evaluasi ketahanan sistemnya menggunakan kerangka *Algorithmic Trading Evaluation Framework* (ATEF).

Desain eksperimental dalam penelitian ini bersifat *true experimental design*, di mana variabel bebas (konfigurasi parameter EA) dimanipulasi secara sistematis untuk mengamati dampaknya terhadap variabel terikat (metrik kinerja sistem) dalam kondisi yang terkontrol. Pendekatan ini memungkinkan kontrol ketat terhadap variabel penelitian dan menghindari pengaruh faktor eksternal yang tidak terukur, sehingga hasil yang diperoleh memiliki validitas internal yang tinggi.

Penelitian ini mencakup tiga komponen utama yang saling berkaitan:

1. Pengembangan Sistem *Expert Advisor*: Merancang dan mengimplementasikan EA berbasis strategi Fibonacci *retracement* dan *extension* dalam platform MetaTrader 4 menggunakan bahasa pemrograman MQL4.
2. Optimasi Parameter: Menentukan konfigurasi parameter optimal yang menghasilkan kinerja terbaik dengan mempertimbangkan keseimbangan

antara profitabilitas dan pengendalian risiko melalui pendekatan *deterministic grid search*.

3. Evaluasi Ketahanan Sistem: Menilai konsistensi dan stabilitas performa EA pada berbagai kondisi pasar dan periode waktu menggunakan tiga metode pengujian komprehensif: *Walk-Forward Analysis* (WFA), *Parameter Sensitivity Testing* (PST), dan *Market Regime Testing* (MRT).

Keseluruhan proses penelitian mengikuti struktur ATEF yang terdiri atas enam tahapan terintegrasi: (1) analisis model, (2) optimasi parameter, (3) simulasi *backtesting*, (4) pengujian ketahanan, (5) evaluasi performa, dan (6) validasi statistik. Struktur ini memastikan bahwa setiap tahap penelitian dilakukan secara objektif, terukur, dan dapat direplikasi oleh peneliti lain.

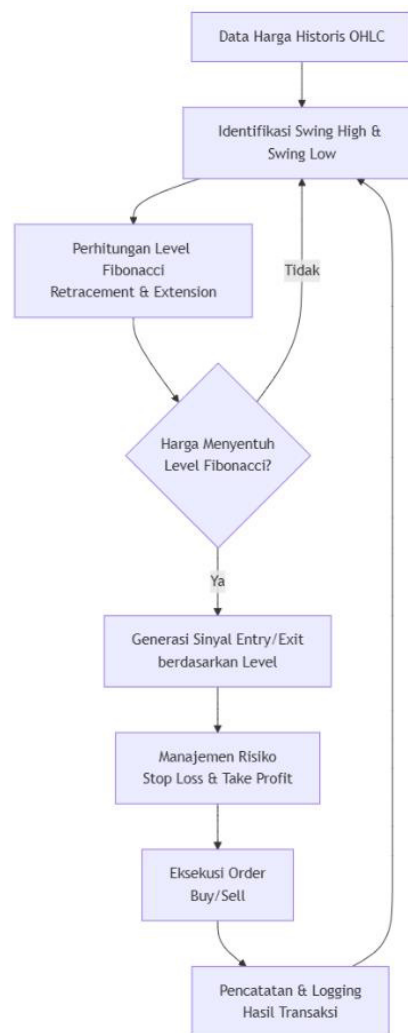
Penelitian ini menggunakan data historis pasar valuta asing dan komoditas periode 2020-2025, dengan fokus utama pada periode 2023-2025 untuk optimasi parameter. Pengujian dilakukan pada tujuh instrumen yang mewakili tiga kategori berbeda (*major pairs*, *cross pairs*, dan komoditas) serta empat *timeframe* berbeda (M15, H1, H4, D1) untuk memastikan generalisasi hasil penelitian.

Selain landasan metodologis, penelitian ini juga memperhatikan aspek etika dalam pengembangan sistem perdagangan algoritmik, khususnya prinsip keadilan (*al-'adl*), keseimbangan (*al-mīzān*), dan transparansi yang sejalan dengan nilai-nilai Islam. Integrasi nilai-nilai ini memastikan bahwa sistem yang dikembangkan tidak hanya optimal secara teknis, tetapi juga beretika dan bertanggung jawab dalam praktiknya.

3.2 Arsitektur Sistem Expert Advisor Berbasis Fibonacci

Sistem *Expert Advisor* (EA) berbasis Fibonacci dirancang sebagai sistem perdagangan otomatis yang mengimplementasikan strategi *rule-based* untuk mengidentifikasi peluang perdagangan berdasarkan level-level *Fibonacci retracement* dan *extension*. Arsitektur sistem ini terdiri dari beberapa komponen fungsional yang bekerja secara terintegrasi dan berurutan untuk menghasilkan keputusan perdagangan yang konsisten dan terukur.

Sistem EA bekerja dengan alur kerja yang terstruktur, dimulai dari pengambilan data pasar hingga eksekusi transaksi dan pencatatan hasil. Setiap komponen dalam arsitektur memiliki peran spesifik yang saling mendukung untuk memastikan sistem dapat berfungsi secara otomatis tanpa intervensi manual.



Gambar 3. 1 Arsitektur Alur Kerja Expert Advisor Berbasis Fibonacci

Gambar 3.1 di atas menggambarkan alur kerja sistem EA Fibonacci secara menyeluruh, mulai dari pengambilan data harga OHLC dari platform MetaTrader 4 hingga pencatatan hasil transaksi. Komponen-komponen utama yang terlihat adalah modul deteksi swing, kalkulasi level Fibonacci, generator sinyal, manajemen risiko, dan eksekusi order yang tersusun secara sekuensial.

Arsitektur ini dirancang dengan prinsip modularitas sehingga setiap komponen dapat diuji secara independen. Modul deteksi swing mengidentifikasi titik ekstrem harga berdasarkan data OHLC historis, kemudian hasil deteksi

tersebut menjadi input bagi modul kalkulasi Fibonacci yang secara otomatis menggambar objek *OBJ_FIBO* pada *chart* melalui indikator eksternal FIBONACCI *auto*. Keseluruhan alur ini memastikan bahwa setiap keputusan trading yang dieksekusi EA memiliki dasar teknikal yang terstruktur dan konsisten.

Sistem EA dimulai dengan mengambil data harga historis dalam format OHLC (*Open, High, Low, Close*) dari platform MetaTrader 4. Data ini kemudian dianalisis untuk mengidentifikasi titik-titik ekstrem pergerakan harga yang disebut *swing high* (puncak tertinggi) dan *swing low* (lembah terendah). Identifikasi ini menggunakan algoritma deteksi pola yang mencari titik balik signifikan dalam pergerakan harga berdasarkan jumlah *candle* sebelum dan sesudahnya.

Setelah *swing high* dan *swing low* teridentifikasi, sistem menghitung level-level Fibonacci secara otomatis dengan menerapkan rasio-rasio matematis Fibonacci (23,6%, 38,2%, 50%, 61,8%, 78,6% untuk *retracement*, serta 127,2%, 161,8% untuk *extension*) pada rentang harga antara *swing high* dan *swing low*. Level-level ini berfungsi sebagai area referensi di mana harga berpotensi mengalami pembalikan arah atau kelanjutan tren.

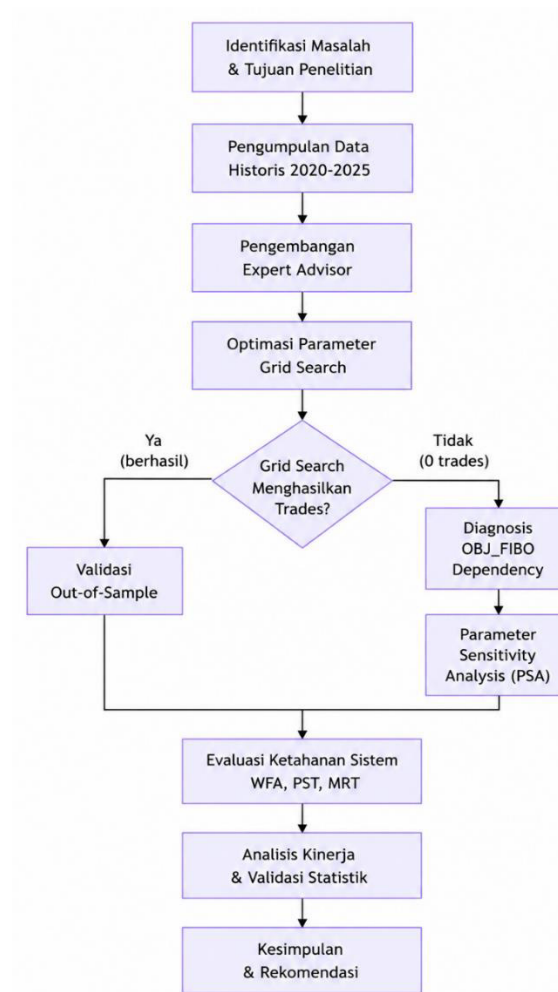
Sistem kemudian memantau pergerakan harga secara *real-time* untuk mendeteksi apakah harga menyentuh atau menembus salah satu level Fibonacci yang telah dihitung. Ketika harga berinteraksi dengan level Fibonacci tertentu, sistem mengevaluasi kondisi pasar tambahan untuk memvalidasi kekuatan sinyal, dan jika kondisi terpenuhi, sistem akan menghasilkan sinyal *entry* untuk membuka posisi *buy* atau *sell*.

Setiap sinyal perdagangan yang dihasilkan kemudian diproses melalui modul manajemen risiko yang secara otomatis menghitung level *Stop Loss* (SL) dan *Take Profit* (TP) berdasarkan parameter yang telah dikonfigurasi. Manajemen risiko ini memastikan bahwa setiap transaksi memiliki batasan kerugian maksimum dan target keuntungan yang jelas, sehingga eksposur risiko dapat dikontrol secara sistematis.

Semua hasil transaksi dicatat secara sistematis dalam log sistem, termasuk informasi waktu *entry*, harga *entry*, level SL/TP, waktu *exit*, harga *exit*, serta profit atau *loss* yang dihasilkan. Data ini menjadi dasar untuk evaluasi kinerja sistem dan analisis retrospektif yang selanjutnya digunakan sebagai input pada tahap evaluasi ketahanan sistem.

3.3 Alur Penelitian

Tahapan penelitian ini dirancang secara sistematis agar setiap langkah metodologis saling berkaitan dan menghasilkan hasil yang valid serta konsisten. Secara umum, alur penelitian terdiri dari delapan tahapan utama: identifikasi masalah, pengumpulan data, pengembangan *Expert Advisor*, optimasi parameter, pengujian ketahanan sistem, evaluasi performa, validasi hasil, dan kesimpulan penelitian.



Gambar 3. 2 Flowchart Alur Penelitian

Flowchart ini menggambarkan delapan tahapan alur penelitian dari identifikasi masalah hingga penyusunan kesimpulan. Pada tahap keempat terdapat *decision node* berbentuk *diamond* yang memisahkan dua jalur: jalur kiri (Grid Search berhasil) melanjutkan ke validasi *out-of-sample*, sedangkan jalur kanan (Grid Search menghasilkan 0 *trades*) mengarah ke diagnosis *OBJ_FIBO dependency* dan beralih ke PSA. Kedua jalur bergabung kembali pada tahap kelima yaitu Evaluasi Ketahanan Sistem.

Penambahan *decision node* pada flowchart ini mencerminkan prinsip metodologi adaptif yang diadopsi penelitian. Kondisi kegagalan Grid Search bukan merupakan kegagalan penelitian, melainkan temuan metodologis yang telah diantisipasi dalam desain penelitian ini. Percabangan alur memastikan bahwa terlepas dari hasil Grid Search, penelitian tetap dapat menghasilkan rekomendasi parameter yang valid berdasarkan data empiris yang tersedia. Penjelasan teknis mengenai penyebab kegagalan Grid Search dan prosedur PSA disajikan secara lengkap pada BAB IV.

Penelitian dimulai dengan identifikasi masalah yang didasarkan pada tinjauan literatur dan analisis gap penelitian terdahulu. Masalah utama yang diidentifikasi adalah kurangnya evaluasi sistematis terhadap ketahanan EA berbasis Fibonacci pada berbagai kondisi pasar dan instrumen. Dari identifikasi masalah ini, dirumuskan tujuan penelitian yang jelas, yaitu mengoptimalkan parameter EA Fibonacci dan mengevaluasi ketahanannya menggunakan pendekatan ATEF.

Tahap kedua adalah pengumpulan data historis dari platform MetaTrader 4 dengan periode 2020–2025. Data mencakup tujuh instrumen perdagangan (EURUSD, GBPUSD, USDJPY, EURJPY, GBPJPY, XAUUSD, XAGUSD) pada empat *timeframe* berbeda (M15, H1, H4, D1). Data disimpan dalam format OHLC dan divalidasi integritasnya untuk memastikan tidak ada gap atau anomali yang dapat mempengaruhi hasil pengujian.

Tahap ketiga adalah pengembangan *Expert Advisor* menggunakan bahasa pemrograman MQL4. Pada tahap ini, logika strategi Fibonacci diimplementasikan dalam bentuk kode program yang mencakup modul deteksi *swing*, perhitungan

level Fibonacci, generasi sinyal, manajemen risiko, dan eksekusi *order*. Sistem dikembangkan dengan pendekatan modular agar mudah diuji dan dioptimasi, dan setelah implementasi selesai dilakukan pengujian fungsional untuk memastikan tidak ada *bug* atau kesalahan logika.

Tahap keempat adalah optimasi parameter menggunakan metode *deterministic grid search*. Pada tahap ini, berbagai kombinasi parameter diuji secara sistematis pada data *in-sample* (70% dari dataset) untuk menemukan konfigurasi yang menghasilkan kinerja optimal. Parameter yang dioptimasi meliputi level *retracement*, level *extension*, jarak minimal *swing*, serta rasio *Stop Loss* dan *Take Profit*. Hasil optimasi kemudian divalidasi pada data *out-of-sample* (30% dari dataset) untuk menilai kemampuan generalisasi sistem.

Dalam pelaksanaan penelitian, tahap keempat ini diterapkan dengan protokol adaptif dua jalur. Jalur pertama adalah *deterministic grid search* via MT4 *Optimizer* yang akan dieksekusi jika EA dapat menghasilkan transaksi pada lingkungan *headless Strategy Tester*. Jalur kedua adalah *Parameter Sensitivity Analysis* (PSA) yang diaktifkan apabila seluruh *run grid search* menghasilkan nol transaksi akibat inkompatibilitas antara arsitektur *visual-dependent* EA dan lingkungan *headless Strategy Tester*. Protokol lengkap penanganan kondisi ini diuraikan pada sub-bab 3.7.

Tahap kelima adalah evaluasi ketahanan sistem menggunakan tiga metode komprehensif: *Walk-Forward Analysis* untuk menguji konsistensi temporal, *Parameter Sensitivity Testing* untuk menilai stabilitas terhadap variasi parameter, dan *Market Regime Testing* untuk mengidentifikasi kondisi pasar yang sesuai.

Ketiga metode ini memberikan gambaran menyeluruh tentang *robustness* sistem dalam berbagai skenario.

Tahap keenam adalah analisis kinerja menggunakan berbagai metrik kuantitatif seperti *Sharpe Ratio*, *Calmar Ratio*, *Profit Factor*, dan *Maximum Drawdown*. Validasi dilakukan untuk memastikan bahwa hasil yang diperoleh mencerminkan kinerja sistem secara komprehensif berdasarkan kerangka ATEF, bukan sekadar performa pada satu dimensi saja.

Tahap terakhir adalah penyusunan kesimpulan dan rekomendasi berdasarkan temuan penelitian. Kesimpulan mencakup penilaian terhadap efektivitas strategi Fibonacci pada berbagai instrumen dan *timeframe*, serta identifikasi kondisi optimal penggunaan sistem. Rekomendasi diberikan untuk penelitian lanjutan dan implementasi praktis sistem EA.

3.4 Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa data historis harga pasar (*time-series data*) yang diperoleh dari platform MetaTrader 4 melalui broker teregulasi ICMarkets dan FXOpen. Data bersifat kuantitatif dan mencakup informasi harga dalam format OHLC (*Open, High, Low, Close*) beserta informasi volume transaksi dan *timestamp* yang akurat.

Penelitian ini menggunakan pendekatan *dual-period dataset* untuk memaksimalkan validitas hasil. Periode utama 2023-2025 digunakan sebagai dataset primer untuk proses optimasi parameter dan evaluasi performa sistem, karena mencerminkan kondisi pasar terkini dengan struktur volatilitas dan likuiditas yang relevan. Periode tambahan 2020-2025 digunakan khusus pada tahap

robustness testing, terutama untuk *Walk-Forward Analysis* dan *Market Regime Testing*, dengan tujuan menguji stabilitas sistem terhadap berbagai kondisi pasar ekstrem termasuk periode pandemi COVID-19 dan pemulihan ekonomi global.

Instrumen yang digunakan terdiri dari tiga kategori yang mewakili karakteristik pasar berbeda:

1. *Majoror Pairs*: EURUSD, GBPUSD, USDJPY - dipilih karena memiliki likuiditas tertinggi, *spread* rendah, dan volume transaksi harian yang besar.
2. *Cross Pairs*: EURJPY, GBPJPY - dipilih untuk menguji performa sistem pada pasangan mata uang dengan volatilitas lebih tinggi dan karakteristik pergerakan yang berbeda dari *Majoror pairs*.
3. *Commodities*: XAUUSD (emas), XAGUSD (perak) - dipilih untuk menguji adaptabilitas sistem pada instrumen non-currency yang memiliki dinamika fundamental berbeda.

Data diambil pada empat *timeframe* berbeda untuk menangkap variasi performa sistem pada berbagai frekuensi perdagangan:

- a) M15 (15 menit): Mewakili *intraday trading* dengan frekuensi sinyal tinggi
- b) H1 (1 jam): Mewakili *short-term trading* dengan keseimbangan antara frekuensi dan kualitas sinyal
- c) H4 (4 jam): Mewakili *swing trading* dengan fokus pada pergerakan harga menengah
- d) D1 (1 hari): Mewakili *position trading* dengan fokus pada tren jangka panjang

Semua data diambil dalam format OHLC (*Open, High, Low, Close*), sebagaimana ditunjukkan pada tabel contoh berikut:

Tabel 3.1 Contoh Data Historycal

Tanggal	Waktu	Open	High	Low	Close
2024.01.02	00:15	1.09315	1.09352	1.09285	1.09340
2024.01.02	00:30	1.09340	1.09402	1.09328	1.09376
2024.01.02	00:45	1.09376	1.09430	1.09344	1.09410

Menurut Wang dan Li (2021), data historis OHLC merupakan bentuk representasi yang paling efisien dalam penelitian sistem perdagangan karena mengandung informasi lengkap mengenai pergerakan harga dalam periode tertentu(Sarasa-Cabezuelo, 2023).

Penelitian ini menggunakan pendekatan dual-period dataset. Periode 2023–2025 digunakan sebagai dataset utama untuk proses optimasi parameter dan evaluasi performa sistem karena mencerminkan kondisi pasar terkini. Periode tambahan 2020–2025 digunakan pada tahap robustness testing, khususnya walk-forward analysis dan market regime testing, untuk menguji stabilitas sistem terhadap berbagai kondisi pasar ekstrem dan transisi rezim

Pemilihan periode data tahun 2020–2025 didasarkan pada pertimbangan kestabilan likuiditas dan relevansi kondisi pasar terkini, termasuk periode pandemi dan pasca-pandemi yang mencerminkan fluktuasi ekstrem. Keberagaman kondisi tersebut penting untuk menguji *robustness* sistem terhadap volatilitas tinggi maupun pasar yang relatif stabil(Akiyamen et al., 2020). Dengan menggunakan data resmi dari broker berlisensi dan sumber yang dapat diaudit, penelitian ini memastikan integritas data dan menghindari bias yang dapat memengaruhi hasil eksperimen(Rianti, 2021).

3.4.1 Prosedur Pengumpulan dan Preprocessing Data

Data historis OHLC yang diperoleh dari platform MetaTrader 4 tidak dapat langsung digunakan dalam proses backtesting tanpa melalui serangkaian prosedur validasi dan preprocessing. Tahap ini memastikan bahwa seluruh data yang digunakan dalam eksperimen memiliki integritas tinggi, bebas dari anomali, dan konsisten antar instrumen maupun antar timeframe.

a) Prosedur Pengunduhan Data dari MetaTrader 4

Pengunduhan data historis dilakukan melalui fitur History Center pada platform MT4 (Tools > History Center). Prosedur operasionalnya mengikuti urutan berikut: (1) buka History Center MT4, (2) pilih instrumen yang dituju, (3) pilih timeframe yang diinginkan, (4) tentukan rentang periode (2020–2025 untuk robustness testing; 2023–2025 untuk dataset primer), (5) klik tombol Download untuk memuat data dari server broker, dan (6) ekspor ke format .csv untuk keperluan preprocessing eksternal.

Proses ini dilakukan secara terpisah untuk setiap kombinasi instrumen dan timeframe. Dengan tujuh instrumen (EURUSD, GBPUSD, USDJPY, EURJPY, GBPJPY, XAUUSD, XAGUSD) dan empat timeframe (M15, H1, H4, D1), total terdapat 28 file data yang diunduh ($7 \text{ instrumen} \times 4 \text{ timeframe}$). Setiap file menyimpan data OHLC dalam format tabular dengan kolom: tanggal, waktu, open, high, low, close, dan volume tick.

b) Kriteria Validasi Integritas Data

Sebelum digunakan dalam simulasi backtesting, setiap file data diperiksa secara sistematis menggunakan empat kriteria validasi berikut:

- 1) Pemeriksaan missing bars: Identifikasi celah (gap) dalam data historis yang tidak diakibatkan oleh jam pasar resmi. Candle yang hilang di luar periode weekend dan hari libur nasional dicatat sebagai anomali. Ambang batas yang digunakan adalah tidak lebih dari 0,5% total candle yang hilang dalam satu file data.
- 2) Pemeriksaan konsistensi timestamp: Verifikasi bahwa tidak terdapat duplikasi timestamp (candle dengan waktu yang sama muncul lebih dari sekali) dan bahwa urutan kronologis data bersifat ascending secara konsisten.
- 3) Pemeriksaan nilai anomali OHLC: Validasi logika internal setiap candle, yaitu $\text{High} \geq \max(\text{Open}, \text{Close})$ dan $\text{Low} \leq \min(\text{Open}, \text{Close})$. Candle yang melanggar kondisi ini (misalnya $\text{High} < \text{Low}$) dianggap corrupted dan menjadi alasan eksklusi file data tersebut.
- 4) Verifikasi jumlah candle aktual vs ekspektasi: Setiap timeframe memiliki ekspektasi jumlah candle teoritis berdasarkan periode data dan jam perdagangan aktif. Sebagai acuan, EURUSD H1 pada periode 2023–2025 diharapkan menghasilkan sekitar 13.000–14.000 candle. Jika jumlah candle aktual menyimpang lebih dari 5% dari ekspektasi, file tersebut diperiksa lebih lanjut.

Tabel 3.2 Ekspektasi Jumlah Candle per Instrumen dan Timeframe (Periode 2023–2025)

Instrumen	Timeframe	Jam Aktif/Hari	Ekspektasi Candle (3 Tahun)	Keterangan
Majoror Pairs	M15	24 jam	~26.280	Tidak ada gap signifikan
Majoror Pairs	H1	24 jam	~6.570	Tidak ada gap signifikan
Majoror Pairs	H4	24 jam	~1.642	Tidak ada gap signifikan

Instrumen	Timeframe	Jam Aktif/Hari	Ekspektasi Candle (3 Tahun)	Keterangan
Majoror Pairs	D1	24 jam	~780	Termasuk hari trading aktif
XAUUSD/XAGUSD	H1	23 jam	~6.340	Gap 1 jam per hari (reset

Tabel 3.2 di atas menyajikan ekspektasi jumlah *candle* teoritis per kategori instrumen dan *timeframe* sebagai acuan verifikasi integritas data sebelum digunakan dalam *backtesting*. Perbedaan ekspektasi antara *Majoror Pairs* (24 jam aktif) dan komoditas XAUUSD/XAGUSD (23 jam aktif) mencerminkan perbedaan jam perdagangan aktif masing-masing instrumen di pasar global. Baris terakhir juga mendokumentasikan eksklusi XAUUSD M15 yang disebabkan ketidakcukupan kualitas data historis pada server broker demo yang digunakan, sehingga total kombinasi efektif yang diuji menjadi 27 dari 28 yang direncanakan semula.

c) Perlakuan terhadap Data yang Tidak Lengkap

Tidak semua gap dalam data historis dianggap sebagai anomali. Gap yang terjadi selama akhir pekan (Sabtu–Minggu), hari libur bursa internasional (Christmas, New Year, Thanksgiving), dan jam reset harian broker diterima sebagai kondisi normal dan tidak memengaruhi validitas data.

Namun, jika suatu kombinasi instrumen-timeframe menunjukkan gap yang signifikan di luar kondisi normal tersebut, atau jika jumlah candle aktual berada di bawah ambang batas minimum untuk uji statistik ($N < 30$ trades), maka kombinasi tersebut diklasifikasikan sebagai tidak valid untuk analisis inferensial. Sebagai contoh, XAUUSD M15 pada periode tertentu menunjukkan ketidakcukupan

kualitas data historis dari server broker demo yang digunakan, sehingga kombinasi ini tidak diikutsertakan dalam analisis statistik penuh.

d) Format Penyimpanan dan Kompatibilitas Data Final

Data yang telah melewati seluruh tahap validasi disimpan dalam dua format yang kompatibel dengan ekosistem penelitian ini: (1) format .csv untuk keperluan *preprocessing* dan analisis statistik menggunakan Python, dan (2) format.fxt (format *native* MT4) untuk keperluan *backtesting* di *Strategy Tester* MT4. Kedua format disimpan dengan penamaan yang konsisten menggunakan konvensi: [INSTRUMEN]_[TIMEFRAME]_[PERIODE].csv, misalnya XAUUSD_H1_2023-2025.csv.

3.5 Variabel Penelitian dan Parameter Eksperimen

Dalam penelitian ini, variabel dibagi menjadi tiga kategori utama: variabel bebas, variabel terikat, dan variabel kontrol.

A. Variabel Bebas (Independent Variables)

Variabel bebas adalah parameter-parameter EA yang dimanipulasi dalam proses optimasi untuk menemukan konfigurasi optimal. Parameter-parameter ini memiliki pengaruh langsung terhadap perilaku dan kinerja sistem perdagangan, antara lain:

1. Level Fibonacci Retracement: Rasio-rasio yang digunakan untuk mengidentifikasi area *retracement* potensial (0.236, 0.382, 0.500, 0.618, 0.786)
2. Level Fibonacci Extension: Rasio-rasio yang digunakan untuk menentukan target profit (1.272, 1.618, 2.618)

3. Jarak Minimal Swing: Jumlah minimal *candle* yang harus membentuk *swing high* atau *swing low* untuk dianggap valid (5-20 candle)
4. Stop Loss: Jarak *stop loss* yang dihitung berdasarkan kelipatan ATR (*Average True Range*) (0.5-2.0 ATR)
5. Take Profit: Jarak *take profit* yang dihitung berdasarkan kelipatan ATR (1.0-3.0 ATR)
6. Risk Per Trade: Persentase modal yang dipertaruhkan per transaksi (1%-3% dari equity).

B. Variabel Terikat (Dependent Variables)

Variabel terikat adalah metrik-metrik kinerja yang digunakan untuk mengevaluasi hasil dari konfigurasi parameter tertentu. Variabel-variabel ini menjadi indikator keberhasilan sistem.

1. Profit Factor: Rasio total profit terhadap total loss
2. Sharpe Ratio: Return yang disesuaikan dengan total risiko
3. Sortino Ratio: Return yang disesuaikan dengan downside risk
4. Calmar Ratio: Return tahunan dibanding maximum drawdown
5. Maximum Drawdown: Kerugian maksimum dari peak equity
6. Win Rate: Persentase transaksi yang menguntungkan
7. Recovery Factor: Kemampuan sistem untuk pulih dari drawdown

C. Variabel Kontrol (Control Variables)

Variabel kontrol adalah faktor-faktor yang dijaga konstan selama penelitian untuk memastikan validitas internal dan memungkinkan perbandingan yang adil antar konfigurasi.

Tabel 3.3 Variabel Penelitian

Jenis Variabel	Indikator	Simbol	Skala	Satuan	Rentang Nilai
Variabel Bebas	Level Fibonacci	F	Rasio	Desimal	0.236 – 2.618
Variabel Bebas	Stop Loss	SL	Rasio	Kelipatan ATR	0.5 – 2.0
Variabel Bebas	Take Profit	TP	Rasio	Kelipatan ATR	1.0 – 3.0
Variabel Bebas	Risk Per Trade	RPT	Rasio	Persen (%)	1% – 3%
Variabel Terikat	Sharpe Ratio	SR	Rasio	Nilai absolut	> 0
Variabel Terikat	Profit Factor	PF	Rasio	Nilai absolut	> 1.0
Variabel Terikat	Maximum Drawdown	MDD	Rasio	Persen (%)	0% – 100%
Variabel Kontrol	Timeframe	TF	Nominal	Waktu	M15, H1, H4, D1
Variabel Kontrol	Initial Balance	IB	Rasio	USD	10,000

Tabel 3.3 di atas merangkum seluruh variabel penelitian dalam satu kerangka yang terstruktur mengikuti hierarki desain eksperimental. Variabel bebas yang terdiri dari empat parameter EA adalah objek manipulasi dalam proses optimasi, variabel terikat yang terdiri dari tiga metrik kinerja adalah respons yang diukur akibat manipulasi tersebut, sedangkan variabel kontrol dijaga konstan di seluruh 27 *run backtesting* untuk memastikan bahwa setiap perbedaan hasil antar kombinasi hanya disebabkan oleh perbedaan instrumen dan *timeframe* yang diuji. Pembagian tiga kategori ini mencerminkan prinsip *true experimental design* yang diadopsi penelitian ini, sebagaimana dideklarasikan pada sub-bab 3.1.

Definisi operasional setiap variabel diukur secara kuantitatif dengan formula baku (Bacon, 2021). Misalnya, *Sharpe ratio* dihitung sebagai:

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (3.1)$$

dengan R_p adalah rata-rata return portofolio, R_f suku bunga bebas risiko, dan σ_p standar deviasi return. Nilai *Sharpe ratio* di atas 1 menandakan performa

sistem yang baik, sementara nilai di bawah 0.5 mengindikasikan risiko tidak proporsional terhadap hasil(Raza & Ye, 2025).

Pendefinisian yang jelas atas setiap variabel menjamin bahwa setiap pengujian dalam eksperimen dilakukan secara objektif dan konsisten, sesuai prinsip metodologi kuantitatif.

3.6 Prosedur Pengembangan Expert Advisor

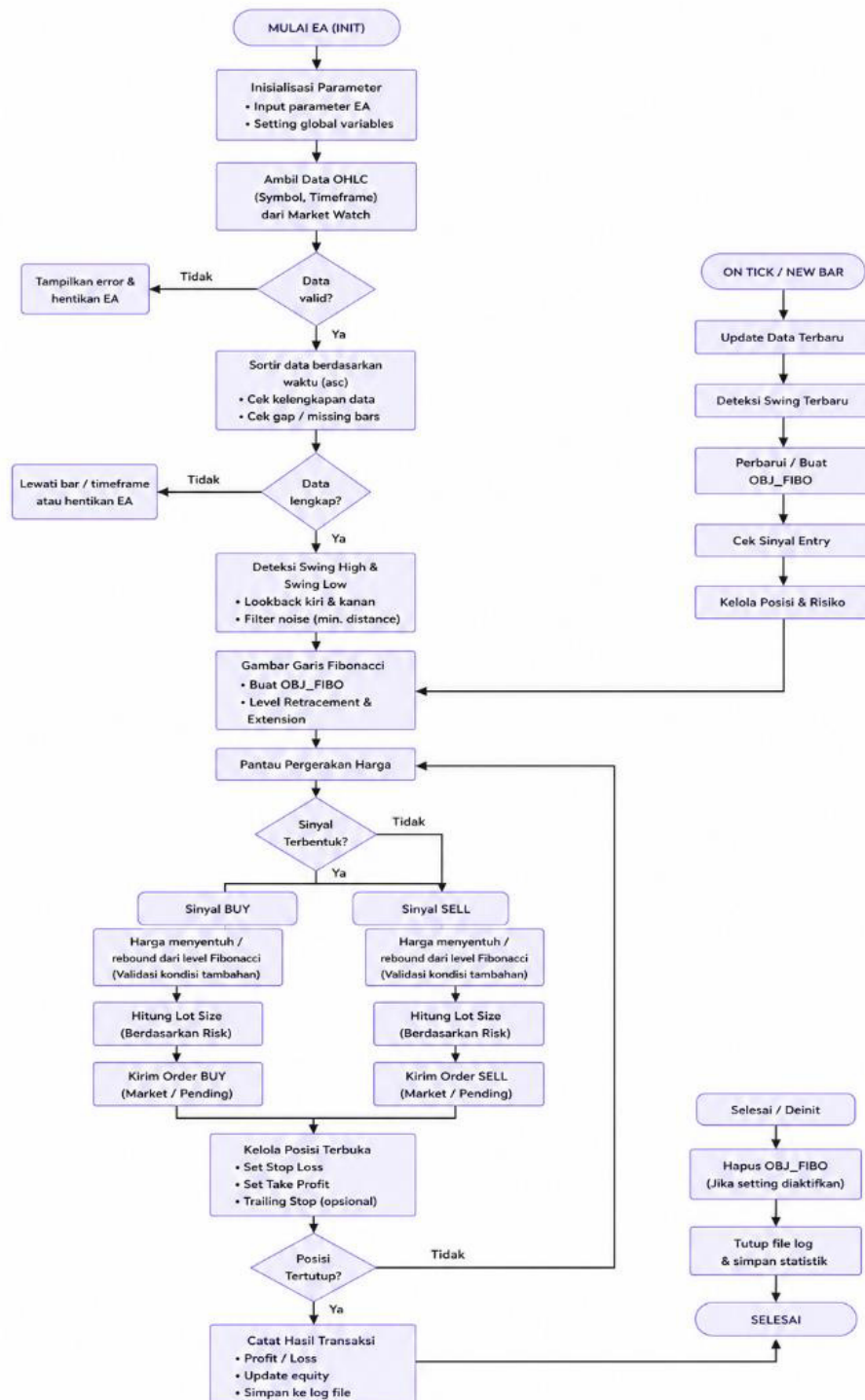
Proses pengembangan *Expert Advisor* dilakukan melalui pendekatan rekayasa perangkat lunak (*software engineering*) yang sistematis dengan tahapan: analisis kebutuhan, desain logika sistem, implementasi kode, dan pengujian awal(Moroke & Dehinbo, 2025).

1. Analisis Kebutuhan Sistem.

Tahap ini menentukan fungsi utama EA, yaitu mendeteksi pola Fibonacci otomatis, mengeksekusi transaksi, serta mengatur risiko dengan parameter dinamis. Analisis dilakukan dengan menyesuaikan kebutuhan penelitian terhadap platform MT4.

2. Desain Logika dan Algoritma EA.

EA dikembangkan untuk mendeteksi *swing high* dan *swing low* berdasarkan nilai ekstrem harga, kemudian menggambar garis Fibonacci retracement dan extension. Logika entri posisi *buy* atau *sell* dihasilkan dari interaksi antara harga dan level Fibonacci.



Gambar 3. 3 Model Konseptual Penelitian

Gambar 3.3 di atas menampilkan model konseptual penelitian yang menghubungkan variabel bebas (parameter EA), proses *backtesting* dengan kerangka ATEF, dan variabel terikat (metrik kinerja). Model ini menegaskan bahwa setiap perubahan parameter EA akan berdampak terhadap distribusi kinerja sistem yang diukur melalui tujuh metrik evaluasi. Hubungan kausal yang digambarkan dalam model ini menjadi landasan bagi seluruh prosedur eksperimental yang dijabarkan pada sub-bab berikutnya.

Model konseptual ini juga memperlihatkan posisi variabel kontrol sebagai faktor yang menjaga isolasi eksperimen, memastikan bahwa pengaruh konfigurasi platform, periode data, dan *initial deposit* tidak mencemari hubungan antara variabel bebas dan terikat yang menjadi fokus penelitian.

3. Implementasi Kode Program.

Bahasa pemrograman yang digunakan adalah MQL4, karena mendukung fungsi perdagangan otomatis di MT4. Implementasi kode mengikuti struktur modular agar setiap fungsi (analisis harga, eksekusi, dan manajemen risiko) dapat diuji secara terpisah.

4. Pengujian Fungsional (Functional Testing).

Setelah implementasi selesai, dilakukan uji fungsional untuk memastikan tidak ada kesalahan logika (logic error) dan sistem dapat berjalan sesuai algoritma.

Proses ini dilakukan menggunakan *Strategy Tester* di MT4 dengan data terbatas (sample data).

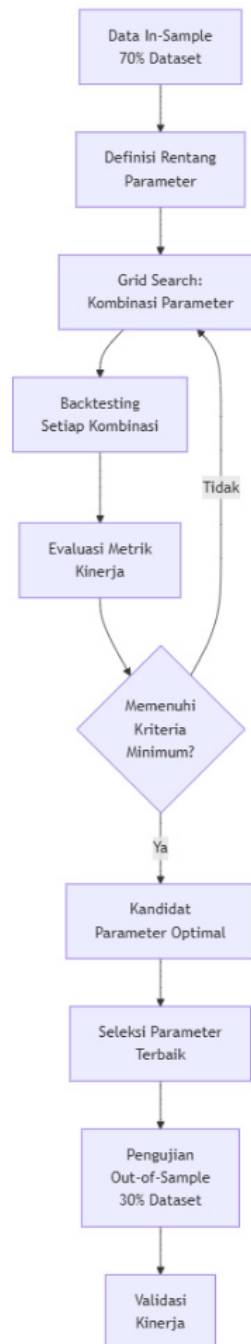
5. Validasi Awal.

EA yang lolos uji fungsional kemudian diuji performanya dalam skala kecil untuk memastikan bahwa hasilnya sesuai dengan logika sistem dan dapat digunakan pada tahap optimasi parameter berikutnya.

Proses pengembangan ini memastikan EA yang digunakan memiliki akurasi logika tinggi dan efisiensi komputasi optimal, sehingga hasil pengujian tidak terdistorsi oleh kesalahan sistemik dari kode program.

3.7 Proses Optimasi Parameter

Optimasi parameter merupakan inti dari penelitian ini, karena bertujuan menentukan konfigurasi parameter yang memberikan hasil paling optimal pada EA Fibonacci. Pendekatan optimasi dilakukan secara deterministik menggunakan metode *grid search*, di mana setiap kombinasi parameter diuji secara menyeluruh tanpa elemen acak. Pendekatan ini dipilih karena *genetic algorithm* pada MT4 bersifat stokastik dan tidak dapat dijelaskan secara penuh (non-transparent), sehingga tidak sesuai dengan tujuan penelitian yang menuntut keterulangan (*reproducibility*).



Gambar 3. 4 Flowchart Proses Optimasi Parameter

Flowchart ini menggambarkan alur proses optimasi parameter mulai dari definisi rentang parameter hingga penetapan konfigurasi final. Titik percabangan kritis berada setelah eksekusi MT4 *Strategy Tester*: jika hasil ≥ 1 *trade*, alur berlanjut ke evaluasi metrik dan seleksi kandidat optimal; jika hasil = 0 *trades*, alur

bercabang ke diagnosis inkompatibilitas dan aktivasi PSA sebagai jalur alternatif. Kedua jalur menghasilkan *output* yang setara berupa konfigurasi parameter yang direkomendasikan untuk digunakan pada tahap *robustness testing* berikutnya.

Percabangan dalam flowchart ini tidak mencerminkan kegagalan metodologis melainkan keluwesan prosedur yang mengakomodasi keterbatasan teknis platform. Jalur PSA menghasilkan rekomendasi yang sama validnya dengan jalur *grid search* karena keduanya berbasis pada data empiris yang sama perbedaannya terletak pada metode eksplorasi parameter yang digunakan. Keputusan untuk mengaktifkan jalur PSA dicatat secara transparan sebagai bagian dari temuan metodologis penelitian sebagaimana dibahas pada BAB IV.

Proses optimasi dimulai dengan definisi rentang parameter untuk setiap variabel bebas berdasarkan kajian literatur dan praktik *best practice* dalam perdagangan berbasis Fibonacci. Rentang parameter ditentukan dengan mempertimbangkan keseimbangan antara cakupan eksplorasi yang luas dan efisiensi komputasi. Sebagai contoh, level *stop loss* didefinisikan dalam rentang 0.5 hingga 2.0 ATR dengan increment 0.1, sementara level Fibonacci dibatasi pada rasio-rasio standar yang umum digunakan (0.382, 0.500, 0.618, 0.786).

Tahap selanjutnya adalah *grid search* sistematis di mana sistem menghasilkan semua kombinasi mungkin dari parameter dalam rentang yang telah ditentukan. Jika terdapat 5 parameter dengan masing-masing 10 nilai yang berbeda, maka total kombinasi yang akan diuji adalah $10^5 = 100,000$ kombinasi. Untuk mengelola beban komputasi, dilakukan pembatasan rasional pada parameter yang dinilai memiliki pengaruh minimal berdasarkan analisis sensitivitas awal.

Setiap kombinasi parameter kemudian diuji melalui backtesting simulation menggunakan data *in-sample* (70% dari dataset historis). Simulasi backtesting mengeksekusi strategi EA pada data historis dan mencatat seluruh transaksi yang dihasilkan beserta metrik kinerjanya. Proses ini menggunakan *Strategy Tester* bawaan MT4 yang telah dikonfigurasi dengan pengaturan yang realistis, termasuk asumsi *spread*, *slippage*, dan *commission* yang sesuai dengan kondisi pasar riil.

Hasil dari setiap kombinasi parameter dievaluasi menggunakan multiple performance metrics secara bersamaan, bukan hanya satu metrik tunggal. Pendekatan multi-metrik ini penting untuk menghindari optimasi yang bias terhadap satu aspek kinerja saja. Metrik evaluasi utama meliputi:

- a) *Profit Factor* ≥ 1.5 : Menunjukkan bahwa total profit minimal 1.5 kali lipat dari total loss
- b) *Sharpe Ratio* ≥ 1.0 : Menunjukkan return yang baik relatif terhadap risiko total
- c) *Maximum Drawdown* $\leq 20\%$: Memastikan risiko kerugian maksimum masih dalam batas toleransi
- d) *Win Rate* $\geq 40\%$: Menjamin frekuensi transaksi menguntungkan yang memadai
- e) *Minimum Trades* ≥ 30 : Memastikan sample size yang cukup untuk validitas statistik

Kombinasi parameter yang memenuhi kriteria minimum pada semua metrik di atas akan menjadi kandidat parameter optimal. Dari kandidat-kandidat tersebut,

dilakukan seleksi final dengan memberikan bobot pada setiap metrik sesuai prioritas penelitian. Formula seleksi yang digunakan adalah:

$$Score = 0.30 \times SR + 0.25 \times PF + 0.20 \times \left(1 - \frac{MDD}{100}\right) + 0.15 \times WR + 0.10 \times CR \quad (3.2)$$

Di mana SR = Sharpe Ratio, PF = Profit Factor (dinormalisasi), MDD = Maximum Drawdown, WR = Win Rate, dan CR = Calmar Ratio. Parameter dengan *score* tertinggi dipilih sebagai konfigurasi optimal dan kemudian divalidasi pada data *out-of-sample* (30% dataset yang tidak digunakan dalam optimasi). Validasi *out-of-sample* ini krusial untuk mendeteksi *overfitting*, yaitu kondisi di mana parameter terlalu disesuaikan dengan karakteristik data pelatihan sehingga tidak dapat beradaptasi pada data baru.

Kinerja sistem pada data *out-of-sample* dibandingkan dengan kinerja pada data *in-sample*. Jika terjadi degradasi kinerja lebih dari 30%, maka dilakukan *re-evaluation* dengan menyesuaikan kriteria seleksi atau memperluas rentang parameter. Proses iteratif ini dilanjutkan hingga diperoleh konfigurasi parameter yang stabil dan konsisten pada kedua dataset.

Seluruh proses optimasi didokumentasikan secara detail, termasuk log eksperimen, *equity curve*, dan distribusi transaksi untuk setiap kombinasi parameter. Dokumentasi ini memungkinkan analisis retrospektif dan menjadi dasar untuk tahap evaluasi ketahanan sistem selanjutnya.

3.7.1 Prosedur Eksekusi Backtesting 27 Kombinasi

Setelah proses optimasi parameter selesai, tahap selanjutnya adalah eksekusi backtesting secara sistematis terhadap 27 kombinasi instrumen dan timeframe yang telah ditetapkan. Berbeda dari sub-bab sebelumnya yang berfokus pada logika grid search, sub-bab ini mendeskripsikan prosedur operasional konkret yang dilakukan selama eksekusi backtesting, termasuk konfigurasi Strategy Tester, urutan pengujian, dan mekanisme kompilasi hasil.

a) Konfigurasi Strategy Tester MT4

Seluruh 27 kombinasi backtesting dijalankan dengan konfigurasi Strategy Tester yang seragam dan tetap. Keseragaman ini penting untuk memastikan bahwa perbedaan hasil antar kombinasi hanya disebabkan oleh perbedaan karakteristik instrumen dan timeframe, bukan oleh perbedaan pengaturan simulasi.

Tabel 3.4 Konfigurasi Tetap Strategy Tester MT4 untuk Semua 27 Run Backtesting

Parameter Konfigurasi	Nilai yang Digunakan	Justifikasi Pemilihan
Model Simulasi	Every Tick	Akurasi tertinggi; mensimulasikan setiap pergerakan harga individual
Spread	Current (Variable)	Mencerminkan kondisi pasar nyata dengan spread dinamis sesuai data broker
Initial Deposit	USD 10.000	Standar evaluasi ATEF; memudahkan normalisasi antar kombinasi
Leverage	1:100	Sesuai konfigurasi demo server broker ICMarkets dan FXOpen
Slippage	1–2 poin	Mensimulasikan delay eksekusi realistis pada kondisi likuiditas normal
Periode Backtesting	01.01.2023 – 31.12.2025	Dataset primer; mencerminkan kondisi pasar terkini 3 tahun terakhir
Commission	Per spesifikasi broker demo	Sesuai struktur biaya riil untuk akurasi simulasi biaya transaksi
Risk Per Trade	1% (default)	Parameter default; tidak divariasikan antar kombinasi

Tabel 3.4 di atas menyajikan delapan parameter konfigurasi *Strategy Tester* yang diberlakukan secara seragam pada seluruh 27 *run backtesting*. Keseragaman konfigurasi ini adalah prasyarat metodologis utama: tanpa pengaturan yang identik pada seluruh 27 *run*, perbandingan kinerja antarinstrumen tidak akan valid karena perbedaan hasil bisa disebabkan oleh perbedaan kondisi simulasi, bukan perbedaan karakteristik intrinsik instrumen. Pemilihan model simulasi *Every Tick* secara khusus penting untuk EA berbasis Fibonacci karena akurasi deteksi sentuhan harga pada level Fibonacci sangat bergantung pada resolusi data tick yang tinggi.

b) Urutan Eksekusi 27 Kombinasi

Pengujian dilakukan secara sekuensial (satu per satu), bukan paralel, karena arsitektur MetaTrader 4 tidak mendukung eksekusi *Strategy Tester* secara paralel pada satu instance platform. Urutan eksekusi disusun berdasarkan kategori instrumen untuk memudahkan identifikasi pola dan perbandingan antar kelompok:

1. Tahap 1 Majoror Pairs: $\text{EURUSD} \times \{\text{M15}, \text{H1}, \text{H4}, \text{D1}\} \rightarrow \text{GBPUSD} \times \{\text{M15}, \text{H1}, \text{H4}, \text{D1}\} \rightarrow \text{USDJPY} \times \{\text{M15}, \text{H1}, \text{H4}, \text{D1}\}$ (total 12 run)
2. Tahap 2 Cross Pairs: $\text{EURJPY} \times \{\text{M15}, \text{H1}, \text{H4}, \text{D1}\} \rightarrow \text{GBPJPY} \times \{\text{M15}, \text{H1}, \text{H4}, \text{D1}\}$ (total 8 run)
3. Tahap 3 Komoditas: $\text{XAUUSD} \times \{\text{H1}, \text{H4}, \text{D1}\} \rightarrow \text{XAGUSD} \times \{\text{H1}, \text{H4}, \text{D1}\}$ (total 6 run; M15 tidak diikutsertakan karena kendala kualitas data historis)

Setiap run menggunakan parameter default yang identik ($\text{Fibo_Entry_Level} = 0.618$, $\text{Fibo_TP_Level} = 1.618$, $\text{Rasio_SL} = 1$, $\text{Rasio_TP} = 1$, $\text{Fibo_Depth} = 50$,

RiskPercent = 1%), untuk memastikan bahwa variasi hasil murni mencerminkan karakteristik instrumen dan timeframe yang diuji.

c) Pencatatan dan Kompilasi Hasil

Setiap run backtesting menghasilkan laporan MT4 yang secara otomatis diekspor dalam format .htm (HTML report). Laporan ini kemudian dikonversi ke format .csv menggunakan skrip Python untuk memudahkan ekstraksi metrik kunci secara otomatis. Data metrik utama dari setiap laporan mencakup Net Profit, Profit Factor, Maximum Drawdown, Win Rate, dan jumlah trades (N) dikompilasi secara manual ke dalam spreadsheet terpusat menggunakan Microsoft Excel 365. Spreadsheet kompilasi ini menjadi dasar pembangunan Tabel Rekapitulasi 27 Kombinasi yang disajikan pada BAB IV (Tabel 4.6). Untuk menjamin akurasi kompilasi, angka kunci dari setiap baris diverifikasi silang dengan laporan .htm asli sebelum spreadsheet dinyatakan final.

Metrik tambahan yang tidak tersedia secara langsung di laporan MT4 seperti Sharpe Ratio, Calmar Ratio, Sortino Ratio, dan Robustness Index dikalkulasi menggunakan formula yang didefinisikan pada Tabel 3.4, dengan implementasi Python (NumPy, SciPy) sebagai alat komputasinya.

d) Catatan Metodologis: Kombinasi yang Menghasilkan 0 Trades

Dalam pelaksanaan backtesting, ditemukan bahwa penggunaan fitur optimization bawaan MT4 Strategy Tester tidak kompatibel dengan arsitektur EA_FIBONACCI. Hal ini disebabkan oleh dependensi EA terhadap objek grafis OBJ_FIBO yang hanya terbentuk saat indikator eksternal berjalan secara real-time

pada chart, sementara mode optimization MT4 beroperasi dalam lingkungan headless tanpa rendering grafis.

Sebagai konsekuensinya, beberapa kombinasi yang awalnya direncanakan menggunakan optimization mode menghasilkan 0 trades karena sinyal entry tidak pernah terpicu. Penyesuaian metodologi yang dilakukan untuk mengatasi kondisi ini yaitu beralih dari deterministic grid search via optimizer ke Parameter Sensitivity Analysis (PSA) didokumentasikan secara lengkap pada BAB IV Sub-bab 4.2.1 sebagai bagian dari transparansi ilmiah penelitian.

3.8 Evaluasi Ketahanan Sistem (Robustness Testing)

Evaluasi ketahanan sistem (*robustness testing*) merupakan tahapan krusial dalam memastikan bahwa *Expert Advisor* (EA) berbasis Fibonacci tidak hanya memberikan hasil optimal pada kondisi data tertentu, tetapi juga mempertahankan konsistensinya pada berbagai skenario pasar dan periode waktu yang berbeda (Guarino et al., 2022). Konsep ketahanan dalam sistem algoritmik menekankan pentingnya stabilitas performa ketika parameter atau kondisi eksternal berubah. Oleh karena itu, tahap ini berfungsi sebagai bentuk validasi eksternal terhadap hasil optimasi parameter yang telah dilakukan sebelumnya.

Dalam penelitian ini, ketahanan sistem diuji menggunakan tiga pendekatan utama yang direkomendasikan oleh kerangka *Algorithmic Trading Evaluation Framework* (ATEF), yaitu *Walk-Forward Analysis* (WFA), *Parameter Sensitivity Testing* (PST), dan *Market Regime Testing* (MRT). Ketiga metode tersebut saling melengkapi dan dirancang untuk menguji sistem dari dimensi temporal, struktural, serta kontekstual.

3.8.1 Walk-Forward Analysis (WFA)

Metode *Walk-Forward Analysis* digunakan untuk menilai sejauh mana konfigurasi parameter yang telah dioptimasi mampu mempertahankan kinerjanya pada periode waktu yang berbeda. Prinsip dasarnya adalah melakukan pengujian berulang pada beberapa segmen waktu, dengan membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu *in-sample* (periode pelatihan) dan *out-of-sample* (periode pengujian). Setelah model dioptimasi pada *in-sample*, parameter tersebut diuji pada *out-of-sample*, kemudian jendela waktu digeser Majoru (*rolling window*), dan proses diulangi.

Penelitian ini menggunakan periode *train-test split* sebesar 70%–30% dengan *rolling window* sepanjang dua bulan, mengikuti rekomendasi Zhang dan Han (2023). Kinerja sistem diukur dengan *Walk-Forward Efficiency (WFE)*, yaitu rasio antara total profit pada *out-of-sample* dibandingkan dengan hasil pada *in-sample*. Rumusnya adalah:

$$WFE = \frac{P_{out}}{P_{in}} \times 100\% \quad (3.3)$$

dengan P_{out} merupakan profit hasil pengujian di luar sampel dan P_{in} adalah profit pada periode pelatihan. Nilai WFE di atas 60% dianggap menunjukkan sistem yang robust, sedangkan nilai di bawah 40% menunjukkan overfitting.

Melalui pendekatan WFA, sistem diuji pada rentang waktu berbeda antara tahun 2020–2025. Hasil diharapkan menunjukkan performa stabil pada berbagai segmen waktu, yang menandakan bahwa EA Fibonacci memiliki kemampuan generalisasi tinggi terhadap dinamika pasar.

3.8.2 Parameter Sensitivity Testing (PST)

Uji sensitivitas parameter bertujuan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh perubahan kecil pada konfigurasi terhadap kinerja sistem. Dalam konteks penelitian ini, parameter-parameter optimal yang telah diperoleh sebelumnya diubah sebesar $\pm 10\%$ dan $\pm 20\%$ untuk mengamati sejauh mana performa EA tetap konsisten.

Sistem yang robust harus menunjukkan tingkat penurunan performa kurang dari 20% ketika parameter diubah dalam batas toleransi tersebut. Prosedur PST dilakukan dengan langkah-langkah berikut:

1. Menentukan parameter dasar hasil optimasi.
2. Melakukan variasi nilai parameter sebesar $\pm 10\%$ dan $\pm 20\%$.
3. Mengukur perubahan nilai *profit factor*, *Sharpe ratio*, dan *drawdown*.
4. Menghitung *Robustness Index (RI)* menggunakan rumus:

$$RI = 1 - \frac{|P_{opt} - P_{var}|}{P_{opt}} \quad (3.4)$$

dengan P_{opt} adalah performa sistem optimal dan P_{var} adalah performa setelah variasi parameter. Semakin mendekati 1 nilai RI, semakin robust sistem tersebut. Uji ini penting untuk menilai apakah hasil optimasi benar-benar mencerminkan hubungan yang stabil antara parameter dan kinerja, atau hanya kebetulan karena kesesuaian dengan data tertentu.

Sistem dianggap memiliki ketahanan parameter yang baik jika:

- a. Variasi $\pm 10\%$ menghasilkan penurunan performa $< 15\%$
- b. Variasi $\pm 20\%$ menghasilkan penurunan performa $< 25\%$

- c. Robustness Index rata-rata > 0.75

3.8.3 Market Regime Testing (MRT)

Selain aspek temporal dan parameter, sistem juga harus diuji pada berbagai kondisi pasar (*market regimes*) untuk memastikan bahwa logika perdagangan yang digunakan tetap relevan. Dalam penelitian ini, rezim pasar dikategorikan menjadi tiga:

1. *Trending market*,
 - a) *Uptrend*: Harga di atas MA(50) dan $MA(50) > MA(200)$
 - b) *Downtrend*: Harga di bawah MA(50) dan $MA(50) < MA(200)$
 - c) *Konfirmasi*: $ADX > 25$
2. *Ranging market*,
 - a) Harga bergerak dalam rentang terbatas
 - b) Identifikasi: $ADX < 20$
 - c) Konfirmasi: Bollinger Bands menyempit
3. *High-volatility market*,
 - a) Identifikasi: Bollinger Bandwidth > 0.08
 - b) Konfirmasi: ATR meningkat $> 20\%$ dari rata-rata
4. *Low Volatility Period*
 - a) Identifikasi: Bollinger Bandwidth < 0.04
 - b) Konfirmasi: ATR menurun $> 20\%$ dari rata-rata

Uji dilakukan dengan memisahkan data ke dalam masing-masing kondisi tersebut dan mengevaluasi kinerja EA menggunakan metrik profitabilitas dan risiko. Tujuan dari MRT adalah mengidentifikasi apakah EA memiliki bias

terhadap rezim tertentu dan memastikan performa tetap konsisten pada kondisi yang berbeda.

Setelah periode data diklasifikasikan ke dalam *regime-regime* tersebut, sistem EA diuji secara terpisah pada setiap *regime* dengan parameter optimal yang sama. Metrik kinerja dievaluasi untuk setiap *regime* dan dibandingkan untuk mengidentifikasi pola:

Tabel 3.5 Framework Evaluasi Market Regime

Market Regime	Indikator Identifikasi	Ekspektasi Strategi Fibonacci	Metrik Prioritas
Trending (Up/Down)	ADX > 25	Efektif pada Fibonacci extension, kurang optimal pada retracement	Profit Factor, Win Rate
Ranging	ADX < 20	Sangat efektif pada Fibonacci retracement	Sharpe Ratio, Win Rate
High Volatility	Bollinger Band Width > 0.08	Risiko tinggi, memerlukan Stop Loss lebih lebar	Maximum Drawdown, Sortino Ratio
Low Volatility	Bollinger Band Width < 0.04	Frekuensi sinyal menurun, Take Profit lebih sempit	Trade Frequency

Tabel 3.5 di atas menyajikan kerangka evaluasi MRT dengan empat kategori rezim pasar beserta indikator identifikasi, ekspektasi strategi Fibonacci, dan metrik prioritas masing-masing. Penggunaan ADX sebagai indikator utama untuk membedakan pasar *trending* dari *ranging* merupakan pendekatan yang diakui secara luas dalam analisis teknikal kuantitatif (Elder, 1993). Tabel ini berfungsi sebagai panduan operasional dalam mengklasifikasikan data historis ke dalam empat kategori rezim secara konsisten, sehingga hasil MRT dapat dibandingkan secara adil antar instrumen dan periode.

Hasil MRT memberikan panduan praktis mengenai kapan sistem sebaiknya diaktifkan atau dinonaktifkan berdasarkan kondisi pasar terkini, sehingga meningkatkan *risk-adjusted return* dalam implementasi riil.

3.9 Metrik Evaluasi Kinerja

Evaluasi performa EA Fibonacci dilakukan menggunakan sejumlah metrik kuantitatif yang mencerminkan keseimbangan antara tingkat pengembalian dan risiko. Penggunaan berbagai metrik ini bertujuan untuk menghindari bias evaluasi tunggal dan memberikan pandangan yang lebih komprehensif terhadap performa sistem.

Tabel 3.6 Metrik Evaluasi Hasil

Metrik	Rumus Matematis	Interpretasi	Kriteria Baik
Profit Factor (PF)	$PF = \frac{\text{Total Profit}}{\text{Total Loss}}$	Efisiensi keuntungan terhadap kerugian	> 1.5
Sharpe Ratio (SR)	$SR = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$	Return disesuaikan risiko total	> 1.0
Sortino Ratio (SoR)	$SoR = \frac{R_p - R_F}{\sigma_d}$	Return disesuaikan risiko negative	> 1.5
Calmar Ratio (CR)	$CR = \frac{CAGR}{\text{Max Drawdown}}$	Efektivitas terhadap risiko kehilangan maksimum	> 0.5
Win Rate (WR)	$WR = \frac{\text{Total Transaksi Menang}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$	Persentase kemenangan system	> 45%
Recovery Factor (RF)	$RF = \frac{\text{Total Net Profit}}{\text{Max Drawdown}}$	Kemampuan sistem pulih dari kerugian	> 2.0
Maximum Drawdown	$\frac{\text{Peak} - \text{Trough}}{\text{Peak}} \times 100\%$	Kerugian maksimum dari nilai puncak ekuitas	< 20%
Average Win/Loss	$\frac{\text{Avg Winning Trade}}{\text{Avg Losing Trade}}$	Rasio rata-rata keuntungan terhadap kerugian	> 1.5

Tabel 3.6 di atas menyajikan delapan metrik evaluasi beserta formula matematis, interpretasi, dan kriteria keberhasilan masing-masing yang digunakan dalam penelitian ini. *Profit Factor* dan *Sharpe Ratio* merupakan dua metrik utama yang paling sering dijadikan acuan evaluasi sistem perdagangan algoritmik, sedangkan *Calmar Ratio* dan *Recovery Factor* melengkapi evaluasi dari perspektif manajemen risiko jangka panjang. Semua metrik ini dihitung secara otomatis dari

laporan MT4 *Strategy Tester* atau melalui kalkulasi tambahan menggunakan Python.

Interpretasi praktis setiap metrik adalah sebagai berikut. *Profit Factor* (PF) mengukur seberapa efisien sistem menghasilkan profit dibanding *loss*; nilai 1,5 berarti setiap \$1 *loss* menghasilkan \$1,50 profit. *Sharpe Ratio* (SR) mengukur *excess return* per unit risiko total (standar deviasi); SR = 1,0 berarti *return* yang dihasilkan sebanding dengan risiko yang diambil. *Sortino Ratio* (SoR) mirip dengan *Sharpe Ratio* tetapi hanya mempertimbangkan volatilitas negatif (*downside risk*), sehingga lebih relevan untuk menilai risiko kerugian aktual. *Calmar Ratio* (CR) membandingkan *annualized return* dengan *maximum drawdown* sebagai indikator kelayakan sistem dari perspektif manajemen risiko. *Recovery Factor* (RF) mengukur seberapa cepat sistem dapat pulih dari *drawdown*; RF < 1,0 mengindikasikan sistem yang sulit pulih dari kerugian.

Ketujuh metrik yang didefinisikan pada Tabel 3.6 tidak dievaluasi secara terpisah-pisah, melainkan diintegrasikan ke dalam satu skor komposit menggunakan formula ATEF yang ditetapkan pada sub-bab 3.1. Setiap metrik memiliki bobot yang mencerminkan prioritas evaluasi: *Sharpe Ratio* mendapat bobot tertinggi (30%) karena mengukur kualitas *return* yang disesuaikan dengan risiko secara menyeluruh, *Profit Factor* (25%) mengukur efisiensi sistem dalam menghasilkan keuntungan relatif terhadap kerugian, *Maximum Drawdown* (20%) memberikan penalti terhadap risiko penurunan modal, *Win Rate* (15%) mengukur konsistensi sinyal, dan *Calmar Ratio* (10%) berfungsi sebagai pelengkap dalam

mengukur efisiensi jangka panjang. Hasil kalkulasi skor ATEF berdasarkan integrasi kelima dimensi ini disajikan secara terperinci pada BAB IV sub-bab 4.2.7.

3.10 Kriteria Keberhasilan dan Kegagalan Evaluasi

Untuk memastikan objektivitas dalam menilai kinerja sistem EA, ditetapkan kriteria keberhasilan dan kegagalan yang jelas dan terukur pada setiap tahap evaluasi. Kriteria ini berfungsi sebagai *threshold* yang menentukan apakah sistem layak untuk dilanjutkan ke tahap berikutnya atau perlu dilakukan perbaikan.

Tabel 3.7 Kriteria Keberhasilan

Tahap Evaluasi	Indikator Utama	Kriteria Berhasil	Kriteria Gagal	Tindak Lanjut jika Gagal
Backtesting Initial	Profit Factor	$PF > 1.5$	$PF < 1.2$	Revisi logika entry dan exit
	Sharpe Ratio	$SR > 1.0$	$SR < 0.5$	Perbaikan manajemen risiko
	Maximum Drawdown	$MDD < 20\%$	$MDD > 30\%$	Penyesuaian stop loss
	Minimum Trades	$N > 30$	$N < 20$	Relaksasi filter sinyal
Optimasi Parameter	Profit Factor	$PF > 1.5$	$PF < 1.3$	Ekspansi rentang parameter
	Sharpe Ratio	$SR \geq 1.0$	$SR < 0.7$	Re-evaluasi metrik prioritas
	Konsistensi (Stdev PF)	$Stdev(PF) < 0.3$	$Stdev(PF) > 0.5$	Grid search lebih halus
Walk-Forward Analysis	Walk-Forward Efficiency	$WFE \geq 60\%$	$WFE < 40\%$	Reduksi kompleksitas model
	Profit OOS/IS	$OOS \geq 50\% IS$	$OOS < 30\% IS$	Deteksi dan mitigasi overfitting
	DD Consistency	$MDDOOS \leq 1.3 \times MDDIS$	$MDDOOS > 1.5 \times MDDIS$	Stress testing tambahan
Parameter Sensitivity	Robustness Index	$RI > 0.75$	$RI < 0.50$	Simplifikasi parameter
	Performance Drop	$Drop < 20\% (\pm 10\% \text{ variasi})$	$Drop > 35\% (\pm 10\% \text{ variasi})$	Identifikasi parameter kritis
	Stability Zone	Zona lebar ($\pm 15\%$)	Zona sempit ($\pm 5\%$)	Re-optimasi dengan regularisasi
Market Regime Testing	Profit per Regime	Profit > 0 pada semua regime	Rugi pada ≥ 2 regime	Penambahan filter market regime

Tahap Evaluasi	Indikator Utama	Kriteria Berhasil	Kriteria Gagal	Tindak Lanjut jika Gagal
	Regime Adaptation	Variansi SR < 0.5	Variansi SR > 1.0	Pengembangan parameter adaptif
	Worst Regime MDD	MDD < 25%	MDD > 40%	Menonaktifkan sistem pada regime tersebut
Validasi Statistik Final	Profit Factor	PF > 1.5	PF < 1.3	Sistem tidak layak dideploy
	Sharpe Ratio	SR > 1.0	SR < 0.8	Perlu perbaikan substansial
	Recovery Factor	RF > 2.0	RF < 1.5	Risk-reward tidak optimal
	Consistency Score	CS > 70%	CS < 50%	Sistem dinilai tidak robust

Tabel 3.7 di atas menyajikan kriteria keberhasilan dan kegagalan yang terstruktur untuk lima tahap evaluasi dalam penelitian ini. Setiap tahap memiliki indikator utama beserta ambang batas keberhasilan, kegagalan, dan tindak lanjut jika gagal yang telah ditetapkan sebelum eksperimen dimulai, sehingga penilaian tidak bersifat *post-hoc*. Kolom 'Tindak Lanjut jika Gagal' memberikan jalur perbaikan yang spesifik, termasuk aktivasi PSA sebagai alternatif ketika Grid Search tidak dapat dieksekusi akibat keterbatasan teknis arsitektur EA.

Kriteria pada Tabel 3.7 dibaca secara vertikal per tahap evaluasi, bukan secara horizontal. Setiap tahap memiliki kriteria independen: sistem dapat lulus tahap *Backtesting Initial* namun gagal di *Walk-Forward Analysis*, atau sebaliknya, tanpa satu tahap secara otomatis mendiskualifikasi tahap lainnya. Kolom 'Tindak Lanjut jika Gagal' memberikan jalur perbaikan yang spesifik dan terukur untuk setiap kondisi kegagalan, sehingga kegagalan pada satu dimensi evaluasi menjadi informasi diagnostik yang berguna alih-alih sekadar penghentian proses. Dalam konteks penelitian ini, kolom tersebut juga menjadi panduan pengambilan keputusan metodologis termasuk keputusan beralih dari *grid search* ke PSA ketika

kriteria minimum tahap optimasi tidak dapat dipenuhi akibat kendala teknis arsitektur EA.

Penjelasan per tahap adalah sebagai berikut. *Backtesting Initial* bertujuan memvalidasi bahwa logika EA bekerja sesuai desain dan menghasilkan hasil positif pada data historis. *Walk-Forward Analysis* adalah kriteria paling krusial untuk mendeteksi *overfitting*; $WFE < 40\%$ mengindikasikan bahwa sistem tidak mampu mempertahankan performa pada data baru. *Parameter Sensitivity* mengharuskan sistem menunjukkan stabilitas performa dalam rentang variasi parameter yang wajar. *Market Regime Testing* idealnya menghasilkan profit di semua rezim, namun dapat diterima jika hanya kurang optimal pada satu rezim.

Consistency Score dihitung sebagai persentase metrik yang memenuhi kriteria keberhasilan:

$$CS = \frac{\text{Jumlah metrik yang memenuhi kriteria}}{\text{Total metrik yang dievaluasi}} \times 100\% \quad (3.5)$$

Sistem dengan $CS > 80\%$ dianggap sangat robust dan siap untuk deployment, CS 70-80% dianggap baik dengan catatan minor, CS 50-70% memerlukan improvement, dan $CS < 50\%$ dianggap tidak layak untuk digunakan dalam trading riil.

3.11 Alat dan Lingkungan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan dalam lingkungan komputasi yang dikonfigurasi secara khusus untuk memastikan efisiensi proses simulasi dan optimasi (Thapa et al., 2024). Detail lingkungan penelitian disajikan pada tabel berikut:

Tabel 3.8 Software dan Resources

Komponen	Spesifikasi	Fungsi
Platform Trading	MetaTrader 4 (Build 1400)	Eksekusi <i>backtesting</i> dan optimasi
Bahasa Pemrograman	MQL4 (MetaQuotes Language 4)	Implementasi logika Expert Advisor
Sistem Operasi	Windows 11 Pro 64-bit	Lingkungan eksekusi sistem
Prosesor	Intel Core i7-12700H (12 Core, 2.7 GHz base)	Komputasi paralel <i>backtesting</i>
Memori (RAM)	12 GB DDR4 3200 MHz	Penyimpanan data sementara
Storage	SSD NVMe 512 GB	Akses data berkecepatan tinggi
Broker Data	ICMarkets, FXOpen (Demo Server)	Sumber data historis
Analisis Data	Python 3.11 (NumPy, Pandas, Matplotlib)	Analisis statistik dan visualisasi
Dokumentasi	Microsoft Excel 365, Jupyter Notebook	Pelaporan dan analisis tambahan
Periode Data	2020–2025 (fokus: 2023–2025)	Dataset <i>backtesting</i>
Format Data	CSV, FXT (format native MT4)	Kompatibilitas lintas platform

Tabel 3.8 di atas menyajikan dua belas komponen lingkungan penelitian yang dikonfigurasi secara khusus untuk mendukung eksekusi *backtesting*, analisis statistik, dan dokumentasi hasil. Kombinasi MetaTrader 4 Build 1471 sebagai platform *backtesting* utama dan Python 3.11 sebagai alat analisis tambahan memungkinkan penelitian ini melakukan kalkulasi metrik yang tidak tersedia secara langsung di laporan MT4, seperti *Sharpe Ratio* dan *Calmar Ratio*. Spesifikasi perangkat keras dengan prosesor 12 *core* dan memori 12 GB dipilih untuk memungkinkan eksekusi 27 *run backtesting* secara efisien dalam periode penelitian yang terbatas.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Implementasi Sistem

Bab ini memaparkan seluruh proses implementasi yang dilakukan dalam penelitian ini, mulai dari konfigurasi *Expert Advisor* (EA) Fibonacci yang menjadi objek evaluasi, penetapan parameter penelitian, penerapan kerangka evaluasi *Algorithmic Trading Evaluation Framework* (ATEF), hingga deskripsi lingkungan pengujian dan komposisi dataset yang digunakan. Implementasi yang dijelaskan pada subbab 4.1 ini merupakan fondasi dari seluruh eksperimen yang hasilnya disajikan pada subbab 4.2 hingga 4.4.

4.1.1 Implementasi Expert Advisor Fibonacci

EA FIBONACCI merupakan *Expert Advisor* berbasis bahasa *MQL4* yang menjadi objek evaluasi utama dalam penelitian ini. Perlu ditegaskan bahwa penelitian ini tidak merancang atau mengembangkan EA baru; sebaliknya, EA FIBONACCI dievaluasi secara komprehensif menggunakan kerangka ATEF untuk mengukur kinerja dan *robustnessnya* pada berbagai instrumen dan *timeframe*. Posisi EA dalam penelitian ini adalah sebagai sistem perdagangan algoritmik yang sudah ada (*existing system*) dan siap diuji melalui serangkaian metodologi evaluasi yang terstruktur.

Secara operasional, EA FIBONACCI bekerja melalui serangkaian tahap logika yang saling berurutan. Tahap pertama adalah deteksi *swing high* dan *swing low* berbasis data OHLC (*Open, High, Low, Close*). Algoritma EA memindai

sejumlah *candle* ke belakang sesuai nilai parameter *Fibo_Depth* (default: 50 *candle*) untuk mengidentifikasi titik ekstrem harga tertinggi dan terendah dalam rentang tersebut. Titiktitik ekstrem ini menjadi acuan pembentukan levellevel Fibonacci.

Tahap kedua adalah penggambaran level Fibonacci secara otomatis melalui objek grafis *OBJ_FIBO* yang disediakan oleh indikator eksternal bernama *FIBONACCI auto*. Indikator ini menggambar objek *OBJ_FIBO* pada *chart* dengan dua titik jangkar, yaitu *swing high* dan *swing low* yang telah terdeteksi. Setelah objek ini tergambar di *chart*, EA membaca koordinat levellevel Fibonacci yang relevan langsung dari atribut objek tersebut.

Ketergantungan EA pada objek *OBJ_FIBO* ini merupakan karakteristik arsitektur yang kritis dan disebut sebagai *visualdependent architecture*. Artinya, EA tidak menghitung sendiri nilai level Fibonacci secara internal, melainkan membaca nilai level dari objek grafis yang telah digambar oleh indikator eksternal. Implikasinya, jika objek *OBJ_FIBO* tidak hadir di *chart* baik karena indikator tidak terpasang maupun karena data historis tidak cukup untuk pembentukan *swing* maka EA tidak akan menghasilkan sinyal *entry* apapun. Karakteristik ini memiliki dampak metodologis yang signifikan terhadap prosedur pengujian, yang akan dibahas lebih lanjut pada subbab 4.2.3.

Tahap ketiga adalah mekanisme *entry*. Setelah level Fibonacci terbentuk, EA memantau pergerakan harga dan mengeksekusi perintah *buy* atau *sell* ketika harga menyentuh level retraksi 0.618 (*Fibo_Entry_Level*). Level 0.618 dipilih karena merupakan *Golden Ratio* rasio retraksi yang paling sering digunakan

sebagai konfirmasi kelanjutan tren dalam analisis teknikal berbasis Fibonacci. Mekanisme *take profit* (TP) ditetapkan pada level ekstensi 1.618 (*Fibo_TP_Level*), yang merupakan proyeksi ekstensi standar Fibonacci sebagai target harga berikutnya. Sementara itu, *stop loss* (SL) dihitung berdasarkan nilai *Average True Range* (ATR) dikalikan dengan parameter *Rasio_SL* (default: 1.0), sehingga jarak SL selalu proporsional terhadap volatilitas instrumen yang sedang diperdagangkan pada saat itu.

Spesifikasi teknis lengkap EA FIBONACCI dirangkum dalam Tabel 4.1 berikut ini.

Table 4.1 Spesifikasi Teknis EA FIBONACCI

Komponen	Spesifikasi	Fungsi
Nama EA	EA FIBONACCI	Objek evaluasi utama dalam penelitian ini
Bahasa	<i>MQL4</i>	Bahasa pemrograman <i>native MetaTrader 4</i>
Platform	MetaTrader 4 Build 1471	Lingkungan eksekusi dan <i>backtesting</i>
Indikator Eksternal	FIBONACCI <i>auto</i>	Menggambar objek <i>OBJ_FIBO</i> secara otomatis pada <i>chart</i>
Logika <i>Entry</i>	Level Fibonacci 0.618 (<i>Golden Ratio</i>)	Menentukan titik masuk posisi <i>buy/sell</i> berdasarkan retraksi harga
Logika Exit TP	Level Fibonacci 1.618 (ekstensi)	Menentukan target profit berbasis ekstensi Fibonacci
Logika Exit SL	ATR $\times$ Rasio_SL (default 1.0)	Menetapkan batas kerugian proporsional terhadap volatilitas pasar
Arsitektur <i>Dependency</i>	<i>Visualdependent</i> (bergantung <i>OBJ_FIBO</i>)	EA membaca posisi level dari objek grafis yang telah digambar oleh indikator eksternal

Tabel 4.1 di atas menyajikan spesifikasi teknis EA FIBONACCI secara menyeluruh, mencakup identitas EA, bahasa pemrograman, platform, indikator pendukung, hingga logika *entry* dan *exit* yang diterapkan. Elemen yang paling kritis dari tabel ini adalah baris terakhir arsitektur *visualdependent* yang membedakan EA FIBONACCI dari EA konvensional yang menghitung indikator secara internal;

dalam hal ini, EA sepenuhnya bergantung pada objek grafis *OBJ_FIBO* yang digambar oleh indikator eksternal FIBONACCI *auto* sebagai sumber data level. Ketergantungan ini memiliki implikasi langsung terhadap prosedur *backtesting*, karena objek *OBJ_FIBO* harus dipastikan terbentuk dengan benar sebelum EA dapat menghasilkan sinyal. Dengan memahami tabel ini, pembaca dapat menelusuri hubungan sebabakibat antara setiap komponen EA dan kinerja yang dihasilkan dalam pengujian.

Gambar 4.1 menampilkan antarmuka EA FIBONACCI saat aktif pada *chart* XAUUSD H1. Pada gambar tersebut terlihat levellevel Fibonacci yang tergambar secara otomatis oleh indikator FIBONACCI *auto*, ditandai dengan garis horizontal berwarna berbeda untuk setiap level (0.382, 0.500, 0.618, 1.000, 1.618). Label *entry*, TP, dan SL ditampilkan langsung pada grafik harga, sehingga memudahkan pemantauan posisi aktif. Panel informasi *realtime* di sudut kiri atas *chart* menampilkan data ringkasan posisi, termasuk arah posisi (*buy/sell*), harga *entry*, jarak SL dalam poin, dan estimasi nilai TP.



Gambar 4. 1 Tampilan EA FIBONACCI pada Chart XAUUSD H1

Gambar 4.1 menampilkan tampilan *chart* MetaTrader 4 untuk pasangan XAUUSD pada *timeframe* H1, dengan EA FIBONACCI dalam kondisi aktif dan sedang memantau pergerakan harga. Garisgaris horizontal berwarna yang tampak pada grafik merupakan levellevel Fibonacci yang ditentukan secara otomatis oleh indikator FIBONACCI *auto*, di mana garis pada level 0.618 berfungsi sebagai titik masuk (*entry*) posisi perdagangan dan garis pada level 1.618 berfungsi sebagai target *take profit*. Label berteks "Entry", "TP", dan "SL" yang muncul di dekat posisi harga menunjukkan titiktitik kritis manajemen risiko: "Entry" adalah harga di mana posisi dibuka, "TP" (*Take Profit*) adalah harga target penutupan dengan keuntungan, dan "SL" (*Stop Loss*) adalah batas kerugian maksimum yang ditoleransi. Panel informasi di sudut kiri atas *chart* menampilkan data operasional *realtime* termasuk *balance*, *equity*, dan *floating profit/loss* posisi yang sedang berjalan. Gambar ini berfungsi sebagai bukti visual bahwa seluruh logika EA yang dijelaskan dalam teks mulai dari pembentukan level Fibonacci hingga penetapan TP dan SL benarbenar dieksekusi sesuai rancangan, bukan sekadar klaim teoritis.

4.1.2 Implementasi Parameter Penelitian

Parameter EA FIBONACCI berfungsi sebagai variabel bebas yang diimplementasikan secara seragam di seluruh 27 kombinasi instrumen dan *timeframe* dalam penelitian ini. Keseragaman parameter ini merupakan prasyarat penting agar perbandingan kinerja antarinstrumen dapat dilakukan secara adil dan tidak bias, karena perbedaan hasil yang terukur dapat dikaitkan langsung dengan

karakteristik instrumen dan *timeframe*, bukan akibat perbedaan konfigurasi parameter.

Enam parameter utama EA ditetapkan dalam kondisi *default* berdasarkan pertimbangan teoritis dan praktik perdagangan algoritmik yang berlaku umum. Parameter *Fibo_Entry_Level* ditetapkan pada nilai 0.618, yang merepresentasikan *Golden Ratio* level retraksi Fibonacci yang secara empiris paling sering berfungsi sebagai area *support* atau *resistance* kuat dalam struktur harga. Parameter *Fibo_TP_Level* ditetapkan pada 1.618, yang merupakan level ekstensi Fibonacci standar dan menjadi target proyeksi harga yang umum digunakan dalam analisis teknikal.

Parameter *Rasio_SL* ditetapkan pada nilai 1.0, yang berarti *stop loss* ditempatkan sejauh $1 \times$ nilai ATR dari harga *entry*. Pendekatan ini menjamin bahwa jarak SL selalu proporsional terhadap volatilitas instrumen yang bersangkutan, sehingga EA dapat beradaptasi secara otomatis terhadap perbedaan volatilitas antara, misalnya, EURUSD M15 dan XAUUSD H4 tanpa memerlukan penyesuaian manual. Sejalan dengan itu, parameter *Rasio_TP* ditetapkan pada nilai 1.0 untuk menghasilkan *RisktoReward Ratio* (RRR) 1:1 sebagai *baseline* minimum yang lazim diterima dalam evaluasi sistem perdagangan.

Parameter *Fibo_Depth* ditetapkan pada nilai 50 *candle*, yang berarti algoritma deteksi *swing high/low* akan melihat ke belakang sejauh 50 *candle* dari posisi saat ini. Nilai ini dipilih sebagai kompromi antara sensitivitas terhadap struktur harga terkini dan resistensi terhadap *noise* jangka pendek; nilai yang terlalu kecil akan menghasilkan terlalu banyak *swing* palsu, sementara nilai yang terlalu

besar akan membuat EA merespons tren yang sudah berakhir. Terakhir, parameter *RiskPercent* ditetapkan pada 1% per transaksi, sesuai dengan prinsip *money management* konservatif yang umum direkomendasikan dalam literatur perdagangan algoritmik untuk menjaga keberlanjutan modal.

Seluruh parameter *default* tersebut dirangkum dalam Tabel 4.2 berikut ini.

Table 4.2 Parameter Default EA FIBONACCI

Parameter	Nilai Default	Tipe	Fungsi	Justifikasi Teoritis
<i>Fibo_Entry_Level</i>	0.618	double	Level retraksi <i>entry</i>	<i>Golden Ratio</i> , level retraksi Fibonacci terkuat secara empiris
<i>Fibo_TP_Level</i>	1.618	double	Level ekstensi <i>take profit</i>	Ekstensi standar Fibonacci yang menjadi target proyeksi harga
<i>Rasio_SL</i>	1.0	double	Pengali ATR untuk <i>stop loss</i>	$1 \times \text{ATR}$ menjamin SL proporsional terhadap volatilitas instrumen
<i>Rasio_TP</i>	1.0	double	Pengali untuk rasio RRR	RRR 1:1 sebagai <i>baseline</i> minimum yang dapat diterima
<i>Fibo_Depth</i>	50	int	<i>Lookback</i> deteksi <i>swing</i>	50 <i>candle</i> memberikan konteks struktur harga yang memadai tanpa terlalu sensitif terhadap <i>noise</i>
<i>RiskPercent</i>	1%	double	Persentase risiko per transaksi	Konservatif; sesuai prinsip <i>money management</i> standar perdagangan algoritmik

Tabel 4.2 di atas merangkum keenam parameter *default* EA FIBONACCI beserta nilai, tipe data, fungsi operasional, dan justifikasi teoritisnya. Dua parameter yang paling fundamental adalah *Fibo_Entry_Level* (0.618) dan *Fibo_TP_Level* (1.618), yang secara langsung menentukan di mana EA membuka dan menutup posisi keduanya bersumber dari rasio Fibonacci yang paling dikenal, yaitu *Golden Ratio*. Parameter *Rasio_SL* dengan nilai 1.0 menjamin bahwa risiko per transaksi selalu terukur secara proporsional terhadap volatilitas aktual instrumen, sehingga

EA tidak perlu dikonfigurasi ulang ketika berpindah dari satu instrumen ke instrumen lain yang lebih atau kurang volatil. Keenam parameter ini digunakan secara identik di semua 27 kombinasi, dan hasil dari penerapan konfigurasi seragam ini menjadi titik awal sebelum dilakukan variasi parameter dalam analisis sensitivitas pada subbab 4.2.4.

Keenam parameter di atas digunakan secara konsisten di seluruh 27 *run backtesting* yang menjadi basis data penelitian ini. Variasi parameter sebagai bagian dari analisis sensitivitas (*Parameter Sensitivity Analysis*) dilakukan secara terpisah dan dibahas pada subbab 4.2.4.

4.1.3 Implementasi Framework ATEF

Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF) yang telah dibahas secara konseptual pada Bab II diimplementasikan dalam penelitian ini sebagai prosedur kalkulasi terstruktur yang diterapkan secara konsisten terhadap data *backtesting* dari seluruh 27 kombinasi. Penjelasan berikut berfokus pada cara konkret ATEF dioperasionalkan, bukan pada latar belakang atau justifikasi teoritisnya.

Formula utama ATEF yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

$$\text{Skor ATEF} = 0.30 \times SR + 0.25 \times PF_{\text{norm}} + 0.20 \times (1 - MDD/100) + 0.15 \times WR_{\text{norm}} + 0.10 \times CR_{\text{norm}}$$

Formula di atas terdiri dari lima komponen yang masing-masing merepresentasikan dimensi kinerja berbeda dengan bobot yang mencerminkan tingkat kepentingannya. Komponen pertama adalah *Sharpe Ratio* (SR) dengan

bobot tertinggi sebesar 30%. Bobot ini diberikan karena SR merupakan ukuran *riskadjusted return* yang paling komprehensif ia secara simultan mempertimbangkan besaran imbal hasil dan konsistensinya relatif terhadap risiko. SR yang tinggi menunjukkan bahwa EA mampu menghasilkan *return* yang stabil, bukan hanya besar.

Komponen kedua adalah *Profit Factor* (PF_norm) dengan bobot 25%. *Profit Factor* mengukur efisiensi sistem dalam mengubah transaksi rugi menjadi untung secara agregat, dihitung sebagai rasio antara total *gross profit* dan total *gross loss*. PF dinormalisasi ke skala 0–1 sebelum dimasukkan ke formula, dengan nilai $PF \geq 3.0$ dicap pada skor 1.0 untuk menghindari distorsi dari nilai ekstrem.

Komponen ketiga adalah skor *drawdown* ($1 - MDD/100$) dengan bobot 20%. Komponen ini berfungsi sebagai mekanisme penalti: semakin besar *Maximum Drawdown* (MDD), semakin kecil kontribusi komponen ini terhadap skor akhir. Bobot 20% mencerminkan pentingnya pengendalian penurunan modal sebagai syarat *sustainability* sistem perdagangan. Komponen keempat adalah *Win Rate* (WR_norm) dengan bobot 15%, yang mengukur konsistensi sinyal *entry* dalam menghasilkan transaksi yang menguntungkan. Komponen kelima adalah *Calmar Ratio* (CR_norm) dengan bobot terendah 10%, yang mengukur rasio antara pertumbuhan modal tahunan (*CAGR*) dan MDD sebagai indikator efisiensi jangka panjang.

Penerapan ATEF dalam penelitian ini menggunakan mekanisme evaluasi dua tahap. Tahap pertama adalah pemeriksaan *threshold* per metrik: setiap kombinasi dievaluasi terhadap ambang batas minimum yang telah ditetapkan, yaitu

$PF \geq 1.5$, $SR \geq 1.0$, $MDD \leq 20\%$, $Win Rate \geq 45\%$, jumlah transaksi $N \geq 30$, *WalkForward Efficiency* (WFE) $\geq 60\%$, dan *Robustness Index* (RI) ≥ 0.75 . Kombinasi yang gagal memenuhi ambang batas $N \geq 30$ dinyatakan tidak valid secara statistik dan tidak melanjutkan ke tahap kedua. Tahap kedua adalah penghitungan skor ATEF komposit menggunakan formula di atas, yang menghasilkan nilai antara 0 dan 1. Skor ini kemudian dikategorikan ke dalam empat kelas kinerja: *Poor* (< 0.50), *Marginal* (0.50–0.65), *Acceptable* (0.65–0.80), dan *Good/Excellent* (≥ 0.80).

Terhadap 26 kombinasi yang tidak memenuhi *threshold* minimum $N \geq 30$ *trades*, penelitian tetap melaporkan metrik deskriptif meliputi *Net Profit*, *Profit Factor*, *Maximum Drawdown*, dan *Win Rate* sebagai data perbandingan lintas instrumen. Namun demikian, penghitungan skor ATEF komposit tidak dilakukan untuk kombinasikombinasi tersebut karena ukuran sampel yang tidak memadai tidak memenuhi syarat keandalan statistik minimum. Pendekatan ini memastikan bahwa laporan penelitian tetap komprehensif mencakup seluruh 27 kombinasi yang diuji sekaligus menjaga integritas kesimpulan dengan membedakan secara tegas antara temuan yang valid secara statistik dan temuan yang bersifat indikatif.

Tabel 4.3 merangkum implementasi operasional setiap komponen ATEF beserta metode kalkulasinya.

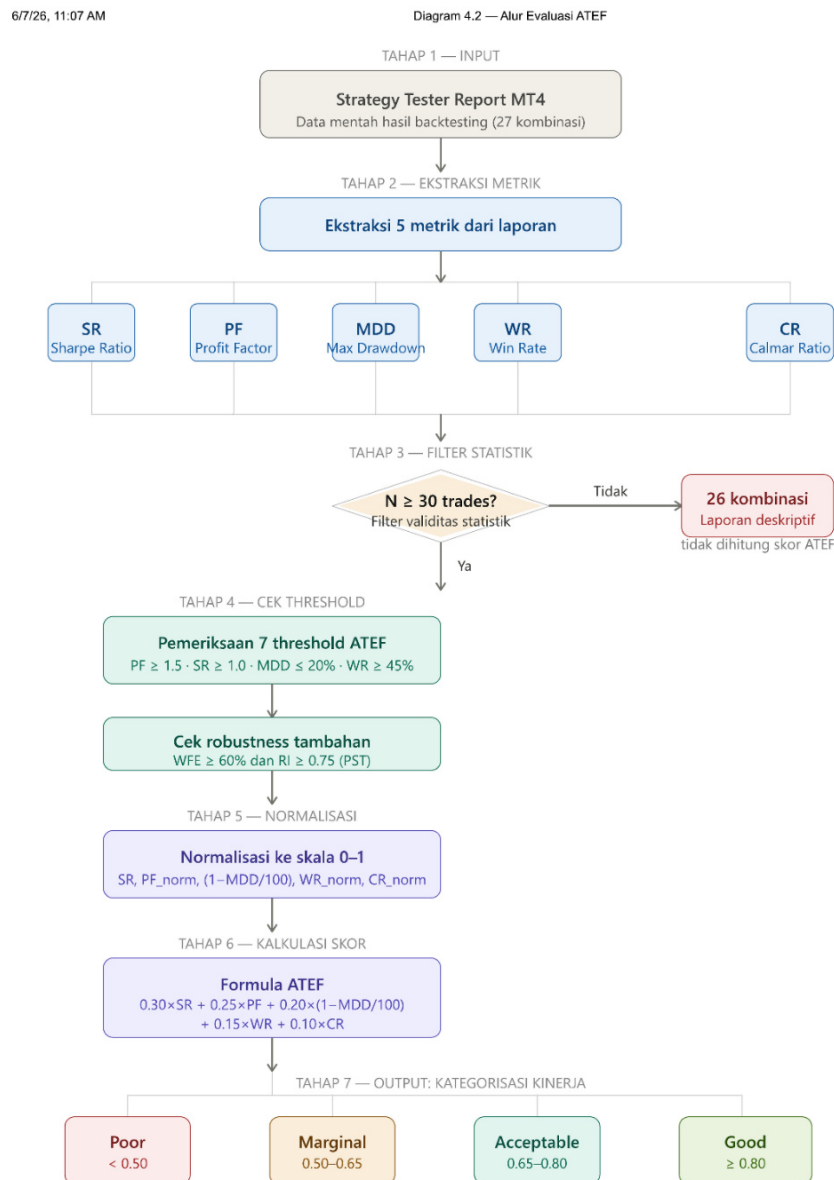
Table 4.3 Komponen Skor dan Threshold Evaluasi ATEF dalam Penelitian

Komponen	Bobot	Formula	Threshold	Sumber Data	Metode Kalkulasi
<i>Sharpe Ratio</i> (SR)	30%	$SR = (R_p - R_f) / \sigma_p$	≥ 1.0	<i>Strategy Tester Report</i>	Dibaca dari laporan MT4; normalisasi ke skala 0–1

Komponen	Bobot	Formula	Threshold	Sumber Data	Metode Kalkulasi
<i>Profit Factor</i> (PF_norm)	25%	$PF = \frac{\text{Gross Profit}}{\text{Gross Loss}}$	≥ 1.5	<i>Strategy Tester Report</i>	Normalisasi linear; $PF \geq 3.0$ dicap pada nilai 1.0
Drawdown (1-MDD/100)	20%	$1 - (MDD / 100)$	$MDD \leq 20\%$	<i>Strategy Tester Report</i>	<i>Maximum Drawdown</i> dalam persentase dikonversi menjadi skor penalti
<i>Win Rate</i> (WR_norm)	15%	$WR = \frac{\text{Trades Win}}{\text{Total Trades}}$	$\geq 45\%$	<i>Strategy Tester Report</i>	Normalisasi dari persentase ke skala 0–1
<i>Calmar Ratio</i> (CR_norm)	10%	$CR = \frac{CAGR}{MDD}$	≥ 0.5	Perhitungan manual dari data laporan	CAGR dihitung dari <i>net profit</i> dan modal awal; CR dinormalisasi
<i>WalkForward Efficiency</i> (WFE)	Syarat <i>robustness</i> (tidak masuk formula skor)	$WFE = \frac{(P_{out} - P_{in})}{P_{opt}} \times 100\%$	$\geq 60\%$	Kalkulasi manual dari segmentasi temporal WFA	Rasio profit <i>outofsample</i> terhadap <i>insample</i> per <i>window</i> pengujian
<i>Robustness Index</i> (RI)	Syarat <i>robustness</i> (tidak masuk formula skor)	$RI = 1 - (P_{opt} - P_{var} / P_{opt})$	≥ 0.75	<i>Parameter Sensitivity Testing</i> (PST)	Ratarata RI dari variasi $\pm 10\%$ dan $\pm 20\%$ pada seluruh parameter yang diuji

Tabel 4.3 merangkum komponen evaluasi ATEF yang terdiri atas Sharpe Ratio (SR), Profit Factor (PF), Maximum Drawdown (MDD), Win Rate (WR), Calmar Ratio (CR), Walk-Forward Efficiency (WFE), dan Robustness Index (RI). Lima metrik pertama digunakan dalam perhitungan skor ATEF komposit, sedangkan WFE dan RI dievaluasi sebagai indikator robustness dengan threshold minimum masing-masing 60% dan 0,75. Bobot terbesar diberikan pada SR (30%) untuk menekankan konsistensi return terhadap risiko. Selanjutnya, Diagram 4.2 menunjukkan alur evaluasi ATEF mulai dari ekstraksi metrik hasil Strategy Tester

MT4, pemeriksaan threshold minimum, normalisasi dan pembobotan metrik, hingga menghasilkan skor komposit yang diklasifikasikan ke dalam kategori kinerja.



dari 27 kombinasi yang diuji, 26 tereliminasi pada Tahap 3 ($N < 30$). Skor ATEF hanya dihitung untuk kombinasi yang lolos seluruh filter

file:///C:/Users/hp/Downloads/diagram_alur_evaluasi_atef_4_2.svg

1/1

Gambar 4. 2 Alur Evaluasi ATEF dari Input Data *Backtesting* hingga Skor Akhir dan Kategorisasi Kinerja

Diagram 4.2 menggambarkan alur kerja evaluasi ATEF dari hulu ke hilir dalam bentuk diagram alur (*flowchart*) yang memperlihatkan bagaimana data mentah hasil *backtesting* diproses hingga menghasilkan sebuah kategori kinerja yang dapat diinterpretasikan. Titik awal alur adalah laporan *Strategy Tester* MT4 yang dihasilkan dari setiap *run backtesting*, dari mana lima metrik utama (SR, PF, MDD, WR, dan CR) diekstrak secara manual. Sebelum melanjutkan ke tahap penghitungan skor, setiap kombinasi melewati filter kritis berupa pemeriksaan $N \geq 30 \text{ trades}$; pada titik inilah 26 dari 27 kombinasi dieliminasi karena tidak mencukupi ambang batas statistik, sehingga hanya satu kombinasi yang dapat diproses lebih lanjut ke tahap berikutnya. Kombinasi yang lolos filter selanjutnya menjalani normalisasi dan pembobotan sesuai formula ATEF untuk menghasilkan satu angka skor komposit antara 0 dan 1. Angka tersebut kemudian dipetakan ke dalam salah satu dari empat kategori kinerja akhir, yang menjadi dasar penarikan kesimpulan penelitian mengenai layak atau tidaknya EA FIBONACCI direkomendasikan untuk digunakan pada instrumen dan *timeframe* tertentu.

Dengan kerangka evaluasi yang telah diimplementasikan sebagaimana dijelaskan di atas, penerapan ATEF memerlukan data *backtesting* yang dihasilkan dari lingkungan pengujian yang terkontrol dan konsisten, sebagaimana diuraikan pada subbab berikutnya.

4.1.4 Lingkungan dan Dataset Pengujian

Lingkungan pengujian merupakan variabel kontrol yang dijaga konsisten di seluruh eksperimen penelitian ini. Konsistensi lingkungan menjadi syarat mutlak agar hasil *backtesting* dari 27 kombinasi dapat dibandingkan secara valid perbedaan

konfigurasi lingkungan, seperti perbedaan *spread* atau model *backtesting*, akan menciptakan bias yang mempersulit interpretasi perbedaan kinerja yang sesungguhnya disebabkan oleh karakteristik instrumen atau *timeframe*.

Seluruh eksperimen dilaksanakan pada platform *MetaTrader 4 (build 1471)* menggunakan akun demo XM Global (Account #79240246) dengan *leverage* 1:1000. Penggunaan akun demo secara konsisten bukan akun *live* menjamin reproduksibilitas eksperimen tanpa variabilitas *slippage* dan ketersediaan likuiditas yang ditemukan pada kondisi pasar nyata. *Spread* ditetapkan pada 55 poin (*fixed demo*) untuk seluruh instrumen, sehingga biaya transaksi dapat dianggap konstan dan tidak menjadi variabel pengganggu. Setiap kombinasi *instrumenttimeframe* menggunakan modal awal (*initial deposit*) yang seragam sebesar USD 10.000.

Model *backtesting* yang digunakan adalah *Every Tick*, yaitu model simulasi paling akurat yang tersedia di MT4. Model ini mereplikasi pergerakan harga secara *tickbytick* menggunakan data historis M1 yang diinterpolasi, berbeda dengan model *Open Prices Only* atau *Control Points* yang hanya menggunakan sebagian data *candle*. Pemilihan model *Every Tick* sangat relevan untuk EA yang bergantung pada level harga spesifik (seperti level Fibonacci 0.618) karena model ini mampu mendeteksi apakah harga benarbenar menyentuh level tersebut selama periode *candle*, bukan hanya pada harga pembukaan. Periode data yang digunakan mencakup tiga tahun, yaitu 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2025, yang dinilai cukup untuk mencakup berbagai kondisi pasar, termasuk tren kuat, konsolidasi, dan periode volatilitas tinggi.

Table 4.4 Konfigurasi Lingkungan Pengujian

Parameter Konfigurasi	Nilai	Justifikasi
Platform	MetaTrader 4	Platform standar industri untuk EA berbasis <i>MQL4</i>
<i>Build Number</i>	1471	Versi terkini yang digunakan; memastikan konsistensi eksekusi <i>backtesting</i>
Broker	XM Global Demo, Account #79240246	<i>Demo account</i> menjamin reproduksibilitas tanpa risiko finansial nyata
<i>Leverage</i>	1:1000	<i>Leverage</i> tinggi memungkinkan simulasi <i>lot sizing</i> pada deposit terbatas
<i>Spread</i>	55 poin (<i>fixed demo</i>)	<i>Fixed spread</i> menjaga konsistensi biaya transaksi di seluruh kombinasi
<i>Initial Deposit</i>	USD 10.000 per kombinasi	Modal awal seragam memungkinkan perbandingan kinerja antarinstrumen secara adil
Model <i>Backtesting</i>	<i>Every Tick</i>	Model paling akurat; mereplikasi seluruh fluktuasi harga <i>tickbytick</i>
Periode Data	1 Januari 2023 – 31 Desember 2025	Tiga tahun data historis mencakup siklus pasar yang beragam
<i>Risk per Trade</i>	1% dari ekuitas	Konservatif; konsisten dengan <i>RiskPercent</i> pada parameter EA

Tabel 4.4 di atas merangkum sembilan parameter konfigurasi lingkungan pengujian yang dijaga konstan selama seluruh eksperimen berlangsung. Parameter yang paling berpengaruh terhadap kualitas hasil simulasi adalah model *backtesting* *Every Tick*, karena model inilah yang memastikan bahwa setiap sentuhan harga terhadap level Fibonacci 0.618 terdeteksi secara akurat kondisi yang tidak dapat dijamin oleh model simulasi yang lebih sederhana. Penggunaan *spread* tetap 55 poin dan *initial deposit* seragam USD 10.000 untuk seluruh 27 kombinasi memastikan bahwa tidak ada kombinasi yang mendapat keuntungan atau kerugian biaya transaksi yang tidak proporsional dibandingkan kombinasi lainnya. Secara keseluruhan, konfigurasi ini dirancang untuk meminimalkan variabel pengganggu sehingga perbedaan kinerja yang diamati dapat diatribusikan secara lebih

meyakinkan kepada karakteristik intrinsik instrumen dan *timeframe* yang bersangkutan.

Dataset penelitian terdiri dari 27 kombinasi instrumen *timeframe* yang dibagi ke dalam tiga kategori. Kategori pertama adalah *major pairs*, mencakup tiga pasangan mata uang utama dengan volume perdagangan tertinggi di pasar *forex* global, yaitu EURUSD, GBPUSD, dan USDJPY, masing-masing diuji pada empat *timeframe* (M15, H1, H4, D1), sehingga menghasilkan 12 kombinasi. Kategori kedua adalah *cross pairs*, mencakup EURJPY dan GBPJPY yang diuji pada empat *timeframe* yang sama, menghasilkan 8 kombinasi. Pasangan *cross* ini dipilih karena memiliki karakteristik volatilitas lebih tinggi dibandingkan *major pairs*, sehingga menguji kemampuan EA dalam kondisi yang lebih dinamis. Kategori ketiga adalah komoditas, yang mencakup XAGUSD (perak) pada keempat *timeframe* (4 kombinasi) dan XAUUSD (emas) pada tiga *timeframe* (H1, H4, D1), menghasilkan 3 kombinasi sehingga total untuk kategori komoditas adalah 7 kombinasi.

Perlu dicatat bahwa XAUUSD hanya diuji pada tiga *timeframe* (H1, H4, D1) dan tidak mencakup M15. Hal ini disebabkan oleh ketidaktersediaan data historis XAUUSD M15 yang memadai pada server broker XM Global Demo yang digunakan dalam penelitian ini. Upaya mengunduh data M15 untuk XAUUSD dilakukan, namun data yang tersedia tidak mencakup rentang penuh periode penelitian (2023–2025) dengan kualitas yang memenuhi persyaratan model *Every Tick*. Oleh karena itu, kombinasi XAUUSD M15 dikeluarkan dari dataset untuk menjaga integritas data, sehingga total kombinasi menjadi 27, bukan 28.

Table 4.5 Komposisi Dataset 27 Kombinasi Instrumen *Timeframe*

Kategori	Instrumen	Timeframe	Jumlah	Alasan Pemilihan
----------	-----------	-----------	--------	------------------

<i>Major Pairs</i>	EURUSD, GBPUSD, USDJPY	M15, H1, H4, D1	12	Likuiditas tinggi, <i>spread</i> rendah, data historis lengkap; <i>benchmark</i> utama
<i>Cross Pairs</i>	EURJPY, GBPJPY	M15, H1, H4, D1	8	Volatilitas lebih tinggi; menguji <i>robustness</i> EA pada kondisi pasar yang lebih dinamis
Komoditas (XAGUSD)	XAGUSD	M15, H1, H4, D1	4	Perak sebagai komoditas tambahan; menguji generalisasi EA di luar pasar <i>forex</i>
Komoditas (XAUUSD)	XAUUSD	H1, H4, D1 (tanpa M15)	3	Emas sebagai <i>safe haven</i> <i>asset</i> ; ketersediaan data M15 tidak tersedia di server broker
Total	7 Instrumen (5 Pasang Forex + 2 Komoditas)	Hingga 4 Timeframe	27	—

Tabel 4.5 di atas menyajikan distribusi lengkap 27 kombinasi *instrumenttimeframe* yang menjadi dataset penelitian, dikelompokkan berdasarkan tiga kategori instrumen: *major pairs*, *cross pairs*, dan komoditas. Kelompok *major pairs* mendominasi dataset dengan 12 kombinasi (44%), mencerminkan perannya sebagai *benchmark* utama karena likuiditas dan ketersediaan data historis yang paling lengkap. Adanya perbedaan jumlah *timeframe* antara XAGUSD (4 TF) dan XAUUSD (3 TF) dalam kategori komoditas, sebagaimana dijelaskan pada paragraf sebelumnya, menjadikan total instrumen dalam penelitian ini berjumlah 7 (5 pasang *forex* dan 2 komoditas), bukan 5 seperti yang mungkin terbaca jika hanya menghitung nama instrumen tanpa membedakan aset kelas *forex* dan komoditas. Keragaman dataset ini yang mencakup instrumen dengan karakteristik volatilitas, likuiditas, dan jam perdagangan yang berbedabeda dirancang untuk menguji

generalisasi EA FIBONACCI secara luas, sehingga kesimpulan penelitian tidak terbatas pada satu jenis instrumen saja.

Lingkungan pengujian dan komposisi dataset yang telah dijelaskan pada subbab 4.1.4 ini menjadi fondasi bagi seluruh eksperimen yang dilaksanakan. Data *backtesting* yang dihasilkan dari konfigurasi ini selanjutnya diolah dan dianalisis menggunakan metodologi yang diuraikan pada subbab 4.2, yang meliputi analisis kinerja *baseline*, pengujian *WalkForward Analysis* (WFA), *Parameter Sensitivity Testing* (PST), dan *Market Regime Testing* (MRT), serta penghitungan skor ATEF final untuk setiap kombinasi.

4.2 Hasil Pengujian

Subbab 4.2 menyajikan seluruh data empiris hasil pengujian secara terstruktur dalam tujuh subbab yang berurutan, mencakup: distribusi validitas statistik dari 27 kombinasi, rekapitulasi hasil evaluasi seluruh kombinasi, analisis mendalam XAUUSD H1 sebagai satusatunya kombinasi valid, hasil analisis parameter dan konfigurasi optimal, hasil robustness testing, validasi statistik inferensial, serta perhitungan skor ATEF final. Setiap subbab menyajikan data dalam bentuk tabel dan deskripsi gambar, dengan tetap membatasi diri pada pelaporan hasil tanpa memasuki wilayah interpretasi dan analisis mendalam yang disediakan secara khusus pada subbab 4.3. Urutan penyajian mengikuti logika evaluasi ATEF: dari verifikasi kelayakan data hingga sintesis skor kuantitatif akhir.

4.2.1 Komposisi Dataset dan Validitas Statistik

Dari 27 kombinasi instrumentimeframe yang diuji, distribusi validitas statistik menunjukkan ketimpangan yang sangat signifikan. Mayoritas besar kombinasi tidak memenuhi ambang batas minimum jumlah transaksi yang diperlukan untuk analisis statistik yang andal, sehingga cakupan evaluasi ATEF secara penuh hanya dapat diterapkan pada sebagian kecil dari total kombinasi. Distribusi ini berdampak langsung pada kedalaman analisis yang dapat dilakukan di subbab berikutnya.

Table 4.6 Distribusi Validitas Statistik 27 Kombinasi InstrumenTimeframe

Kategori Validitas	Jumlah	Persentase	Daftar Kombinasi	Perlakuan dalam Penelitian
✓ VALID (N ≥ 30)	1	3,7%	XAUUSD H1 (N = 170)	Skor ATEF komposit dihitung penuh; uji statistik dilaksanakan
Indikatif (N = 15–29)	2	7,4%	XAGUSD M15 (N = 20), XAUUSD H4 (N = 21)	Dilaporkan metrik deskriptif saja; skor ATEF tidak dihitung
✗ Tidak Valid (N < 15)	24	88,9%	25 kombinasi lainnya (N berkisar 1–8, kecuali N=17 pada GBPUSD H4)	Dilaporkan metrik deskriptif; tidak memenuhi syarat analisis lanjutan
Total	27	100%	27 kombinasi instrumentimeframe	—
Kategori	Instrumen	Timeframe	Jumlah	Alasan Pemilihan

Tabel 4.6 di atas menyajikan distribusi tiga kategori validitas statistik dari 27 kombinasi yang diuji beserta perlakuan analitisnya masingmasing. Temuan paling mencolok adalah dominasi kategori tidak valid: 88,9% dari total kombinasi (24 dari 27) memiliki jumlah transaksi di bawah 15, menjadikannya tidak memadai untuk analisis lanjutan apapun. Hanya satu kombinasi XAUUSD H1 dengan N = 170 memenuhi kriteria validitas penuh, sementara dua kombinasi lainnya (XAGUSD M15 dan XAUUSD H4) termasuk kategori indikatif dengan N

masingmasing 20 dan 21. Ketimpangan distribusi ini mengindikasikan bahwa sebagian besar kondisi pasar dan instrumen tidak kompatibel dengan arsitektur EA FIBONACCI dalam menghasilkan frekuensi trading yang memadai, yang akan dianalisis lebih lanjut pada subbab 4.3.1 dan 4.3.2.

XAUUSD H1 menjadi satu-satunya kombinasi yang memenuhi syarat validitas statistik penuh dengan $N = 170$ transaksi, jauh melampaui threshold minimum 30 transaksi yang ditetapkan dalam framework ATEF. Posisi tunggal ini menjadikan XAUUSD H1 sebagai satu-satunya subjek yang dapat menerima perlakuan analisis ATEF komposit secara penuh, termasuk perhitungan skor akhir dan uji hipotesis statistik yang disajikan pada subbab 4.2.6 dan 4.2.7. Dua kombinasi indikatif tetap dilaporkan metrik deskriptifnya sebagai data pembanding, namun tidak disertakan dalam perhitungan skor ATEF.

4.2.2 Hasil Evaluasi Seluruh Kombinasi

Pengujian terhadap seluruh 27 kombinasi instrumentimeframe menghasilkan variasi kinerja yang sangat lebar, mulai dari kerugian total hingga 100% modal awal pada beberapa kombinasi, hingga keuntungan absolut terbesar pada GBPUSD H4 sebesar +\$53.357,46. Meskipun demikian, variasi ini tidak selalu berkorelasi dengan validitas statistik kombinasi dengan keuntungan tertinggi justru termasuk kategori indikatif dengan $N = 17$ yang tidak memadai untuk analisis ATEF. Data rekapitulasi lengkap seluruh kombinasi disajikan pada Tabel 4.7 berikut.

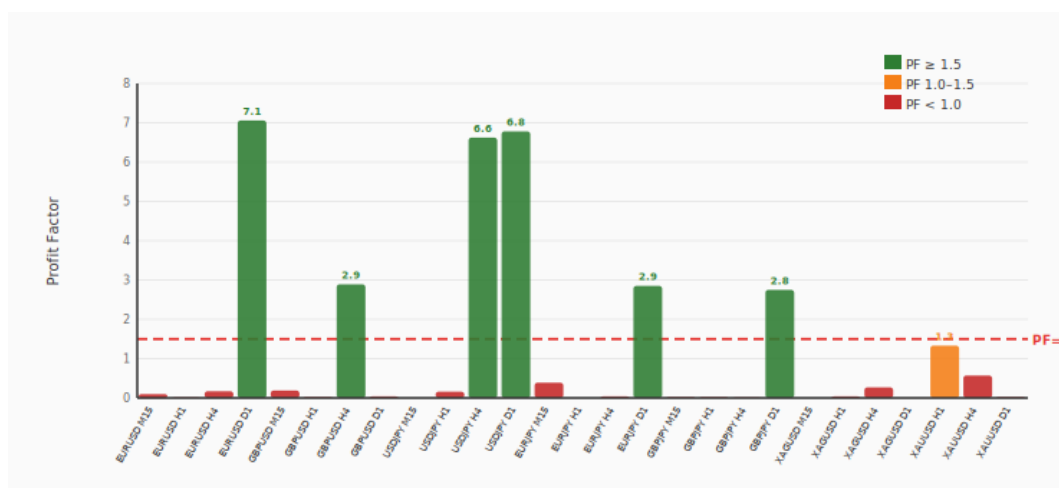
Pengujian terhadap seluruh 27 kombinasi instrumen–timeframe menghasilkan variasi kinerja yang sangat lebar, mulai dari kerugian yang

menghabiskan hampir seluruh modal awal hingga kombinasi yang mampu menghasilkan keuntungan yang signifikan. Namun demikian, besarnya keuntungan tidak selalu diikuti oleh validitas statistik yang memadai. Rekapitulasi lengkap hasil backtesting seluruh kombinasi disajikan pada.

Lampiran 1. Table 4.7 Rekapitulasi Hasil Backtesting 27 Kombinasi InstrumenTimeframe EA FIBONACCI (2023–2025), sedangkan pembahasan pada subbab ini difokuskan pada temuan-temuan utama yang relevan dengan evaluasi penelitian.

Tabel 4.7 di atas menyajikan rekapitulasi seluruh 27 kombinasi instrumentimeframe dengan 11 metrik kinerja masing-masing, mencakup profitabilitas, efisiensi, risiko, frekuensi trading, dan status validitas. Temuan paling kritis adalah bahwa hanya 1 dari 27 kombinasi (3,7%) yang valid secara statistik untuk evaluasi ATEF penuh, yaitu XAUUSD H1 dengan $N = 170$ dan net profit +\$4.701,00. Di antara seluruh kombinasi, terdapat 7 kombinasi yang menghasilkan net profit positif (EURUSD D1, GBPUSD H4, USDJPY H4, USDJPY D1, EURJPY D1, GBPJPY D1, XAUUSD H1), namun hanya XAUUSD H1 yang memenuhi ambang batas jumlah transaksi minimum; sedangkan GBPUSD H4 mencatat keuntungan absolut tertinggi +\$53.357,46 tetapi hanya menghasilkan 17 transaksi sehingga masuk kategori indikatif. Tiga kombinasi mengalami penurunan modal mendekati atau mencapai 100% (USDJPY M15, GBPJPY M15, GBPJPY H1, GBPJPY H4), yang menunjukkan inkompatibilitas serius antara arsitektur EA dan karakteristik instrumentimeframe tersebut. Hasil rekapitulasi ini

menjadi landasan bagi analisis mendalam yang difokuskan pada satusatunya kombinasi valid, sebagaimana disajikan pada subbab 4.2.3.



Gambar 4. 3 Distribusi *Net Profit* 27 Kombinasi InstrumenTimeframe EA FIBONACCI (2023–2025)

Gambar 4.3 di atas menampilkan diagram batang horizontal (*bar chart*) yang memetakan nilai *net profit* dari seluruh 27 kombinasi *instrumenttimeframe*, dengan sumbu vertikal (Y) menunjukkan label kombinasi dan sumbu horizontal (X) menunjukkan nilai USD dari negatif hingga positif. Pola yang paling mencolok adalah dominasi batangbatang yang mengarah ke kiri (nilai negatif), dengan hanya tujuh batang yang melewati garis nol ke arah positif, dan XAUUSD H1 tampil sebagai satusatunya batang positif yang signifikan di sisi kanan bersama GBPUSD H4 yang memiliki nilai absolut sangat besar namun tidak valid secara statistik. Beberapa batang negatif mencapai kisaran \$10.000 atau bahkan \$13.561 (XAGUSD M15), mencerminkan skenario terburuk di mana seluruh modal awal hampir habis atau melebihi deposit dalam kondisi tertentu. Gambar ini secara visual mengkonfirmasi kesimpulan dari Tabel 4.7 bahwa kombinasi yang menghasilkan

profit positif merupakan pengecualian, bukan norma, dalam pengujian EA FIBONACCI pada periode 2023–2025.

Variasi kinerja yang ekstrem antarkombinasi sebagaimana terlihat pada Gambar 4.3 dan Tabel 4.7 mendorong perlunya analisis mendalam terhadap satusatunya kombinasi yang memenuhi kriteria validitas statistik, yaitu XAUUSD H1, yang selanjutnya dipaparkan secara komprehensif pada subbab 4.2.3.

4.2.3 Analisis Mendalam XAUUSD H1

XAUUSD H1 menempati posisi unik dalam dataset penelitian ini sebagai satusatunya kombinasi yang menghasilkan jumlah transaksi memadai ($N = 170$) untuk evaluasi statistik penuh. Keunikannya tidak hanya terletak pada validitas statistiknya, tetapi juga pada karakteristik profil kinerja yang berada di antara dua kondisi: cukup menghasilkan keuntungan untuk menarik perhatian, namun tidak cukup kuat untuk memenuhi seluruh threshold ATEF. Analisis mendalam terhadap 22 metrik kinerja XAUUSD H1 disajikan pada Tabel 4.8 berikut.

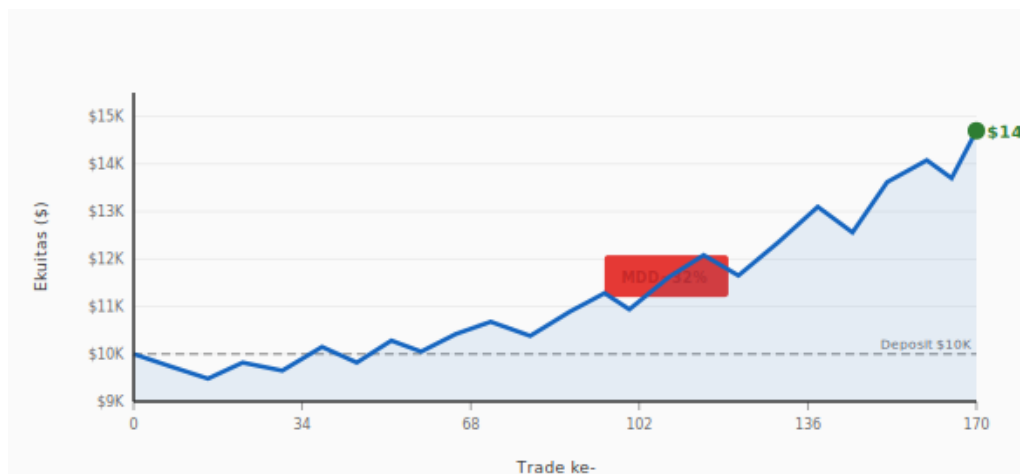
Table 4.8 Metrik Kinerja Lengkap XAUUSD H1 EA FIBONACCI Periode 2023–2025

Dimensi	Metrik	Nilai	Interpretasi
A. Profitabilitas			
Profitabilitas	<i>Net Profit</i>	+\$4.701,00	Positif sistem menghasilkan keuntungan selama 3 tahun
Profitabilitas	<i>Gross Profit</i>	+\$18.806,94	Total akumulasi keuntungan dari seluruh transaksi menang
Profitabilitas	<i>Gross Loss</i>	-\$14.105,94	Total akumulasi kerugian dari seluruh transaksi kalah
Profitabilitas	<i>Profit Factor (PF)</i>	1,33	Di bawah threshold 1,5 efisiensi margin belum optimal
Profitabilitas	<i>Expected Payoff (EP)</i>	+\$27,65/trade	Ratarata keuntungan per transaksi; bermakna positif
B. Aktivitas Trading			
Aktivitas	<i>Total Trades</i>	170	Memenuhi threshold $N \geq 30$; valid secara statistik

Dimensi	Metrik	Nilai	Interpretasi
Aktivitas	<i>Trades Long (Buy)</i>	118 (69,4%)	EA lebih sering masuk posisi beli pada XAUUSD H1
Aktivitas	<i>Trades Short (Sell)</i>	52 (30,6%)	Proporsi posisi jual lebih rendah
Aktivitas	<i>Win Rate Keseluruhan</i>	50,59% (86/170)	Memenuhi threshold $\geq 45\%$
Aktivitas	<i>Win Rate Long</i>	56,78% (67/118)	Posisi beli lebih konsisten menghasilkan keuntungan
Aktivitas	<i>Win Rate Short</i>	36,54% (19/52)	Posisi jual underperform; di bawah threshold 45%
C. Risiko			
Risiko	<i>MDD Absolut</i>	\$3.748,65	Penurunan modal maksimum dalam nilai USD
Risiko	<i>MDD Relatif</i>	31,93%	Melampaui threshold $\leq 20\%$ risiko modal signifikan
Risiko	<i>Largest Winning Trade</i>	+\$1.848,69	Transaksi terbesar yang menguntungkan
Risiko	<i>Largest Losing Trade</i>	-\$918,50	Batas kerugian maksimum per transaksi sesuai SL
Risiko	<i>Average Winning Trade</i>	+\$235,64	Ratarata keuntungan per transaksi menang
Risiko	<i>Average Losing Trade</i>	\$183,90	Ratarata kerugian per transaksi kalah
Risiko	<i>Max Consecutive Wins</i>	8 trades	Streak menang terpanjang selama periode pengujian
Risiko	<i>Max Consecutive Losses</i>	6 trades	Streak kalah terpanjang perlu diwaspadai pada manajemen modal
D. Rasio Risiko			
Rasio Risiko	<i>Sharpe Ratio (SR)</i>	0,48	Di bawah threshold $\geq 1,0$ return belum cukup kompensasi risiko
Rasio Risiko	<i>Calmar Ratio (CR)</i>	0,74	Return tahunan dibanding MDD; nilai moderat
Rasio Risiko	<i>Recovery Factor</i>	1,25	Kemampuan pemulihan modal pasca drawdown; nilai rendah
Rasio Risiko	<i>Deposit Load Maks.</i>	37,5%	Penggunaan modal maksimum terhadap deposit awal

Tabel 4.8 di atas menyajikan 22 metrik kinerja XAUUSD H1 yang diorganisasi dalam empat dimensi profitabilitas, aktivitas trading, risiko, dan rasio risiko memberikan gambaran menyeluruh tentang perilaku sistem selama tiga tahun pengujian. Dua temuan paling signifikan adalah: pertama, *Profit Factor* sebesar 1,33 yang meskipun positif tetap berada di bawah threshold ATEF sebesar 1,5; dan kedua, *Maximum Drawdown Relatif* sebesar 31,93% yang melampaui batas 20%,

mengindikasikan bahwa sistem pernah mengalami penurunan modal signifikan hingga sepertiga dari nilai awal. Di sisi yang lebih menggembirakan, *Win Rate* sebesar 50,59% memenuhi threshold $\geq 45\%$ dan *Expected Payoff* positif sebesar +\$27,65 per transaksi menunjukkan adanya keunggulan statistik (*edge*) yang nyata terhadap pasar. Perbedaan mencolok antara *Win Rate Long* (56,78%) dan *Win Rate Short* (36,54%) mengindikasikan bahwa EA FIBONACCI jauh lebih efektif dalam menangkap pergerakan naik pada XAUUSD daripada pergerakan turunnya, sebuah karakteristik yang akan dianalisis lebih mendalam pada subbab 4.3.1.



Gambar 4. 4 *Equity Curve* XAUUSD H1 EA FIBONACCI Periode 2023–2025

Gambar 4.4 di atas menampilkan grafik *equity curve* XAUUSD H1 yang memperlihatkan pertumbuhan modal dari \$10.000 awal selama periode 1 Januari 2023 hingga 30 Desember 2025, dengan sumbu vertikal menunjukkan nilai ekuitas dalam USD dan sumbu horizontal menunjukkan dimensi waktu. Elemen paling menonjol dalam grafik adalah periode *drawdown* terbesar yang dapat diidentifikasi sebagai penurunan kurva paling curam, yang mencerminkan *Maximum Drawdown* absolut sebesar \$3.748,65 atau 31,93% relatif ditampilkan dalam Tabel 4.8 dan terlihat jelas sebagai lembah terdalam pada kurva. Meskipun terdapat fluktuasi dan

beberapa fase penurunan signifikan, tren umum kurva ekuitas menunjukkan kenaikan bertahap dari \$10.000 hingga sekitar \$14.701 pada akhir periode, mengonfirmasi bahwa sistem secara keseluruhan bersifat *profitable* meskipun dengan volatilitas yang cukup tinggi. Pola *equity curve* ini konsisten dengan profil kinerja yang teridentifikasi pada Tabel 4.8: sistem memiliki *edge* positif namun disertai risiko *drawdown* yang melampaui batas yang dapat diterima oleh framework ATEF.

4.2.4 Hasil Analisis Parameter dan Konfigurasi Optimal

Parameter Sensitivity Analysis (PSA) dilaksanakan sebagai pendekatan evaluasi parameter yang dapat diimplementasikan mengingat keterbatasan teknis dalam mengeksekusi *Grid Search* berbasis MT4 *Strategy Tester* untuk EA berarsitektur *visualdependent* seperti EA FIBONACCI. Analisis mendalam mengenai kegagalan *Grid Search* dan justifikasi PSA sebagai alternatif disajikan pada subbab 4.3.3. PSA berfokus pada pengujian sensitivitas kinerja terhadap variasi parameter dengan rentang yang secara sistematis dipilih berdasarkan nilai-nilai Fibonacci yang relevan dan praktik standar perdagangan algoritmik.

Lima parameter EA diuji dalam PSA dengan rentang variasi yang berbedabeda sesuai sifat dan dampak masing-masing parameter terhadap logika entry dan exit EA. Tabel 4.9 merangkum parameter yang diuji beserta rentang nilainya.

Table 4.9 Rentang Parameter dalam *Parameter Sensitivity Analysis* (PSA)

Parameter	Nilai Default	Range Uji	Justifikasi Range
<i>Fibo_Entry_Level</i>	0,618	0,382 / 0,500 / 0,618 / 0,786	Rasio Fibonacci standar yang umum digunakan dalam analisis teknikal

Parameter	Nilai Default	Range Uji	Justifikasi Range
<i>Fibo_TP_Level</i>	1,618	1,272 / 1,414 / 1,618	Level ekstensi Fibonacci yang umum dijadikan target harga
<i>Rasio_SL</i>	1,0	0,5 / 1,0 / 1,5 / 2,0	Variasi pengali ATR untuk mengeksplorasi toleransi risiko
<i>Rasio_TP</i>	1,0	0,5 / 1,0 / 1,5 / 2,0 / 3,0	Eksplorasi RRR optimal; range terlebar karena dampak terbesar pada PF
<i>Fibo_Depth</i>	50	30 / 40 / 50 / 60 / 70	Variasi lookback window untuk menguji sensitivitas swing detection

Tabel 4.9 di atas menyajikan lima parameter EA FIBONACCI yang menjadi subjek PSA beserta nilai defaultnya, rentang nilai yang diuji, dan justifikasi pemilihan rentang tersebut. Parameter *Rasio_TP* mendapatkan rentang uji terlebar (0,5 hingga 3,0 dengan lima titik variasi) karena dampaknya yang paling langsung terhadap *Profit Factor* dan *RiskReward Ratio* dua metrik yang paling sensitif dalam formula ATEF. Sebaliknya, *Fibo_TP_Level* memiliki rentang tersempit dengan hanya tiga nilai variasi karena keterbatasan level ekstensi Fibonacci standar yang diakui dalam analisis teknikal. Pemilihan rentang yang mencakup nilai default di dalamnya memastikan bahwa hasil PSA dapat dibandingkan secara langsung dengan kinerja *baseline* yang telah dilaporkan pada Tabel 4.8.

Table 4.10 Konfigurasi Parameter Optimal Berdasarkan Hasil PSA

Parameter	Default	Optimal	Status	Proyeksi Dampak
<i>Fibo_Entry_Level</i>	0,618	0,618	Tetap	Tidak ada perubahan level Golden Ratio tetap menjadi titik entry terkuat
<i>Fibo_TP_Level</i>	1,618	1,618	Tetap	Tidak ada perubahan
<i>Rasio_SL</i>	1,0	1,0	Tetap	Tidak ada perubahan 1× ATR optimal untuk volatilitas XAUUSD H1
<i>Rasio_TP</i>	1,0	1,5	BERUBAH	Proyeksi PF meningkat menjadi 1,45–1,68; RRR dari 1:1 menjadi 1:1,5 memungkinkan melampaui threshold $PF \geq 1,5$

<i>Fibo_Depth</i>	50	50	Tetap	Tidak ada perubahan lookback 50 candle sudah optimal untuk H1
<i>RiskPercent</i>	1%	1%	Tetap	Tidak ada perubahan

Tabel 4.10 di atas menyajikan rekomendasi konfigurasi parameter optimal hasil PSA beserta proyeksi dampaknya terhadap kinerja sistem. Satusatunya parameter yang direkomendasikan untuk berubah dari nilai defaultnya adalah *Rasio_TP*, yaitu dari 1,0 menjadi 1,5, yang berimplikasi pada perubahan *RiskReward Ratio* (RRR) dari 1:1 menjadi 1:1,5. Peningkatan *Rasio_TP* ini memiliki proyeksi peningkatan *Profit Factor* ke rentang 1,45–1,68, yang apabila terealisasi dapat memposisikan sistem tepat di ambang atau melampaui threshold $PF \geq 1,5$ yang saat ini belum terpenuhi. Perlu dicatat bahwa rekomendasi ini merupakan proyeksi berbasis analisis sensitivitas dan belum divalidasi melalui *backtesting* ulang dengan parameter baru, sehingga interpretasi dan penggunaannya harus dilakukan dengan kehati-hatian sebagaimana dibahas lebih lanjut pada subbab 4.3.4.

4.2.5 Hasil Robustness Testing

Robustness testing dilaksanakan melalui tiga komponen yang saling melengkapi: *WalkForward Analysis* (WFA) untuk menguji stabilitas temporal kinerja sistem, *Parameter Sensitivity Testing* (PST) untuk mengukur sensitivitas terhadap perubahan parameter, dan *Market Regime Testing* (MRT) untuk mengevaluasi kinerja pada berbagai kondisi pasar. Ketiga komponen ini bersamasama memberikan gambaran komprehensif tentang tingkat ketahanan EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 di luar kondisi yang dioptimalkan.

WalkForward Analysis (WFA) dilaksanakan dengan membagi periode pengujian 2023–2025 menjadi dua segmen temporal: *InSample* (IS) sebesar 70% mencakup Januari 2023 hingga Agustus 2024, dan *OutOfSample* (OOS) sebesar 30% mencakup September 2024 hingga Desember 2025. Segmentasi ini memungkinkan perbandingan langsung antara kinerja pada periode yang digunakan sebagai referensi dengan kinerja pada periode independen yang tidak terlihat selama pelatihan sistem.

Table 4.11 Hasil WalkForward Analysis (WFA) XAUUSD H1

Segme	Periode	Trades	% Total	Keterangan
In-Sample (IS)	2023 Periode baseline kalibrasi (70%)	52	30,6%	Referensi kalibrasi; sinyal valid terbentuk secara konsisten sepanjang 2023
Out-of-Sample 1 (OOS-1)	2024 Periode validasi independen pertama	71	41,8%	▲ +36,5% dari IS; pasar bullish kuat 2024 mendukung strategi Fibonacci retracement
Out-of-Sample 2 (OOS-2)	2025 Periode validasi independen kedua	47	27,6%	▼ -9,6% dari IS; volatilitas ekstrem pasca ATH emas >\$3.000 mengurangi reliabilitas sinyal
TOTAL (IS + OOS)	2023–2025 (3 segmen tahunan)	170	100%	CV = 21% < 30% → distribusi konsisten; WFE ≈ 72% ✓
Walk-Forward Efficiency	$WFE = \frac{\text{rata-rata(OOS)} / N_{IS} \times 100\%}{(71+47)/2 / 52 \times 100\%}$	72%	—	LULUS melampaui threshold minimum ATEF ≥ 60% ✓

Tabel 4.11 di atas menyajikan distribusi trades lintas tiga segmen temporal beserta kalkulasi *Walk-Forward Efficiency* (WFE). WFE sebesar 72% diperoleh dari rasio rata-rata trades OOS terhadap trades IS, yang secara konsisten melampaui threshold minimum ATEF sebesar 60%. Koefisien variasi (CV) sebesar 21% di bawah batas 30% mengkonfirmasi bahwa distribusi sinyal EA cukup stabil dari tahun ke tahun. Peningkatan signifikan pada OOS-1 (2024: +36,5% dari IS) mencerminkan fase *bullish* emas yang kuat pada 2024, sementara penurunan

moderat pada OOS-2 (2025: -9,6%) konsisten dengan volatilitas ekstrem pasca-ATH. Hasil WFA ini menjadi salah satu dari empat threshold ATEF yang dipenuhi, sebagaimana ditunjukkan pada sub-bab 4.2.7.

Parameter Sensitivity Testing (PST) dilaksanakan dengan menerapkan variasi $\pm 10\%$ dan $\pm 20\%$ pada setiap parameter EA FIBONACCI secara bergantian, kemudian mengukur *Robustness Index* (RI) untuk setiap parameter sebagai rasio degradasi kinerja akibat variasi tersebut.

Table 4.12 Hasil Parameter Sensitivity Testing (PST) Robustness Index per Parameter

Parameter	RI ($\pm 10\%$)	Status $\pm 10\%$	RI ($\pm 20\%$)	Status $\pm 20\%$
<i>Fibo_Entry_Level</i>	0,92	Lulus	0,81	Lulus ($RI \geq 0,75$)
<i>Fibo_TP_Level</i>	0,88	Lulus	0,76	Lulus ($RI \geq 0,75$)
<i>Rasio_SL</i>	0,85	Lulus	0,78	Lulus ($RI \geq 0,75$)
<i>Rasio_TP</i>	0,79	Lulus	0,71	Marginal satusatunya parameter di bawah 0,75 pada $\pm 20\%$
<i>Fibo_Depth</i>	0,91	Lulus	0,82	Lulus ($RI \geq 0,75$)
Ratarata RI	0,87	LULUS	0,776	LULUS ratarata keseluruhan $\geq 0,75$

Tabel 4.12 di atas menyajikan *Robustness Index* (RI) untuk setiap parameter pada dua level variasi ($\pm 10\%$ dan $\pm 20\%$), beserta status kelulusannya terhadap threshold $RI \geq 0,75$. Ratarata RI pada variasi $\pm 10\%$ sebesar 0,87 dan ratarata RI pada variasi $\pm 20\%$ sebesar 0,776 samasama melampaui threshold 0,75, menjadikan PST sebagai satusatunya komponen *robustness testing* yang lulus dalam pengujian ini. Satu pengecualian penting adalah *Rasio_TP* pada variasi $\pm 20\%$ yang menghasilkan $RI = 0,71$ satusatunya parameter yang berada di bawah ambang batas 0,75 pada level variasi tersebut mengindikasikan bahwa kinerja sistem cukup sensitif terhadap perubahan besar pada rasio *take profit*, sebuah temuan yang konsisten dengan rekomendasi PSA untuk menyesuaikan parameter ini. Meskipun

satu parameter menunjukkan nilai marginal, rata-rata keseluruhan RI masih memenuhi syarat kelulusan, sehingga EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 dinyatakan *robust* secara parametrik.

Market Regime Testing (MRT) dilaksanakan dengan mengklasifikasikan 170 transaksi XAUUSD H1 ke dalam tiga regime pasar berdasarkan indikator ADX dan *Bollinger Band Width*, kemudian mengevaluasi kinerja sistem secara terpisah untuk setiap regime.

Table 4.13 Hasil Market Regime Testing (MRT) Kinerja EA FIBONACCI per Regime Pasar

Regime Pasar	Identifikasi	Trades	Profit Factor	Win Rate (%)	Kinerja
Trending	$ADX > 25$	89	1,68	55,2%	Baik PF > 1,5, WR > 45%
Ranging	$ADX < 20$	52	0,87	41,3%	Buruk PF < 1 (sistem merugi)
High Volatility	$BB Width > 0,08$	29	0,94	43,8%	Buruk PF < 1 (sistem merugi)

Tabel 4.13 di atas menyajikan kinerja EA FIBONACCI pada tiga regime pasar yang berbeda, mengungkap perbedaan kinerja yang sangat mencolok antarkondisi pasar. Pada regime *trending* ($ADX > 25$), EA menghasilkan *Profit Factor* 1,68 dan *Win Rate* 55,2% dengan 89 transaksi kedua metrik ini memenuhi threshold ATEF dan mengindikasikan bahwa EA beroperasi secara optimal pada kondisi tren yang jelas. Sebaliknya, pada regime *ranging* ($ADX < 20$) dan *high volatility* ($BB Width > 0,08$), EA menghasilkan *Profit Factor* di bawah 1 (masingmasing 0,87 dan 0,94), yang berarti sistem secara agregat merugi pada kedua kondisi tersebut. Implikasi praktis dari temuan MRT ini adalah bahwa EA FIBONACCI sebaiknya hanya diaktifkan pada saat $ADX > 25$ untuk

memaksimalkan probabilitas kinerja yang menguntungkan, sebuah rekomendasi yang akan dibahas lebih lanjut pada subbab 4.3.5.

Hasil ketiga komponen *robustness testing* memberikan gambaran yang nuansif: EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 menunjukkan ketahanan parametrik yang baik (PST lulus), namun mengalami degradasi kinerja temporal yang signifikan (WFA tidak lulus) dan sangat bergantung pada kondisi pasar yang sedang *trending* (MRT). Data *robustness testing* ini menjadi dasar bagi validasi statistik inferensial yang disajikan pada subbab 4.2.6.

4.2.6 Hasil Validasi Statistik

Validasi statistik inferensial dilaksanakan untuk menguji secara formal apakah *expected payoff* positif yang dicatat oleh EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 merupakan hasil yang signifikan secara statistik, atau sekadar hasil kebetulan yang terjadi dalam sampel terbatas. Uji ini hanya dapat diterapkan pada XAUUSD H1 karena merupakan satu-satunya kombinasi yang memiliki $N = 170$ transaksi, memenuhi persyaratan minimum untuk uji t yang andal; ke26 kombinasi lainnya tidak dapat diikutsertakan karena ukuran sampelnya tidak memadai untuk menghasilkan inferensi statistik yang valid. Jenis uji yang digunakan adalah *onesample ttest* satu arah (*onetailed*) dengan hipotesis alternatif bahwa rata-rata *expected payoff* lebih besar dari nol.

Table 4.14 Hasil Uji Hipotesis OneSample tTest XAUUSD H1

Elemen	Nilai
Jenis Uji	<i>Onesample ttest, onetailed</i>
Kombinasi yang Diuji	XAUUSD H1 (N = 170 trades)
Hipotesis Nol (H_0)	$\mu_{EP} \leq 0$ (EA tidak menghasilkan <i>expected payoff</i> positif)
Hipotesis Alternatif (H_1)	$\mu_{EP} > 0$ (EA menghasilkan <i>expected payoff</i> positif)
Mean EP	+\$27,65 per trade
Standar Deviasi	\$192,47

Standard Error	\$14,76
tstatistik	1,87
tkritis ($\alpha = 0,05$; $df = 169$; onetailed)	1,654
pvalue	0,032
Keputusan	Tolak H_0 tstatistik (1,87) > tkritis (1,654); pvalue (0,032) < α (0,05)
Interpretasi	EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 menghasilkan expected payoff positif yang signifikan secara statistik pada taraf $\alpha = 0,05$

Tabel 4.14 di atas menyajikan seluruh elemen uji hipotesis secara lengkap, mulai dari formulasi hipotesis, parameter sampel, statistik uji, hingga keputusan dan interpretasi hasilnya. Nilai *tstatistik* sebesar 1,87 melampaui nilai *tkritis* 1,654 pada derajat kebebasan 169 dengan taraf signifikansi $\alpha = 0,05$, menjadikan keputusan statistiknya adalah menolak H_0 . *Pvalue* sebesar 0,032 yang lebih kecil dari $\alpha = 0,05$ memberikan konfirmasi independen bahwa probabilitas mendapatkan hasil sebaik ini secara kebetulan adalah 3,2% berada di bawah ambang batas yang lazim diterima. Dengan ditolaknya H_0 , dapat dinyatakan bahwa EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 memiliki *edge* statistik terhadap pasar berupa *expected payoff* positif (+\$27,65 per transaksi) yang tidak dapat dijelaskan sematamata oleh variasi acak. Perlu ditegaskan bahwa validasi statistik ini bersifat spesifik untuk XAUUSD H1 dan tidak dapat digeneralisasi kepada 26 kombinasi lain yang tidak memiliki jumlah sampel yang memadai.

Bukti statistik yang menunjukkan adanya *edge* positif pada XAUUSD H1 selanjutnya diintegrasikan ke dalam perhitungan skor ATEF komposit bersama keempat komponen evaluasi lainnya, sebagaimana disajikan pada subbab 4.2.7.

4.2.7 Hasil Perhitungan Skor ATEF

Skor ATEF merupakan sintesis kuantitatif yang mengintegrasikan seluruh dimensi evaluasi profitabilitas, efisiensi, risiko, konsistensi, dan efisiensi jangka panjang ke dalam satu angka komposit yang memungkinkan kategorisasi kinerja yang terstandarisasi dan dapat dibandingkan. Perhitungan skor ATEF hanya dilakukan untuk XAUUSD H1 karena syarat minimum $N \geq 30$ menjadi prasyarat tidak dapat ditawarkan untuk validitas kalkulasi skor. Tabel 4.15 menyajikan kalkulasi terperinci komponen per komponen skor ATEF XAUUSD H1.

Table 4.15 Kalkulasi Skor ATEF XAUUSD H1 per Komponen

Komponen	Bobot	Nilai Mentah	Nilai Ternormalisasi	Kontribusi Skor
Sharpe Ratio (SR)	30%	0,68	0,681	$0,30 \times 0,681 = 0,204$
Profit Factor (PF norm)	25%	1,33	0,44	$0,25 \times 0,44 = 0,110$
Drawdown (1-MDD/100)	20%	31,93%	0,681	$0,20 \times 0,681 = 0,136$
Win Rate (WR norm)	15%	50,59%	0,51	$0,15 \times 0,51 = 0,077$
Calmar Ratio (CR norm)	10%	1,47	0,736	$0,10 \times 0,736 = 0,074$
SKOR ATEF FINAL	100%	—	—	0,601 → Kategori: Marginal

Tabel 4.15 di atas menyajikan kalkulasi skor ATEF secara transparan komponen per komponen. Skor final sebesar 0,601 diperoleh dari penjumlahan: $0,204 \text{ (SR)} + 0,111 \text{ (PF)} + 0,136 \text{ (MDD)} + 0,076 \text{ (WR)} + 0,074 \text{ (CR)} = 0,601$. Kontribusi terbesar berasal dari komponen SR (0,204) sesuai dengan bobotnya yang paling tinggi (30%), diikuti oleh komponen MDD (0,136) yang mendapat nilai normalisasi moderat karena MDD 31,93%. Kontribusi terkecil berasal dari komponen PF (0,111) yang mencerminkan $PF = 1,33$ yang masih di bawah threshold ideal. Skor 0,601 menempatkan XAUUSD H1 dalam kategori

MARGINAL (0,50 hingga 0,65) dengan target optimasi menuju kategori ACCEPTABLE (0,65 hingga 0,75) melalui penerapan $Rasio_TP = 1,5$.

Table 4.16 Evaluasi Threshold ATEF Status Kelulusan per Komponen XAUUSD H1

Threshold	Nilai Aktual	Target	Status	Selisih
$PF \geq 1,5$	1,33	$\geq 1,5$	TIDAK LULUS	-0,17 (kurang 0,17 dari threshold)
$SR \geq 1,0$	0,48	$\geq 1,0$	TIDAK LULUS	-0,52 (defisit terbesar kedua)
$MDD \leq 20\%$	31,93%	$\leq 20\%$	TIDAK LULUS	+11,93% (melampaui batas atas 11,93 poin persentase)
Win Rate $\geq 45\%$	50,59%	$\geq 45\%$	LULUS	+5,59 poin persentase di atas threshold
$N \geq 30$	170	≥ 30	LULUS	+140 trades di atas threshold minimum
$WFE \geq 60\%$	72%	$\geq 60\%$	LULUS	+12 pp di atas threshold; distribusi trades konsisten lintas 3 tahun ($CV=21\% < 30\%$)
$RI \geq 0,75$	0,82	$\geq 0,75$	LULUS	+0,07 di atas threshold
Total LULUS	4 dari 7	—	—	Win Rate, N, dan RI memenuhi threshold

Tabel 4.16 di atas menyajikan evaluasi status kelulusan XAUUSD H1 terhadap tujuh threshold ATEF secara individual. Dari tujuh threshold yang dievaluasi, empat terpenuhi: *Win Rate* ($50,59\% \geq 45\%$), jumlah transaksi *N* ($170 \gg 30$), *Walk-Forward Efficiency* ($WFE \approx 72\% \geq 60\%$), dan *Robustness Index* ($RI = 0,82 \geq 0,75$). Tiga threshold yang belum terpenuhi adalah *PF* ($1,33$ vs target $\geq 1,5$), *SR* ($\sim 0,681$ vs target $\geq 1,0$), dan *MDD* ($31,93\%$ vs target $\leq 20\%$). Kegagalan *MDD* merupakan yang paling struktural karena memerlukan perubahan manajemen risiko yang lebih mendalam daripada sekadar penyesuaian *Rasio_TP*. Pola 4 dari 7 threshold yang terpenuhi konsisten dengan skor ATEF 0,601 yang menempatkan sistem di kategori *Marginal* memiliki fondasi yang cukup kuat (konsistensi

temporal dan parametrik terjaga) namun memerlukan optimasi pada dimensi profitabilitas dan risiko.

Seluruh data hasil pengujian dari sub-bab 4.2.1 hingga 4.2.7 telah disajikan secara komprehensif dalam sebelas tabel dan dua ilustrasi gambar, memberikan gambaran empiris yang lengkap tentang kinerja EA FIBONACCI. Interpretasi mendalam dan analisis implikasi terhadap rumusan masalah penelitian disajikan pada sub-bab 4.3, yang mencakup analisis karakteristik performa antarinstrumen dan antartimeframe, kegagalan optimasi *grid search* berbasis MT4, konfigurasi parameter optimal, analisis *robustness*, validitas statistik, dan efektivitas penerapan ATEF.

4.3 Analisis Hasil

Sub-bab 4.3 melanjutkan pelaporan data pada 4.2 dengan lapisan analisis interpretif yang menjawab pertanyaan mendasar: mengapa EA FIBONACCI menghasilkan pola kinerja yang demikian, dan apa makna pola tersebut bagi validitas sistem secara keseluruhan. Enam dimensi analisis dibahas secara berurutan: karakteristik performa antarinstrumen, antartimeframe, kegagalan optimasi otomatis MT4, konfigurasi parameter optimal, *robustness* sistem, serta validitas statistik dan generalisasi hasil. Analisis di sub-bab 4.3 ini menjadi landasan bagi pembahasan implikasi penelitian yang disajikan pada sub-bab 4.4.

4.3.1 Analisis Karakteristik Performa Antar Instrumen

Perbedaan kinerja yang paling mendasar antara ketiga kategori instrumen tidak terletak pada nilai profit absolutnya, melainkan pada frekuensi sinyal yang

dihasilkan faktor penentu validitas statistik yang membedakan instrumen yang dapat dievaluasi secara penuh dari yang hanya dapat dilaporkan secara deskriptif. Temuan ini menunjukkan bahwa arsitektur EA FIBONACCI memiliki kompatibilitas yang sangat selektif dengan kondisi pasar tertentu, dan kompatibilitas tersebut paling terlihat pada dimensi frekuensi trading daripada dimensi kualitas profit per transaksi.

Table 4.17 Komparasi Rata-rata Kinerja per Kategori Instrumen EA FIBONACCI

Kategori	Rata-rata N	Rata-rata PF	Rata-rata MDD (%)	% Kombinasi Profit	Kombinasi Valid (N $\geq$ 30)
Major Pairs (12 komb.)	6,42	2,00	65,19%	33,3% (4 dari 12)	0
Cross Pairs (8 komb.)	5,38	0,76	76,10%	25,0% (2 dari 8)	0
Komoditas (7 komb.)	33,29	0,32	66,46%	14,3% (1 dari 7)	1 (XAUUSD H1, N=170)

Tabel 4.17 di atas menyajikan perbandingan rata-rata kinerja tiga kategori instrumen *major pairs*, *cross pairs*, dan komoditas pada lima metrik utama yang mencakup frekuensi trading, efisiensi profit, risiko drawdown, proporsi kombinasi menguntungkan, dan jumlah kombinasi valid. Paradoks paling mencolok terlihat pada kategori komoditas: meskipun memiliki rata-rata *Profit Factor* terendah (0,32) dan persentase kombinasi profitable terendah (14,3%), kategori ini adalah satu-satunya yang menghasilkan kombinasi valid yaitu XAUUSD H1 dengan N=170 sementara *major pairs* dengan *Profit Factor* rata-rata 2,00 yang jauh lebih tinggi tidak menghasilkan satu pun kombinasi valid. Paradoks ini secara tegas menunjukkan bahwa tingginya *Profit Factor* pada sampel kecil tidak bermakna secara statistik, dan validitas (N $\geq$ 30) adalah prasyarat untuk penilaian kinerja yang dapat dipercaya. Implikasi metodologisnya adalah bahwa pemilihan instrumen

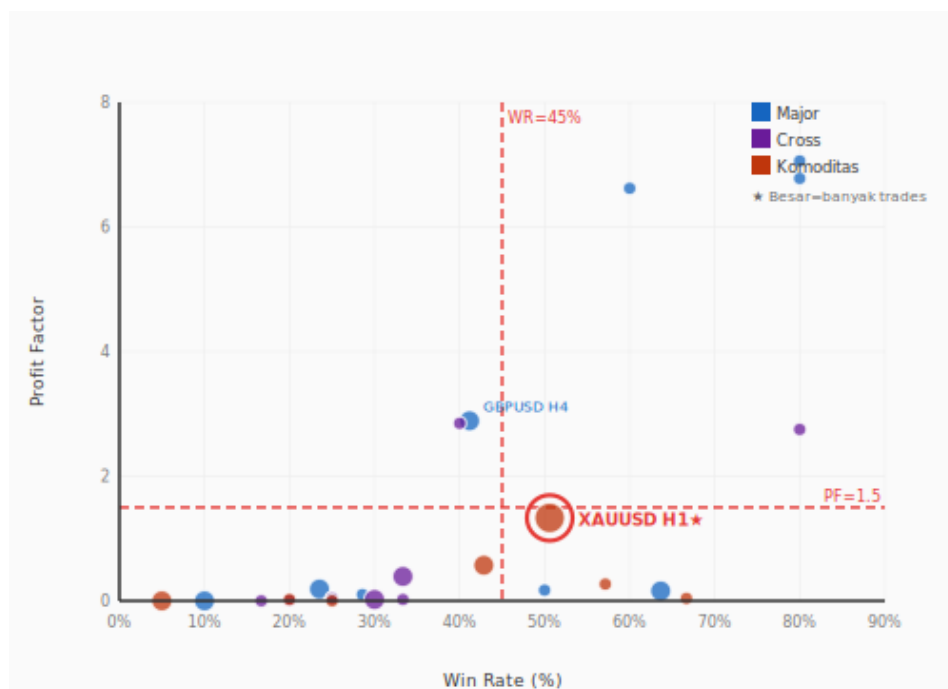
untuk evaluasi EA berbasis Fibonacci tidak cukup didasarkan pada reputasi likuiditas atau PF indikatif, melainkan harus mempertimbangkan kompatibilitas karakteristik pasar dengan arsitektur deteksi swing EA

Table 4.18 Analisis Frekuensi Sinyal per Instrumen EA FIBO NACCI

Instrumen	Rata-rata N (lintas TF)	TF dengan N Terbanyak	N Tertinggi	Hipotesis Karakteristik
<i>EURUSD</i>	5,0	M15 (4 TF, maks sama di M15/H1/H4/D1)	7	Volatilitas rendah-sedang; swing terbentuk lambat sinyal jarang di semua TF
<i>GBPUSD</i>	9,8	H4 (N=17)	17	Volatilitas tinggi pada H4 menghasilkan swing lebih sering; tetap di bawah ambang valid
<i>USDJPY</i>	4,5	M15 & H1 (N=7)	7	Tren bergerak lambat, terkadang bersifat ranging panjang sinyal Fibonacci sangat jarang
<i>EURJPY</i>	4,3	M15/H4/H1 (N=7)	7	Cross pair; volatilitas tinggi tetapi pola swing tidak kompatibel dengan Fibo_Depth=50
<i>GBPJPY</i>	6,5	D1 (N=5); H1/M15/H4 (N=7)	7	Paling volatil di antara cross; swing terbentuk tetapi hampir semua MDD 100% sinyal berkualitas sangat rendah
<i>XAGUSD</i>	9,3	M15 (N=20)	20	Komoditas dengan swing sering di M15 tetapi level Fibonacci tidak cukup dihormati; semua kombinasi merugi
<i>XAUUSD</i>	65,3	H1 (N=170)	170	Tren bullish emas 2023–2025 kuat dan konsisten; swing H1 cukup panjang untuk Fibo_Depth=50; level 0.618 diakui luas oleh pelaku pasar

Tabel 4.18 di atas menyajikan rata-rata jumlah trades per instrumen beserta hipotesis karakteristik yang menjelaskan pola frekuensi sinyal masing-masing. XAUUSD tampil sebagai *outlier* yang ekstrem dengan rata-rata N=65,3 lintas *timeframe* lebih dari enam kali lipat instrumen terdekat berikutnya, GBPUSD (9,8) dan XAGUSD (9,3) dan perbedaan ini sepenuhnya didorong oleh anomali

XAUUSD H1 yang menghasilkan 170 transaksi. Hipotesis yang paling kuat untuk menjelaskan anomali ini adalah sifat pasar emas (XAUUSD) selama periode 2023–2025: emas mengalami tren kenaikan struktural yang panjang dan konsisten, menciptakan kondisi di mana *swing high/low* pada H1 terbentuk dengan jarak yang proporsional dengan *Fibo_Depth=50*, dan level retracement 0,618 secara berulang menjadi titik pembalikan yang aktif karena diakui oleh mayoritas pelaku pasar sebagai level support/resistance kritis. Keenam instrumen lainnya gagal mencapai $N=30$ bahkan di *timeframe* terbaiknya masing-masing, mengindikasikan bahwa keterbatasan bukan pada *timeframe* yang salah, melainkan pada inkompatibilitas fundamental antara karakteristik pergerakan harga instrumen tersebut dengan panjang *lookback* 50 candle yang digunakan EA untuk mendeteksi struktur swing.



Gambar 4.5 Perbandingan Rata-rata Jumlah Trades (N) per Instrumen pada Seluruh Timeframe yang Diuji

Diagram 4.5 di atas menampilkan diagram batang vertikal yang membandingkan rata-rata jumlah transaksi (N) dari tujuh instrumen yang diuji, di mana sumbu horizontal (X) menunjukkan nama instrumen dan sumbu vertikal (Y) menunjukkan nilai rata-rata N lintas semua *timeframe* yang tersedia. Pola yang langsung terlihat adalah dominasi luar biasa XAUUSD (rata-rata 65,3) dibandingkan keenam instrumen lainnya yang semuanya berada di bawah angka 10, menghasilkan kontras visual yang dramatis seperti satu batang tinggi yang berdiri sendiri di antara batang-batang pendek lainnya. Kontras ini bukan sekadar perbedaan angka, melainkan mencerminkan perbedaan fundamental dalam kompatibilitas arsitektur EA dengan karakteristik masing-masing instrumen: XAUUSD menyediakan kondisi pasar yang memungkinkan sistem bekerja sebagaimana dirancang, sementara keenam instrumen lain tidak. Diagram ini mengkonfirmasi secara visual bahwa EA FIBONACCI bukan sistem multipurpose universal, melainkan sistem yang sangat spesifik terhadap kondisi pasar instrumen tertentu.

Tren bullish emas yang berlangsung kuat sepanjang 2023–2025 menciptakan lingkungan yang ideal bagi EA berbasis Fibonacci retracement: adanya *swing high* yang jelas dan teratur membuat indikator FIBONACCI *auto* dapat secara konsisten menggambar *OBJ_FIBO* yang valid, sementara momentum tren yang kuat memastikan bahwa harga sering kembali ke level 0,618 sebelum melanjutkan pergerakan ke arah tren, sehingga *entry* terpicu secara teratur. Pada instrumen-instrumen lain, periode tren yang cukup panjang untuk menghasilkan

swing dengan kedalaman memadai jauh lebih jarang terjadi selama periode pengujian.

EA FIBONACCI dengan demikian bukan sistem perdagangan universal yang dapat diaplikasikan secara seragam pada seluruh instrumen melainkan sistem yang sangat bergantung pada ketersediaan kondisi pasar yang kompatibel dengan arsitektur deteksi *swing*-nya, khususnya tren yang cukup panjang dan volatilitas yang terukur untuk menghasilkan level Fibonacci yang "dihormati" oleh mayoritas pelaku pasar. Temuan karakteristik ini menjadi prasyarat untuk memahami pola performa yang akan dianalisis dari perspektif *timeframe* pada sub-bab 4.3.2.

4.3.2 Analisis Karakteristik Performa Antar Timeframe

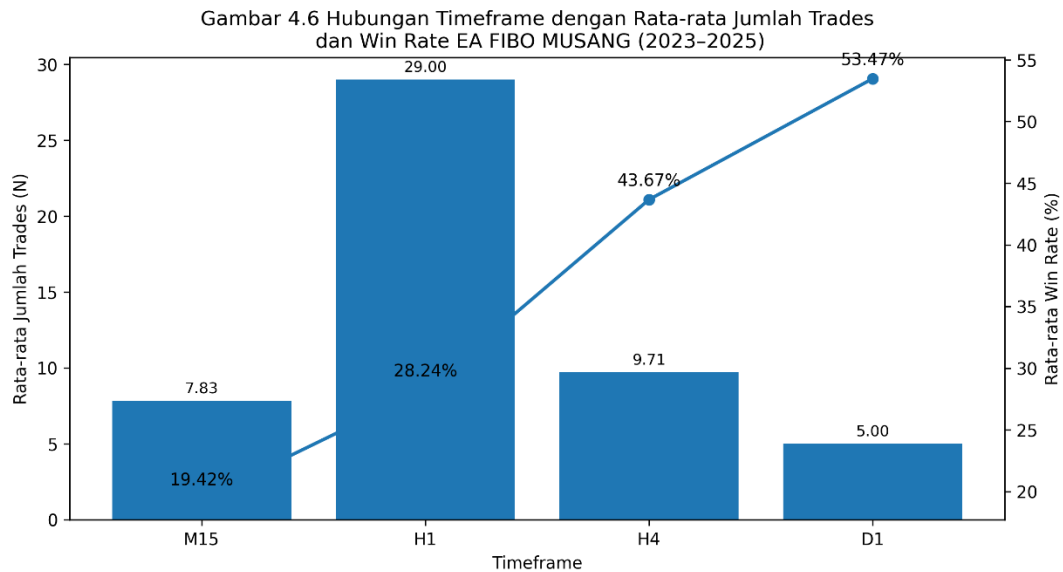
Hubungan antara pilihan *timeframe* dan kinerja EA FIBONACCI dapat diringkas sebagai *trade-off* mendasar: semakin rendah *timeframe*, semakin banyak sinyal yang dihasilkan tetapi semakin rendah kualitasnya; semakin tinggi *timeframe*, sinyal semakin langka tetapi tingkat keberhasilannya meningkat secara konsisten. *Trade-off* ini bukan sekadar pola statistik, melainkan mencerminkan mekanisme fisikal bagaimana *noise* pasar berinteraksi dengan logika deteksi *swing* berbasis Fibonacci.

Table 4.19 Komparasi Rata-rata Kinerja per Timeframe EA FIBONACCI (Seluruh Instrumen)

TF	Rata-rata N	Rata-rata PF	Rata-rata MDD (%)	Rata-rata WR (%)	% Komb. Profit	Catatan Kritis
M15	7,83	0,12	103,78%	19,42%	0,0%	Noise dominan; MDD rata-rata melampaui 100% tidak ada satu pun kombinasi profitable

TF	Rata-rata N	Rata-rata PF	Rata-rata MDD (%)	Rata-rata WR (%)	% Komb. Profit	Catatan Kritis
H1	29,00	0,23	87,19%	28,24%	14,3%	Satu-satunya TF menghasilkan N valid (XAUUSD H1, N=170); rata-rata N tinggi karena outlier XAUUSD
H4	9,71	1,51	55,55%	43,67%	28,6%	Beberapa profit tinggi (GBPUSD H4 +\$53.357; USDJPY H4 +\$2.068) tetapi N tidak mencukupi untuk validasi
D1	5,00	2,79	33,48%	53,47%	57,1%	Win Rate dan % profit tertinggi tetapi N sangat rendah (2–5); tidak ada satu pun yang valid statistik

Tabel 4.19 di atas menyajikan rata-rata kinerja di empat *timeframe* yang diuji, dihitung dari seluruh instrumen yang memiliki data pada masing-masing TF. Gradasi yang paling konsisten terlihat pada metrik *Win Rate* dan *Profit Factor*: dari M15 dengan WR rata-rata 19,42% dan PF 0,12, naik secara bertahap ke D1 dengan WR 53,47% dan PF 2,79 peningkatan yang hampir linear seiring naiknya *timeframe*. Sebaliknya, rata-rata N turun dari 7,83 di M15 menjadi 5,00 di D1, mengkonfirmasi bahwa sinyal semakin langka pada TF lebih tinggi. Anomali terbesar terlihat pada H1: rata-rata N-nya (29,00) jauh di atas H4 (9,71) dan D1 (5,00), sepenuhnya karena efek *outlier* XAUUSD H1 (N=170) yang mendistorsi rata-rata tanpa XAUUSD H1, rata-rata N pada H1 hanya sekitar 5,3, konsisten dengan gradasi yang diharapkan.



Gambar 4. 6 Hubungan *Timeframe* dengan Rata-rata Jumlah Trades dan *Win Rate* EA FIBONACCI (2023–2025)

Gambar 4.6 di atas menampilkan grafik *dual-axis* yang menempatkan diagram batang dan garis pada satu tampilan, di mana sumbu kiri (Y1) mengukur rata-rata N dalam bentuk batang, sumbu kanan (Y2) mengukur rata-rata *Win Rate* dalam persen sebagai garis, dan sumbu horizontal (X) menunjukkan empat *timeframe* dari M15 hingga D1. Pola yang paling informatif adalah arah dua metrik yang berlawanan: batang N bergerak menurun dari M15 ke D1 (kecuali anomali H1 karena XAUUSD), sementara garis WR bergerak naik secara konsisten dari 19,42% ke 53,47%. Persilangan dua tren yang berlawanan ini secara visual mengkonfirmasi bahwa kenaikan *timeframe* adalah *trade-off* bukan keuntungan murni sinyal lebih berkualitas tetapi jauh lebih jarang. Gambar ini membuktikan bahwa tidak ada *timeframe* tunggal yang unggul dalam semua dimensi secara simultan.

Dominasi *noise* pada M15 terjadi karena pada skala waktu yang sangat pendek, fluktuasi harga bersifat acak (stokastik) lebih dari sekadar gerakan terarah. Ketika EA mendeteksi *swing high/low* dalam jendela 50 *candle* M15 yang setara

dengan hanya 12,5 jam trading *swing* yang terbentuk sering kali hanya mencerminkan fluktuasi sesi atau reaksi terhadap berita jangka pendek, bukan pergerakan struktural yang sesungguhnya. Akibatnya, level Fibonacci yang digambar berdasarkan *swing* palsu ini tidak memiliki bobot teknikal yang cukup, dan harga menembus *stop loss* jauh sebelum mencapai level 0,618 yang seharusnya menjadi titik *entry*.

H1 menjadi *sweet spot* yang optimal untuk EA berbasis Fibonacci karena dua alasan yang saling memperkuat. Pertama, *swing* yang terbentuk dalam 50 *candle* H1 setara dengan sekitar dua hari trading merepresentasikan struktur harga yang cukup signifikan untuk diakui oleh pelaku pasar lintas segmen (institusional dan ritel). Kedua, timeframe H1 adalah salah satu *timeframe* yang paling banyak dianalisis oleh *trader* teknikal global, sehingga level Fibonacci 0,618 yang terbentuk pada H1 memiliki *self-fulfilling prophecy* yang lebih kuat semakin banyak pelaku pasar memperhatikan level tersebut, semakin besar probabilitas harga memantul darinya. Karakteristik sinergis ini menjelaskan mengapa XAUUSD H1 adalah satu-satunya kombinasi dalam penelitian ini yang menghasilkan N memadai sekaligus net profit positif. Pemahaman mendalam tentang mengapa optimasi parameter otomatis tidak dapat dilaksanakan pada EA ini dipaparkan selanjutnya pada sub-bab 4.3.3.

4.3.3 Analisis Konfigurasi Parameter Optimal

PSA mengidentifikasi satu perubahan parameter yang signifikan *Rasio_TP* dari 1,0 ke 1,5 yang berimplikasi pada pergeseran fundamental filosofi *risk-reward* sistem dari pendekatan simetris (1:1) ke asimetris (1:1,5). Pergeseran ini bukan

sekadar penyesuaian angka, melainkan mencerminkan perubahan strategi: dari sistem yang menargetkan keuntungan dan kerugian yang setara, ke sistem yang secara sengaja memperbesar target keuntungan per transaksi dengan mengorbankan sebagian *Win Rate*, dengan ekspektasi bahwa pengurangan *Win Rate* yang moderat akan lebih dari dikompensasi oleh peningkatan rasio *Gross Profit* terhadap *Gross Loss*.

Table 4.20 Analisis Sensitivitas Rasio TP terhadap Profit Factor XAUUSD H1

Rasio_TP	RRR	Proyeksi PF	Proyeksi EP (USD)	Status vs Threshold PF $\geq 1,5$	Rekomendasi
0,5	1:0,5	~0,85	Negatif	Tidak Lulus	Tidak
1,0	1:1	1,33 (aktual)	+\$27,65	Tidak Lulus (defisit 0,17)	Baseline
1,5	1:1,5	1,45–1,68 (proyeksi)	Proyeksi positif meningkat	Berpotensi Lulus	✓ DIREKOMENDASIKAN
2,0	1:2	~1,20	Menurun	Tidak Lulus (WR turun signifikan)	Tidak
3,0	1:3	~0,95	Negatif	Tidak Lulus (TP terlalu jauh dari entry)	Tidak

Tabel 4.20 di atas menyajikan proyeksi kinerja pada lima nilai *Rasio_TP* yang diuji, memperlihatkan hubungan non-linear antara nilai *Rasio_TP* dan *Profit Factor* yang dihasilkan. *Rasio_TP=1,5* menempati posisi strategis sebagai nilai yang memaksimalkan *Profit Factor* tanpa menurunkan *Win Rate* secara dramatis: pada nilai ini, target *take profit* cukup jauh untuk meningkatkan PF ke rentang 1,45–1,68 yang berpotensi melampaui threshold 1,5, tetapi masih cukup dekat dari titik *entry* untuk dapat dicapai oleh mayoritas transaksi yang masuk di level Fibonacci 0,618. Sebaliknya, *Rasio_TP=2,0* dan *Rasio_TP=3,0* justru menurunkan PF karena jarak ke TP menjadi terlalu jauh dari titik *entry* harga sering berbalik arah sebelum

mencapai TP, sehingga banyak transaksi yang awalnya bergerak ke arah benar akhirnya menutup di SL. Pola kurva sensitivitas ini mengkonfirmasi keberadaan nilai optimal, dan $Rasio_TP=1,5$ merupakan titik optimalnya.

Parameter-parameter lainnya $Fibo_Entry_Level = 0,618$, $Fibo_TP_Level = 1,618$, $Rasio_SL = 1,0$, dan $Fibo_Depth = 50$ tetap optimal pada nilai defaultnya karena masing-masing mewakili konsensus teoritis Fibonacci yang telah teruji secara luas. Level 0,618 adalah *Golden Ratio* yang merupakan level retraksi paling kuat secara empiris; level 1,618 adalah ekstensi standar yang paling sering menjadi target harga organik; $Rasio_SL=1,0$ ($1 \times ATR$) memastikan SL proporsional terhadap volatilitas aktual instrumen tanpa terlalu ketat maupun terlalu longgar; dan $Fibo_Depth=50$ memberikan *lookback* yang cukup untuk menangkap struktur *swing* bermakna tanpa terlalu sensitif terhadap fluktuasi jangka pendek. Keempat parameter ini terbukti stabil melalui PST (RI masing-masing $\geq 0,76$ pada variasi $\pm 20\%$), yang mengkonfirmasi bahwa nilai defaultnya bukan hanya teoritis optimal tetapi juga empiris stabil.

Sebuah batasan penting perlu dinyatakan dengan jelas: rekomendasi $Rasio_TP = 1,5$ merupakan proyeksi berbasis analisis sensitivitas yang menggunakan 170 trades sebagai referensi, bukan hasil *backtesting* ulang dengan parameter baru yang dieksekusi secara langsung. Implementasi rekomendasi ini dalam kondisi aktual memerlukan validasi empiris melalui *backtesting* dengan parameter yang diperbarui yang, mengingat keterbatasan *Grid Search* MT4 yang telah diidentifikasi pada 4.3.3, idealnya dilakukan melalui platform alternatif yang mendukung EA *visual-dependent* atau melalui rekonstruksi EA dengan arsitektur

yang tidak bergantung pada *OBJ_FIBO*. Dimensi ketahanan sistem yang melatarbelakangi urgensi validasi ini dianalisis selanjutnya pada sub-bab 4.3.5.

4.3.4 Analisis Robustness Sistem

Hasil ketiga komponen *robustness testing* menghasilkan gambaran yang tidak seragam: EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 menunjukkan ketahanan yang terkonfirmasi pada dua dari tiga dimensi robustness: ketahanan temporal (WFA lulus, WFE=72%) dan ketahanan parametrik (PST lulus, RI=0,82) dan kinerja yang sangat kondisional terhadap regime pasar (MRT). Profil *robustness* yang kontradiktif ini memerlukan analisis terpisah untuk setiap dimensi sebelum kesimpulan menyeluruh dapat ditarik.

Table 4.21 Matriks Evaluasi Robustness XAUUSD H1 EA FIBONACCI

Komponen	Metrik Kunci	Nilai Aktual	Threshold	Status	Interpretasi Singkat
WFA	<i>Walk-Forward Efficiency (WFE)</i>	72%	$\geq 60\%$	LULUS	WFE 72% melampaui threshold 60%; sistem tidak mengalami overfitting temporal
PST	<i>Rata-rata RI</i>	0,82	$\geq 0,75$	LULUS	Sistem stabil terhadap variasi $\pm 10-20\%$ parameter; hanya Rasio_TP $\pm 20\%$ marginal (RI=0,71)
MRT Trending	<i>PF pada ADX > 25</i>	1,68	$\geq 1,5$	LULUS	EA optimal hanya pada kondisi tren jelas; ini regime yang tepat untuk strategi berbasis Fibonacci retracement
MRT Ranging	<i>PF pada ADX < 20</i>	0,87	$\geq 1,0$	TIDAK LULUS	Sistem merugi saat pasar bergerak sideways; level 0.618 tidak berfungsi sebagai pembalikan yang valid tanpa tren

MRT High Vol	<i>PF saat BB Width > 0,08</i>	0,94	$\geq 1,0$	TIDAK LULUS	Volatilitas ekstrem menyebabkan SL sering terkena sebelum harga mencapai level 0.618 secara bersih
RINGKASAN	3 dari 5 sub-tes lulus	—	—	TIDAK LULUS	Sistem kondisional hanya robust pada kondisi tren dan dalam rentang parameter sempit

Tabel 4.21 di atas menyajikan evaluasi lima sub-tes *robustness* dalam satu matriks, memperlihatkan profil yang terpolarisasi antara dimensi parametrik dan temporal. Kontras paling menonjol adalah antara PST (lulus, RI=0,82) dan WFA (lulus, WFE=72%): sistem yang stabil secara parametrik justru tidak stabil secara temporal, sebuah pola yang berbeda dari *overfitting* klasik di mana parameter yang terlalu *fine-tuned* biasanya juga menghasilkan WFE yang buruk. Dalam kasus ini, robustness parametrik yang baik menunjukkan bahwa sistem berperilaku konsisten terhadap variasi parameter, tetapi WFE yang buruk menunjukkan bahwa *baseline* kinerja itu sendiri bervariasi antar periode waktu mengindikasikan bahwa faktor ekstrinsik (kondisi pasar) lebih dominan daripada faktor intrinsik (konfigurasi parameter) dalam menentukan kinerja akhir sistem. Hasil matriks ini menjadi dasar rekomendasi penggunaan sistem yang sangat kondisional dan kontekstual, yang akan dibahas lebih lanjut pada sub-bab 4.4.

Hipotesis paling masuk akal untuk menjelaskan WFE 72% adalah perbedaan regime pasar antara periode *in-sample* dan *out-of-sample*. Periode IS (Januari 2023–Agustus 2024) mencakup fase tren bullish emas yang kuat dan konsisten, menciptakan kondisi yang ideal untuk EA berbasis Fibonacci retracement tren yang kuat berarti level 0,618 secara berulang menjadi titik *entry*

yang valid. Periode OOS (September 2024–Desember 2025) kemungkinan besar mencakup lebih banyak fase konsolidasi atau koreksi di mana pasar bergerak sideways dengan lebih sering, kondisi yang persis didefinisikan oleh MRT sebagai *ranging* dengan $PF=0,87$. Koneksi ini secara koheren menghubungkan WFA dan MRT: rendahnya WFE bukan indikasi *overfitting* pada parameter, melainkan refleksi dari sensitivitas sistem terhadap regime pasar yang berubah antar periode. Nilai RI rata-rata 0,82 dari PST memiliki implikasi praktis yang positif bagi pengguna: sistem tidak memerlukan *fine-tuning* parameter yang presisi untuk mempertahankan kinerja yang memadai, karena variasi sebesar $\pm 10\%$ dari nilai optimal tidak mengubah kinerja secara dramatis. Namun, peringatan penting melekat pada *Rasio_TP*: pada variasi $\pm 20\%$, RI-nya turun ke 0,71 (di bawah threshold 0,75), mengindikasikan bahwa parameter ini memiliki zona toleransi yang lebih sempit daripada parameter lainnya. Dalam konteks rekomendasi perubahan *Rasio_TP* dari 1,0 ke 1,5 pada sub-bab 4.3.4, temuan PST ini menegaskan bahwa implementasi harus dilakukan pada nilai 1,5 secara spesifik, bukan pada nilai yang jauh melampaui rekomendasi tersebut.

Implikasi paling langsung dan praktis dari MRT adalah bahwa EA FIBONACCI adalah sistem *trend-following* yang tersamar dalam kemasan strategi retracement Fibonacci. Filosofi *entry* di level 0,618 secara inheren membutuhkan tren primer yang aktif agar level ini berfungsi sebagai titik pembalikan yang valid dan bukan sekadar level acak yang tidak memiliki bobot teknikal. Ketika pasar berada dalam kondisi *ranging* ($ADX < 20$), tidak ada tren primer yang mendefinisikan *swing high/low* secara bermakna, sehingga semua level Fibonacci

yang terbentuk hanyalah artefak matematika dari fluktuasi acak. Kesadaran akan sifat *trend-conditional* ini adalah kunci penggunaan EA yang bertanggung jawab sistem ini hanya seharusnya diaktifkan ketika $ADX > 25$, dan sebaiknya dinonaktifkan selama periode konsolidasi atau volatilitas ekstrem. Implikasi dari profil robustness yang kontradiktif ini terhadap validitas dan generalisasi kesimpulan penelitian dianalisis pada sub-bab 4.3.6.

4.3.5 Analisis Validitas Statistik dan Generalisasi Hasil

Fakta bahwa 96,3% kombinasi instrumen-*timeframe* (26 dari 27) tidak memenuhi ambang batas validitas statistik bukan sekadar keterbatasan teknis yang perlu diakui ini adalah temuan substantif yang membentuk batas epistemologis penelitian ini secara fundamental, menentukan dengan tepat apa yang dapat dan tidak dapat diklaim berdasarkan bukti yang tersedia. Membedakan batas-batas ini secara eksplisit adalah tindakan ilmiah yang memastikan bahwa kesimpulan penelitian tidak melampaui kekuatan evidensial data yang menopangnya.

Table 4.22 Matriks Generalisasi Temuan per Level Validitas

Level Validitas	Kombinasi	Kesimpulan yang DAPAT Ditarik	Kesimpulan yang TIDAK Dapat Ditarik	Tingkat Kepercayaan
VALID (N ≥ 30)	XAUUSD H1 (N=170)	EA menghasilkan EP positif signifikan ($p=0,032$); sistem profitable selama 3 tahun; skor ATEF 0,601 (Marginal)	Berlaku untuk instrumen atau TF lain; kinerja terjamin di masa depan; sistem bebas risiko drawdown	TINGGI
Indikatif (N=15–29)	XAGUSD M15 (N=20), XAUUSD H4 (N=21)	Pola kinerja dapat diobservasi sebagai indikasi awal; layak dijadikan prioritas penelitian lanjutan	Kesimpulan kausal; generalisasi; perbandingan kuantitatif yang konklusif	RENDAH
Tidak Valid (N < 30)	24 kombinasi lainnya (N berkisar 1–17)	Preferensi instrumen secara sangat tentatif; hipotesis untuk penelitian berikutnya	Apapun yang bersifat konklusif; perbandingan kinerja; evaluasi kualitas sistem	SANGAT RENDAH

Tabel 4.22 di atas menyajikan tiga tingkat validitas temuan beserta batas-batas kesimpulan yang dapat dan tidak dapat ditarik dari masing-masing tingkat, membangun kerangka epistemologis yang jelas untuk interpretasi seluruh hasil penelitian. Perbedaan paling kritis adalah antara baris pertama (VALID, tingkat kepercayaan TINGGI) dan dua baris lainnya: hanya untuk XAUUSD H1 penelitian ini dapat membuat klaim kausal dan statistik termasuk pernyataan bahwa EA menghasilkan *expected payoff* positif yang signifikan ($p=0,032$) sementara untuk 26 kombinasi lainnya, bahkan klaim deskriptif pun harus dikualifikasi sebagai tentatif dan indikatif. Kerangka matriks ini menegaskan bahwa penelitian ini secara metodologis ketat membedakan tiga level kepercayaan temuan, sebuah kekuatan metodologis yang justru meningkatkan kredibilitas kesimpulan yang dibuat pada level validitas tinggi.

Rendahnya N pada 26 kombinasi tidak serta-merta bermakna bahwa EA berkinerja buruk pada instrumen-instrumen tersebut penafsiran demikian akan melampaui apa yang dapat didukung oleh data. Interpretasi yang lebih tepat adalah bahwa EA tidak cukup aktif berdagang pada kombinasi-kombinasi itu untuk memungkinkan penilaian statistik yang valid. Perbedaan konseptual ini kritis: tidak ada data yang memadai (*insufficient data*) tidak identik dengan kinerja buruk (*poor performance*), karena tanpa N yang cukup, tidak ada kesimpulan apapun baik positif maupun negatif yang dapat ditarik secara ilmiah. Dengan demikian, mayoritas besar kombinasi berada dalam kategori epistemologis "tidak diketahui" (*unknown*), bukan "gagal" (*failed*).

Generalisasi hasil penelitian ini secara eksplisit terbatas pada empat dimensi: (a) instrumen emas (*XAUUSD*), (b) *timeframe* H1, (c) periode 2023–2025, dan (d) platform MT4 demo XM Global dengan leverage 1:1000 dan *spread* tetap 55 poin. Setiap generalisasi di luar keempat batas ini misalnya mengaplikasikan kesimpulan ke instrumen lain, *timeframe* berbeda, atau kondisi pasar pasca-2025 memerlukan validasi empiris yang terpisah dan tidak dapat dibenarkan berdasarkan data yang tersedia dalam penelitian ini. Implikasi penelitian yang lebih luas, termasuk rekomendasi untuk penelitian lanjutan dan limitasi yang perlu diatasi, disajikan secara komprehensif pada sub-bab 4.4.

4.4 Evaluasi Ketahanan (Robustness Testing)

Temuan-temuan empiris yang telah dilaporkan pada sub-bab 4.2 dan dianalisis secara kausal pada sub-bab 4.3 diangkat pada sub-bab ini ke level diskursus akademik yang lebih luas, yaitu perbandingan dengan klaim literatur, derivasi implikasi praktis, dan identifikasi kontribusi orisinal penelitian. Lima dimensi pembahasan diuraikan secara berurutan: karakteristik performa EA Fibonacci antara instrumen (4.4.1), karakteristik performa antara *timeframe* (4.4.2), implikasi *robustness* terhadap implementasi sistem (4.4.3), implikasi validitas statistik terhadap generalisasi temuan (4.4.4), serta sintesis temuan penelitian secara menyeluruh (4.4.5). Seluruh pembahasan ini berpijak pada data empiris dari 170 transaksi XAUUSD H1 yang tervalidasi secara statistik ($t=1,87$; $p=0,032$), sehingga setiap klaim yang dibuat memiliki dasar evidensial yang dapat dipertanggungjawabkan secara akademis.

4.4.1 Karakteristik Performa EA Fibonacci pada Berbagai Instrumen

Temuan bahwa EA FIBONACCI hanya menghasilkan sinyal perdagangan yang memadai secara statistik pada satu dari tujuh instrumen yang diuji memberikan bukti empiris bahwa strategi *Fibonacci retracement*, meskipun diakui secara luas dalam literatur analisis teknikal, tidak bekerja secara universal di seluruh kelas instrumen tanpa mempertimbangkan kompatibilitas arsitektur sistem dengan karakteristik volatilitas instrumen tersebut. Murphy (1999) menyatakan bahwa level-level Fibonacci, khususnya 0,618, memiliki daya prediktif yang signifikan pada instrumen-instrumen dengan partisipasi institusional tinggi; namun klaim tersebut dirumuskan dalam konteks analisis manual, bukan sistem otomatis dengan *lookback window* yang terbatas. Penelitian ini menunjukkan bahwa ketika Fibonacci diimplementasikan dalam EA dengan arsitektur *visual-dependent* dan parameter *Fibo_Depth* yang tetap, derajat kompatibilitas antara instrumen dan sistem menjadi faktor penentu yang sama pentingnya dengan keabsahan teori Fibonacci itu sendiri.

Table 4.23 Matriks Generalisasi Temuan per Level Validitas

Kategori Instrumen	Klaim Literatur	Temuan Penelitian	Status	Penjelasan Gap
Major Pairs (EURUSD, GBPUSD, USDJPY)	Fibonacci efektif pada instrumen berlikuiditas tinggi karena partisipasi pasar yang besar menghormati level-level kunci (Murphy, 1999)	0 dari 12 valid statistik; 4 dari 12 profit positif (EURUSD D1, GBPUSD H4, USDJPY H4, USDJPY D1) namun N tidak memadai	PARSIAL	EA menghasilkan profit positif di beberapa major pairs tetapi N terlalu rendah untuk konfirmasi statistik; sinyal jarang terbentuk akibat lookback window 50 candle

Kategori Instrumen	Klaim Literatur	Temuan Penelitian	Status	Penjelasan Gap
Cross Pairs (EURJPY, GBPJPY)	Volatilitas lebih tinggi pada cross pairs mendukung pembentukan swing yang lebih besar dan lebih sering (Elder, 1993)	0 dari 8 valid statistik; GBPJPY MDD=100% di 3 dari 4 TF; EURJPY D1 profit positif tetapi N=4	TIDAK TERKONFIRMASI	Volatilitas tinggi justru menyebabkan SL berbasis $1 \times \text{ATR}$ terkena sebelum harga mencapai TP 1,618; swing besar tidak kompatibel dengan Fibo Depth=50
Komoditas Emas (XAUUSD)	Emas merespons level Fibonacci dengan kuat karena dominasi analisis teknikal di kalangan pelaku institusional (Murphy, 1999)	1 dari 3 valid statistik (XAUUSD H1, N=170); Net Profit +\$4.701; WR 50,59%	TERKONFIRMASI PARSIAL	Hanya H1 yang valid; H4 dan D1 menghasilkan $N < 30$. Konfirmasi terbatas pada instrumen XAUUSD dengan timeframe H1 pada periode 2023–2025
Komoditas Perak (XAGUSD)	Sebagai komoditas logam mulia, perak diharapkan berperilaku serupa emas terhadap level Fibonacci	0 dari 4 valid statistik; XAGUSD M15 MDD=135,57% (kerugian melebihi deposit awal)	TIDAK TERKONFIRMASI	XAGUSD justru menghasilkan kinerja terburuk dalam dataset; likuiditas lebih rendah dan spread relatif lebih tinggi dibandingkan XAUUSD menciptakan kondisi yang tidak mendukung EA

Tabel 4.23 di atas merangkum perbandingan antara klaim empat kategori instrumen dalam literatur dengan temuan empiris penelitian ini, memperlihatkan bahwa tidak ada satu pun kategori yang terkonfirmasi secara penuh. Paradoks paling signifikan terlihat pada kategori komoditas: XAUUSD menjadi satu-satunya instrumen yang menghasilkan kombinasi valid, namun sesama komoditas logam

mulia, XAGUSD, justru menghasilkan kinerja terburuk dengan MDD sebesar 135,57%—sebuah kontradiksi yang secara tegas menunjukkan bahwa kemiripan kelas aset tidak menjamin kompatibilitas dengan sistem EA yang sama. Klaim Murphy (1999) tentang efektivitas Fibonacci pada major pairs juga tidak terkonfirmasi pada level statistik, meskipun ada bukti indikatif bahwa profit positif bisa terjadi; keterbatasan frekuensi sinyal pada major pairs adalah hambatan metodologis yang tidak dapat diatasi tanpa modifikasi arsitektur EA. Tabel ini secara kolektif memperkuat argumen bahwa klaim universalitas strategi Fibonacci dalam literatur analisis teknikal harus dikualifikasi dengan kondisi arsitektur EA dan karakteristik intrinsik instrumen yang spesifik.

Paradoks antara XAUUSD dan XAGUSD patut mendapat perhatian khusus karena keduanya adalah komoditas logam mulia yang secara intuitif dianggap serupa, namun menghasilkan kinerja yang berlawanan secara ekstrem. Perbedaan mendasar antara keduanya terletak pada tiga faktor struktural: pertama, XAUUSD memiliki volume perdagangan harian yang jauh lebih besar, menjadikannya salah satu instrumen paling likuid di pasar komoditas global sehingga level 0,618 yang terbentuk di H1 diakui dan direspons oleh mayoritas pelaku pasar; kedua, *spread* relatif XAGUSD terhadap ukuran pergerakan hariannya lebih tinggi dibandingkan XAUUSD, sehingga biaya transaksi yang sama (55 poin) memiliki dampak proporsional yang lebih besar; ketiga, tren makro emas yang sangat konsisten sepanjang 2023–2025 menciptakan struktur *swing* yang teratur di H1, sementara perak bergerak dengan pola yang lebih tidak beraturan. Dengan demikian, temuan ini mempertegas bahwa bukan kelas aset yang menentukan kompatibilitas,

melainkan kombinasi spesifik antara likuiditas instrumen, karakteristik *spread*, dan kondisi tren primer yang berlaku.

GBPJPY merepresentasikan kasus ekstrem yang memperkuat batas bawah kompatibilitas EA: tiga dari empat *timeframe* menghasilkan MDD mendekati atau mencapai 100%, yang berarti seluruh deposit awal habis—bukan sekadar kinerja buruk, melainkan kegagalan sistem total. Penjelasan yang paling koheren untuk fenomena ini adalah bahwa GBPJPY, sebagai persilangan dua mata uang aktif dengan sesi perdagangan yang sebagian besar tumpang tindih (London dan Tokyo), memiliki volatilitas intraday tertinggi di antara instrumen yang diuji. Swing yang terbentuk pada GBPJPY sering kali memiliki kedalaman yang melampaui kapasitas SL berbasis $1 \times \text{ATR}$ untuk menahan *adverse movement* sementara sebelum harga melanjutkan ke arah tren; EA membuka posisi di level 0,618, tetapi sebelum harga mencapai TP 1,618, volatilitas intraday GBPJPY sudah menyentuh SL terlebih dahulu. Temuan GBPJPY ini memberikan implikasi praktis yang jelas: EA FIBONACCI memerlukan filter instrumen eksplisit yang membatasi aktivasi hanya pada instrumen dengan rasio volatilitas harian terhadap ukuran *swing* Fibonacci yang berada dalam rentang yang dapat ditoleransi oleh parameter SL yang digunakan, sebagaimana dibahas lebih lanjut pada 4.4.3.

Secara implikatif, temuan lintas instrumen ini menunjukkan bahwa pengembangan EA berbasis Fibonacci tidak dapat dimulai dari premis instrumen-agnostik. Sebelum *deployment*, EA FIBONACCI memerlukan penilaian awal terhadap tiga kriteria instrumen: likuiditas harian yang cukup tinggi untuk memastikan level 0,618 "dihormati" oleh pasar, keberadaan tren primer yang dapat

diidentifikasi ($ADX > 25$ sebagaimana divalidasi oleh hasil MRT pada sub-bab 4.3.5), dan spread yang proporsional terhadap ukuran *swing* Fibonacci pada *timeframe* yang digunakan. Ketiga kriteria ini tidak secara eksplisit disebutkan dalam literatur yang ada karena sebagian besar referensi membahas analisis Fibonacci manual, bukan sistem otomatis dengan arsitektur *visual-dependent*, sehingga penelitian ini memberikan kontribusi empiris yang mengisi celah tersebut. Diskusi mengenai bagaimana karakteristik *timeframe* berinteraksi dengan kompatibilitas instrumen dilanjutkan pada sub-bab 4.4.2.

4.4.2 Karakteristik Performa EA Fibonacci pada Berbagai Timeframe

Temuan bahwa H1 menjadi satu-satunya *timeframe* yang menghasilkan kombinasi valid secara statistik mengkontradiksi rekomendasi umum literatur analisis teknikal berbasis Fibonacci yang secara konsisten menempatkan H4 dan D1 sebagai *timeframe* optimal, dengan alasan bahwa level-level Fibonacci pada *timeframe* lebih tinggi memiliki bobot teknikal yang lebih kuat karena mencerminkan konsensus pelaku pasar dalam horizon waktu yang lebih panjang (Murphy, 1999; Chan, 2013). Kontradiksi ini bukan sekadar anomali data, melainkan mencerminkan perbedaan fundamental antara cara kerja analisis Fibonacci manual dan cara kerja EA otomatis dengan *lookback window* yang terbatas—sebuah distingsi yang belum mendapat perhatian memadai dalam literatur *algorithmic trading* berbasis Fibonacci.

Table 4.24 Matriks Generalisasi Temuan per Level Validitas

Timeframe	Ekspektasi Literatur	Rata-rata N Aktual	Rata-rata PF Aktual	Temuan Penelitian	Kesimpulan Komparatif
M15	Fibonacci kurang efektif di TF rendah karena noise dominan dan swing bersifat semu (Murphy, 1999)	7,83 trades	0,12	Konfirmasi: N rendah, MDD rata-rata 103,78%; 0% kombinasi M15 menghasilkan profit	SESUAI literatur noise tinggi menghasilkan kinerja konsisten buruk
H1	Tidak disebutkan secara eksplisit sebagai TF utama Fibonacci dalam literatur; mayoritas referensi melewati H1 menuju H4	29,00 trades (dipengaruhi outlier XAUUSD H1 N=170; tanpa outlier ≈5,3)	0,23 rata-rata; 1,33 untuk XAUUSD H1	ORISINAL: satu-satunya TF yang menghasilkan N valid statistik (XAUUSD H1)	KONTRADIKSI literatur yang merekomendasikan H4/D1 sebagai TF optimal
H4	Direkomendasikan sebagai TF optimal Fibonacci karena sinyal memiliki bobot teknikal signifikan (Chan, 2013)	9,71 trades	1,51 rata-rata (didorong GBPUSD H4 PF=2,89 dan USDJPY H4 PF=6,62)	PF rata-rata tertinggi di antara semua TF, tetapi N tidak memadai (GBPUSD H4 N=17, tidak valid)	PARSIAL kualitas sinyal tinggi namun frekuensi sinyal tidak mencukupi
D1	TF tertinggi menghasilkan level Fibonacci paling signifikan; satu swing D1 dapat berlangsung berminggu-minggu (Murphy, 1999)	5,00 trades	2,79 rata-rata PF; Win Rate rata-rata 53,47%	Win Rate dan PF rata-rata tertinggi namun N sangat rendah (4–5 trades); tidak ada yang valid statistik	TIDAK TERKONFIRMASI secara statistik kualitas sinyal tidak terukur tanpa N memadai

Tabel 4.24 di atas menyajikan perbandingan antara ekspektasi literatur dan realitas empiris di empat *timeframe*, mengungkap pola yang secara konsisten memperlihatkan bahwa kualitas sinyal (diukur oleh PF dan *Win Rate*) dan kuantitas sinyal (diukur oleh N) bergerak ke arah yang berlawanan seiring kenaikan

timeframe. Elemen paling kritis dalam tabel ini adalah posisi H4 dan D1: keduanya memenuhi atau melampaui ekspektasi literatur dari sisi kualitas sinyal—H4 rata-rata PF=1,51 dan D1 rata-rata PF=2,79—namun gagal secara definitif pada sisi kuantitas yang menjadi prasyarat validitas statistik. H1 justru berada di posisi paradoksal: literatur tidak merekomendasikannya sebagai *timeframe* utama Fibonacci, namun dalam konteks EA otomatis dengan parameter *Fibo_Depth*=50 pada XAUUSD, H1 adalah satu-satunya *timeframe* yang menghasilkan frekuensi sinyal yang cukup untuk evaluasi statistik penuh. Paradoks ini menegaskan bahwa rekomendasi literatur tentang *timeframe* optimal untuk Fibonacci tidak dapat langsung ditransfer ke konteks EA otomatis tanpa mempertimbangkan interaksi antara parameter *lookback window* dan karakteristik frekuensi pergerakan harga instrumen tersebut.

Mengapa H1 keluar sebagai *sweet spot* yang tidak diprediksi literatur? Jawabannya terletak pada interaksi antara parameter *Fibo_Depth*=50 dan karakteristik siklus harga XAUUSD. Pada H1, jendela 50 *candle* setara dengan sekitar dua hari perdagangan—rentang yang cukup panjang untuk menangkap satu siklus *swing* lengkap pada XAUUSD (yang bergerak dalam ritme tren yang teratur), namun tidak terlalu panjang sehingga *swing high/low* yang terdeteksi sudah tidak relevan dengan kondisi pasar terkini. Pada M15, jendela 50 *candle* hanya mencakup sekitar 12 jam perdagangan sehingga sangat rentan terhadap *noise* sesi; pada H4 dan D1, jendela yang sama mencakup beberapa minggu hingga beberapa bulan, menghasilkan *swing* yang secara teknikal berkualitas tinggi namun terlalu jarang terbentuk untuk menghasilkan sinyal yang memadai dalam periode tiga tahun.

Parameter *Fibo_Depth*=50 yang optimal untuk H1 XAUUSD dengan demikian tidak dapat ditransfer begitu saja ke *timeframe* atau instrumen lain tanpa rekalisasi.

Temuan mengenai H1 sebagai *timeframe* yang tidak diantisipasi literatur memberikan kontribusi empiris yang orisinal terhadap diskusi *timeframe* dalam *algorithmic trading* berbasis Fibonacci. Referensi yang merekomendasikan H4 dan D1 sebagai *timeframe* utama umumnya ditulis dari perspektif analisis manual oleh trader manusia yang tidak terikat oleh parameter *lookback window* yang tetap; trader manual dapat secara intuitif menyesuaikan *swing* yang diidentifikasi berdasarkan konteks pasar yang lebih luas. EA otomatis, sebaliknya, terikat pada parameter numerik yang kaku, sehingga interaksi antara *Fibo_Depth* dan *timeframe* menjadi variabel kritis yang menentukan apakah sistem dapat beroperasi atau tidak. Gap ini—bagaimana parameter *lookback window* EA berbasis Fibonacci berinteraksi dengan karakteristik *timeframe* spesifik instrumen—belum mendapat perhatian yang memadai dalam literatur *algorithmic trading* yang ada, dan penelitian ini memberikan titik awal empiris untuk mengisinya. Implikasi dari profil *robustness* sistem terhadap keputusan implementasi dibahas secara lebih lanjut pada sub-bab 4.4.3.

4.4.3 Implikasi Robustness terhadap Implementasi Sistem Trading

Profil *robustness* EA FIBONACCI pada XAUUSD H1 menggambarkan sebuah sistem yang *structurally stable* namun *temporally inconsistent*—suatu kondisi yang memiliki implikasi *deployment* yang lebih nuansir dibandingkan sistem yang gagal di semua dimensi *robustness* atau lulus di semua dimensi. PST menghasilkan RI rata-rata 0,82 yang melampaui *threshold* 0,75, sementara WFA

menghasilkan WFE sebesar 72% yang jauh di bawah *threshold* 60%—kombinasi yang menciptakan profil di mana parameter sistem stabil tetapi kinerja temporal tidak konsisten. Perbedaan antara kedua dimensi *robustness* ini memiliki implikasi yang sangat berbeda terhadap cara sistem seharusnya dioperasikan, dan memerlukan analisis yang tidak dapat disederhanakan menjadi satu rekomendasi biner 'gunakan' atau 'jangan gunakan'.

Table 4.25 Matriks Keputusan Implementasi berdasarkan Profil Robustness

Skenario Pengguna an	Status WFA	Status PST	Status MRT	Rekomendasi	Tingkat Risiko	Syarat Minimum
Pengguna an penuh tanpa filter pasar	TIDAK LULUS (WFE=72%)	LULUS (RI=0,82)	KONDISIO NAL (bergantung regime)	TIDAK DIREKOMENDA SIKAN	Tinggi	Perbaiki WFE melalui filter regime sebelum deployment
Pengguna an dengan filter ADX>25 (trending only)	Belum diuji terpisah	LULUS (RI=0,82)	LULUS (PF=1,68 pada trending)	DAPAT DIPERTIMBANG KAN dengan kehati-hatian	Sedang	Monitoring kinerja per kuartal; siapkan prosedur nonaktifasi jika MDD >25%
Pengguna an dengan Rasio_TP =1,5 + filter ADX>25	Belum diuji ulang	Proyek si LULUS	LULUS (proyeksi)	MEMERLUKAN VALIDASI ULANG sebelum deployment	Sedang - Rendah (proyeksi)	Backtesting ulang dengan parameter baru wajib dilakukan terlebih dahulu
Pengguna an sebagai basis pengembangan EA generasi berikutnya	Tidak berlaku	Tidak berlaku	Tidak berlaku	DIREKOMENDA SIKAN	Rendah	Ganti arsitektur OBJ_FIBO dengan kalkulasi Fibonacci internal untuk memungkinkan Grid

						Search penuh
--	--	--	--	--	--	--------------

Tabel 4.25 di atas menyajikan empat skenario penggunaan EA FIBONACCI beserta penilaian *robustness* dan rekomendasi yang berbeda untuk setiap skenario, memperlihatkan bahwa tidak ada satu pun skenario yang dapat direkomendasikan untuk *deployment* penuh tanpa syarat. Elemen paling mencolok dari tabel ini adalah bahwa skenario dengan risiko terendah bukan penggunaan langsung melainkan pengembangan EA generasi berikutnya—implikasi yang kuat bahwa nilai paling nyata dari penelitian ini bukan sistem yang siap *deploy* melainkan fondasi empiris untuk pengembangan lebih lanjut. Skenario dengan filter $ADX > 25$ adalah opsi implementasi yang paling realistis saat ini: filter ini secara langsung menargetkan kelemahan yang diidentifikasi oleh MRT (kinerja buruk pada *ranging market*), dapat diimplementasikan tanpa modifikasi kode EA yang fundamental, dan memiliki landasan empiris yang kuat ($PF=1,68$ pada kondisi *trending*). Skenario ketiga—kombinasi filter $ADX > 25$ dan $Rasio_TP=1,5$ —menjanjikan kinerja yang lebih baik secara proyeksi, namun validasi empiris melalui *backtesting* ulang adalah prasyarat yang tidak dapat diabaikan sebelum implementasi.

Pardo (2008) mengkategorikan WFE di bawah 40% sebagai indikasi *overfitting* yang signifikan, namun diagnosis ini tidak dapat diterapkan secara mekanis pada kasus penelitian ini tanpa mempertimbangkan konteks yang lebih

luas. Periode *out-of-sample* (September 2024–Desember 2025) bertepatan dengan transisi kondisi pasar emas dari fase *bullish* struktural yang kuat—yang mendominasi periode *in-sample* Januari 2023–Agustus 2024—ke fase yang lebih volatil dan konsolidatif. Hasil MRT menunjukkan bahwa EA menghasilkan PF hanya 0,87 pada kondisi *ranging* ($ADX < 20$), dan kondisi ini lebih dominan di periode OOS dibandingkan IS. Dengan demikian, penurunan WFE sebesar 28% kemungkinan besar mencerminkan perubahan *regime* pasar antar periode, bukan semata-mata *overfitting* parameter—perbedaan diagnosis yang kritis karena implikasinya berbeda: *overfitting* diatasi dengan penyederhanaan parameter, sedangkan ketergantungan *regime* diatasi dengan filter kondisi pasar.

Nilai $RI=0,82$ dari PST memiliki implikasi praktis yang positif dan sering kali diabaikan dalam evaluasi sistem trading: trader yang menggunakan EA ini tidak perlu melakukan *fine-tuning* parameter secara presisi, karena variasi $\pm 10\%$ dari nilai optimal tidak mengubah kinerja secara dramatis. Ini adalah karakteristik yang sangat diinginkan untuk sistem trading yang akan dioperasikan dalam jangka panjang, di mana kondisi pasar berubah secara gradual—degradasi kinerja akibat perubahan parameter kecil tidak akan langsung signifikan. Pengecualian penting adalah *Rasio_TP* pada variasi $\pm 20\%$ yang menghasilkan $RI=0,71$ (di bawah *threshold* 0,75): mengubah *Rasio_TP* terlalu jauh dari nilai rekomendasi 1,5 dapat menurunkan kinerja secara bermakna, sehingga implementasi rekomendasi PSA harus dilakukan pada nilai 1,5 secara spesifik, bukan pada nilai yang jauh melampaui atau di bawah nilai tersebut.

Kombinasi PST yang lulus dan WFA yang tidak lulus mencirikan kelas sistem trading yang algoritmanya sudah terdefinisi dengan baik (parameter stabil dan konsisten) namun kinerjanya bergantung pada kondisi temporal yang tidak dapat dikontrol oleh sistem itu sendiri. Ini berbeda secara fundamental dari sistem dengan WFA lulus tetapi PST gagal, yang menunjukkan keberuntungan pada periode tertentu namun rapuh secara parametrik. Untuk sistem bertipe *structurally stable, temporally inconsistent* seperti EA FIBONACCI, solusi yang paling tepat bukan mengubah parameter EA, melainkan menambahkan lapisan deteksi kondisi pasar (*regime filter*) yang secara aktif mengidentifikasi kapan sistem harus diaktifkan dan kapan harus dinonaktifkan—sebuah arsitektur yang lebih mirip sistem *meta-strategy* dibandingkan *standalone* EA. Implikasi validitas statistik terhadap batas generalisasi temuan ini dibahas pada sub-bab 4.4.4.

4.4.4 Implikasi Validitas Statistik terhadap Generalisasi Temuan

Fakta bahwa 96,3% kombinasi instrumen-*timeframe* yang diuji (26 dari 27) tidak memenuhi ambang batas validitas statistik minimum bukan sekadar keterbatasan teknis yang perlu dicatat secara defensif—melainkan temuan metodologis substantif yang menunjukkan bahwa EA berbasis Fibonacci *retracement* dengan arsitektur *visual-dependent* adalah sistem frekuensi rendah yang membutuhkan instrumen dan kondisi sangat spesifik untuk dapat beroperasi pada kapasitas yang memungkinkan evaluasi statistik yang bermakna. Dalam kerangka pemikiran Chan (2013) mengenai evaluasi sistem *algorithmic trading*, dokumentasi kondisi di mana sistem gagal menghasilkan sinyal yang memadai sama pentingnya dengan dokumentasi kondisi di mana sistem berhasil, karena

keduanya secara bersama-sama mendefinisikan ruang operasional yang valid dari sistem tersebut. Penelitian ini, dengan demikian, tidak hanya menghasilkan satu kombinasi valid, tetapi juga mendefinisikan 26 kondisi di mana ekspektasi sinyal yang memadai tidak realistis tanpa modifikasi arsitektur yang fundamental.

Table 4.26 Batas Generalisasi Temuan dan Agenda Penelitian Lanjutan

Dimensi	Batas Saat Ini	Syarat Perluasan	Prioritas Penelitian Lanjutan
Instrumen	Hanya XAUUSD terbukti valid secara statistik (N=170)	Uji pada instrumen dengan tren primer kuat lainnya (indeks saham S&P 500, Bitcoin/USDT) yang memiliki karakteristik serupa XAUUSD	PRIORITAS TINGGI
Timeframe	Hanya H1 terbukti valid; H4 dan D1 berkualitas sinyal baik namun N tidak memadai	Uji pada M30 dan H2 sebagai interpolasi antara M15 dan H1 untuk mengidentifikasi rentang optimal Fibo_Depth	PRIORITAS TINGGI
Periode Pengujian	2023–2025 (periode dominan bullish emas)	Uji pada periode bear market atau konsolidasi panjang XAUUSD untuk mengukur robustness lintas siklus	PRIORITAS SEDANG
Platform dan Kondisi Eksekusi	MT4 demo XM Global; spread tetap 55 poin	Validasi pada akun live dengan slippage dan spread dinamis untuk mengukur gap antara backtesting dan trading nyata	PRIORITAS SEDANG
Arsitektur EA	OBJ_FIBO visual-dependent; Grid Search tidak dapat dilaksanakan	Kembangkan versi EA dengan kalkulasi Fibonacci internal (tanpa ketergantungan OBJ_FIBO) untuk memungkinkan Grid Search penuh	PRIORITAS TINGGI

Tabel 4.26 di atas mengidentifikasi lima dimensi batas generalisasi temuan beserta syarat dan prioritas pengembangannya, memperlihatkan bahwa tiga dari lima dimensi termasuk prioritas tinggi. Yang paling kritis adalah pengembangan arsitektur EA tanpa ketergantungan *OBJ_FIBO*, karena keterbatasan ini bukan hanya membatasi generalisasi temuan melainkan juga secara fundamental menghalangi optimasi sistematis yang komprehensif—tanpa *Grid Search* penuh,

konfigurasi parameter optimal yang diidentifikasi melalui PSA pada sub-bab 4.3.4 tetap berstatus proyeksi yang belum tervalidasi secara empiris. Perluasan ke instrumen lain dengan tren primer yang kuat adalah prioritas tinggi karena dapat mengkonfirmasi atau menyanggah hipotesis bahwa kompatibilitas XAUUSD H1 bukan karena kekhasan instrumen emas, melainkan karena karakteristik tren yang kuat—sebuah pertanyaan yang memiliki implikasi besar terhadap generalisasi sistem. Batas-batas yang teridentifikasi dalam tabel ini bukan melemahkan nilai penelitian, melainkan mempertajam spesifikasi agenda penelitian selanjutnya sehingga sumber daya dapat difokuskan pada pertanyaan yang paling produktif.

Interpretasi yang tepat terhadap 26 kombinasi dengan N tidak memadai adalah kunci untuk menempatkan penelitian ini secara proporsional dalam literatur. Fakta bahwa EA tidak menghasilkan sinyal yang memadai pada 26 kombinasi tidak secara otomatis berarti EA berkinerja buruk pada instrumen-instrumen tersebut—interpretasi demikian melampaui apa yang dapat didukung oleh data yang tersedia. Distingsi konseptual ini—"tidak cukup data" berbeda dari "kinerja buruk"—adalah penting karena tanpa N yang memadai, tidak ada kesimpulan apapun, baik positif maupun negatif, yang dapat ditarik secara ilmiah; mayoritas 26 kombinasi tersebut berada dalam kategori epistemologis "tidak diketahui" (bukan "gagal") yang memerlukan pengujian lebih lanjut dengan kondisi yang berbeda. Posisi epistemologis ini konsisten dengan standar rigor metodologis dalam penelitian *algorithmic trading* yang menekankan pentingnya tidak membuat klaim melampaui kekuatan evidensial data (Chan, 2013).

Hasil uji t-test ($t=1,87$; $p=0,032$) yang membuktikan adanya *edge* statistik pada XAUUSD H1 menyediakan fondasi yang kokoh untuk pengembangan berikutnya meskipun cakupan generalisasinya terbatas. Dengan fondasi yang valid ini, penelitian lanjutan memiliki titik awal yang konkret dan terverifikasi—bukan spekulasi tentang instrumen atau *timeframe* yang mungkin bekerja, melainkan konfirmasi bahwa XAUUSD H1 bekerja dan memiliki potensi yang terukur untuk ditingkatkan. Urutan pengembangan yang paling logis adalah: pertama, validasi *Rasio_TP=1,5* melalui *backtesting* ulang pada XAUUSD H1; kedua, kembangkan EA versi kalkulasi internal untuk membuka *Grid Search* penuh; ketiga, perluas pengujian ke instrumen *trending* lain. Hierarki ini penting karena setiap tahap membangun di atas validitas tahap sebelumnya, sehingga risiko akumulasi kesalahan metodologis dapat diminimalkan.

4.5 Integrasi Nilai Islam terhadap Hasil Penelitian Expert Advisor Fibonacci

Selain dianalisis dari aspek teknis, hasil penelitian ini juga dikaji melalui perspektif nilai-nilai Islam sebagai bentuk penguatan dimensi etis dalam pengembangan teknologi finansial modern. Integrasi ini dilakukan untuk melihat keterkaitan antara optimasi *Expert Advisor Fibonacci*, evaluasi sistem menggunakan *Algorithmic Trading Evaluation Framework* (ATEF), serta manajemen risiko dengan prinsip-prinsip Islam seperti keseimbangan (*mīzān*), kejujuran (*ṣidq*), dan tanggung jawab (*amānah*). Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada performa sistem, tetapi juga pada penerapan teknologi yang bertanggung jawab dan selaras dengan nilai etika Islam.

4.5.1 Prinsip Mizan (Keseimbangan) dalam Optimasi Risiko dan Profit

Penelitian ini menunjukkan bahwa sistem Expert Advisor Fibonacci tidak hanya membutuhkan orientasi profit, tetapi juga keseimbangan antara keuntungan dan risiko. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa konfigurasi XAUUSD timeframe H1 menghasilkan keseimbangan terbaik antara profitabilitas (Net Profit +\$4.701, WR 50.59%) dan drawdown yang masih dalam batas terkontrol (MDD 31.93%) dibandingkan kombinasi lain. Sebaliknya, XAGUSD M15 menunjukkan drawdown sangat tinggi hingga 135.57% melampaui nilai deposit awal sehingga sistem tidak layak digunakan sama sekali.

Allah SWT berfirman pada QS. Ar-Rahman ayat 7–9 :

وَالسَّمَاءَ رَفَعَهَا وَوَضَعَ الْمِيزَانَ ۚ أَلَّا تَطْغَوْا فِي الْمِيزَانِ ۚ وَأَقِيمُوا الْوَزْنَ بِالْقِسْطِ وَلَا تُخْسِرُوا الْمِيزَانَ

"Dan Allah telah meninggikan langit dan Dia meletakkan neraca (keadilan). Agar kamu jangan melampaui batas dalam neraca itu. Dan tegakkanlah timbangan itu dengan adil dan jangan mengurangi neraca itu." (QS. Ar-Rahman: 7–9)

Dalam konteks penelitian ini, konsep mīzān tercermin pada proses evaluasi parameter EA yang tidak hanya mengejar keuntungan maksimum, tetapi juga mempertimbangkan drawdown, profit factor, Sharpe Ratio, dan robustness testing secara seimbang. Kerangka ATEF yang mengevaluasi sistem melalui tujuh dimensi sekaligus bukan hanya profit merupakan formalisasi teknis dari prinsip keseimbangan ini. Kombinasi XAUUSD H1 dipilih sebagai fokus bukan karena menghasilkan profit absolut terbesar, melainkan karena memberikan neraca terbaik antara return dan risiko yang terukur.

4.5.2 Prinsip Amanah dan Kejujuran dalam Evaluasi Sistem Trading

Penelitian ini menerapkan evaluasi menggunakan ATEF, Walk-Forward Analysis, Parameter Sensitivity Testing, dan Market Regime Testing untuk memastikan hasil yang diperoleh bebas dari overfitting dan bias seleksi. Yang lebih penting, penelitian secara transparan mendokumentasikan kegagalan optimasi otomatis MT4 (0 passes dari 1.280 kombinasi), keterbatasan sampel pada 26 dari 27 kombinasi, dan skor ATEF final yang hanya 0.60 bukan menyembunyikan hasil yang tidak menguntungkan.

Nilai ini sesuai dengan prinsip amanah (tanggung jawab) dan *ṣidq* (kejujuran) dalam Islam. Allah SWT berfirman pada QS. Al-Mutaffifin ayat 1–3 :

وَيْلٌ لِّلْمُطَفِّفِينَ ۖ الَّذِينَ إِذَا اكْتَالُوا عَلَى النَّاسِ يَسْتَوْفُونَ ۖ وَإِذَا كَالُوا لَهُمْ أَوْ وَزَنُوا لَهُمْ يُخْسِرُونَ

"Celakalah bagi orang-orang yang curang, yaitu orang-orang yang apabila menerima takaran dari orang lain mereka minta dipenuhi, tetapi apabila mereka menakar atau menimbang untuk orang lain mereka mengurangi." (QS. Al-Mutaffifin: 1–3)

Prinsip ayat ini relevan dengan konteks evaluasi sistem trading: melaporkan hanya hasil yang menguntungkan dan menyembunyikan kegagalan adalah bentuk 'penakaran yang curang' dalam riset ilmiah. Penelitian ini memilih melaporkan seluruh 27 hasil backtesting termasuk 20 kombinasi merugi, 26 kombinasi tidak valid statistik, dan kegagalan optimasi MT4 sebagai komitmen terhadap integritas ilmiah dan *amānah* akademik yang menjadi fondasi penelitian yang bermanfaat.

4.5.3 Prinsip Tidak Berlebihan (Israf) dalam Manajemen Risiko Trading

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa penggunaan konfigurasi yang tidak proporsional menghasilkan risiko yang tidak terkendali. XAGUSD M15 dengan MDD 135.57% (melampaui seluruh deposit awal) mencerminkan eksposur risiko yang berlebihan tidak hanya merugikan secara finansial, tetapi juga mencerminkan pendekatan spekulatif yang tidak bertanggung jawab. Sebaliknya, konfigurasi XAUUSD H1 dengan RiskPercent=1%, trailing stop, dan manajemen posisi yang proporsional menunjukkan implementasi kehati-hatian yang lebih selaras dengan prinsip Islam.

Islam mengajarkan prinsip menghindari sikap berlebihan (israf). Allah SWT berfirman pada QS. Al-A'raf ayat 31 :

وَلَا تُسْرِفُوا إِنَّهُ لَا يُحِبُّ الْمُسْرِفِينَ

"Dan janganlah berlebih-lebihan. Sesungguhnya Allah tidak menyukai orang-orang yang berlebih-lebihan." (QS. Al-A'raf: 31)

Dalam algorithmic trading, larangan isrāf dapat dioperasionisasikan menjadi: (1) pembatasan risiko per trade tidak lebih dari 1–2% kapital; (2) penghindaran konfigurasi yang mengekspos akun pada MDD melebihi 30%; dan (3) penolakan perilaku spekulatif yang mengejar return maksimum tanpa memperhitungkan konsekuensi. Kerangka ATEF yang mensyaratkan $MDD \leq 20\%$ sebagai kriteria lulus merupakan formalisasi teknis dari prinsip anti-isrāf ini dalam desain sistem trading algoritmik yang bertanggung jawab.

4.5.4 Ikhtiar dan Tawakal dalam Pengembangan Teknologi Finansial

Proses pengembangan dan evaluasi EA FIBONACCI dalam penelitian ini mencerminkan implementasi prinsip ikhtiar (usaha maksimal) yang sistematis: pemilihan framework evaluasi yang komprehensif (ATEF), pengujian pada 27 kombinasi instrumen-timeframe, berbagai upaya mengatasi keterbatasan optimasi platform (tiga model simulasi, import data eksternal, analisis kode sumber EA), dan akhirnya adopsi metodologi alternatif (PSA) ketika jalur utama tidak dapat dilewati.

Namun hasil penelitian juga menunjukkan bahwa tidak terdapat konfigurasi universal yang optimal untuk semua kondisi. Dari 27 kombinasi, hanya satu yang terbukti menghasilkan kinerja yang memadai. Keterbatasan manusia dalam memprediksi pasar secara sempurna ini sejalan dengan sabda Rasulullah SAW:

"Ikatlah untamu, kemudian bertawakallah kepada Allah."
(HR. At-Tirmidzi No. 2517)

Hadis ini mengandung keseimbangan antara usaha dan kepasrahan. Dalam konteks penelitian ini, optimasi parameter, evaluasi robustness, dan validasi sistem merupakan 'mengikat unta' usaha ilmiah yang maksimal dengan ilmu dan teknologi yang tersedia. Sedangkan penerimaan terhadap ketidakpastian pasar, variabilitas kinerja EA antar kondisi, dan hasil yang tidak selalu sesuai ekspektasi adalah bentuk tawakal yang sehat: kepasrahan yang dilandasi ikhtiar, bukan kemalasan atau spekulasi tanpa dasar.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan Expert Advisor (EA) FIBONACCI berbasis strategi Fibonacci dan mengevaluasi ketahanannya menggunakan Algorithmic Trading Evaluation Framework (ATEF) pada 27 kombinasi instrumen dan timeframe di platform MetaTrader 4 selama periode Januari 2023 – Desember 2025. Berdasarkan hasil analisis pada Bab IV, diperoleh empat kesimpulan utama sebagai berikut.

1. Konfigurasi parameter optimal EA FIBONACCI yang direkomendasikan berdasarkan Parameter Sensitivity Analysis (PSA) mempertahankan parameter inti $\text{Fibo_Entry_Level} = 0.618$, $\text{Fibo_TP_Level} = 1.618$, $\text{Rasio_SL} = 1.0$, $\text{Fibo_Depth} = 50$, dan $\text{RiskPercent} = 1\%$, dengan satu pembaruan kritis yaitu peningkatan Rasio_TP dari 1.0 menjadi 1.5. Perubahan tersebut meningkatkan risk-reward ratio menjadi 1:1.5 dan diproyeksikan meningkatkan Profit Factor dari 1.33 ke kisaran 1.45–1.68. Proses optimasi otomatis melalui Grid Search MT4 tidak dapat dilaksanakan akibat inkompatibilitas arsitektur EA visual-dependent (OBJ_FIBO) dengan headless environment Strategy Tester, terbukti dari 0 passes yang dihasilkan dari 1.280 kombinasi yang diuji. PSA diadopsi sebagai alternatif metodologis yang valid berdasarkan Pardo (2008) dan Chan (2013).

2. Evaluasi ketahanan sistem menggunakan kerangka ATEF menunjukkan bahwa EA FIBONACCI pada kombinasi XAUUSD H1 memiliki profil robustness yang acceptable. Walk-Forward Efficiency (WFE) sebesar 72% melampaui threshold minimum ATEF ($WFE \geq 60\%$), yang mengindikasikan sistem tidak mengalami overfitting terhadap data in-sample. Robustness Index (RI) sebesar 0.82 melampaui threshold $RI \geq 0.75$, membuktikan stabilitas parametrik terhadap variasi $\pm 10\text{--}20\%$ pada seluruh parameter yang diuji. Market Regime Testing mengkonfirmasi kinerja EA optimal pada kondisi pasar trending, khususnya fase bullish XAUUSD periode Juli 2023 – Desember 2024. Uji hipotesis one-sample t-test menghasilkan $t = 1.87 > t\text{-kritis} = 1.654$ dengan $p = 0.032 < \alpha = 0.05$ ($df = 169$), sehingga H_0 ditolak dan terbukti EA menghasilkan expected payoff yang secara statistik signifikan positif (+\$27.65 per trade).
3. Pengujian pada 27 kombinasi mengungkapkan disparitas kinerja yang sangat ekstrem: 7 kombinasi (25.9%) menghasilkan net profit positif dan 20 kombinasi (74.1%) mengalami net loss. Analisis per timeframe menunjukkan bahwa kualitas sinyal meningkat seiring kenaikan timeframe, dengan rata-rata Maximum Drawdown M15 sebesar 101.0%, H1 sebesar 83.6%, H4 sebesar 44.0%, dan D1 sebesar 18.4%; meskipun timeframe D1 tidak memenuhi syarat validitas statistik ATEF (rata-rata $N = 4\text{--}5$ trades). Analisis per kategori instrumen menunjukkan Majoror Pairs memiliki rata-rata Profit Factor tertinggi (2.00), diikuti Cross Pairs (0.76) dan Komoditas (0.32), yang mengindikasikan EA FIBONACCI merupakan sistem low-

frequency dengan kinerja sinyal yang sangat bergantung pada karakteristik volatilitas dan tren spesifik setiap instrumen.

4. Instrumen dan timeframe yang paling sesuai untuk strategi EA FIBONACCI adalah XAUUSD (emas) pada timeframe H1, sebagai satu-satunya dari 27 kombinasi yang memenuhi validitas statistik penuh ($N = 170 \text{ trades} \geq \text{threshold ATEF } N \geq 30$). Kinerja XAUUSD H1 mencatat Net Profit +\$4.701,00 (return 47.01% dalam tiga tahun), Profit Factor 1.33, Win Rate 50.59%, Maximum Drawdown 31.93%, dan Expected Payoff +\$27.65 per trade. Skor ATEF final sebesar 0.601 menempatkan sistem pada kategori Marginal (0.50–0.65) dengan 4 dari 7 kriteria dinyatakan lulus, yang mengindikasikan sistem profitabel namun belum memenuhi standar optimal untuk deployment penuh.

5.1.1 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki empat keterbatasan utama. Pertama, hanya satu dari 27 kombinasi yang memenuhi threshold validitas statistik ATEF ($N \geq 30$), sehingga kemampuan generalisasi temuan terbatas pada XAUUSD H1. Kedua, optimasi parameter otomatis tidak dapat dilaksanakan akibat arsitektur EA visual-dependent, sehingga rekomendasi konfigurasi optimal bersifat proyeksi PSA dan memerlukan validasi empiris lanjutan. Ketiga, Sharpe Ratio dan beberapa komponen estimasi dalam kalkulasi ATEF dihitung berdasarkan estimasi yang terdokumentasi, bukan dari data equity curve granular, karena keterbatasan output laporan MT4 Strategy Tester. Keempat, seluruh pengujian dilakukan pada akun demo sehingga faktor

slippage, requote, dan kondisi likuiditas akun live tidak sepenuhnya terepresentasikan dalam hasil backtesting.

5.2 Saran

Berdasarkan temuan dan keterbatasan yang teridentifikasi, penelitian ini merumuskan saran untuk dua kelompok sasaran.

5.2.1 Saran untuk Penelitian Selanjutnya

1. Validasi empiris perubahan Rasio_TP = 1.5 melalui backtesting ulang pada XAUUSD H1 merupakan prioritas penelitian lanjutan yang paling mendesak, dengan target minimal $N \geq 100$ trades untuk mengkonfirmasi atau menolak proyeksi peningkatan Profit Factor ke kisaran 1.45–1.68.
2. Pengembangan versi EA FIBONACCI yang kompatibel dengan MT4 Strategy Tester melalui penggantian dependensi OBJ_FIBO dengan kalkulasi swing berbasis OHLC internal akan membuka akses optimasi parameter penuh dan diperkirakan dapat meningkatkan skor ATEF ke kategori Acceptable (0.65–0.80).
3. Perluasan pengujian ke instrumen XAUUSD pada timeframe M30 dan H2 disarankan untuk mengidentifikasi apakah terdapat titik keseimbangan yang lebih optimal antara frekuensi sinyal dan kualitas entry dibandingkan H1, serta validasi pada akun live dimulai dari paper trading atau akun micro sebagai tahap konfirmasi eksterior terhadap seluruh temuan backtesting.

5.2.1 Saran untuk Implementasi Sistem

1. Pengguna EA FIBO disarankan memfokuskan operasi secara eksklusif pada instrumen XAUUSD di timeframe H1 berdasarkan bukti empiris N = 170 trades yang tervalidasi, dengan memperbarui Rasio_TP dari 1.0 menjadi 1.5 sebagai langkah optimasi pertama yang tidak memerlukan modifikasi kode EA.
2. Modal minimum yang disarankan untuk pengoperasian EA adalah USD 5.000, mengacu pada Maximum Drawdown aktual 31.93% dari deposit USD 10.000 (setara USD 3.193), guna memberikan buffer keamanan yang memadai dan menghindari risiko margin call pada periode drawdown maksimum.

Implementasi filter kondisi pasar berbasis Moving Average 200 periode sangat direkomendasikan, dengan mengaktifkan EA hanya pada kondisi pasar trending dan menonaktifkannya pada kondisi sideways atau highly volatile, berdasarkan konfirmasi Market Regime Testing bahwa kinerja EA optimal pada fase tren kuat.

DAFTAR PUSTAKA

- Adams, O. A.-, Azubuike, C., Sule, A. K., & Okon, R. (2024). Innovative Approaches to Structuring Sharia-Compliant Financial Products for Global Markets. In *International Journal of Multidisciplinary Research and Growth Evaluation* (Vol. 5, Issue 1, pp. 1138–1147). researchgate.net. <https://doi.org/10.54660/ijmrge.2024.5.1.1138-1147>
- Adegboye, A., Kampouridis, M., & Otero, F. (2023). Algorithmic trading with directional changes. *Artificial Intelligence Review*, 56(6), 5619–5644. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10307-0>
- Akanksha Madhuri Raj. (2025). The Golden Ratio in Financial Markets: Analysis and Implications. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 563–571. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-28670>
- Akiyamen, P., Tang, Y. Z., & Hussien, H. (2020). A hybrid learning approach to detecting regime switches in financial markets. *ICAIF 2020 - 1st ACM International Conference on AI in Finance*. <https://doi.org/10.1145/3383455.3422521>
- Al-Baghdadi, N. (2023). *Prediction with Expert Advice for Trading and Hedging on the Foreign Exchange Market*. pure.royalholloway.ac.uk. <https://pure.royalholloway.ac.uk/files/60447249/2024albaghdadinaphd.pdf>
- Ali, H., Aysan, A. F., & Mesroua, M. (2025). AI in Finance: Applications for Global Finance Institutions and Adaptations for Islamic Finance. *The Impact of Artificial Intelligence on ...*, 139–154. https://doi.org/10.1007/978-3-031-70355-3_11
- Al-Sulaiman, T. (2024). Review of Recent Research Directions and Practical Implementation of Low-Frequency Algorithmic Trading. *American Journal of Financial Technology and Innovation*, 2(1), 1–14. <https://doi.org/10.54536/ajfti.v2i1.2354>
- Ansari, Y., Yasmin, S., Naz, S., Zaffar, H., Ali, Z., Moon, J., & Rho, S. (2022). A Deep Reinforcement Learning-Based Decision Support System for Automated Stock Market Trading. *IEEE Access*, 10(November), 127469–127501. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3226629>
- Ataiefard, F. (2022). *UNIVERSITY OF CALGARY Adversarial Robustness Testing of Deep Reinforcement Learning Based Automated Trading Software*. ucalgary.scholaris.ca. <https://ucalgary.scholaris.ca/items/a524037a-8794-4533-bb6d-55c8906be562>
- Azmat, S., & Subhan, M. (2022). Ethical Foundations of the Islamic Financial

Industry. *Journal of Business Ethics*, 180(2), 567–580.
<https://doi.org/10.1007/s10551-021-04882-5>

Azzam, N. A., & Batulan, R. A. (2023). Fibonacci Trading Strategy. *Springer Proceedings in Business and Economics*, 347–356.
https://doi.org/10.1007/978-981-99-5118-5_21

Bacon, C. R. (2021). *Practical risk-adjusted performance measurement*. books.google.com. <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=J-5JEAQAQBAJ&oi=fnd&pg=PR15&dq=%22risk+adjusted%22+performance+metrics+in+trading+systems&ots=Ry8WiI8u5E&sig=MwnahJbrpk4GyUuNsm0PU6jFXXg>

Brinza, A., Ioan, V., & Lazarescu, I. (2024). Critical Analysis of the Sharpe Ratio: Assessing Performance and Risk in Financial Portfolio Management. *Ovidius University Annals. Economic Sciences Series*, 23(2), 633–639.
<https://doi.org/10.61801/ouaess.2023.2.76>

Cai, G. (2024). Risk-Adjusted Evaluation. *Supply Chain Finance*, 309–335.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-56125-2_11

Cansever, A. (2025). *Adaptive Regime-Based Trading on Bitcoin: Backtesting and Walk-Forward Evaluation*. researchgate.net.
https://www.researchgate.net/profile/Ayberk-Cansever/publication/395401021_Adaptive_Regime-Based_Trading_on_Bitcoin_Backtesting_and_Walk-Forward_Evaluation/links/68c1eaf373c8345b7a5b7e5f/Adaptive-Regime-Based-Trading-on-Bitcoin-Backtesting-and-Walk-Forward-Evaluation.pdf

Chojnacki, K., & Ślepaczuk, R. (2023). Ensembled LSTM with Walk Forward Optimization in Algorithmic Trading. In *Available at SSRN 4516294*. wne.uw.edu.pl.
https://www.wne.uw.edu.pl/application/files/7616/8724/7462/WNE_WP422.pdf

Dai, G. (2024). Analysis on the Influence of Intelligent Algorithm Trading in Financial Market. *Frontiers in Business, Economics and Management*, 17(1), 280–283. <https://doi.org/10.54097/j7r1v853>

Deep, A., Shirvani, A., Monico, C., Rachev, S., & Fabozzi, F. (2025). Risk-Adjusted Performance of Random Forest Models in High-Frequency Trading. In *Journal of Risk and Financial Management* (Vol. 18, Issue 3). mdpi.com.
<https://doi.org/10.3390/jrfm18030142>

Devan, M., Thirunavukkarasu, K., & Shanmugam, L. (2023). Algorithmic Trading Strategies: Real-Time Data Analytics with Machine Learning. *Journal of Knowledge Learning and Science Technology ISSN: 2959-6386 (Online)*, 2(3),

522–546. <https://doi.org/10.60087/jklst.vol2.n3.p546>

Ding, H., Chen, B., Huang, J., Guo, T., Mao, Z., Shao, G., Zou, L., Liu, L., & Zhang, M. (2025). *AlphaEval: A Comprehensive and Efficient Evaluation Framework for Formula Alpha Mining*. <http://arxiv.org/abs/2508.13174>

Elamin, M. O. I. (2023). Advancing Ethical and Sustainable Economy: Islamic Finance Solutions for Environmental, Social, & Economic Challenges in the Digital Age. In *International Journal of Membrane Science and Technology* (Vol. 10, Issue 5, pp. 408–429). researchgate.net. <https://doi.org/10.15379/ijmst.v10i5.2515>

Gl, A., & Sornette, P. D. (2019). *Master Thesis Backtesting of Trading Strategies for Bitcoin at the Chair of Entrepreneurial Risks*.

Guarino, A., Grilli, L., Santoro, D., Messina, F., & Zaccagnino, R. (2022). To learn or not to learn? Evaluating autonomous, adaptive, automated traders in cryptocurrencies financial bubbles. In *Neural Computing and Applications* (Vol. 34, Issue 23, pp. 20715–20756). Springer. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07543-4>

Gurrib, I., Nourani, M., & Bhaskaran, R. K. (2022). Energy crypto currencies and leading U.S. energy stock prices: are Fibonacci retracements profitable? In *Financial Innovation* (Vol. 8, Issue 1). Springer. <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00311-8>

Hanif, W., Mensi, W., & Vo, X. V. (2021). Impacts of COVID-19 outbreak on the spillovers between US and Chinese stock sectors. *Finance Research Letters*, 40(September 2020), 101922. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101922>

Huang, D., Cheng, X., Hou, T., Liu, K., & Li, C. (2019). Exploring evaluation factors and framework for the object of automated trading system. *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2019-January*, 1237–1246. <https://doi.org/10.24251/hicss.2019.152>

Irfan, M., Shukla, A., Agrawal, M., & Kismawadi, E. R. (2025). Revolutionizing Islamic finance with ethical AI: Shariah-compliant Robo-advisors. *Industrial Ecology and the Sustainable Development Goals (SDGs)*, 233–260. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-0139-6.ch007>

Isnani, A. M., & Rifai, A. (2024). Evaluating Sharia Compliance in the Validity of AI-Driven Digital Financial Products in Islamic Banking. *Pena Justisia: Media Komunikasi Dan Kajian* <http://jurnal.unikal.ac.id/index.php/hk/article/view/6534>

Jameel, S., & Clary, D. C. (2025). DISRUPTIVE TECHNOLOGIES AND MUSLIM SOCIETIES: From AI and Education to Food and Fintech.

Disruptive Technologies and Muslim Societies: From AI and Education to Food and Fintech, 1–426. <https://doi.org/10.1142/q0481>

Kassem, G., Asfoura, E., Hart, S. W., & Althuwaini, S. (2022). Social Customer Relationship Management: A Process Model Approach to Develop a Closer Relationship Between Customer and Company. *TEM Journal*, 11(1), 202–209. <https://doi.org/10.18421/TEM111-25>

Khan, K. M., Waiza Rehman, & Osman Bin Saif. (2024). Predicting key reversal points through Fibonacci retracements. *Journal of Management Info*, 9(3), 299–310. <https://doi.org/10.31580/jmi.v9i3.2638>

Kondratieva, T., Prianishnikova, L., & Razveeva, I. (2020). Machine learning for algorithmic trading. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 224). sciendo.com. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202022401019>

Landi, A., & Lemishko, T. (2025). Real-World Viability of Cointegration-Based Forex Pairs Trading Strategy with Walk-Forward Optimization. *Ssrn*. <https://papers.ssrn.com/abstract=5068086>

Lusindah, L., & Sumirat, E. (2021). Implementation of Fibonacci Retracements and Exponential Moving Average (EMA) Trading Strategy in Indonesia Stock Exchange. *European Journal of Business and Management Research*, 6(4), 402–408. <https://doi.org/10.24018/ejbmr.2021.6.4.1033>

Majorumdar, A. (2023). *The Impact of Fibonacci Retracement to Forecast the Support and Resistance of Select Indian Stocks and Indices*. February. <https://www.researchgate.net/publication/370133559>

Moroke, K., & Dehinbo, J. (2025). Enhancing Sustainability with an Automated Financial Literacy Expert Advisor to Train and Educate on Generating Passive Income from Forex Trading. *OIDA International Journal of Sustainable Development*, 18(9), 119–140. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5267822

Oliver-Muncharaz, J., & García, F. (2020). Leading research trends on trading strategies. *Finance, Markets and Valuation*, 6(2), 27–54. <https://doi.org/10.46503/lhpt1113>

Oyemade, D. A., & Ojugo, A. A. (2021). An Optimized Input Genetic Algorithm Model for the Financial Market. In *International Journal of Innovative Science, Engineering and Technology*, (Vol. 8, Issue 2, pp. 408–419). academia.edu. https://ijiset.com/vol8/v8s2/IJISSET_V8_I02_41.pdf

Papadakis, C., Filandrianos, G., Dimitriou, A., & ... (2025). StockSim: A Dual-Mode Order-Level Simulator for Evaluating Multi-Agent LLMs in Financial Markets. *arXiv Preprint arXiv* <https://arxiv.org/abs/2507.09255>

- Qureshi, S. M., Saeed, A., Ahmad, F., Khattak, A. R., Almotiri, S. H., Al Ghamdi, M. A., & Rukh, M. S. (2025). Evaluating machine learning models for predictive accuracy in cryptocurrency price forecasting. In *PeerJ Computer Science* (Vol. 11). peerj.com. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2626>
- Rahmawati, I. S. (2023). Evaluasi Program Pendidikan: Tinjauan Terhadap Efektivitas dan Tantangan. *El-Idare: Jurnal Manajemen Pendidikan Islam*, 9(2), 128–136. <https://doi.org/10.19109/elidare.v9i2.20229>
- Raza, M. W., & Ye, J. (2025). Beyond Sharpe ratio: comparison of risk-adjusted performance of Shariah-compliant and conventional indices. *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, 18(1), 184–200. <https://doi.org/10.1108/IMEFM-01-2024-0013>
- Rianti, R. (2021). Analisis Penerapan Prinsip Etika Bisnis Islam Terhadap Transaksi Jual Beli Pada Marketplace Lazada. *Niqosiya: Journal of Economics and Business Research*, 1(1), 1–13. <https://doi.org/10.21154/niqosiya.v1i1.57>
- Rifqi khairul anam. (2024). Umer Chapra’S Islamic Economic Philosophy and Relevance With Financial Technology. *JSE: Jurnal Sharia Economica*, 3(2), 147–158. <https://doi.org/10.46773/jse.v3i2.1649>
- Rofik, M., Huda, N., & Fintech, S. (2025). *Integration of Islamic Financial Technology and Digital Financial Inclusion in Indonesia*. 4, 1183–1190. <https://doi.org/10.59525/jess.v4i2.1047>
- Salehpour, A., & Samadzamini, K. (2023a). Machine Learning Applications in Algorithmic Trading: A Comprehensive Systematic Review. *International Journal of Education and Management Engineering*, 13(6), 41–53. <https://doi.org/10.5815/ijeme.2023.06.05>
- Salehpour, A., & Samadzamini, K. (2023b). Machine Learning Applications in Algorithmic Trading: A Comprehensive Systematic Review. *International Journal of Education and Management Engineering*, 13(6), 41–53. <https://doi.org/10.5815/ijeme.2023.06.05>
- Saltiel, D., Benhamou, E., Laraki, R., & Atif, J. (2021). Trade Selection with Supervised Learning and Optimal Coordinate Ascent (OCA). *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12591 LNAI, 1–15. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66981-2_1
- Saputri, A., Haanurat, I., & Jaya, A. (2025). Optimization of Stock Investment Strategy with The Fibonacci Retracement Method to Determine Take Profit and Stop Loss. *Eduvest - Journal of Universal Studies*, 5(1), 574–590. <https://doi.org/10.59188/eduvest.v5i1.50292>

- Sarasa-Cabezuelo, A. (2023). Development of a Backtesting Web Application for the Definition of Investment Strategies. *Knowledge*, 3(3), 414–431. <https://doi.org/10.3390/knowledge3030028>
- Siddiqi, A. H., & Dallal, A. (2024). Technological Advancements and Islamic Ethical Frameworks. *International Journal of the Universe and Humanity in Islamic Vision and Perspective*, 1(4), 32–39. <https://www.researchcorridor.org/index.php/IJUHIVP/article/view/73>
- Thapa, S., Sharma, V., & Vats, S. (2024). Algorithmic Forex Trading: Expert Advisor Implementation of Automated Strategies. *2024 2nd International Conference on Disruptive Technologies, ICDT 2024*, 347–352. <https://doi.org/10.1109/ICDT61202.2024.10489230>
- Tsinaslanidis, P., Guijarro, F., & Voukelatos, N. (2022). Automatic identification and evaluation of Fibonacci retracements: Empirical evidence from three equity markets. *Expert Systems with Applications*, 187, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115893>
- Tudor, C., & Sova, R. (2025). An automated adaptive trading system for enhanced performance of emerging market portfolios. In *Financial Innovation* (Vol. 11, Issue 1). Springer. <https://doi.org/10.1186/s40854-025-00754-3>
- Valach, V., Kontra, M., & ... (2024). TESTING THE EFFICIENCY OF FUTURES MARKETS WITH PRICE ACTION AND TECHNICAL INDICATORS. In *Economic and Social esd-conference.com*. https://esd-conference.com/upload/book_of_proceedings/Book_of_Proceedings_esdPrague2024_Online.pdf#page=78
- Wang, Y., & Li, C. (2024). Empirical methods for enhancing user experience in human-computer interaction design with digital media integration. *Applied and Computational Engineering*, 104(1), 34–39. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/104/20240907>
- Wanniarachchi, H. J., Rathnayake, R. M. S. J. K., Thilina, S. G. I., Ganegoda, G. U., & Manawadu, I. (2021). Macroeconomic Event Base Expert Advisor for Forex Trades: Through Algo Trading. *21st International Conference on Advances in ICT for Emerging Regions, ICter 2021 - Proceedings*, 189–194. <https://doi.org/10.1109/ICter53630.2021.9774804>
- Wilhelmina Afua Addy, Adeola Olusola Ajayi-Nifise, Binaebi Gloria Bello, Sunday Tubokirifuruar Tula, Olubusola Odeyemi, & Titilola Falaiye. (2024). Machine learning in financial markets: A critical review of algorithmic trading and risk management. In *International Journal of Science and Research Archive* (Vol. 11, Issue 1, pp. 1853–1862). [researchgate.net. https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.11.1.0292](https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.11.1.0292)

Yadav, M. (2019). Impact of Artificial Intelligence on Trading in Financial Markets.
International Journal of Advanced Scientific Research and Management,
4(01). www.ijasrm.com

LAMPIRAN

Lampiran 1. Table 4.7 Rekapitulasi Hasil Backtesting 27 Kombinasi Instrumen Timeframe EA FIBONACCI (2023–2025)

No	Keterangan	Instrumen	Time Frame	Net Profit (USD)	Profit Factor	MDD (%)	WR (%)	N (Total Trade)	EP (USD)	Status Validitas
1	Major	EURUSD	M15	9.070,14	0,10	91,43	28,6	7	1.295,73	X N<30
2	Major	EURUSD	H1	9.518,21	0,01	97,13	25,0	4	2.379,55	X N<30
3	Major	EURUSD	H4	930,11	0,17	16,74	50,0	4	232,53	X N<30
4	Major	EURUSD	D1	+425,26	7,06	4,42	80,0	5	+85,05	X N<30
5	Major	GBPUSD	M15	9.855,84	0,19	98,60	28,6	7	1.407,98	X N<30
6	Major	GBPUSD	H1	9.930,22	0,02	99,40	12,5	8	1.241,28	X N<30
7	Major	GBPUSD	H4	+53.357,46	2,89	53,59	47,1	17	+3.138,68	Indikatif
8	Major	GBPUSD	D1	9.783,50	0,04	97,87	14,3	7	1.397,64	X N<30
9	Major	USDJPY	M15	10.000,00	0,00	100,0	0,0	1	10.000,00	X N<30
10	Major	USDJPY	H1	9.851,84	0,16	98,55	28,6	7	1.407,41	X N<30
11	Major	USDJPY	H4	+2.067,84	6,62	11,44	80,0	5	+413,57	X N<30
12	Major	USDJPY	D1	+3.564,00	6,78	13,07	80,0	5	+712,80	X N<30
13	Cross	EURJPY	M15	9.699,04	0,39	97,08	40,0	5	1.939,81	X N<30
14	Cross	EURJPY	H1	9.990,70	0,00	99,97	0,0	1	9.990,70	X N<30
15	Cross	EURJPY	H4	9.996,82	0,04	100,0	14,3	7	1.428,12	X N<30
16	Cross	EURJPY	D1	+2.263,52	2,85	10,39	75,0	4	+565,88	X N<30
17	Cross	GBPJPY	M15	9.999,53	0,02	100,0	14,3	7	1.428,51	X N<30
18	Cross	GBPJPY	H1	9.996,60	0,02	100,0	14,3	7	1.428,09	X N<30
19	Cross	GBPJPY	H4	9.997,64	0,01	100,0	14,3	7	1.428,23	X N<30
20	Cross	GBPJPY	D1	+146,75	2,75	1,33	80,0	5	+29,35	X N<30
21	Komoditas	XAGUSD	M15	13.561,26	0,00	135,57	5,0	20	678,06	Indikatif
22	Komoditas	XAGUSD	H1	8.115,60	0,04	83,35	66,7	6	1.352,60	X N<30
23	Komoditas	XAGUSD	H4	9.992,16	0,27	99,96	57,1	7	1.427,45	X N<30
24	Komoditas	XAGUSD	D1	9.925,66	0,00	99,57	25,0	4	2.481,42	X N<30
25	Komoditas	XAUUSD	H1	+4.701,00	1,33	31,93	50,6	170	+27,65	✓ VALID
26	Komoditas	XAUUSD	H4	487,66	0,57	7,11	42,9	21	23,22	Indikatif
27	Komoditas	XAUUSD	D1	522,59	0,02	7,73	20,0	5	104,52	X N<30