

Sistem Perdagangan Otomatis pada Pasar Kripto dengan Pendekatan Long-Only Supertrend dan Manajemen Risiko

Tugas Akhir

**diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar sarjana
dari Program Studi Sarjana Informatika PJJ**

**Fakultas Informatika
Universitas Telkom**

1304221019

Muhammad Faiz Asy Syauqi



Program Studi Sarjana Informatika PJJ

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung

2026

LEMBAR PENGESAHAN

**Sistem Perdagangan Otomatis pada Pasar Kripto dengan Pendekatan
Long-Only Supertrend dan Manajemen Risiko**

***Automated Trading System for Cryptocurrency Markets with Long-Only
Supertrend Approach and Risk Management***

1304221019

Muhammad Faiz Asy Syauqi

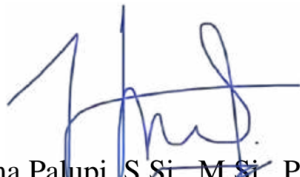
Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat
memperoleh gelar pada Program Studi Sarjana Informatika PJJ
Fakultas Informatika
Universitas Telkom

Bandung, 12 Maret 2026

Menyetujui

Pembimbing,

Ketua Program Studi
Sarjana Informatika,



Irma Palupi, S.Si., M.Si., Ph.D
NIP: 14880065



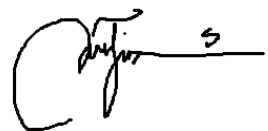
Dr. Fitriyani, S.Si., M.T.
NIP: 10830001

LEMBAR ORISINALITAS

Dengan ini saya, **Muhammad Faiz Asy Syauqi**, menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul **Sistem Perdagangan Otomatis pada Pasar Kripto dengan Pendekatan Long-Only Supertrend dan Manajemen Risiko** berserta dengan seluruh isinya merupakan hasil karya saya sendiri, dengan tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dengan masyarakat keilmuan, serta produk dari tugas akhir ini bukan merupakan hasil dari Generative AI. Saya siap menanggung risiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam Laporan Tugas Akhir, atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya.

Bandung, 12 Maret 2026

Yang menyatakan,



Muhammad Faiz Asy Syauqi
NIM 1304221019

ABSTRAK

Pasar kripto BTC/USDT *futures* mengalami volatilitas harian ekstrem (rata-rata 4,8% pada Bitcoin sepanjang 2024), menciptakan kebutuhan sistem perdagangan otomatis berbasis risiko. Penelitian ini mengembangkan sistem *long-only* berbasis indikator Supertrend dengan parameter optimal hasil *3D Grid Search* (ATR Period=7, Multiplier=3,0, timeframe daily) dan manajemen risiko dinamis *fixed fractional* 5% per transaksi. Python Tradingbot (`supertrend_python.ipynb`) digunakan sebagai *Single Source of Truth* untuk *backtesting* historis April 2020–April 2026, sementara implementasi Pine Script v5 disertakan untuk perdagangan langsung di TradingView.

Hasil *backtesting* menunjukkan performa *risk-adjusted* unggul: *net profit* +321,70%, *maximum drawdown* -28,02%, *Sharpe ratio* 0,8334, dan *profit factor* 3,30 dari 26 transaksi — melampaui *Buy & Hold Spot* (MDD -76,68%) dan *SMA 20/50 Crossover* (*net profit* +12,26%). *Walk-Forward Analysis* dengan 4 *split* menghasilkan profitabilitas *Out-of-Sample* 50%; kegagalan dua *split* bertepatan dengan pasar beruang 2022 dan kondisi *sideways* 2025, merupakan kelemahan inheren strategi *trend-following*, bukan kegagalan sistem. Uji Mann-Whitney U ($p = 0,724 > 0,05$) dan simulasi *bootstrap* (batas bawah CI 95% Sharpe +0,178 > 0) membuktikan ketahanan statistik. Kontribusi utama adalah pembuktian efisiensi *dynamic position sizing* berbasis volatilitas dan penyediaan arsitektur Python valid akademis beserta Pine Script untuk perdagangan langsung.

Kata Kunci: sistem perdagangan otomatis, Supertrend, *fixed fractional*, *backtesting*, BTC/USDT, manajemen risiko

ABSTRACT

The BTC/USDT futures market experiences extreme daily volatility, requiring risk-based automated trading systems. This research develops a long-only system using the Supertrend indicator with optimal parameters from 3D Grid Search (ATR Period=7, Multiplier=3.0, daily timeframe) combined with dynamic fixed fractional 5% per-trade risk management. The Python Tradingbot (`supertrend_python.ipynb`) serves as the Single Source of Truth for backtesting (April 2020–April 2026), and a Pine Script v5 implementation is provided for TradingView execution.

Backtesting yields superior risk-adjusted performance: net profit **+321.70%**, maximum drawdown **−28.02%**, Sharpe ratio **0.8334**, and profit factor **3.29** from 26 trades — outperforming Buy & Hold Spot (MDD −76.68%) and SMA 20/50 Crossover (+12.28% net). Walk-Forward Analysis with 4 splits yields 50% Out-of-Sample profitability; the two failing splits coincided with the 2022 bear market and 2025 sideways conditions, representing trend-following limitations, not system failure. The Mann-Whitney U test ($p = 0.724 > 0.05$) and bootstrap simulation (95% CI lower bound Sharpe +0.178 > 0) confirm robustness. The main contribution is demonstrating dynamic sizing efficiency and providing a validated Python architecture and Pine Script.

Keywords: automated trading system, Supertrend, *fixed fractional*, backtesting, BTC/USDT, risk management

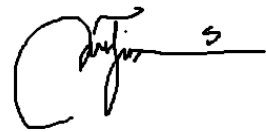
KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **“Sistem Perdagangan Otomatis pada Pasar Kripto dengan Pendekatan Long-Only Supertrend dan Manajemen Risiko”**. Naskah ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Sarjana Informatika PJJ, Fakultas Informatika, Universitas Telkom.

Penelitian ini membangun dan mengevaluasi sistem perdagangan otomatis berbasis indikator Supertrend pada pasar kripto BTC/USDT *futures*, dengan mengintegrasikan manajemen risiko dinamis *fixed fractional* sebagai mekanisme pengendalian eksposur per transaksi. Seluruh proses penelitian dikembangkan menggunakan Python sebagai *Single Source of Truth* (SSOT) akademis, dengan validasi silang menggunakan Pine Script v5 untuk kebutuhan perdagangan langsung di platform TradingView.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi perbaikan di masa mendatang. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang sistem perdagangan algoritmik pada aset kripto.

Bandung, 12 Maret 2026



Penulis

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan bimbingan selama proses penyusunan Tugas Akhir ini, di antaranya:

1. Keluarga tercinta yang telah memberikan dukungan doa, semangat, dan kasih sayang yang tiada henti selama penulis menempuh pendidikan.
2. Ibu Irma Palupi, S.Si., M.Si., Ph.D, selaku Dosen Pembimbing yang telah meluangkan waktu serta tenaga untuk memberikan arahan, koreksi, dan motivasi yang sangat berharga selama penyusunan Tugas Akhir ini.
3. Segenap dosen dan staf Program Studi Informatika PJJ Universitas Telkom yang telah membekali penulis dengan ilmu pengetahuan yang bermanfaat.
4. Rekan-rekan mahasiswa seperjuangan yang telah memberikan dukungan moral dan semangat yang luar biasa selama penyelesaian Tugas Akhir ini.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR ORISINALITAS	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
UCAPAN TERIMA KASIH	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	2
1.2. Perumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian	5
1.4. Batasan Masalah	5
1.5. Metode Penelitian	6
1.5.1. Hipotesis Penelitian	6
1.6. Sistematika Penulisan	8
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	9
2.1. Indikator Supertrend pada Kripto Futures	9
2.2. Fixed Fractional Position Sizing	10
2.3. Sistem Perdagangan Otomatis	11
2.3.1. Gap Literatur dan Posisi Penelitian	11
2.4. Perumusan Matematis Model	12
2.4.1. Kalkulasi ATR	12
2.4.2. Formulasi Supertrend dan Mekanisme Sticky Band	13

2.4.3. Position Sizing Dinamis	15
BAB 3 METODOLOGI DAN DESAIN SISTEM	16
3.1. Flowchart Strategi	16
3.2. Algoritma	18
3.3. Parameter Strategi	20
3.3.1. Justifikasi Pemilihan Metode dan Ruang Pencarian Parameter	21
3.3.2. Metrik Komposit RAO Score	22
3.4. Prosedur Pengumpulan dan Pemrosesan Data	25
3.4.1. Sumber Data	25
3.4.2. Cakupan dan Periode Waktu	26
3.4.3. Prosedur Pengunduhan dan Validasi Data	26
3.4.4. Pemrosesan dan Transformasi Data	27
3.5. Metodologi Pengujian Hipotesis	27
3.5.1. Justifikasi Jumlah Iterasi Simulasi dan Pemilihan Uji Statistik	28
3.5.2. Komplementaritas Bootstrap dan Monte Carlo: Dua Metode yang Tidak Redundan	29
BAB 4 IMPLEMENTASI SISTEM	31
4.1. Manajemen Risiko Terintegrasi	31
4.2. Asumsi Perdagangan dan Model Margin	32
4.3. Struktur Kode Python Tradingbot (SSOT)	32
4.4. Logika Operasional Engine Python	34
4.5. Desain Eksperimen dan Metode Validasi	35
4.5.1. Desain Alur Kerja Eksperimental (Experimental Design) . .	36
4.5.2. Walk-Forward Analysis (WFA)	37
4.5.3. Metrik Evaluasi Risiko Lanjutan	39
4.6. Skenario Pengujian	39
4.7. Implementasi Alternatif Pine Script untuk Live Trade	40
4.8. Perbandingan Python dan Pine Script	40
4.8.1. Konsistensi Sumber Data antara Python dan Pine Script . . .	42
4.8.2. Konsistensi Logika Inti	42
BAB 5 HASIL DAN PEMBAHASAN	43
5.1. Visualisasi Strategi pada Chart BTC/USDT	43
5.2. Visualisasi Hasil Backtesting Multi-Skenario	44
5.3. Evaluasi Performa BTC/USDT	45
5.3.1. Hasil Backtesting Riil Lintas Skenario	45

5.3.2.	Komparasi Terhadap Benchmark Buy & Hold dan Crossover SMA	46
5.3.3.	Analisis Ekspektansi Perdagangan (Expectancy Analysis) . .	50
5.3.4.	Analisis Dampak Biaya Transaksi dan Slippage	51
5.4.	Analisis Kontribusi Manajemen Risiko: <i>Fixed Fractional</i> vs <i>Fixed Capital</i>	52
5.5.	Analisis Arah Strategi: <i>Long-Only</i> vs <i>Both Sides</i> vs <i>Short-Only</i> . . .	55
5.6.	Analisis Sensitivitas <i>Risk per Trade</i>	56
5.7.	Analisis Stabilitas Walk-Forward dan Grid Search	56
5.8.	Analisis Statistik Tingkat Lanjut	64
5.8.1.	Koreksi Multiple Comparison Harvey et al. (2016)	64
5.8.2.	Distribusi Uji Non-Parametrik Mann-Whitney U	65
5.8.3.	Simulasi Bootstrap Confidence Intervals	66
5.8.4.	Simulasi Reshuffling Monte Carlo dan Uji Hipotesis 4	68
5.8.5.	Analisis Performa per Jendela Regime Pasar	70
5.8.6.	Alasan Pemilihan Benchmark dan Batasan Generalisasi . . .	71
5.8.7.	Scorecard Kinerja Visual Terpadu	72
5.9.	Ringkasan Verdict Pengujian Hipotesis	74
BAB 6	KESIMPULAN DAN SARAN	77
6.1.	Kesimpulan	77
6.2.	Saran	78
DAFTAR PUSTAKA		79
LAMPIRAN		83
	Lampiran A: Dokumentasi Struktur Modul Python	83
	Lampiran B: Source Code Pine Script v5	87
	Lampiran C: Pseudocode SuperTrend Long Bot	88
	Lampiran D: Daftar Notasi	91

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1.	Diagram Alir Strategi Long-Only Supertrend.	17
Gambar 4.1.	Diagram Alur Kerja Eksperimental (<i>Experimental Workflow</i>) Sistem: alur dari akuisisi data, pra-pemrosesan, pembagian WFA, pelatihan IS, pengujian buta OOS, hingga <i>scorecard</i> performa akhir.	37
Gambar 5.1.	Visualisasi Sinyal BUY (segitiga hijau) dan SELL (segitiga merah) pada Chart Harian BTC/USDT yang Dihasilkan oleh Engine Python (SSOT: ATR=7, Multiplier=3,0). . . .	43
Gambar 5.2.	Visualisasi Kurva Ekuitas Multi-Periode Python: Jangka Panjang (2022–2025), Jangka Menengah (2024), dan Jangka Pendek (Q1–Q2 2025).	44
Gambar 5.3.	Visualisasi Metrik Kunci Performa Lintas Periode: CAGR, Sharpe, Sortino, Calmar, dan Profit Factor.	45
Gambar 5.4.	Bar Chart Perbandingan Metrik: SuperTrend vs Buy & Hold. 47	
Gambar 5.5.	Bar Chart Perbandingan Metrik SuperTrend vs SMA 20/50 Crossover (April 2020–April 2026). Metrik yang lebih tinggi bernilai lebih baik, kecuali Maximum Drawdown (nilai lebih negatif = lebih buruk).	48
Gambar 5.6.	Visualisasi Perbandingan 3 Arah Kurva Ekuitas dan Drawdown: Supertrend vs SMA 20/50 Crossover vs Buy & Hold Spot (April 2020–April 2026).	49
Gambar 5.7.	Visualisasi Kurva Ekuitas dan Drawdown: Fixed Fractional vs Fixed Capital (April 2020–April 2026).	53
Gambar 5.8.	Visualisasi 3-Way Perbandingan Arah Transaksi: Kurva Ekuitas, Drawdown, Sharpe, dan Win Rate.	55
Gambar 5.9.	Heatmap Hasil 3D Parameter Grid Search Lintas ATR Period dan ATR Multiplier (Berdasarkan Nilai Komposit RAO Score). Skala warna: gradien dari biru tua (RAO Score rendah/negatif) menuju hijau tua (RAO Score tinggi/positif) sebagaimana ditunjukkan oleh <i>colorbar</i> di sisi kanan gambar. Sel hijau tua mengindikasikan kombinasi parameter dengan keseimbangan Sharpe, Calmar, dan profil drawdown terbaik secara simultan.	57

Gambar 5.10. Dekomposisi 4-Panel Heatmap Grid Search: RAO Score (Komposit), Sharpe Ratio, Calmar Ratio, dan Maximum Drawdown % Lintas ATR Period dan ATR Multiplier. Setiap panel memiliki <i>colorbar</i> tersendiri: panel RAO Score dan Sharpe/Calmar menggunakan skala hijau-biru (hijau tua = nilai tinggi/baik), sedangkan panel Maximum Drawdown menggunakan skala yang sama di mana hijau tua berarti drawdown kecil/lebih baik dan biru tua berarti drawdown besar/lebih buruk.	58
Gambar 5.11. Proyeksi Marginal 2D Heatmap Risk per Trade.	59
Gambar 5.12. Heatmap Robustness Score (%) dan RAO Score (Referensi) Lintas ATR Period dan ATR Multiplier. Kotak biru menandai parameter dengan Robustness Score tertinggi; kotak merah menandai parameter teroptimal (Best Param).	60
Gambar 5.13. Visualisasi Hasil Analisis Walk-Forward (WFA) Multi-Skenario.	62
Gambar 5.14. Stabilitas Parameter Teroptimal antar Periode WFA.	62
Gambar 5.15. Visualisasi Uji Signifikansi Statistik Non-Parametrik dan Simulasi Bootstrap.	67
Gambar 5.16. Visualisasi Kinerja Urutan Transaksi Riil vs 2000 Skenario Acak Monte Carlo (Fan Chart).	68
Gambar 5.17. Heatmap Kinerja Kunci Strategi Lintas 8 Jendela Regime Pasar Historis.	71
Gambar 5.18. Scorecard Kinerja Visual Terpadu Sistem Perdagangan Otomatis Supertrend Long Bot.	73

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1.	Perbandingan Aspek Kritis Antara Penelitian Ini dengan Studi Terdahulu.	12
Tabel 3.1.	Asumsi Eksekusi dalam Simulasi Strategi.	20
Tabel 3.2.	Komponen, Bobot, dan Batas Normalisasi RAO Score.	23
Tabel 3.3.	Ruang Pencarian 3D Grid Search (120 Kombinasi Parameter).	24
Tabel 3.4.	Hasil Optimasi Parameter Terpilih via 3D Grid Search Python (SSOT).	25
Tabel 3.5.	Pemetaan Hipotesis, Metode Uji, dan Kriteria Keputusan Statistik.	28
Tabel 3.6.	Perbandingan Bootstrap CI dan Monte Carlo Reshuffling sebagai Metode Komplementer.	30
Tabel 4.1.	Skenario Pengujian Multi-Periode Parameter Teroptimal.	39
Tabel 4.2.	Perbandingan Pine Script v5 dan Python dalam Konteks Penelitian.	41
Tabel 5.1.	Hasil Backtesting Multi-Periode Python (SSOT: ATR=7, Multiplier=3.0, Risk=5%).	45
Tabel 5.2.	3-Way Perbandingan Performa: SuperTrend vs SMA Crossover vs Buy & Hold (April 2020–April 2026).	46
Tabel 5.3.	Analisis Sensitivitas Dampak Biaya Transaksi dan Slippage (April 2020–April 2026).	52
Tabel 5.4.	Perbandingan Performa Posisi Sizing: Fixed Fractional 5% Risk vs Fixed Capital 20% Allocation.	52
Tabel 5.5.	Perbandingan Arah Transaksi: Long-Only vs Both Sides vs Short-Only (April 2020–April 2026).	55
Tabel 5.6.	Analisis Sensitivitas Tingkat Risiko per Transaksi.	56
Tabel 5.7.	Ringkasan Hasil IS dan OOS per Split WFA.	63
Tabel 5.8.	Hasil Simulasi Bootstrap 2000 Iterasi (Interval Kepercayaan 95%).	67
Tabel 5.9.	Hasil Pengujian Simulasi Reshuffling Monte Carlo 2000 Permutasi.	69
Tabel 5.10.	Ringkasan Verdict Pengujian Tiga Hipotesis Utama Penelitian.	75
Tabel L.1.	Ringkasan Konstanta Eksekusi dan Justifikasinya.	90

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A.	Dokumentasi Struktur Modul Python — Robustness Testing & Walk-Forward Analysis	83
Lampiran B.	Source Code Pine Script v5 — SuperTrend Long Bot . .	87
Lampiran C.	Pseudocode Strategi SuperTrend Long Bot — Detail Eksekusi Lengkap	88
Lampiran D.	Daftar Notasi	91

BAB 1 PENDAHULUAN

Penelitian ini membangun sebuah **robot perdagangan otomatis** (*trading bot*) untuk aset kripto Bitcoin (BTC/USDT). Secara sederhana, *trading bot* adalah program komputer yang dirancang untuk secara mandiri memantau pergerakan harga pasar selama 24 jam sehari. Program ini menggantikan peran manusia dalam menganalisis pasar dan mengeksekusi transaksi beli atau jual secara otomatis berdasarkan aturan matematika yang telah diprogram di dalamnya, tanpa membutuhkan kehadiran fisik pedagang setiap saat.

Sistem otomatis ini menggunakan indikator teknikal bernama **Supertrend**. Indikator ini bekerja sebagai penunjuk arah naik atau turunnya harga di pasar. Sinyal beli dan jual yang dihasilkan dari indikator tersebut digabungkan dengan aturan pengelolaan modal. Cara ini membantu mengatur ukuran transaksi agar dapat menyesuaikan diri secara otomatis dengan tingkat gejolak harga di pasar.

Bab ini menjelaskan latar belakang masalah, tujuan pengembangan sistem, batasan penelitian, serta hipotesis yang diajukan. Seluruh simulasi dan analisis dalam penelitian ini dikembangkan menggunakan satu berkas program terpusat, sehingga hasil pengujian di dalam laporan ini dapat dipertanggungjawabkan dan ditelusuri ulang secara konsisten.

Untuk membantu pembaca memahami naskah ini, berikut adalah penjelasan sederhana mengenai beberapa istilah teknis utama yang digunakan:

- **Supertrend**: Garis penunjuk arah harga (tren naik atau tren turun) yang tingkat sensitivitasnya menyesuaikan dengan gejolak pasar saat itu.
- **Average True Range (ATR)**: Ukuran statistik untuk melihat seberapa besar rata-rata pergerakan atau naik-turunnya harga dalam periode tertentu.
- **Fixed Fractional Sizing**: Aturan pembatasan risiko di mana modal yang boleh hilang pada satu transaksi dibatasi pada persentase tetap dari total dana, misalnya maksimal 5%.
- **Single Source of Truth (SSOT)**: Konsep pemusatan seluruh logika perhitungan dan pembuatan grafik pada satu program utama agar hasil laporan selalu selaras dan tidak saling bertentangan.
- **Walk-Forward Analysis (WFA)**: Metode pengujian strategi dengan cara mensimulasikan transaksi pada data historis secara bergantian antara masa latihan dan masa ujian untuk meniru kondisi riil di bursa.

1.1. Latar Belakang

Perdagangan aset kripto memiliki tantangan fisik dan emosional yang sangat besar bagi manusia. Pasar kripto bergerak sangat dinamis karena berjalan selama 24 jam sehari dan 7 hari seminggu tanpa hari libur. Selain itu, pasar ini tidak memiliki mekanisme penghenti perdagangan otomatis jika terjadi penurunan tajam. Kondisi ini menuntut pemantauan terus-menerus yang sangat melelahkan bagi seorang pedagang manusia [29]. Pemantauan tanpa henti dalam jangka panjang terbukti menurunkan konsentrasi dan kualitas keputusan pedagang.

Selain kelelahan fisik, faktor psikologis juga menjadi penyebab utama kegagalan pedagang. Penelitian menunjukkan bahwa pelaku pasar sering kali mengambil keputusan yang merugikan akibat bias emosional [15]. Salah satu bias yang paling merusak adalah rasa takut ketinggalan peluang keuntungan atau dikenal dengan istilah FOMO (*Fear of Missing Out*). FOMO membuat pedagang membeli aset secara terburu-buru ketika harga sedang naik tinggi, yang sering kali diikuti oleh penurunan tajam. Bias psikologis lainnya adalah keengganan menerima kerugian (*loss aversion*), yang membuat pedagang menunda menjual aset yang rugi dengan harapan harga akan kembali naik. Sikap ini sering kali menyebabkan kerugian yang jauh lebih besar. Pedagang juga sering mengalami kepanikan (*panic selling*) saat harga turun mendadak. Hal ini menyebabkan mereka menjual aset di harga terendah.

Bias-bias psikologis ini dapat divalidasi secara ilmiah sebagai penyebab utama mengapa mayoritas pedagang harian mengalami kerugian [15]. Oleh karena itu, diperlukan sebuah solusi sistematis untuk menghilangkan faktor emosi dari proses perdagangan. Dengan menggunakan sistem perdagangan otomatis (*algorithmic trading*), seluruh aturan masuk dan keluar pasar dapat dijalankan secara konsisten, objektif, dan tanpa pengaruh emosi manusia [45, 28].

Salah satu pendekatan yang digunakan dalam sistem ini adalah strategi mengikuti arah pergerakan harga (*trend-following*). Strategi ini bekerja dengan cara mendeteksi tren harga yang sedang berlangsung, lalu membuka posisi mengikuti tren tersebut. Sebagai contoh, ketika tren harga naik, sistem akan membeli aset, dan segera keluar dari pasar ketika tren mulai berbalik turun. Pendekatan ini dinilai sangat cocok untuk pasar kripto karena pergerakan harga Bitcoin secara historis terbukti memiliki pola tren yang kuat dan berkelanjutan dalam jangka panjang [21].

Namun, sinyal arah tren saja tidak cukup untuk menjamin keberhasilan. Volatilitas yang sangat tinggi di pasar kripto dapat dengan mudah menghabiskan modal jika tidak disertai dengan manajemen risiko yang ketat [2]. Untuk itu, penelitian ini menggabungkan indikator Supertrend dengan manajemen risiko yang adaptif terhadap fluktuasi harga.

Indikator Supertrend digunakan untuk membaca arah tren secara objektif berdasarkan rata-rata jarak harga harian yang dihitung melalui indikator volatilitas Average True Range (ATR). Sinyal ini kemudian dipadukan dengan manajemen risiko *fixed fractional position sizing*. Melalui metode ini, jumlah modal yang dipertaruhkan pada setiap transaksi dibatasi pada persentase yang tetap dari total portofolio. Ukuran setiap transaksi akan menyusut secara otomatis saat pasar sangat bergejolak untuk melindungi modal dari kerugian besar. Sebaliknya, ukuran transaksi akan membesar secara otomatis ketika pasar bergerak lebih stabil guna memaksimalkan potensi keuntungan.

Penelitian ini membatasi transaksi hanya pada posisi membeli (*long-only*). Batasan ini didasarkan pada kecenderungan harga Bitcoin yang memiliki tren naik jangka panjang yang sangat kuat, serta untuk menghindari risiko kerugian ekstrem akibat transaksi penjualan kosong (*short selling*) pada pasar derivatif. Strategi ini dikembangkan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python untuk analisis akademis, serta diimplementasikan dengan bahasa Pine Script v5 untuk keperluan uji coba perdagangan langsung di platform TradingView. Pengujian ketahanan strategi dilakukan secara sistematis guna memastikan kinerja sistem tetap andal dan bebas dari kesalahan pengujian.

1.2. Perumusan Masalah

Meskipun potensi keuntungan di pasar kripto sangat besar, terdapat beberapa permasalahan mendasar yang menghambat profitabilitas konsisten, khususnya bagi sistem perdagangan berbasis aturan teknikal.

Pertama, penentuan *timing* masuk dan keluar posisi merupakan tantangan teknikal utama. Pasar kripto yang volatil menghasilkan tingkat *noise* harga yang tinggi. Akibatnya, sistem yang tidak dirancang dengan tepat akan rentan terhadap sinyal palsu (*false signals*).

Kedua, pengaruh faktor psikologis pada pengambilan keputusan manual terbukti berdampak destruktif terhadap konsistensi eksekusi strategi [15]. Bias emosi yang muncul saat kondisi pasar ekstrem kerap menyebabkan pelanggaran aturan strategi.

Ketiga, manajemen risiko per transaksi yang statis dan tidak adaptif merupakan kelemahan struktural yang signifikan. Penggunaan ukuran posisi tetap (*fixed lot*) tanpa memperhitungkan jarak *stop-loss* yang bervariasi adalah masalah serius. Hal ini menyebabkan paparan risiko yang tidak konsisten antar transaksi. Pasar kripto *futures* juga tidak memiliki *circuit breaker*. Oleh karena itu, kesalahan manajemen

risiko yang tampaknya kecil dapat berakibat pada kehancuran modal dalam waktu singkat [2].

Keempat, sistem dengan parameter tetap sering kali tidak efektif saat kondisi pasar berubah secara struktural (dari *trending* ke *sideways*, atau sebaliknya). Hal ini terjadi karena ketiadaan mekanisme adaptasi terhadap perubahan volatilitas secara dinamis.

Dari tinjauan literatur yang dilakukan, meskipun masing-masing komponen strategi (seperti indikator Supertrend, model ATR, dan pengujian Walk-Forward) sudah ada sebelumnya, penggabungan seluruh elemen tersebut secara sistematis dalam satu arsitektur perdagangan otomatis untuk kontrak berjangka kripto (*crypto futures*) masih memerlukan kajian empiris yang mendalam. Kontribusi ilmiah dari penelitian ini bukan terletak pada penemuan indikator baru, melainkan pada pembuktian efisiensi integrasi manajemen risiko dinamis berbasis volatilitas dengan strategi pengikut tren *long-only* di pasar BTC/USDT. Dengan menguji ketangguhan sistem menggunakan Walk-Forward Analysis, penelitian ini memberikan kontribusi berupa model evaluasi yang lebih kuat terhadap risiko penyesuaian parameter yang berlebihan (*overfitting*) di pasar keuangan digital.

Berdasarkan identifikasi permasalahan tersebut, pertanyaan penelitian dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang dan mengembangkan algoritma perdagangan *trend-following long-only* berbasis indikator Supertrend untuk pasangan aset **BTC/USDT** pada *timeframe daily* menggunakan **Python** sebagai *engine* riset akademis utama (SSOT) dan **Pine Script v5** sebagai kode alternatif perdagangan langsung (*live trade*)?
2. Bagaimana mengimplementasikan manajemen risiko per transaksi menggunakan metode *fixed fractional position sizing* dengan formula ukuran posisi dinamis berdasarkan jarak *Entry Price* terhadap *Upper Band* Supertrend sebagai proksi *stop-loss*?
3. Bagaimana mengevaluasi kinerja strategi pada BTC/USDT secara komprehensif (April 2020–April 2026) melalui pengujian multi-periode serta analisis perbandingan arah transaksi (*Long-Only* vs. *Both Sides* vs. *Short-Only*)?
4. Bagaimana menganalisis kontribusi manajemen risiko melalui komparasi terhadap strategi alokasi modal statis (*Fixed Capital 20%*) dan melakukan analisis sensitivitas pada berbagai tingkat *Risk per Trade* (1%, 2%, 3%, dan 5%)?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah merancang dan mengembangkan robot perdagangan otomatis (*trading bot*) berbasis indikator Supertrend untuk instrumen BTC/USDT pada *timeframe daily* menggunakan Python sebagai *engine* riset utama (SSOT) dan Pine Script v5 sebagai kode alternatif perdagangan langsung (*live trade*). Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan manajemen risiko *fixed fractional position sizing* secara dinamis berdasarkan volatilitas ATR, mengevaluasi kinerja strategi secara komprehensif lintas rezim pasar (April 2020–April 2026), serta menganalisis kontribusi manajemen risiko dinamis dibandingkan dengan alokasi modal statis melalui analisis sensitivitas pada berbagai tingkat parameter risiko.

1.4. Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki batasan-batasan berikut untuk menjaga fokus dan kedalaman analisis:

1. **Aset, Transaksi, dan Timeframe:** Penelitian difokuskan pada **BTC/USDT** dengan strategi *long-only* pada *timeframe daily (1D)*. Penelitian tidak mencakup pasangan kripto lain, instrumen keuangan konvensional, strategi *short selling*, maupun *timeframe* intraday.
2. **Parameter Indikator:** Parameter Supertrend utama difiksasi pada **ATR Period = 7** dan **Multiplier = 3,0** berdasarkan hasil optimasi *3D Grid Search* pada keseluruhan dataset historis (April 2020–April 2026). Strategi murni berbasis Supertrend tanpa kombinasi indikator lain.
3. **Platform, Implementasi, dan Data:** Platform utama untuk analisis akademis dikembangkan menggunakan **Python** (`supertrend_python.ipynb`) dengan data historis **BTCUSDT Perpetual Futures** dari **Bybit V5 Public API**. Sebagai pelengkap operasional, strategi diimplementasikan menggunakan **Pine Script v5** pada platform **TradingView** sebagai alternatif perdagangan langsung.
4. **Cakupan Backtesting:** Pengujian historis mencakup rentang **1 April 2020 hingga 30 April 2026** dengan modal simulasi awal \$10.000, komisi transaksi 0,05%, dan *slippage* 0,03%. Dampak *funding rate* dan komisi riil diuji secara sensitif pada skrip Python.
5. **Manajemen Risiko:** Manajemen risiko difokuskan pada *fixed fractional position sizing* dengan tingkat risiko utama **5% per trade**. Analisis sensitivitas

dilakukan pada keempat tingkat risiko dalam *grid search*: **1%, 2%, 3%, dan 5%**.

6. **Kondisi Pasar dan Jenis Order:** Penelitian menggunakan pasar *futures* dengan *market order* sebagai kondisi pengujian terburuk (*worst case*). Secara teoritis, implementasi pada pasar *spot* dengan *limit order* berpotensi menghasilkan performa lebih baik karena eliminasi *slippage* dan tidak adanya biaya pendanaan periodik. Keterbatasan ini perlu dipertimbangkan dalam generalisasi hasil penelitian.

Batasan-batasan ini ditetapkan secara sengaja agar penelitian tetap terfokus sesuai dengan tujuan yang telah dirumuskan. Hasil penelitian dapat dijadikan *baseline* yang terstruktur untuk pengembangan sistem yang siap produksi pada tahap selanjutnya.

1.5. Metode Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui lima tahapan utama:

1. **Studi Literatur:** Mengkaji teori mengenai indikator Supertrend, manajemen risiko, serta hasil penelitian terdahulu yang relevan.
2. **Pengumpulan Data:** Mengunduh data historis harian harga BTC/USDT dari Bybit V5 Public API untuk periode April 2020 hingga April 2026.
3. **Perancangan dan Simulasi Sistem:** Mengembangkan program simulasi perdagangan menggunakan Python yang memperhitungkan biaya transaksi riil.
4. **Optimasi Parameter:** Mencari kombinasi parameter terbaik secara sistematis melalui metode pencarian menyeluruh (*Grid Search*).
5. **Pengujian Ketangguhan:** Menguji ketahanan sistem menggunakan Walk-Forward Analysis, uji statistik non-parametrik, serta simulasi Bootstrap dan Monte Carlo untuk memvalidasi keandalan kinerja bot. Penjelasan lengkap mengenai setiap metode disajikan pada Bab III dan Bab IV.

1.5.1. Hipotesis Penelitian

Hipotesis awal dalam penelitian ini adalah bahwa konfigurasi parameter Supertrend utama dengan *ATR Period* = 7 dan *Multiplier* = 3,0 akan menghasilkan frekuensi perdagangan yang optimal pada rentang 25–30 transaksi selama periode pengujian historis jangka panjang (April 2020–April 2026) pada *timeframe daily*

BTC/USDT, dengan *profit factor* > 3,0 dan *maximum drawdown* yang terkontrol di bawah 30%. Penerapan metode *fixed fractional position sizing* sebesar 5% diperkirakan efektif dalam mengendalikan risiko per transaksi dan menjaga konsistensi profitabilitas pada skenario pengujian jangka menengah dan jangka panjang. Namun demikian, sistem tetap memiliki potensi kerugian pada periode evaluasi jangka pendek akibat volatilitas ekstrem dan karakteristik tren yang tidak stasioner pada fase *sideways*.

Untuk memvalidasi target performa tersebut secara ilmiah, penelitian ini merumuskan **empat** hipotesis statistik formal yang diuji secara kuantitatif menggunakan metode non-parametrik dan simulasi komputasional [10, 4]:

1. Hipotesis 1 — *Edge* Strategi

H_0 : Strategi Supertrend *Long-Only* tidak menghasilkan *return* berbasis risiko yang berbeda dari nol ($E[\text{Sharpe Ratio}] = 0$).

H_1 : Strategi menghasilkan *Sharpe Ratio* > 0 yang dapat dibuktikan secara statistik.

Pengujian menggunakan simulasi *Bootstrap Confidence Interval* 95% terhadap *Sharpe Ratio*. H_0 ditolak apabila batas bawah interval kepercayaan bernilai positif.

2. Hipotesis 2 — Konsistensi *In-Sample* vs *Out-of-Sample*

H_0 : Tidak terdapat perbedaan signifikan antara distribusi *return* pada periode *In-Sample* (data latih) dan periode *Out-of-Sample* (data uji), sehingga strategi tidak mengalami *overfitting*.

H_1 : Terdapat perbedaan signifikan antara distribusi *return* IS dan OOS, mengindikasikan *overfitting*.

Pengujian menggunakan uji non-parametrik *Mann-Whitney U Test* ($\alpha = 0,05$). Pada hipotesis ini, penelitian *ingin gagal menolak* H_0 ($p > 0,05$) sebagai bukti konsistensi sistem.

3. Hipotesis 3 — Keunggulan terhadap *Benchmark* Pasif

H_0 : Strategi Supertrend tidak menghasilkan *Sharpe Ratio* yang lebih tinggi daripada strategi *Buy & Hold* pasif ($\text{Sharpe}_{\text{ST}} \leq \text{Sharpe}_{\text{B\&H}}$).

H_1 : Strategi menghasilkan *Sharpe Ratio* yang lebih tinggi dari *Buy & Hold*, menandakan nilai tambah manajemen aktif berbasis algoritma.

H_0 ditolak apabila $\text{Sharpe}_{\text{ST}} > \text{Sharpe}_{\text{B\&H}}$. Sebagai analisis pelengkap, perbandingan *Maximum Drawdown* dan *Calmar Ratio* juga disajikan.

4. Hipotesis 4 — Performa Berbasis *Skill*, Bukan Keberuntungan

H_0 : Performa strategi tidak berbeda secara signifikan dari distribusi performa

yang dihasilkan oleh permutasi acak urutan transaksi.

H_1 : Performa aktual strategi secara signifikan melampaui distribusi permutasi acak, membuktikan bahwa keberhasilan sistem bersumber dari *edge* sistematis, bukan keberuntungan.

Pengujian menggunakan simulasi *Reshuffling Monte Carlo* sebanyak 2.000 permutasi dengan *fixed seed* `np.random.default_rng(42)`. H_0 ditolak apabila p -value empiris $< 0,05$.

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan tugas akhir ini disusun dengan pembagian bab sebagai berikut:

1. **Bab I Pendahuluan:** Menguraikan latar belakang, perumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, metode penelitian, dan sistematika penulisan.
2. **Bab II Kajian Pustaka:** Membahas landasan teori terkait indikator Supertrend, *fixed fractional position sizing*, manajemen risiko berbasis volatilitas, serta penelitian-penelitian terdahulu yang relevan.
3. **Bab III Metodologi dan Desain Sistem:** Menjelaskan alur penelitian, perancangan algoritma strategi perdagangan, serta desain sistem manajemen risiko yang terintegrasi.
4. **Bab IV Implementasi Sistem:** Mendokumentasikan proses penerjemahan rancangan ke dalam kode Pine Script v5 dan konfigurasi parameter sistem secara terperinci.
5. **Bab V Hasil dan Pembahasan:** Menyajikan hasil *backtesting* multi-skenario, analisis performa komprehensif, dan diskusi kritis terhadap temuan penelitian.
6. **Bab VI Kesimpulan dan Saran:** Merangkum temuan utama penelitian dan memberikan rekomendasi untuk pengembangan sistem di masa depan.

BAB 2 KAJIAN PUSTAKA

Bab ini menguraikan tinjauan pustaka terkait tiga pilar utama penelitian: indikator Supertrend pada kripto *futures*, konsep *fixed fractional position sizing*, dan arsitektur sistem perdagangan otomatis. Pembahasan meliputi penelitian terdahulu, parameter yang digunakan, *gap* literatur yang menjadi justifikasi penelitian, serta perumusan matematis lengkap dari model ATR, *Upper/Lower Band*, dan *position sizing* dinamis yang menjadi inti strategi.

2.1. Indikator Supertrend pada Kripto Futures

Seban [36] memperkenalkan Supertrend sebagai pengembangan *Parabolic SAR* dengan integrasi ATR untuk penyesuaian volatilitas. Perhitungan ATR menggunakan *True Range* yang diperkenalkan Wilder [46]. Penerapan strategi *trend-following* berbasis momentum pada pasar kripto terbukti menghasilkan kinerja superior dibandingkan strategi acak, didukung oleh bukti empiris adanya momentum harga yang signifikan dan persisten pada aset-aset kripto [21].

Pendekatan *trend-following* didasarkan pada prinsip analisis teknikal klasik yang menyatakan bahwa pasar bergerak dalam tren berkelanjutan dan indikator teknis dapat digunakan untuk mengidentifikasi pergeseran momentum [33]. Meskipun strategi ini terbukti menguntungkan selama fase pasar *trending*, studi empiris oleh Szakmary et al. [39] menunjukkan bahwa strategi ini sering sulit mengungguli *Buy and Hold* selama periode *bull market* yang kuat akibat *lag* inherent indikator teknikal. Hal ini menjadi justifikasi akademis mengapa pendekatan *long-only* pada aset kripto yang memiliki bias naik jangka panjang (*bullish-biased*) dikombinasikan dengan optimasi parameter.

Secara spesifik pada aset kripto, Liu dan Tsyvinski [30]—melalui studi empiris yang diterbitkan di *Review of Financial Studies* (Q1)—membuktikan bahwa *return* Bitcoin menunjukkan faktor momentum yang kuat dan signifikan secara statistik. Bukti kuantitatif juga diperkuat oleh Faber [20] yang mendemonstrasikan bahwa strategi *moving average* sederhana mampu secara konsisten meningkatkan *risk-adjusted return* sekaligus menekan *drawdown* pada berbagai kelas aset selama lebih dari satu abad data historis.

Parameter **ATR=7 dan Multiplier=3,0** dalam penelitian ini dipilih berdasarkan hasil optimasi sistematis berbasis Python:

- Menghasilkan 26 *trade* dalam sekitar 6 tahun (April 2020–April 2026), meminimalkan frekuensi transaksi berlebih (*whipsaw*) di pasar yang sangat bergejolak.

- Memungkinkan deteksi tren jangka panjang yang solid dengan memotong *noise* volatilitas jangka pendek.
- Dikembangkan dalam bahasa Python menggunakan perhitungan ATR periode 7 dan faktor pengali 3,0 sebagai basis utama akademis.

Ketaren et al. [27] mengintegrasikan Supertrend dengan RSI dan *money management* pada MetaTrader 5 untuk *forex* USD/SGD. Perbedaan kritis: penelitian ini mengembangkan pendekatan **murni Supertrend tanpa RSI** dengan manajemen risiko 5% menggunakan **Python Tradingbot sebagai basis riset akademis utama** untuk pasangan aset BTC/USDT, memberikan alternatif ekosistem yang valid secara akademis, teruji WFA, dan terbebas dari bias platform tunggal.

2.2. Fixed Fractional Position Sizing

Vince [44] mempopulerkan formula *fixed fractional* yang menjadi dasar manajemen risiko modern, yang kemudian diperluas oleh Tharp [43] yang menekankan pentingnya *position sizing* yang tepat untuk mencapai target performa yang konsisten. Pemilihan model ini didasarkan pada kerangka matematis yang mengoptimalkan pertumbuhan geometris modal (*geometric growth*). Keunggulan utama model ini bukan pada prediksi arah harga, melainkan pada manajemen matematika terhadap rentetan kerugian (*losing streaks*) untuk menekan *probability of ruin*.

Menurut Vince [44], risiko tetap yang diterapkan secara proporsional terhadap ekuitas yang tersedia memastikan bahwa sistem dapat tetap beroperasi bahkan setelah mengalami penurunan aset yang signifikan. Elder [19] menyarankan pembatasan risiko per transaksi sebesar 2% untuk akun konvensional, sedangkan batas atas berdasarkan kriteria Kelly dapat mencapai 5% untuk mengoptimalkan pertumbuhan modal pada kondisi pasar yang sangat menguntungkan [41].

Dalam konteks kripto, Almeida dan Gounopoulos [2] mengakui bahwa volatilitas ekstrem memerlukan adaptasi *position sizing* yang dinamis. Ketaren et al. [27] memvalidasi penerapan 1–3% *risk per trade* pada pasangan USD/SGD.

Implementasi kode menggunakan *Fixed Fractional Position Sizing* dengan risiko tetap 5%. Kontribusi unik penelitian ini: penggunaan risiko tetap 5% jauh lebih efektif dalam menyerap volatilitas dibandingkan alokasi modal tetap sebesar 20%, karena ukuran posisi menyesuaikan dengan volatilitas pasar secara dinamis.

Untuk mengevaluasi keunggulan manajemen risiko dinamis, berbagai metrik performa berbasis risiko digunakan:

- **Sharpe Ratio:** mengukur kelebihan imbal hasil per unit volatilitas total [37].

- **Sortino Ratio:** memfokuskan pengukuran risiko khusus pada volatilitas pergerakan turun (*downside deviation*) [38].
- **Calmar Ratio** dan **Burke Ratio:** mengevaluasi magnitudo penurunan modal (*drawdown*) relatif terhadap imbal hasil bersih [6].

Panduan Interpretasi Metrik: Nilai *Sharpe Ratio* di bawah nol berarti strategi menghasilkan imbal hasil lebih buruk daripada menyimpan uang tunai tanpa risiko; rentang 0–1,0 dianggap dapat diterima; di atas 1,0 dianggap baik; dan di atas 2,0 dianggap sangat baik. Sebagai referensi, reksa dana saham konvensional rata-rata mencatatkan *Sharpe Ratio* antara 0,3–0,5 dalam jangka panjang. *Calmar Ratio* di atas 1,0 mengindikasikan bahwa imbal hasil tahunan melebihi besaran penurunan modal maksimum yang pernah terjadi. *Sortino Ratio* menggunakan interpretasi skala yang serupa dengan *Sharpe*, namun hanya menghitung volatilitas ke arah bawah sehingga umumnya menghasilkan nilai yang sedikit lebih tinggi pada strategi yang sama.

2.3. Sistem Perdagangan Otomatis

Li dan Ouyang [29] menyajikan survei komprehensif mengenai *cryptocurrency trading* yang menekankan tren otomasi dan integrasi manajemen risiko. Kumbhare et al. [28] mengimplementasikan algoritma *trading* menggunakan multi-indikator pada platform otomatis.

Widjaja [45] menganalisis kekuatan dan kelemahan *robotic trading* dalam konteks hukum, menekankan perlunya sistem yang transparan dan terdokumentasi. Delfabbro dan King [15] menambahkan dimensi psikologis: sistem otomatis mengurangi bias emosional *trader*. Keputusan akademis mengenai keunggulan strategi di atas *benchmark* dan signifikansi statistik dari *return* perdagangan memerlukan pemodelan ekonometrika keuangan dan uji hipotesis yang ketat [10].

2.3.1. Gap Literatur dan Posisi Penelitian

Masing-masing komponen yang digunakan dalam penelitian ini—indikator Supertrend, metode ATR, *fixed fractional position sizing*, *Grid Search*, dan Walk-Forward Analysis—merupakan metode yang sudah dikenal dalam literatur perdagangan algoritmik. Namun, penelitian terdahulu umumnya menguji komponen-komponen tersebut secara terpisah atau dalam kombinasi yang berbeda. Studi yang mengintegrasikan seluruh komponen tersebut ke dalam satu sistem perdagangan otomatis yang utuh, terdokumentasi secara terbuka, dan diuji secara statistik pada pasangan aset **BTC/USDT** masih terbatas.

Untuk memberikan kejelasan visual mengenai perbedaan kontribusi penelitian ini, Tabel 2.1 merinci perbandingan aspek-aspek utama penelitian terdahulu terhadap arsitektur penelitian yang diajukan.

Tabel 2.1 Perbandingan Aspek Kritis Antara Penelitian Ini dengan Studi Terdahulu.

Aspek	Studi Terdahulu	Penelitian Ini
Instrumen	Forex (seperti USD/SGD, EUR/USD) atau Ekuitas tradisional	BTC/USDT Spot/Futures
Arah Transaksi	Dua arah (Long & Short) atau Short-Only	Long-Only (Bullish-Biased)
Validasi Kinerja	Backtesting tunggal tanpa optimasi kelayakan parameter	3D Grid Search, Walk-Forward Analysis (WFA) 4 Split, Monte Carlo
Risk Management	Ukuran posisi tetap (Fixed Lot) atau Kelly Criterion	Fixed Fractional Dynamic Position Sizing 5% per Trade
Platform	MetaTrader 4/5 atau platform proprietary	Python (Riset Utama SSOT) + Pine Script v5 (Alternatif Live Trade)
Filter Tambahan	Menggunakan kombinasi RSI, MACD, atau Moving Average	Pure Supertrend tanpa tambahan filter indikator teknikal

Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan menyediakan dokumentasi implementasi strategi *long-only* yang terintegrasi dan dapat direproduksi secara terbuka, kompatibel baik untuk perdagangan *spot* maupun *futures* pada BTC/USDT. Kontribusi utama terletak pada integrasi sistematis seluruh komponen yang ada ke dalam satu kerangka kerja yang teruji lintas kondisi pasar, bukan pada penemuan metode baru.

2.4. Perumusan Matematis Model

2.4.1. Kalkulasi ATR

Definisi 1 (Average True Range Periode 7 — Wilder Smoothing (RMA)).

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

$$ATR_t = \frac{ATR_{t-1} \times (n - 1) + TR_t}{n}, \quad n = 7$$

$$ATR_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n TR_i \quad (\text{inisialisasi SMA pada } n \text{ bar pertama})$$

dimana,

- **True Range (TR):** Mengukur volatilitas sebenarnya dengan tiga komponen:
 - **Jarak candle:** $High_t - Low_t$ (rentang hari ini)
 - **Gap up:** $|High_t - Close_{t-1}|$ (jika harga melonjak dari *close* kemarin)
 - **Gap down:** $|Low_t - Close_{t-1}|$ (jika harga terjun dari *close* kemarin)
- **ATR dengan Wilder Smoothing (RMA):** Merupakan bentuk *Exponential Moving Average* dengan faktor pemulusan $\alpha = 1/n$, sehingga setiap nilai ATR baru merupakan rata-rata tertimbang yang memberi bobot lebih besar pada data terkini. Metode ini diperkenalkan langsung oleh Wilder [46] dan digunakan secara konsisten pada kedua implementasi penelitian—Python (SSOT) maupun Pine Script v5 (`ta.atr()`).
- **Inisialisasi:** Pada n bar pertama (7 hari pertama data), ATR diinisialisasi menggunakan rata-rata sederhana (SMA) dari TR. Mulai bar ke- $(n + 1)$, formula rekursif RMA berlaku sepenuhnya.
- **Contoh numerik:** Misalkan ATR kemarin = 550 USDT dan TR hari ini = 620 USDT, maka ATR hari ini = $(550 \times 6 + 620)/7 = 558,57$ USDT.
- **Intuisi:** Periode yang lebih panjang membuat sistem lebih kokoh terhadap pergerakan pasar *sideways*, menyaring sinyal palsu, serta melancarkan kurva ekuitas. RMA menghasilkan estimasi volatilitas yang lebih stabil dibandingkan SMA karena tidak ada efek “*drop-off*” saat data lama keluar dari jendela perhitungan.

2.4.2. Formulasi Supertrend dan Mekanisme Sticky Band

Indikator Supertrend pada penelitian ini menggunakan **harga penutupan (*Close*)** sebagai basis perhitungan band, menggantikan harga median (*hl2* atau $\frac{High+Low}{2}$) yang umum digunakan pada implementasi standar [36]. Keputusan desain ini merupakan **modifikasi yang dikonfirmasi melalui eksperimen komparatif**: penggunaan *Close* terbukti menghasilkan presisi yang lebih tinggi pada eksekusi *stop-loss* di *timeframe* harian, karena level *support/resistance* yang terbentuk sejajar langsung dengan harga penutupan candle—harga yang paling relevan secara teknikal untuk konfirmasi sinyal *daily*.

Kalkulasi awal (*basic bands*) Supertrend pada setiap periode t dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Basic Up}_t = \text{Close}_t - (\text{Multiplier} \times \text{ATR}_t) \quad (2.1)$$

$$\text{Basic Dn}_t = \text{Close}_t + (\text{Multiplier} \times \text{ATR}_t) \quad (2.2)$$

Di mana Basic Up_t merepresentasikan batas bawah dinamis (support) selama tren naik (*uptrend*), sedangkan Basic Dn_t merepresentasikan batas atas dinamis (resistance) selama tren turun (*downtrend*).

Untuk mencegah fluktuasi band yang terlalu sensitif akibat pergerakan harga sementara pada pasar *sideways* (*whipsaw*), diterapkan mekanisme *Sticky Band* (*trailing stop* terkelunci). Formulasi matematis formal dari nilai band akhir (Up_t dan Dn_t) adalah:

$$\text{Up}_t = \begin{cases} \max(\text{Basic Up}_t, \text{Up}_{t-1}), & \text{jika } \text{Close}_{t-1} > \text{Up}_{t-1} \\ \text{Basic Up}_t, & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (2.3)$$

$$\text{Dn}_t = \begin{cases} \min(\text{Basic Dn}_t, \text{Dn}_{t-1}), & \text{jika } \text{Close}_{t-1} < \text{Dn}_{t-1} \\ \text{Basic Dn}_t, & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (2.4)$$

Arah tren ($T_t \in \{1, -1\}$) ditentukan secara dinamis berdasarkan perbandingan harga penutupan terhadap band periode sebelumnya:

$$T_t = \begin{cases} 1, & \text{jika } \text{Close}_t > \text{Dn}_{t-1} \text{ (Tren Bullish)} \\ -1, & \text{jika } \text{Close}_t < \text{Up}_{t-1} \text{ (Tren Bearish)} \\ T_{t-1}, & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (2.5)$$

Peralihan tren dari -1 menjadi 1 menghasilkan sinyal beli (BUY), sedangkan peralihan dari 1 menjadi -1 menghasilkan sinyal jual (SELL). Karena penelitian ini menerapkan pendekatan *long-only*, posisi *long* hanya akan dibuka jika $T_t = 1$, dan garis Up_t bertindak sebagai *stop-loss* dinamis.

Catatan Terminologi: Di dalam kode program Pine Script dan Python, variabel Up_t direpresentasikan sebagai variabel `up` (dikenal sebagai *Upper Band* dalam konteks visual kode) dan Dn_t sebagai `dn` (*Lower Band*). Secara matematis, Up_t berada di bawah harga penutupan sebagai batas bawah support dinamis saat tren bullish, sedangkan Dn_t berada di atas harga sebagai resistansi saat tren bearish.

2.4.3. Position Sizing Dinamis

Definisi 2 (Fixed Risk 5% per Trade).

$$Position\ Size_t = \frac{Capital_t \times 0,05}{|Close_t - Upper\ Band_t|}$$

dimana,

- **Numerator:** *Risk amount* yang tetap = $Capital_t \times 0,05$
 - Misalnya *equity* = \$10.000 → *Risk per trade* = \$500
 - **Justifikasi 5%:** Batas 5% merupakan konfigurasi optimal hasil *3D Grid Search* pada *engine* Python untuk memaksimalkan akumulasi pertumbuhan portofolio kripto yang memiliki bias naik jangka panjang, dengan tetap menekan risiko kebangkrutan (*geometric ruin*) [44].
- **Denominator:** *Stop loss distance* = $|Close_t - Upper\ Band_t|$
 - Jarak dari *entry price (close)* ke *Upper Band* = jarak *stop loss* teknis
 - Volatilitas tinggi → *band* lebih jauh → *position size* otomatis lebih kecil → proteksi
- **Contoh perhitungan praktis:**
 - $Capital = \$10.000$, $Close = \$50.000$, $Upper\ Band = \$48.000$
 - $Stop\ loss\ distance = |50.000 - 48.000| = 2.000\ USDT$
 - $Position\ Size = (10.000 \times 0,05) / 2.000 = 0,25\ BTC$
 - Jika *stop loss* kena, $loss = 0,25 \times 2.000 = \500 = tepat 5% dari *equity*
- **Keunggulan adaptif:**
 - Volatilitas tinggi → *band* lebar → *position size* kecil → risiko terkontrol
 - Volatilitas rendah → *band* sempit → *position size* besar → optimasi profit
- **Implementasi kode:**
 - `position_size = risk_amount / math.abs(entry_price - stop_loss_price)`
 - Formula ini adalah inti dari manajemen risiko yang melindungi *capital* dari *drawdown* besar [47]

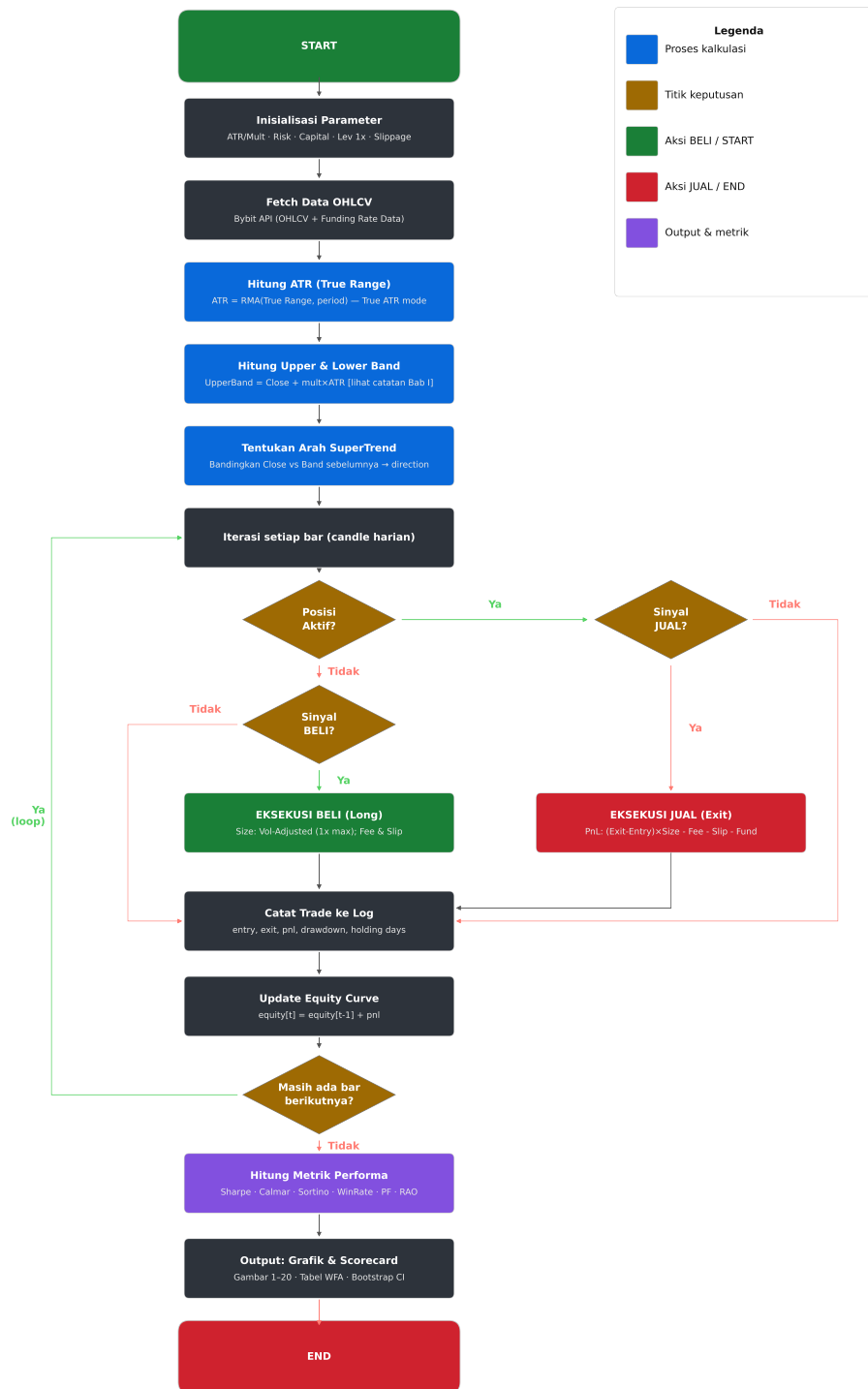
BAB 3 METODOLOGI DAN DESAIN SISTEM

Bab ini mendetailkan desain strategi *trading* otomatis yang dikembangkan, diawali dengan *flowchart* logika strategi dan *pseudocode* algoritma lengkap. Pembahasan juga mencakup parameter strategi yang dioptimalkan berdasarkan hasil uji historis sistematis pada instrumen BTC/USDT.

3.1. Flowchart Strategi

Diagram alir pada Gambar 3.1 menggambarkan logika sederhana namun efektif. Proses dimulai dengan inisialisasi parameter, perhitungan indikator, dan pengambilan keputusan berdasarkan posisi harga relatif terhadap *Upper Band*. Jika harga *Close* berada di atas *Upper Band*, sistem menghasilkan sinyal BUY dan menghitung *position size* dinamis sebelum eksekusi. Jika tidak, sistem menghasilkan sinyal SELL untuk eksekusi *exit*.

Gambar 0: Flowchart Alur Strategi SuperTrend Long Bot



Gambar 3.1. Diagram Alir Eksekusi Strategi Long-Only Supertrend untuk BTC/USDT.

3.2. Algoritma

Logika operasional *engine* yang diimplementasikan pada `supertrend_python.ipynb` menggunakan prinsip eksekusi *next-bar* (sinyal di candle t dieksekusi pada harga *Open* di candle $t + 1$) untuk menghindari *look-ahead bias*.

Algorithm 1 Prosedur Simulasi Strategi *Long-Only* Supertrend dengan *Realistic Execution Constraints*.

```
1: procedure SUPERTRENDSTRATEGY( $T_{data}$ ,  $Capital_0$ ,  $Risk_{\%}$ )
2:   Inisialisasi:  $Cash \leftarrow Capital_0$ ,  $Pos \leftarrow 0$ 
3:   Parameter: ATR Period  $P=7$ , Multiplier  $M=3.0$ ,  $Comm = 0.0005$ ,  $Slip = 0.0003$ 
4:   for setiap bar  $t = 1, 2, \dots, N-1$  do
5:     Hitung  $ATR_t$  (Wilder Smoothing) dan  $BandSupport_t$  berdasarkan data hingga candle  $t$ 
6:     Tentukan sinyal:  $BuySig \leftarrow (Trend_t = 1 \text{ and } Trend_{t-1} = -1)$ 
7:                    $SellSig \leftarrow (Trend_t = -1 \text{ and } Trend_{t-1} = 1)$ 
8:     if  $Pos > 0$  and  $SellSig_{t-1}$  then     $\triangleright$  EXIT — sinyal bar  $t-1$ , eksekusi di  $Open_t$ 
9:        $ExitPrice \leftarrow Open_t \times (1 - Slip)$      $\triangleright$  Slippage exit 0,03%
10:       $Comm_{exit} \leftarrow Pos \times ExitPrice \times Comm$      $\triangleright$  Komisi taker 0,05%
11:       $PnL \leftarrow Pos \times ExitPrice - Comm_{exit} - Pos \times EntryPrice$ 
12:       $Cash \leftarrow Cash + Pos \times ExitPrice - Comm_{exit}$ 
13:       $Pos \leftarrow 0$ 
14:    else if  $Pos = 0$  and  $BuySig_{t-1}$  then     $\triangleright$  ENTRY — sinyal bar  $t-1$ , eksekusi di  $Open_t$ 
15:       $EntryPrice \leftarrow Open_t \times (1 + Slip)$      $\triangleright$  Slippage entry 0,03%
16:       $StopDist \leftarrow |Close_{t-1} - BandSupport_{t-1}|$ 
17:       $RiskQty \leftarrow (Equity_{t-1} \times Risk_{\%}) / StopDist$   $\triangleright$  Fixed fractional sizing
18:       $MaxQty \leftarrow Cash / (EntryPrice \times (1 + Comm))$   $\triangleright$  Dibatasi saldo kas
19:       $Qty \leftarrow \min(RiskQty, MaxQty)$ 
20:       $Cash \leftarrow Cash - Qty \times EntryPrice \times (1 + Comm)$ 
21:       $Pos \leftarrow Qty$ 
22:    end if
23:    if  $Pos > 0$  then     $\triangleright$  FUNDING — dipotong setiap bar saat memegang posisi
24:       $FundingFee_t \leftarrow Pos \times Close_t \times FundingRate_t$ 
25:       $Cash \leftarrow Cash - FundingFee_t$ 
26:    end if
27:     $Equity_t \leftarrow Cash + Pos \times Close_t$      $\triangleright$  Mark-to-market harian
28:  end for
29:  return Equity curve, trade log, metrik performa
30: end procedure
```

Algoritma 1 merepresentasikan implementasi aktual pada `run_backtest()` di `supertrend_python.ipynb`, mencakup empat aspek eksekusi yang realistis: (1) sinyal dieksekusi pada harga *Open* bar berikutnya untuk mencegah *look-ahead bias*; (2) *slippage* 0,03% dibebankan simetris pada *entry* dan *exit*; (3) komisi *taker* 0,05% diperhitungkan per sisi; dan (4) *funding rate* historis Bybit dipotong setiap bar saat posisi aktif. Penelitian ini tidak menggunakan *leverage* (posisi dibatasi oleh saldo kas yang tersedia), sehingga risiko *liquidation* tidak relevan dalam simulasi ini.

Tabel 3.1 Asumsi Eksekusi dalam Simulasi Strategi.

Aspek Eksekusi	Nilai	Implementasi dalam Kode
Timing eksekusi	Open bar $t+1$	Sinyal terbentuk di bar t ; order dieksekusi di harga <i>Open</i> bar berikutnya (anti look-ahead bias).
Slippage entry	+0,03%	<code>Open[t] * (1 + slippage/100)</code>
Slippage exit	-0,03%	<code>Open[t] * (1 - slippage/100)</code>
Komisi entry	0,05%/sisi	<code>qty * entry_price * commission/100</code>
Komisi exit	0,05%/sisi	<code>qty * exit_price * commission/100</code>
Funding rate	Historis Bybit	<code>pos * Close[t] * funding_arr[t]</code> dipotong tiap bar aktif.
Leverage	1× (tanpa margin)	Posisi dibatasi saldo kas: <code>max_qty = cash / entry_price</code> .
Likuidasi paksa	Tidak berlaku	Leverage 1× — harga tidak dapat menyentuh batas margin.

3.3. Parameter Strategi

Penetapan parameter strategi sepenuhnya mengacu pada **Python Tradingbot** (`supertrend_python.ipynb`) sebagai **Single Source of Truth (SSOT)**. Penentuan parameter optimal tidak dilakukan secara *ad-hoc*, melainkan melalui **3D Parameter Grid Search** yang menguji secara sistematis **120 kombinasi** parameter (6 nilai ATR Period $\times$ 5 nilai Multiplier $\times$ 4 nilai Risk per Trade) pada data historis BTC/USDT secara utuh (April 2020–April 2026).

Sebelum dilakukan pencarian parameter secara menyeluruh melalui *grid search*, penelitian ini menetapkan konfigurasi parameter acuan awal (*baseline parameter*) yaitu **ATR Period = 7**, **Multiplier = 3,0**, dan **Risk per Trade = 5%**. Penetapan nilai *baseline* ini didasarkan pada beberapa justifikasi teoritis:

1. **ATR Period = 7**: Nilai periode 7 hari dipilih sebagai basis untuk menangkap gejolak volatilitas jangka pendek mingguan di pasar kripto yang bergerak

dinamis 24/7, tanpa menghasilkan terlalu banyak sinyal palsu (*whipsaw*) dibandingkan jika menggunakan periode yang lebih pendek [46].

2. **Multiplier = 3,0**: Merupakan nilai standar industri yang direkomendasikan langsung oleh Seban [36]. Pengali 3,0 memberikan batas toleransi stop-loss yang setara dengan tiga kali lipat rata-rata volatilitas harian (ATR) dari harga penutupan, yang secara statistik menyaring fluktuasi harga wajar harian Bitcoin secara memadai.
3. **Risk per Trade = 5%**: Nilai ini mewakili batas toleransi risiko yang dinilai optimal untuk memaksimalkan pertumbuhan modal geometris (*geometric growth*) pada aset dengan tren naik jangka panjang yang kuat tanpa menggunakan leverage (*unleveraged long-only*) [43, 41].

3.3.1. Justifikasi Pemilihan Metode dan Ruang Pencarian Parameter

Grid Search dipilih sebagai metode pencarian parameter dibandingkan alternatif seperti *Random Search* atau *Bayesian Optimization* dengan tiga pertimbangan.

Pertama, parameter yang diteliti hanya terdiri dari tiga dimensi (ATR Period, Multiplier, dan Risk per Trade) dengan total 120 kombinasi. Jumlah ini relatif kecil. Oleh karena itu, seluruh ruang pencarian dapat dievaluasi secara lengkap (*exhaustive*) dalam waktu komputasi yang wajar. Dengan jumlah dimensi dan kombinasi yang sedikit, *Grid Search* tidak memiliki kelemahan komputasi yang berarti jika dibandingkan dengan metode optimasi lainnya. Keuntungannya, hasil pencarian menjadi lebih mudah diperiksa ulang (*reproducible*) dan lebih mudah dipahami (*interpretable*).

Kedua, metode lain seperti *Random Search* atau *Bayesian Optimization* baru menunjukkan efisiensi yang nyata pada ruang pencarian berdimensi tinggi (biasanya lebih dari 5–6 parameter). Hal ini kurang relevan untuk penelitian ini yang hanya menggunakan tiga dimensi parameter.

Ketiga, sifat *exhaustive* (menyeluruh) dari *Grid Search* menyimpan hasil lengkap dari seluruh 120 kombinasi parameter. Hal ini memungkinkan verifikasi tambahan berupa uji ketangguhan bobot RAO Score pada Subseksi 3.3.2. Evaluasi ulang dengan berbagai skema bobot dapat dilakukan langsung tanpa harus mengulangi proses pencarian parameter dari awal.

Rentang nilai yang diuji pada setiap dimensi (Tabel 3.3) juga ditetapkan berdasarkan pertimbangan yang jelas:

- **ATR Period** (3–14 hari): mencakup nilai pendek yang sensitif terhadap perubahan harga jangka pendek hingga nilai panjang yang lebih lambat

merespons, meliputi nilai-nilai yang umum digunakan pada literatur indikator berbasis ATR [46, 1].

- **Multiplier** (1,5–3,5): mencakup band yang sempit (reaktif, berpotensi *whipsaw*) hingga band yang lebar (lambat, berpotensi *profit giveback*). Nilai kecil membuat sistem terlalu sering bertransaksi; nilai besar membuat sistem lambat merespons pembalikan tren.
- **Risk per Trade** (1%, 2%, 3%, 5%): mengikuti kisaran yang lazim direkomendasikan pada literatur manajemen risiko *fixed fractional*, dari batas konservatif 1–2% [19] hingga batas atas 5% yang masih berada dalam toleransi *Kelly Criterion* [41].

3.3.2. Metrik Komposit RAO Score

Pemilihan parameter optimal dalam *Grid Search* tidak hanya didasarkan pada satu metrik tunggal. Penelitian ini menggunakan metrik gabungan (komposit) tertimbang yang disebut **RAO Score** (*Risk-Adjusted Optimization Score*). Pendekatan ini dipilih agar parameter yang terpilih dapat menunjukkan kinerja yang unggul di berbagai dimensi sekaligus, bukan hanya pada satu aspek saja.

Formula RAO Score adalah:

$$RAO = 0,35 \times \hat{S} + 0,25 \times \hat{C} + 0,20 \times \hat{R} + 0,10 \times \hat{W} + 0,10 \times \hat{P} \quad (3.1)$$

dimana $\hat{S}$, $\hat{C}$, $\hat{R}$, $\hat{W}$, $\hat{P}$ adalah nilai ternormalisasi ke rentang $[0, 1]$ dari masing-masing Sharpe Ratio, Calmar Ratio, Sortino Ratio, Win Rate, dan Profit Factor. Normalisasi dilakukan menggunakan batas empiris yang bersumber dari distribusi metrik pada studi kripto empiris [11, 5]:

Tabel 3.2 Komponen, Bobot, dan Batas Normalisasi RAO Score.

Metrik	Bobot	Batas Bawah	Batas Atas	Justifikasi Bobot
Sharpe Ratio	35%	-2	+4	Metrik <i>risk-adjusted</i> paling universal [37]
Calmar Ratio	25%	-1	+5	<i>Drawdown</i> adalah risiko yang paling nyata dirasakan trader [6]
Sortino Ratio	20%	-2	+6	Lebih relevan untuk strategi <i>long-only</i> karena hanya menghukum volatilitas negatif [38]
Win Rate	10%	0	100	Indikator konsistensi psikologis eksekusi
Profit Factor	10%	0	10	Mengukur kualitas rasio keuntungan terhadap kerugian

Ketangguhan bobot RAO Score telah diverifikasi secara empiris dengan menguji enam skema bobot alternatif. Pengujian ini menggunakan hasil pencarian (*all_results*) yang sama dari *grid search* (Cell 13 pada *supertrend_python.ipynb*). Keenam skema mencakup variasi bobot yang berbeda-beda: *Base* literatur (Sharpe 35%, Calmar 25%, Sortino 20%, WR 10%, PF 10%), *Sharpe-heavy* (Sharpe 50%), *Drawdown-first* (Calmar 40%), *Equal weights* (masing-masing 20%), *Sortino-heavy* (Sortino 40%), dan *No WR/PF* (Sharpe 40%, Calmar 30%, Sortino 30%). Hasil verifikasi menunjukkan bahwa **5 dari 6 skema** memilih parameter yang sama, yaitu ATR Period = 7, Multiplier = 3,0, dan Risk per Trade = 5%. Oleh karena itu, parameter optimal dinyatakan **ROBUST** (tangguh) terhadap variasi pilihan bobot [34].

Catatan Metodologis: Verifikasi menggunakan enam skema bobot alternatif bukanlah pengulangan yang sia-sia, melainkan prosedur penting untuk menghindari pemilihan data yang memihak (*cherry-picking*). Tanpa verifikasi ini, dasar pemilihan bobot (35%/25%/20%) pada RAO Score bisa diragukan. Apakah bobot tersebut dipilih setelah melihat hasil (*post-hoc*) hanya karena kebetulan memenangkan parameter tertentu? Hasil pengujian menunjukkan bahwa lima dari enam skema bobot yang berbeda ternyata menghasilkan pilihan parameter yang sama. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi parameter ATR Period = 7, Multiplier = 3,0, dan Risk per Trade = 5% sangat stabil lintas kriteria dan bukan hasil rekayasa pemilihan bobot secara strategis.

Berdasarkan hasil analisis stabilitas parameter dan efisiensi *risk-adjusted return*, parameter optimal yang terpilih adalah **ATR Period = 7** dan **Multiplier = 3,0** dengan **Risk per Trade = 5%**. Parameter ini menawarkan keseimbangan terbaik antara pertumbuhan ekuitas kumulatif dan pembatasan risiko *drawdown* ekstrem.

Sebagai implementasi praktis di bursa riil, versi **Pine Script v5** dikonfigurasi menggunakan parameter optimal yang sama hasil dari optimasi Python (SSOT), yaitu **ATR Period = 7**, **Multiplier = 3,0**, dan **Risk per Trade = 5%**. Hal ini menjamin konsistensi logika dan parameter antara riset akademis dan eksekusi riil di bursa.

Tabel 3.3 merangkum seluruh nilai yang diuji pada setiap dimensi *grid search*—sehingga pembaca dapat langsung menilai bahwa parameter terpilih tidak dipilih secara *ad-hoc*, melainkan keluar sebagai pemenang dari 120 kombinasi yang bersaing secara sistematis.

Tabel 3.3 Ruang Pencarian 3D Grid Search (120 Kombinasi Parameter).

Dimensi	Nilai yang Diuji					Jumlah Nilai
ATR Period (<i>n</i>)	3, 4, 5, 7, 10, 14 (hari)					6
ATR Multiplier	1,5	2,0	2,5	3,0	3,5	5
Risk per Trade	1%	2%	3%	5% (dari ekuitas)		4
Total kombinasi = $6 \times 5 \times 4$						120

Tabel 3.4 menyajikan ringkasan hasil optimasi: lima kombinasi teratas berdasarkan RAO Score dari keseluruhan 120 kombinasi yang diuji, dievaluasi pada seluruh periode pengujian (April 2020–April 2026) dengan biaya komisi riil 0,05%.

Tabel 3.4 Hasil Optimasi Parameter Terpilih via 3D Grid Search Python (SSOT).

ATR Period	Multiplier	Risk/Trade	P&L (%)	MDD (%)	Trades	Sharpe	Verdict
7	3,0	5%	+321,70%	-28,02%	26	+0,8334	Utama (Python & Pine)
5	3,5	5%	+265,76%	-33,49%	21	+0,8065	Agresif (High Risk)
5	3,5	3%	+143,20%	-25,54%	21	+0,7592	Moderat-Robust
7	3,0	2%	+106,38%	-17,31%	26	+0,7536	Alternatif (Konservatif)
7	3,0	1%	+49,10%	-10,93%	26	+0,7018	Konservatif (Low Risk)

Parameter final yang digunakan untuk implementasi dan evaluasi:

- **Parameter Utama Naskah (Python & Pine Script SSOT):** *ATR Period* = 7, *Multiplier* = 3,0, *Risk per Trade* = 5,0%, *Timeframe* = **Daily (1D)**.

3.4. Prosedur Pengumpulan dan Pemrosesan Data

3.4.1. Sumber Data

Data historis yang digunakan adalah data OHLCV (*Open, High, Low, Close, Volume*) harian pasangan **BTCUSDT Perpetual Futures** yang diunduh dari **Bybit V5 Public API** melalui *endpoint* /v5/market/kline (category=linear, interval=D). Bybit dipilih sebagai sumber data utama karena tiga alasan berikut.

Pertama, API bersifat publik tanpa autentikasi, sehingga data dapat direproduksi secara bebas oleh peneliti lain. **Kedua**, Bybit merupakan bursa derivatif aset kripto terbesar kedua di dunia berdasarkan volume perdagangan harian per laporan CoinGecko [13], menjamin kedalaman likuiditas yang tinggi sehingga asumsi *slippage* 0,03% bersifat konservatif dan realistis. **Ketiga**, data *funding rate* historis tersedia pada *endpoint* yang sama, memungkinkan analisis sensitivitas biaya pendanaan secara terintegrasi [7].

3.4.2. Cakupan dan Periode Waktu

Penelitian menggunakan rentang data utama dari **1 April 2020 hingga 30 April 2026** (total ± 2.190 candle harian). Periode ini dipilih secara sengaja untuk memastikan data meliputi berbagai rezim pasar secara representatif:

- **Bull market 2020–2021:** Apresiasi harga ekstrem dari sekitar \$7.200 (Januari 2020) hingga puncak \$69.000 (November 2021).
- **Bear market 2022:** Penurunan harga dari \$47.000 (Januari 2022) hingga lembah \$15.500 (November 2022), termasuk dampak kolapsnya ekosistem Terra/LUNA dan FTX.
- **Pemulihan 2023–2024:** Fase konsolidasi dan pemulihan bertahap menuju \$100.000 ke atas.
- **Pasar kontemporer 2025–2026:** Fase terkini sebagai data pengujian *out-of-sample* paling relevan.

Cakupan lintas siklus pasar ini memastikan bahwa parameter yang ditemukan tidak hanya valid pada satu kondisi pasar tertentu [26].

3.4.3. Prosedur Pengunduhan dan Validasi Data

Pengunduhan data dilakukan secara otomatis melalui Modul Ingesti Data dalam `supertrend_python.ipynb` dengan prosedur sebagai berikut:

1. **Autentikasi:** API Bybit V5 bersifat publik untuk data historis; tidak diperlukan kunci API.
2. **Paginasi:** Data diunduh dalam *batch* 1.000 candle per permintaan, dengan perulangan otomatis untuk mencakup seluruh rentang tanggal.
3. **Validasi integritas:** Setiap candle diperiksa untuk memastikan tidak ada nilai NaN atau candle duplikat. Candle dengan nilai *Open* = *Close* = 0 dibuang.
4. **Penyelarasan *timestamp*:** Seluruh data dikonversi ke zona waktu UTC dan diurutkan secara kronologis menaik sebelum digunakan dalam kalkulasi indikator.
5. **Konsistensi sumber:** Penggunaan sumber data tunggal (Bybit) menghindari risiko *timestamp misalignment* yang dapat terjadi jika menggabungkan data dari beberapa *exchange* [34].

3.4.4. Pemrosesan dan Transformasi Data

Setelah pengunduhan, data mentah diproses melalui *pipeline* berikut sebelum digunakan dalam simulasi:

1. **Kalkulasi True Range (TR):** Dihitung pada setiap candle menggunakan definisi Wilder [46] yang memperhitungkan celah harga antar sesi (*overnight gap*).
2. **Pemulusan ATR:** ATR dihitung menggunakan metode *Wilder Smoothing* (RMA) yang menghasilkan nilai ATR lebih stabil dibandingkan SMA-ATR standar [46].
3. **Normalisasi kolom:** Kolom OHLCV distandarisasi ke format float64 untuk memastikan presisi komputasi numerik yang konsisten.
4. **Pembangkitan fitur sinyal:** Kolom sinyal (*trend*, *upper_band*, *lower_band*) dihasilkan secara sekuensial menggunakan loop *bar-by-bar* untuk mencegah *look-ahead bias*.

Seluruh prosedur pengumpulan dan pemrosesan data ini terimplementasi penuh dalam sel-sel awal `supertrend_python.ipynb` dan dapat direproduksi secara independen oleh peneliti lain yang memiliki akses internet.

3.5. Metodologi Pengujian Hipotesis

Penelitian ini merumuskan empat hipotesis statistik formal yang masing-masing diuji menggunakan metode yang berbeda sesuai karakteristik pertanyaan penelitiannya. Tabel 3.5 merangkum pemetaan antara hipotesis, metode uji, dan kriteria penolakan H_0 yang ditetapkan *a priori* sebelum analisis data dilakukan.

Tabel 3.5 Pemetaan Hipotesis, Metode Uji, dan Kriteria Keputusan Statistik.

Hipotesis	Metode Uji	Justifikasi Pemilihan Metode	Kriteria Tolak H_0
H_1 — <i>Edge Strategi</i>	Bootstrap CI 95% (2.000 iterasi)	Tidak mengasumsikan distribusi normal return; robust terhadap <i>fat tails</i> yang umum pada aset kripto	Batas bawah CI Sharpe > 0
H_2 — Konsistensi IS/OOS	Mann-Whitney U Test ($\alpha = 0,05$)	Uji non-parametrik bebas asumsi normalitas; tepat untuk membandingkan dua distribusi return independen	$p\text{-value} > 0,05$ (ingin gagal menolak H_0)
H_3 — Keunggulan vs B&H	Perbandingan Sharpe langsung	Kriteria uji sederhana dan transparan; uji formal Jobson-Korkie [24] sebagai rekomendasi lanjutan	Sharpe(ST) $>$ Sharpe(B&H)
H_4 — <i>Skill vs Luck</i>	<i>Reshuffling</i> Monte Carlo (2.000 permutasi, seed=42)	Mengacak urutan transaksi untuk memisahkan kontribusi <i>edge</i> sistematis dari faktor keberuntungan urutan kejadian	$p\text{-value empiris} = \frac{\#\{\text{Sharpe}_{\text{sim}} \geq \text{Sharpe}_{\text{aktual}}\}}{2000} < 0,05$

Catatan Replikasi Uji: Seluruh pengujian dilakukan menggunakan *supertrend_python.ipynb* sebagai SSOT dengan *fixed random seed* untuk memastikan reproduisibilitas penuh. Urutan pengujian dirancang berjenjang: H_1 memvalidasi adanya *edge*, H_2 memvalidasi ketiadaan *overfitting*, H_3 memvalidasi keunggulan relatif, dan H_4 memvalidasi bahwa *edge* tersebut bukan artefak keberuntungan.

3.5.1. Justifikasi Jumlah Iterasi Simulasi dan Pemilihan Uji Statistik

Simulasi *Bootstrap Confidence Interval* dan *Reshuffling Monte Carlo* menggunakan **2.000 iterasi/permutasi**. Jumlah ini dipilih untuk menyeimbangkan antara ketepatan (presisi) hasil statistik dan waktu komputasi. Angka 2.000 ini sudah jauh melampaui batas minimum yang umum disarankan dalam literatur simulasi berbasis pengambilan sampel ulang (*resampling*), yaitu 1.000 iterasi [10]. Dengan demikian,

simulasi memberikan margin keamanan tambahan dari ketidakpastian hasil, tetapi tetap dapat dijalankan dengan cepat menggunakan komputer standar.

Uji **Mann-Whitney U** digunakan pada Hipotesis 2 karena data imbal hasil (*return*) harian Bitcoin terbukti tidak berdistribusi normal secara statistik. Data tersebut memiliki karakteristik *fat tails* (banyak nilai ekstrem yang muncul) dan *skewness* (pembagian data tidak simetris) [3]. Uji statistik standar seperti *t-test* mensyaratkan data berdistribusi normal (berbentuk lonceng simetris). Jika *t-test* dipaksakan pada data yang tidak normal, kesimpulan yang dihasilkan bisa keliru atau bias. Sebaliknya, Mann-Whitney U adalah uji non-parametrik, yaitu uji statistik yang tidak membutuhkan asumsi bentuk distribusi data tertentu. Hal ini membuatnya jauh lebih cocok untuk data keuangan.

Terdapat dua alasan konkret mengapa uji Mann-Whitney U dipilih dibandingkan uji non-parametrik lainnya, yaitu uji *Wilcoxon Signed-Rank* dan uji *Kolmogorov-Smirnov* (K-S).

Pertama, uji *Wilcoxon Signed-Rank* membutuhkan data berpasangan (*paired samples*)—misalnya mengukur objek yang sama sebelum dan sesudah perlakuan. Data yang diuji di sini adalah *return* harian pada dua periode waktu yang sepenuhnya berbeda: periode latih (IS) dan periode uji (OOS). Keduanya adalah sampel independen, sehingga *Wilcoxon Signed-Rank* tidak dapat digunakan.

Kedua, uji *Kolmogorov-Smirnov* (K-S) membandingkan seluruh bentuk distribusi data, termasuk perbedaan penyebaran (*varians*). Penelitian ini hanya perlu menguji satu pertanyaan spesifik: apakah tingkat keuntungan tengah (*median return*) antara periode IS dan OOS berbeda secara signifikan? Fokus pada pergeseran lokasi median inilah keunggulan Mann-Whitney U dibandingkan K-S.

3.5.2. Komplementaritas Bootstrap dan Monte Carlo: Dua Metode yang Tidak Redundan

Penggunaan dua metode simulasi komputasional sekaligus, yaitu *Bootstrap Confidence Interval* (H_1) dan *Reshuffling Monte Carlo* (H_4), sekilas terlihat serupa. Namun, kedua metode pengacakan ini sebenarnya menjawab pertanyaan yang berbeda secara mendasar dan saling melengkapi.

Bootstrap (H_1) bekerja dengan cara mengambil sampel ulang (*resampling*) data *return* harian BTC/USDT secara acak. Pengambilan dilakukan *dengan pengembalian* (*with replacement*) sebanyak 2.000 kali. Artinya, data *return* pada hari yang sama bisa terpilih lebih dari satu kali dalam satu simulasi. Setiap putaran simulasi menghasilkan satu nilai Sharpe Ratio yang baru. Kumpulan nilai dari 2.000 simulasi ini kemudian digunakan untuk membuat batas interval kepercayaan 95%. Metode ini menjawab

pertanyaan: “Seberapa andal nilai Sharpe Ratio yang kita peroleh di masa lalu untuk mewakili kinerja masa depan?”

Monte Carlo Reshuffling (H_4) bekerja dengan cara yang berbeda. Di sini, yang diacak bukan data harian, melainkan *urutan transaksi* untung-ruginya (*trade-by-trade P&L*) sebanyak 2.000 kali tanpa pengembalian (permutasi). Simulasi ini bertujuan untuk menjawab pertanyaan: “Apakah hasil keuntungan strategi kita benar-benar karena keahlian sistem (*skill*), atau hanya karena kebetulan urutan transaksinya sedang menguntungkan (*luck*)?”

Perbedaan mendasar keduanya terangkum pada Tabel 3.6 berikut.

Tabel 3.6 Perbandingan Bootstrap CI dan Monte Carlo Reshuffling sebagai Metode Komplementer.

Aspek	Bootstrap CI (H_1)	Monte Carlo Reshuffling (H_4)
Yang diacak	Return harian (<i>with replacement</i>)	Urutan transaksi (<i>permutasi</i>)
Unit analisis	Return harian BTC/USDT	Per-trade P&L
Pertanyaan	“Seberapa andal Sharpe Ratio ini?”	“Apakah ini <i>skill</i> atau <i>luck</i> ?”
Output	Interval kepercayaan 95% Sharpe, Sortino, MDD	Distribusi Sharpe dari 2.000 urutan acak
<i>Random seed</i>	<code>np.random.default_rng(0)</code>	<code>np.random.default_rng(42)</code>
Hipotesis	H_1 : <i>edge</i> bernilai positif	H_4 : <i>edge</i> bukan keberuntungan

Dengan demikian, kedua metode bersifat **komplementer**, bukan redundan: Bootstrap membuktikan bahwa *edge* strategi *dapat dipercaya secara statistik*, sementara Monte Carlo membuktikan bahwa *edge* tersebut *bukan kebetulan*. Keduanya diperlukan untuk membangun bukti yang kokoh terhadap validitas sistem perdagangan yang dikembangkan.

BAB 4 IMPLEMENTASI SISTEM

Bab ini membahas implementasi teknis dari strategi Supertrend ke dalam bahasa pemrograman Python dan Pine Script v5. Berbeda dengan pendekatan konvensional, penelitian ini menetapkan **Python Tradingbot** (`supertrend_python.ipynb`) sebagai **Single Source of Truth (SSOT)** untuk analisis akademis, pencarian *grid*, dan *backtesting* multi-skenario. Sementara itu, kode **Pine Script v5** diimplementasikan sebagai alternatif operasional khusus untuk kebutuhan perdagangan langsung (*live trade*) pada platform TradingView. Pembahasan bab ini mencakup manajemen risiko terintegrasi, asumsi perdagangan, struktur modular dari kedua kode, logika operasional *engine* Python, serta perbandingan analitis antara kedua platform.

4.1. Manajemen Risiko Terintegrasi

Peran manajemen risiko dalam sistem ini dirancang sebagai pilar utama (*core component*) sejak tahap inisialisasi kode, yang meliputi:

1. **Risk Per Trade:** Setiap transaksi dibatasi secara ketat (misalnya 2% atau 5% dari ekuitas), untuk mencegah risiko kebangkrutan modal (*ruin*) pada instrumen BTC/USDT yang memiliki volatilitas tinggi.
2. **Position Sizing Dinamis:** Ukuran posisi otomatis disesuaikan secara proporsional terbalik dengan jarak *stop loss* teknis (volatilitas pasar), guna menjaga eksposur risiko dolar tetap konstan.
3. **Stop Loss Volatilitas:** Garis pita atas (*Upper Band*) Supertrend bertindak sebagai *stop loss* dinamis yang terus mengikuti arah tren harga (*trailing stop*).
4. **Date Filter:** Fitur pembatasan tanggal eksekusi untuk menguji performa strategi pada fragmen pasar historis tertentu.
5. **Long-Only Bias:** Fokus transaksi hanya pada posisi beli (*buy/long*) untuk memanfaatkan *positive long-term drift* historis Bitcoin, sekaligus menghindari biaya pendanaan (*funding rate*) ekstrem dari posisi *short* serta kompatibel penuh dengan akun *spot trading*.

Manajemen risiko terintegrasi ini merupakan komponen wajib dalam perdagangan aset kripto yang sangat fluktuatif, sebagaimana ditekankan oleh Almeida dan Gounopoulos [2].

4.2. Asumsi Perdagangan dan Model Margin

Untuk menjamin tingkat validitas, konsistensi, dan reproduisibilitas hasil pengujian strategi, penelitian ini menetapkan sejumlah asumsi perdagangan dan model margin yang mendasari proses simulasi *backtesting*:

1. **Leverage Terkendali (1x):** Sistem perdagangan beroperasi tanpa menggunakan pengungkit (*leverage 1x*). Seluruh ukuran posisi dihitung murni terhadap ekuitas yang tersedia tanpa meminjam dana dari bursa. Hal ini dilakukan untuk memisahkan kinerja murni dari algoritma manajemen risiko dengan efek penguatan modal akibat meminjam dana (*leverage*).
2. **Model Margin Silang (*Cross-Margin Model*):** Simulasi mengasumsikan penggunaan akun *cross-margin*, di mana seluruh saldo modal akun bertindak sebagai kolateral bersama. Ukuran posisi dinamis yang dibuka selalu berada jauh di bawah kapasitas margin akun maksimal.
3. **Ketiadaan Risiko Likuidasi:** Batas risiko tiap transaksi (*risk per trade*) diatur secara ketat lewat metode *fixed fractional position sizing*. Akibatnya, jarak harga masuk (*entry price*) ke batas rugi (*stop-loss* pada garis Up_t Supertrend) selalu lebih dekat daripada jarak ke harga likuidasi paksa (*liquidation price*) dari bursa. Dengan begitu, risiko likuidasi paksa dapat dihilangkan sepenuhnya. Kerugian maksimal per transaksi dibatasi hanya sebesar nilai *stop-loss* yang direncanakan (yaitu 2% atau 5% dari total modal).
4. **Biaya Transaksi (*Trading Fees*):** *Fee* untuk jenis transaksi *taker* (pasar) ditetapkan secara konservatif sebesar 0,05% per sisi (*round-trip* 0,10% untuk setiap transaksi lengkap). Penentuan Bybit sebagai bursa referensi didasarkan pada laporan CoinGecko [13] yang menempatkan Bybit sebagai bursa derivatif aset kripto terbesar kedua di dunia dari segi volume perdagangan harian dan likuiditas [8].
5. **Model Eksekusi Harga:** Eksekusi transaksi diasumsikan terjadi pada harga pembukaan candle harian berikutnya (*Open*) guna menghindari bias pandang-depan (*look-ahead bias*) di Python, dan pada harga penutupan (*Close*) candle harian yang memicu sinyal di TradingView.

4.3. Struktur Kode Python Tradingbot (SSOT)

Sebagai *Single Source of Truth*, kode Python diimplementasikan dalam bentuk *Notebook* interaktif (`supertrend_python.ipynb`) dengan arsitektur modular yang

terdiri dari **9 modul utama (Modul 0–8)** mencakup **Cell 0 hingga Cell 47**. Setiap modul dikelompokkan berdasarkan fungsi analitis dan dieksekusi secara berurutan:

0. **Modul 0 — Setup & Konfigurasi (Cell 0–4)**: Memuat diagram alir strategi (Cell 0), instalasi dependensi (Cell 1), konfigurasi parameter global termasuk `INITIAL_CAPITAL`, grid ATR/Multiplier/Risk, dan desain `WF_SPLITS` (Cell 2), formulasi hipotesis formal H_0/H_1 (Cell 3), serta pernyataan ruang lingkup penelitian (Cell 4).
1. **Modul 1 — Fungsi & Data (Cell 5–11)**: Mendefinisikan seluruh fungsi pendukung dan fungsi inti sistem: *helper* interpretasi metrik (Cell 5), `fetch_bybit_klines()` untuk pengambilan data OHLCV historis dari Bybit API V5 (Cell 6), justifikasi pemilihan Bybit dan eksekusi *fetch* data (Cell 7), uji stasioneritas ADF dan uji normalitas Jarque-Bera serta D’Agostino-Pearson (Cell 8), fungsi inti `compute_supertrend()` dan `run_backtest()` (Cell 9), fungsi *benchmark* Buy & Hold simulasi *spot* (Cell 10), serta fungsi analisis lanjutan (Cell 11).
2. **Modul 2 — Optimasi Parameter / Grid Search (Cell 12–18)**: Menjalankan pencarian *grid* 3 dimensi atas 120 kombinasi parameter untuk memetakan performa berbasis *RAO Score* komposit (Cell 12–13) dan menghasilkan empat visualisasi *heatmap* (Gambar 1–4, Cell 14–17), dilanjutkan inisialisasi `best_res` (Cell 18).
3. **Modul 3 — Perbandingan Strategi & Benchmark (Cell 19–25)**: Perbandingan sistematis SuperTrend vs. Buy & Hold (Cell 19), Gambar 5 perbandingan metrik SuperTrend vs. Buy & Hold (Cell 21), *benchmark* ketiga SMA 20/50 Crossover (Cell 22), Gambar 6 *bar chart* perbandingan metrik SuperTrend vs. SMA Crossover (Cell 23), analisis sensitivitas biaya transaksi (Cell 24), dan Gambar 7 kurva ekuitas tiga strategi berdampingan (Cell 25).
4. **Modul 4 — Walk-Forward Analysis / WFA (Cell 26–31)**: Gambar 8 Diagram Alur Kerja Eksperimental (Cell 26), Pelaksanaan WFA 4 *split* dengan *growing window* (Cell 27) dan visualisasi Gambar 9–12 (Cell 28–31) mencakup uji statistik IS/OOS *per split individual*, kurva ekuitas OOS, perbandingan metrik, dan stabilitas parameter optimal.
5. **Modul 5 — Uji Robustness Statistik (Cell 32–36)**: Uji Mann-Whitney U *agregat* IS vs. OOS gabungan keempat *split* WFA (Cell 32); simulasi Monte Carlo 2000 permutasi (Cell 33) beserta Gambar 13 (Cell 34); simulasi Bootstrap

resampling 2000 iterasi untuk menghasilkan *confidence interval* 95% bagi metrik Sharpe, Sortino, Maximum Drawdown, dan Net PnL (Cell 35), beserta Gambar 14 (Cell 36).

6. **Modul 6 — Analisis Regime Pasar (Cell 37–38):** Klasifikasi 6 *regime* pasar berbasis *threshold* $\pm 3\%$ dari MA50 dan median rolling ATR (Cell 37) serta Gambar 15 *heatmap* kinerja per *regime* (Cell 38).
7. **Modul 7 — Kesimpulan & Scorecard (Cell 39–42):** Pembahasan keterbatasan strategi eksplisit (Cell 39), ringkasan eksekutif teks (Cell 40), Gambar 16 sinyal BUY/SELL pada chart BTC (Cell 41), dan Gambar 17 Scorecard Visual Terpadu (Cell 42).
8. **Modul 8 — Analisis Tambahan (Cell 43–47):** Gambar 18 perbandingan *position sizing* (Cell 43), Gambar 19 perbandingan arah strategi (Cell 44), *backtesting* multi-periode (Cell 45), Gambar 20 kurva ekuitas multi-periode (Cell 46), dan Gambar 21 metrik multi-periode (Cell 47).

4.4. Logika Operasional Engine Python

Kode sumber lengkap implementasi Python dapat dilihat pada **Lampiran A**. Berikut adalah penjelasan fungsional terhadap logika operasional yang berjalan dalam *engine* Python:

1. **Kalkulasi Volatilitas True Range:** True Range (TR) dihitung secara harian untuk menangkap celah harga (*gap*) pembukaan:

$$TR_t = \max(High_t - Low_t, |High_t - Close_{t-1}|, |Low_t - Close_{t-1}|) \quad (4.1)$$

Selanjutnya, ATR dihitung menggunakan smoothing Wilder (RMA) dengan rumus rekursif:

$$ATR_t = \frac{ATR_{t-1} \times (n - 1) + TR_t}{n} \quad (4.2)$$

di mana n adalah periode ATR (dalam SSOT optimal $n = 7$).

2. **Mekanisme Sticky Band (Pita Tren Dinamis):** Pita batas atas (Up_t) dan batas bawah (Dn_t) dikunci agar bersifat *sticky* (tidak berbalik arah di tengah jalan sebelum harga menyeberang):

$$Up_t = \max(Up_Basic_t, Up_{t-1}) \quad \text{jika } Close_{t-1} > Up_{t-1} \quad (4.3)$$

$$Dn_t = \min(Dn_Basic_t, Dn_{t-1}) \quad \text{jika } Close_{t-1} < Dn_{t-1} \quad (4.4)$$

3. **State Machine Sinyal:** Logika tren beroperasi seperti *state machine* biner:

- Tren = 1 (*Bullish*) terjadi ketika $Close_t > Dn_{t-1}$ (pemicu sinyal BUY).
- Tren = -1 (*Bearish*) terjadi ketika $Close_t < Up_{t-1}$ (pemicu sinyal SELL).

4. **Position Sizing Volatilitas-Disesuaikan:** Ukuran posisi dinamis (Qty_t) dihitung terbalik dengan *stop loss* teknis (lebar pita Supertrend) untuk memastikan eksposur risiko dolar konstan:

$$Qty_t = \frac{Equity_t \times Risk\%}{|Close_t - UpperBand_t|} \quad (4.5)$$

Sebagai ilustrasi numerik, misalkan pada suatu candle berlaku kondisi berikut: ekuitas saat ini $Equity_t = \$10.000$, parameter risiko $Risk\% = 5\%$, harga *close* BTC saat sinyal $entry\ Close_t = \$50.000$, dan garis *Upper Band* Supertrend berada di $\$48.000$ (sehingga jarak *stop loss* = $\$50.000 - \$48.000 = \$2.000$). Maka ukuran posisi yang dieksekusi adalah:

$$Qty_t = \frac{10.000 \times 0,05}{|50.000 - 48.000|} = \frac{500}{2.000} = 0,25 \text{ BTC} \quad (4.6)$$

Nilai kontrak posisi ini setara dengan $0,25 \times \$50.000 = \12.500 (menggunakan *leverage* implisit 1,25×). Namun, **risiko aktual yang ditanggung hanyalah \$500**—yaitu 5% dari ekuitas—karena posisi akan ditutup otomatis oleh *trailing stop* pada *Upper Band* sebelum kerugian melampaui batas tersebut. Apabila volatilitas meningkat sehingga jarak *stop loss* melebar menjadi $\$4.000$, maka Qty_t akan turun menjadi 0,125 BTC agar risiko dolar tetap konstan sebesar $\$500$. Mekanisme inilah yang membuat sistem secara otomatis *mengurangi* ukuran posisi saat pasar bergejolak dan *menambah* ukuran posisi saat volatilitas rendah—sebuah properti fundamental dari *volatility-adjusted position sizing* [44, 43]. *Engine* membatasi ukuran maksimal agar tidak melebihi modal tunai yang tersedia setelah komisi 0,05%.

4.5. Desain Eksperimen dan Metode Validasi

Untuk memastikan bahwa performa sistem bukan hasil dari manipulasi parameter yang berlebihan (*overfitting*), penelitian ini menerapkan desain eksperimen terstruktur dan metode validasi tambahan pada *engine* Python:

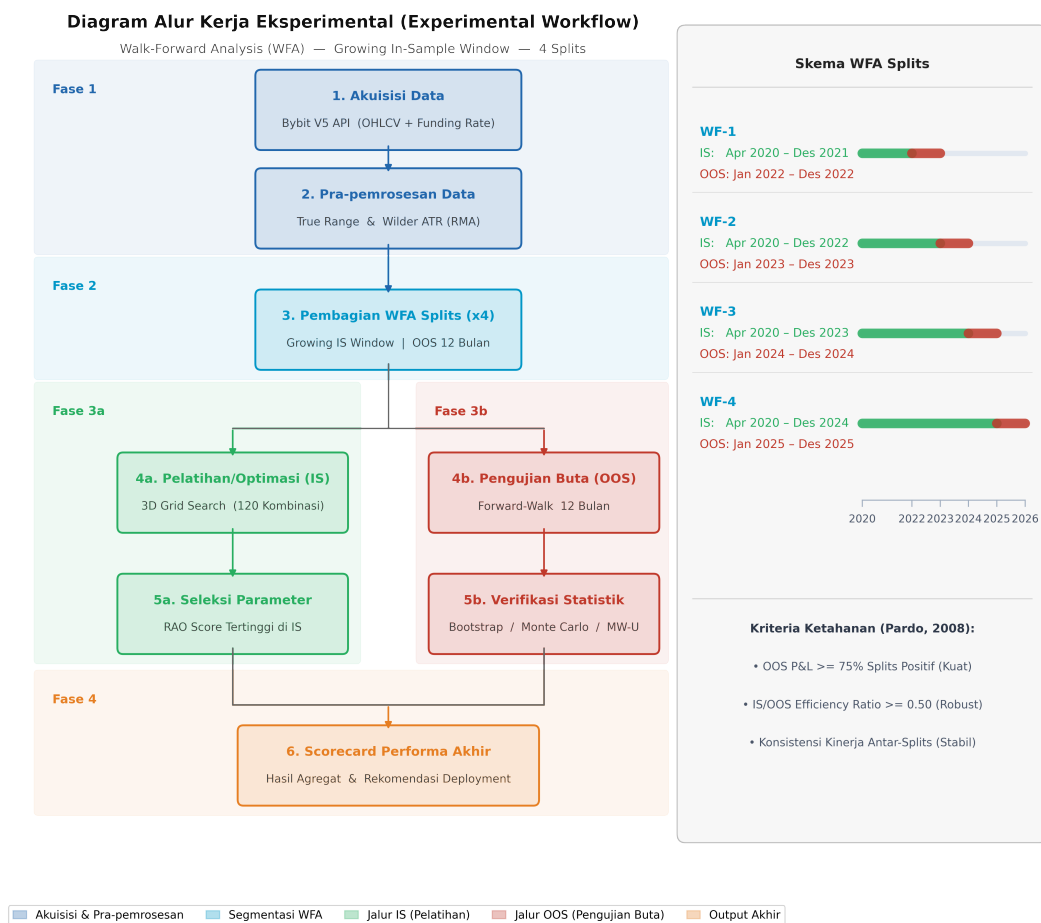
4.5.1. Desain Alur Kerja Eksperimental (Experimental Design)

Penelitian ini menerapkan desain eksperimen terstruktur yang memisahkan tahap pemrosesan data, optimasi parameter (pelatihan), pengujian buta (validasi), serta evaluasi signifikansi hasil secara statistik.

Pemisahan data pelatihan dan pengujian mengadopsi kerangka kerja *Walk-Forward Analysis* (WFA). Dalam kerangka ini:

1. **In-Sample (IS) sebagai Train-Validation Set:** Jendela data IS digunakan untuk melatih sistem melalui metode *3D Grid Search* pada 120 kombinasi parameter. Penentuan parameter optimal terpilih dilakukan dengan mengevaluasi metrik komposit *RAO Score* pada data IS.
2. **Out-of-Sample (OOS) sebagai Test Set:** Jendela data OOS bertindak sebagai pengujian buta independen. Parameter optimal dari fase IS diterapkan langsung pada data OOS (12 bulan ke depan) yang belum pernah dilihat oleh algoritma selama fase optimasi.

Diagram alur kerja eksperimental lengkap disajikan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1. Diagram Alur Kerja Eksperimental (*Experimental Workflow*) Sistem: alur dari akuisisi data, pra-pemrosesan, pembagian WFA, pelatihan IS, pengujian buta OOS, hingga *scorecard* performa akhir.

4.5.2. Walk-Forward Analysis (WFA)

Strategi diuji menggunakan metode *Walk-Forward Analysis* (WFA) yang dipelopori oleh Pardo [34]. Metode ini membagi data secara kronologis menjadi periode *In-Sample* (IS) untuk optimasi parameter dan *Out-of-Sample* (OOS) untuk validasi buta, guna memberikan estimasi performa tanpa bias.

Analogi intuitif IS/OOS. Bayangkan seorang mahasiswa yang mempersiapkan ujian: periode IS adalah kumpulan soal-soal latihan dari tahun-tahun lalu yang ia pelajari untuk menemukan strategi belajar terbaik (*optimasi parameter*), sedangkan periode OOS adalah soal ujian yang belum pernah ia lihat pada hari ujian sesungguhnya (*validasi buta*). Jika seorang mahasiswa mendapat nilai tinggi di soal latihan tetapi gagal di ujian sesungguhnya, kemungkinan besar ia hanya menghafal jawaban tanpa benar-benar memahami materi—inilah yang disebut *overfitting* dalam konteks strategi perdagangan.

Dataset (2020–2025) dibagi menjadi 4 fragmen waktu (*splits*) dengan skema *growing In-Sample window*:

- **WF-1:** IS (April 2020 – Des 2021) → OOS (Jan 2022 – Des 2022)
- **WF-2:** IS (April 2020 – Des 2022) → OOS (Jan 2023 – Des 2023)
- **WF-3:** IS (April 2020 – Des 2023) → OOS (Jan 2024 – Des 2024)
- **WF-4:** IS (April 2020 – Des 2024) → OOS (Jan 2025 – Des 2025¹)

Pemilihan 4 siklus (*splits*) dengan durasi OOS masing-masing 12 bulan didasarkan pada karakteristik frekuensi perdagangan dari strategi aktif yang dikembangkan. Strategi ini beroperasi pada skala harian (*timeframe daily*) untuk menangkap tren besar jangka panjang. Konsekuensinya, jumlah transaksi yang dihasilkan relatif sedikit, yaitu hanya 26 transaksi selama 6 tahun pengujian. Jika pembagian periode WFA diperbanyak (misalnya menjadi 8 atau 10 bagian), waktu pengujian (OOS) di setiap periode akan menjadi terlalu singkat. Akibatnya, jumlah transaksi di setiap periode OOS akan sangat minim (hanya 0 atau 1 transaksi). Ukuran sampel yang terlalu kecil seperti itu tidak valid secara statistik untuk menghitung metrik evaluasi portofolio seperti Sharpe Ratio atau Profit Factor.

Melalui pembagian 4 siklus tahunan ini, setiap periode pengujian (OOS) mewakili satu kondisi pasar kripto yang unik secara makro. Ini meliputi pasar jatuh ekstrem (*bearish*) tahun 2022, pemulihan tahun 2023, tren naik kuat (*bullish*) pasca-*halving* tahun 2024, dan pasar mendatar (*sideways*) tahun 2025. Hal ini memberikan dasar analisis ekonomi dan statistik yang lebih kuat untuk menguji ketahanan sistem.

Penilaian ketahanan sistem melalui WFA menggunakan dua kriteria terstruktur yang diadaptasi dari Pardo [34]. Kriteria pertama adalah **persentase periode OOS yang menghasilkan keuntungan (P&L positif)**. Jika persentasenya $\geq 75\%$, sistem dikategorikan *KUAT* (mampu beradaptasi di berbagai kondisi pasar). Persentase antara 51–74% dikategorikan *MODERAT* (perlu kewaspadaan ekstra). Sedangkan jika $\leq 50\%$, sistem dikategorikan *LEMAH* (ada indikasi kuat *overfitting*).

Kriteria kedua adalah **IS/OOS Efficiency Ratio**, yaitu perbandingan Sharpe Ratio pada periode pengujian (OOS) terhadap periode pelatihan (IS). Rasio $\geq 0,5$ mengindikasikan sistem yang tangguh. Rasio 0 hingga 0,5 menunjukkan adanya

¹Periode OOS WF-4 didefinisikan dalam kode sebagai 2025-01-01 hingga 2025-12-31 (12 bulan penuh), sebagaimana dikunci secara eksplisit pada WF_SPLITS di Cell 2 notebook Python (SSOT). Meskipun variabel FETCH_END ditetapkan hingga 2026-04-30 untuk keperluan analisis jangka panjang lain, batas OOS WF-4 *tidak berubah* dan selalu mencakup tepat 12 bulan karena di-*hardcode* secara independen dalam WF_SPLITS.

penurunan performa yang masih dalam batas wajar. Sementara itu, rasio < 0 menandakan penurunan performa yang tajam di antara kedua periode tersebut. Kedua kriteria ini diterapkan pada Seksi 5.7 dan dievaluasi bersama uji statistik lainnya untuk menilai ketahanan sistem secara menyeluruh.

Efisiensi generalisasi diukur melalui *IS/OOS Efficiency Ratio* (perbandingan Sharpe Ratio OOS terhadap IS).

4.5.3. Metrik Evaluasi Risiko Lanjutan

Metrik evaluasi yang dihitung secara presisi meliputi:

1. **Sharpe Ratio:** Mengukur imbal hasil berlebih per unit risiko total (*standard deviation*).
2. **Sortino Ratio:** Hanya memperhitungkan volatilitas negatif (*downside risk*), sangat cocok untuk menguji strategi *long-only* pada aset kripto yang memiliki volatilitas positif tinggi.
3. **Calmar Ratio:** Perbandingan antara CAGR (*Compounded Annual Growth Rate*) terhadap *Maximum Drawdown*.

4.6. Skenario Pengujian

Untuk memvalidasi *robustness* strategi pada **BTC/USDT**, dilakukan pengujian pada tiga skenario periode waktu menggunakan parameter optimal SSOT (ATR Period = 7, Multiplier = 3.0, Risk per Trade = 5%):

Tabel 4.1 Skenario Pengujian Multi-Periode dengan Parameter Teroptimal Python (SSOT: ATR=7, Multiplier=3.0, Risk=5%)

Skenario	Jangka Waktu	Periode Data	Tujuan Evaluasi
Jangka Pendek	6 bulan	Q1-Q2 2025	Validasi kegunaan jangka pendek dalam fase pasar sideways
Jangka Menengah	1 tahun	2024	Evaluasi performa strategi pada siklus pasar bull market penuh
Jangka Panjang	4 tahun	2022-2025	Robustness dan kontrol drawdown melewati siklus bear-bull penuh

Pengujian multi-periode ini mengadopsi *framework* evaluasi sistematis seperti yang disarankan Li dan Ouyang [29] untuk pengembangan algoritma *trading* yang komprehensif. Hasil pengujian strategi dibandingkan secara langsung terhadap dua *benchmark*: **Buy & Hold Spot** [20] sebagai *benchmark* pasif yang mengukur apakah strategi aktif mampu mengungguli kepemilikan tanpa manajemen, dan **SMA 20/50 Crossover** sebagai *benchmark* aktif yang mengisolasi pertanyaan lebih tajam: apakah Supertrend lebih baik dari strategi *trend-following* lain yang lebih sederhana? Dengan dua *benchmark* yang berbeda sifatnya—satu pasif, satu aktif—klaim keunggulan Supertrend dapat dibuktikan dari dua sisi sekaligus.

4.7. Implementasi Alternatif Pine Script untuk Live Trade

Sebagai alternatif operasional di dunia nyata, strategi ini diimplementasikan ke dalam **Pine Script v5** untuk dijalankan langsung pada chart **TradingView**. Kode sumber lengkap Pine Script ini diletakkan pada **Lampiran B**.

Pine Script dirancang untuk bereaksi secara langsung (*reactive*) pada setiap penutupan candle chart interaktif. Struktur kodenya dibagi secara modular:

1. **Input Parameters:** Menyediakan antarmuka grafis TradingView untuk mengonfigurasi parameter ATR Period, Multiplier, Risk per Trade, Slippage, Date Filter, dan opsi visualisasi chart secara manual.
2. **ATR & Band Logic:** Menggunakan fungsi bawaan TradingView `ta.atr()` untuk efisiensi komputasi, serta perhitungan pita tren dinamis.
3. **Position Sizing & Execution:** Menghitung besar posisi otomatis berdasarkan ekuitas berjalan `strategy.equity` dan melakukan eksekusi beli/jual secara otomatis melalui fungsi `strategy.entry()` dan `strategy.close()` [42].
4. **Alerting System:** Terintegrasi dengan *webhook* eksternal `alertcondition()` untuk memicu eksekusi otomatis pada akun bursa riil (Bybit/Binance via bot pihak ketiga) saat sinyal BUY/SELL terbentuk di chart.

4.8. Perbandingan Python dan Pine Script

Penelitian ini memisahkan peran kedua bahasa pemrograman: **Python** sebagai *engine* utama analisis ilmiah dan *backtesting* (Single Source of Truth), dan **Pine Script v5** sebagai alat implementasi visual dan alternatif eksekusi perdagangan. Tabel 4.2 merangkum perbedaan mendasar kedua bahasa tersebut dalam konteks penelitian.

Tabel 4.2 Perbandingan Pine Script v5 dan Python dalam Konteks Penelitian.

Aspek	Python	Pine Script v5
Kedudukan Sistem	Single Source of Truth (SSOT) akademis utama	Alternatif operasional untuk <i>live trade</i> TradingView
Tujuan Utama	Backtesting multi-periode, 3D Grid Search, analisis stasioneritas, Monte Carlo, Bootstrap, dan WFA	Visualisasi grafik harga real-time, alert otomatis, dan eksekusi order visual
Platform	Google Colab / Lingkungan lokal Python	Platform TradingView berbasis Cloud
Sumber Data	Bybit V5 Public API (BTCUSDT .P Perpetual Futures)	Feed data terintegrasi TradingView (BTC/USDT Futures Bybit)
Paradigma Eksekusi	<i>Sequential iterative</i> : Loop array data historis menggunakan NumPy/Pandas	<i>Bar-by-bar reactive</i> : Kode dieksekusi ulang secara otomatis pada setiap bar candle
Backtesting Engine	Simulasi manual dengan eksekusi pada harga <i>Open</i> candle berikutnya untuk membuang bias	Engine otomatis bawaan TradingView yang mengeksekusi order secara instan
Iterasi Parameter	Mendukung loop iteratif 3D (120 kombinasi parameter secara simultan)	Tidak mendukung loop parameter otomatis (harus diganti manual)
Visualisasi	Matplotlib & Seaborn (grafik statis, heatmap parameter, fanchart)	Chart interaktif bawaan TradingView (overlay garis tren, plotshape)
Kelebihan Utama	Fleksibilitas statistik luar biasa dan dukungan uji akademis tingkat lanjut	Integrasi langsung dengan API bursa riil, antarmuka visual intuitif, tanpa perlu setup lingkungan

***Catatan Metodologis:** Keberadaan dua implementasi—Python dan Pine Script—untuk satu strategi yang sama bukan duplikasi, melainkan pembagian peran yang disengaja berdasarkan kebutuhan yang berbeda. Python SSOT digunakan untuk seluruh analisis akademis dalam skripsi*

ini: *Walk-Forward Analysis*, *3D Grid Search*, *Bootstrap 2.000 iterasi*, *Monte Carlo*, dan uji statistik lanjutan semuanya hanya dapat dilakukan melalui loop iteratif Python. Pine Script sebaliknya dirancang untuk operasional nyata: ia terintegrasi langsung dengan webhook TradingView untuk mengirimkan sinyal beli/jual secara otomatis ke akun bursa tanpa perlu server eksternal. Dengan kata lain, Python menjawab pertanyaan apakah strategi ini bekerja? secara ilmiah, sedangkan Pine Script menjawab pertanyaan bagaimana menjalankannya secara nyata?

4.8.1. Konsistensi Sumber Data antara Python dan Pine Script

Kedua implementasi menggunakan **sumber data yang identik**: data OHLCV **BTCUSDT Perpetual Futures (Bybit)**. Python mengambil data historis melalui **Bybit V5 Public API**, sedangkan Pine Script menggunakan *feed* data terintegrasi TradingView yang bersumber dari **Bybit Futures**.

Dengan keseragaman sumber data ini, perbedaan numerik antar kedua platform hanya bersumber dari perbedaan mekanisme eksekusi: Python mengeksekusi order pada harga *Open* candle berikutnya untuk menghindari *look-ahead bias*, sedangkan Pine Script mengeksekusi secara instan pada harga penutupan (*Close*) candle yang memicu sinyal. **Hasil pengujian Python ditetapkan sebagai hasil akademis utama (SSOT)** penelitian, sementara Pine Script berfungsi sebagai alternatif operasional untuk *live trade*.

4.8.2. Konsistensi Logika Inti

Terlepas dari perbedaan platform, kedua implementasi dikembangkan dengan kepatuhan logika matematis yang identik:

- Formula dasar pita pengunci tren: $\text{close} \pm (\text{Multiplier} \times \text{ATR})$
- Mekanisme tren dinamis (*sticky band*) yang menahan pembalikan prematur sebelum terjadi tembusan harga yang valid.
- Rumus alokasi ukuran posisi berbasis risiko:

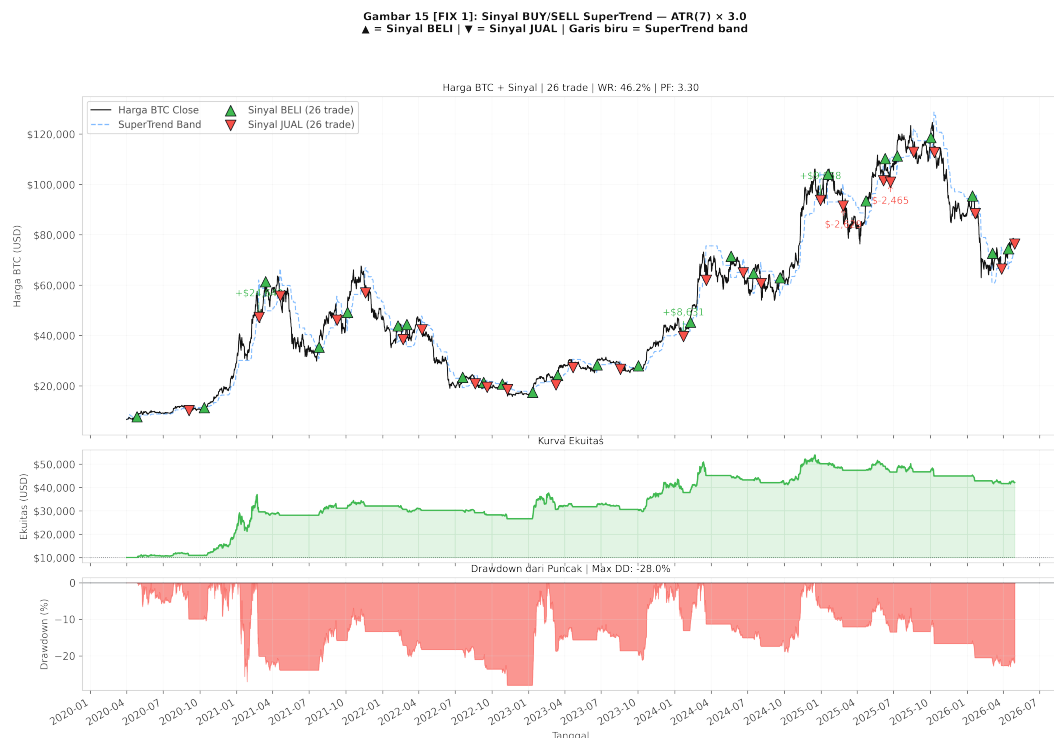
$$\text{qty} = \frac{\text{equity} \times \text{risk}\%}{\text{stop_distance}}$$

BAB 5 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini memaparkan hasil pengujian strategis Supertrend pada instrumen BTC/USDT. Pembahasan didasarkan secara mutlak pada **Python Tradingbot** (supertrend_python.ipynb) sebagai **Single Source of Truth (SSOT)**. Seluruh analisis yang disajikan meliputi visualisasi sinyal pada chart harga harian BTC, evaluasi performa backtesting multi-skenario (jangka panjang, menengah, pendek), analisis dampak biaya transaksi riil dan funding rate, uji keunggulan manajemen risiko dinamis (Fixed Fractional) vs statis, perbandingan arah transaksi (Long Only vs Both Sides), optimasi grid search parameter, analisis ketahanan Walk-Forward (WFA), serta pengujian statistik tingkat lanjut (stasioneritas, statistik non-parametrik, bootstrap, dan simulasi Monte Carlo).

5.1. Visualisasi Strategi pada Chart BTC/USDT

Bagian ini menampilkan visualisasi grafik harga historis yang menunjukkan bagaimana algoritma Python menghasilkan sinyal beli (BUY) dan jual (SELL) pada chart harian BTC.

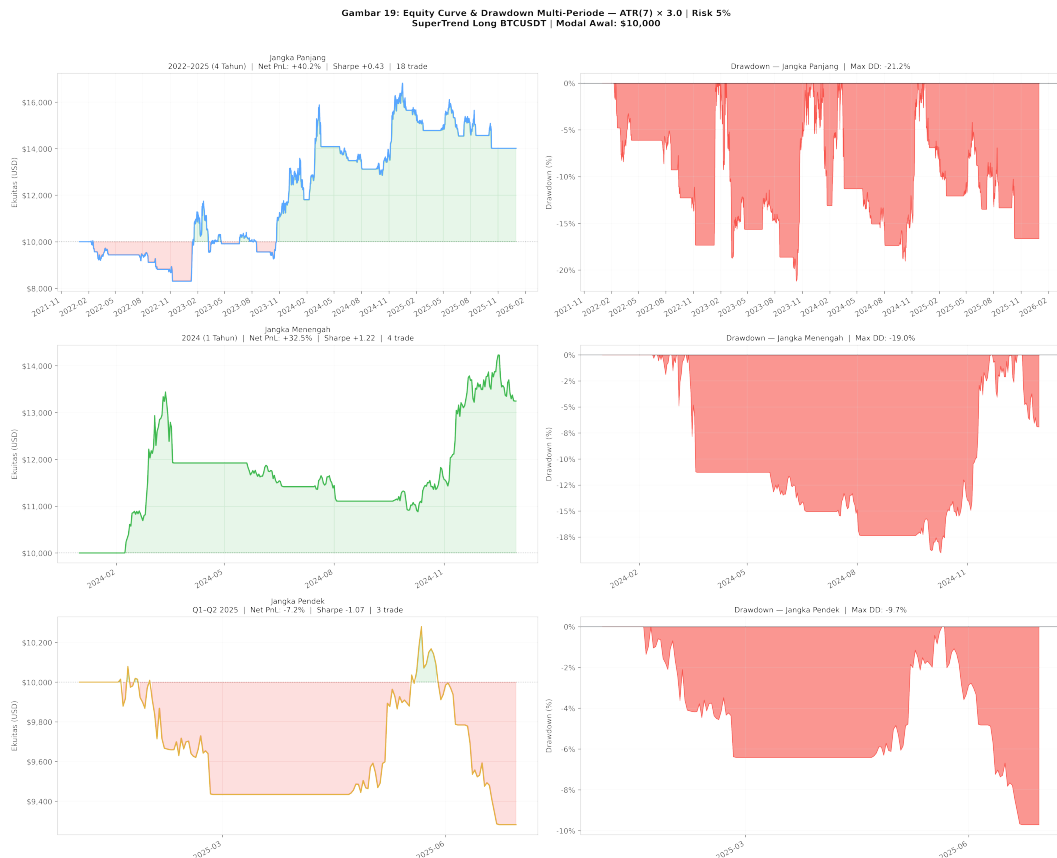


Gambar 5.1. Visualisasi Sinyal BUY (segitiga hijau) dan SELL (segitiga merah) pada Chart Harian BTC/USDT yang Dihasilkan oleh Engine Python (SSOT: ATR=7, Multiplier=3,0).

Gambar 5.1 mengonfirmasi bahwa algoritma secara konsisten menghasilkan sinyal pada chart harga tanpa bias pandang-depan. Pola masuk (*entry*) dan keluar (*exit*) membuktikan bahwa perhitungan matematis pita pengunci tren (*sticky band*) telah tereplikasi dengan akurat pada data nyata.

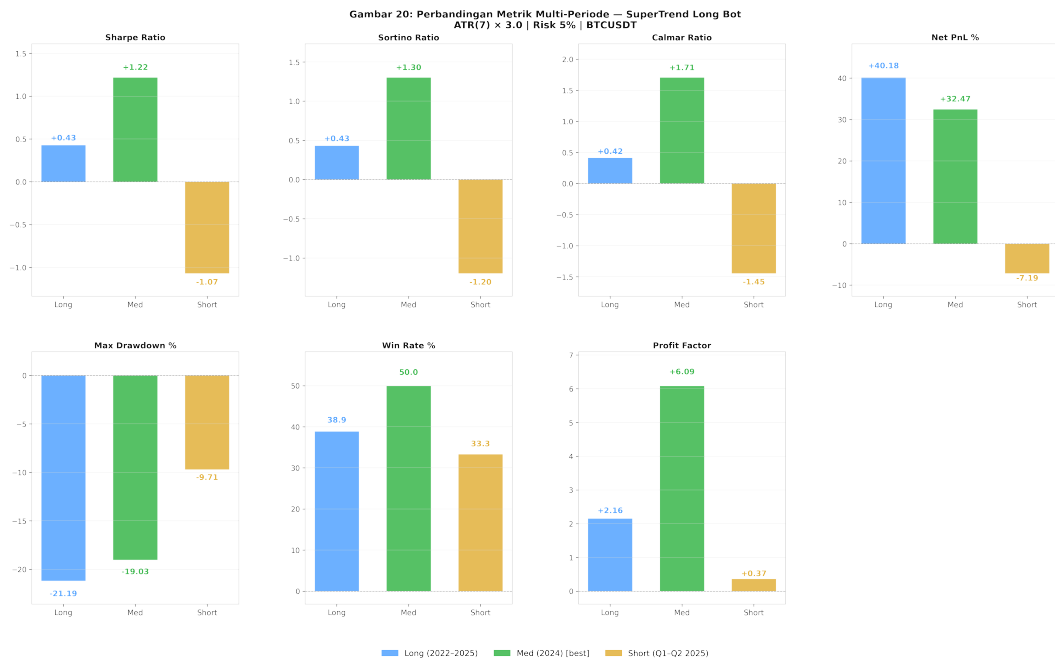
5.2. Visualisasi Hasil Backtesting Multi-Skenario

Berikut adalah kurva ekuitas (*equity curve*) multi-skenario yang menggabungkan tiga skenario waktu pengujian secara berdampingan: jangka panjang (2022-2025) melewati satu siklus penuh bear-to-bull market, jangka menengah (2024) pada kondisi bull market kuat, dan jangka pendek (Q1-Q2 2025) pada kondisi sideways/sideways-to-bearish.



Gambar 5.2. Visualisasi Kurva Ekuitas Multi-Periode Python: Jangka Panjang (2022–2025), Jangka Menengah (2024), dan Jangka Pendek (Q1–Q2 2025).

Gambar 5.2 menampilkan pertumbuhan ekuitas kumulatif yang konsisten pada jangka panjang dan menengah, serta fluktuasi penurunan terkontrol pada jangka pendek yang rentan terhadap volatilitas sideways. Untuk melengkapi kurva ekuitas, visualisasi distribusi metrik per periode disajikan pada Gambar 5.3.



Gambar 5.3. Visualisasi Metrik Kunci Performa Lintas Periode: CAGR, Sharpe, Sortino, Calmar, dan Profit Factor.

5.3. Evaluasi Performa BTC/USDT

Metodologi pengujian menggunakan modal awal \$10.000 dengan menerapkan biaya transaksi komisi bursa sebesar 0,05% per transaksi serta slippage 0,03% untuk menjaga keadilan hasil pengujian.

5.3.1. Hasil Backtesting Riil Lintas Skenario

Tabel 5.1 menyajikan rangkuman hasil backtesting riil lintas skenario waktu menggunakan parameter utama akademis (SSOT: ATR=7, Multiplier=3.0, Risk=5%).

Tabel 5.1 Hasil Backtesting Multi-Periode Python (SSOT: ATR=7, Multiplier=3.0, Risk=5%).

Skenario	Net P&L	Max DD	Trades	Win %	PF	Sharpe	Calmar	CAGR
Jangka Panjang	+40,18%	-21,19%	18	38,89%	2,16	+0,4293	+0,4161	+8,82%
Jangka Menengah	+32,47%	-19,03%	4	50,00%	6,09	+1,2192	+1,7079	+32,50%
Jangka Pendek	-7,19%	-9,71%	3	33,33%	0,37	-1,0711	-1,4464	-14,05%

***Catatan Cakupan Dataset:** Pengujian multi-skenario pada tabel ini menggunakan sub-periode historis (2022–2025 untuk jangka panjang; 2024 untuk jangka menengah; Q1–Q2 2025 untuk jangka pendek) yang dirancang untuk menguji respons sistem pada tiga kondisi struktur pasar*

berbeda secara terisolasi. Evaluasi utama kinerja strategi dibandingkan terhadap benchmark Buy & Hold dan SMA Crossover menggunakan keseluruhan dataset April 2020–April 2026 dan disajikan pada Seksi 5.3.2. Perbedaan angka P&L antara kedua tabel bersumber dari perbedaan cakupan periode, bukan perbedaan parameter atau metodologi.

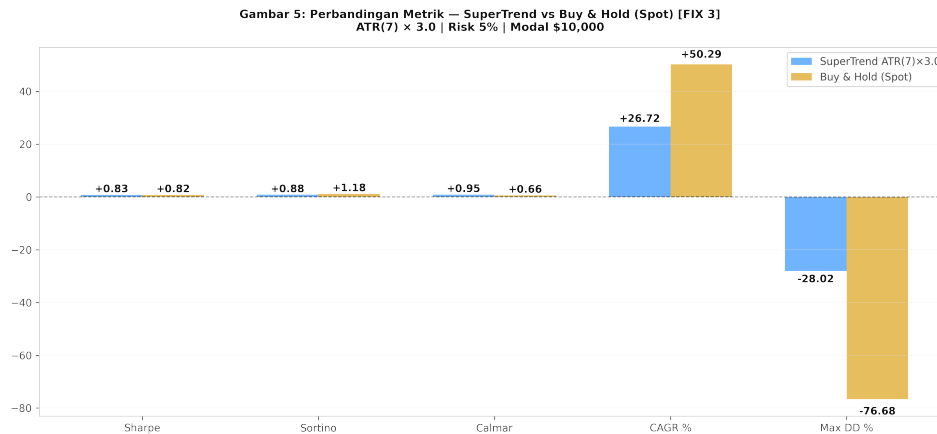
Data di atas menunjukkan optimalitas strategi pada rentang menengah hingga panjang. Pada jangka pendek (Q1-Q2 2025), kerugian sebesar -7,19% disebabkan oleh kondisi pasar sideways yang memicu rentetan pemotongan kerugian kecil berulang (*losing streaks*). Hal ini membuktikan keterbatasan inheren strategi pengikut tren (*trend-following*) pada fase tanpa arah.

5.3.2. Komparasi Terhadap Benchmark Buy & Hold dan Crossover SMA

Untuk menguji keunggulan strategi aktif, dilakukan perbandingan terhadap strategi benchmark pasif **Buy & Hold (Spot)** dan benchmark aktif **SMA 20/50 Crossover** (April 2020–April 2026). Perbandingan metrik disajikan pada Tabel 5.2, ringkasan visual perbandingan metrik pada Gambar 5.4, dan kurva ekuitas divisualisasikan pada Gambar 5.5 dan 5.6.

Tabel 5.2 3-Way Perbandingan Performa: SuperTrend vs SMA Crossover vs Buy & Hold (April 2020–April 2026).

Metrik Performa	SuperTrend Long	Buy & Hold Spot	SMA 20/50 Cross	ST Rank
Net P&L (%)	+321,70%	+1089,37%	+12,26%	2nd
CAGR (%)	+26,72%	+50,29%	+1,97%	2nd
Sharpe Ratio	+0,8334	+0,8208	+0,4063	1st
Sortino Ratio	+0,8806	+1,1829	+0,3917	2nd
Calmar Ratio	+0,9533	+0,6558	+0,2592	1st
Maximum Drawdown	-28,02%	-76,68%	-7,58%	2nd
Win Rate (%)	46,15%	N/A	40,00%	1st
Profit Factor	3,3023	N/A	4,0061	2nd
Total Trades	26	N/A	25	3rd



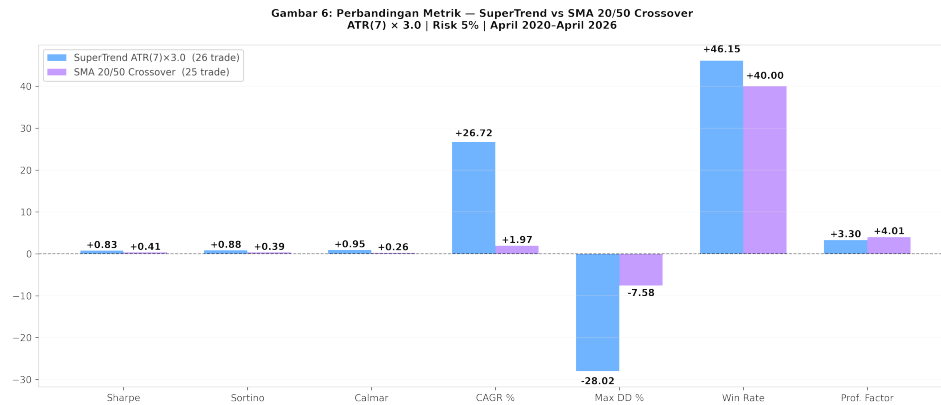
Gambar 5.4. Bar Chart Ringkasan Perbandingan Metrik Utama: SuperTrend Long Bot vs Buy & Hold Spot (April 2020–April 2026). Metrik yang lebih tinggi bernilai lebih baik, kecuali Maximum Drawdown (nilai lebih negatif = lebih buruk).

Gambar 5.4 merangkum perbandingan lima metrik utama antara strategi SuperTrend dan Buy & Hold. SuperTrend terbukti unggul pada metrik berbasis risiko (*risk-adjusted metrics*). Contohnya pada Sharpe Ratio (+0,8334 vs +0,8208) dan Calmar Ratio (+0,9533 vs +0,6558). SuperTrend juga unggul dalam membatasi kerugian terdalam (*Maximum Drawdown*), yaitu sebesar -28,02% dibanding -76,68% pada Buy & Hold. Sebaliknya, Buy & Hold unggul pada persentase keuntungan rata-rata tahunan (CAGR) kotor (+50,29% vs +26,72%). Hal ini disebabkan oleh pertumbuhan alami harga Bitcoin (*positive drift*) yang sangat kuat selama periode April 2020–April 2026.

Pola ini konsisten dengan temuan Szakmary et al. (2010) [39] bahwa strategi *long-only trend-following* sulit mengalahkan *buy-and-hold* secara return absolut di periode pasar yang didominasi tren naik panjang, namun tetap superior secara *risk-adjusted*. Secara keseluruhan, Supertrend adalah strategi terbaik secara *risk-adjusted*: unggul pada Sharpe Ratio (+0,8334 vs +0,8208) dan Calmar Ratio (+0,9533 vs +0,6558) dibanding Buy & Hold, serta mendominasi SMA Crossover pada hampir seluruh metrik.

Secara absolut, selisih Sharpe Ratio antara Supertrend dan Buy & Hold tergolong kecil (+0,8334 vs +0,8208 = 0,0126). Penelitian ini tidak melakukan uji signifikansi statistik formal untuk perbedaan kedua Sharpe Ratio tersebut (seperti uji Jobson-Korkie [24]). Hal ini direkomendasikan sebagai bahan penelitian selanjutnya. Keunggulan utama Supertrend justru terlihat lebih jelas pada Calmar Ratio (+0,9533 vs +0,6558) dan batas kerugian maksimal (*Maximum Drawdown*) yang perbedaannya sangat besar (-28,02% vs -76,68%).

Berdasarkan kriteria uji formal yang ditetapkan pada Hipotesis 3 di Bab I yaitu $\text{Sharpe}(\text{SuperTrend}) > \text{Sharpe}(\text{Buy \& Hold})$, karena $0,8334 > 0,8208$, maka **H_{0.3} ditolak** dan **H_{1.3} diterima**. Strategi Supertrend *Long-Only* terbukti menghasilkan *Sharpe Ratio* yang lebih tinggi dari *Buy & Hold*, menandakan adanya nilai tambah nyata dari manajemen aktif berbasis algoritma.

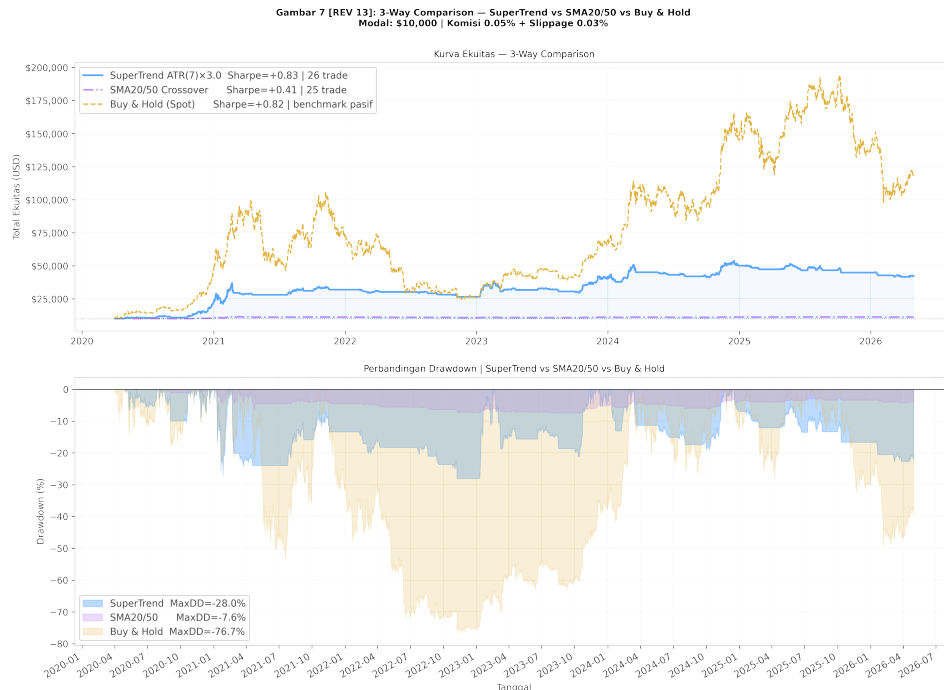


Gambar 5.5. Bar Chart Perbandingan Metrik SuperTrend vs SMA 20/50 Crossover (April 2020–April 2026). Metrik yang lebih tinggi bernilai lebih baik, kecuali Maximum Drawdown (nilai lebih negatif = lebih buruk).

Gambar 5.5 menunjukkan perbandingan perkembangan dana (kurva ekuitas) dan risiko penurunan (drawdown) antara strategi SuperTrend dan Buy & Hold Spot selama April 2020–April 2026. Pada grafik ekuitas (atas), dana strategi SuperTrend (garis biru) tumbuh secara bertahap dan lebih stabil. Sementara itu, dana strategi Buy & Hold (garis oranye) mengalami lonjakan yang jauh lebih tinggi namun disertai guncangan ekstrem. Ini menunjukkan bahwa investor Buy & Hold menanggung risiko penuh tanpa adanya perlindungan.

Perbedaan paling nyata terlihat pada grafik drawdown (bawah). SuperTrend berhasil membatasi penurunan dana maksimal pada angka -28,02%. Sebaliknya, Buy & Hold mengalami penurunan dana yang sangat dalam hingga -76,68% saat pasar jatuh (*bear market*) di tahun 2022 akibat hancurnya ekosistem Terra/LUNA dan bursa FTX. Penurunan modal sebesar -76,68% ini berarti modal \$10.000 sempat menyusut hingga di bawah \$2.400. Tekanan psikologis akibat penurunan sedalam ini sering kali memaksa pelaku pasar melakukan penjualan panik (*panic selling*) di harga terendah.

Sebaliknya, sistem SuperTrend secara otomatis keluar dari posisi ketika tren berbalik, sehingga mampu mempreservasi modal dan menghindari eksposur terhadap fase penurunan berkepanjangan. Ini adalah bukti konkret dari nilai tambah manajemen risiko dinamis berbasis volatilitas ATR dalam sistem perdagangan otomatis ini.



Gambar 5.6. Visualisasi Perbandingan 3 Arah Kurva Ekuitas dan Drawdown: Supertrend vs SMA 20/50 Crossover vs Buy & Hold Spot (April 2020–April 2026).

Gambar 5.6 memperluas perbandingan menjadi tiga arah dengan menambahkan benchmark aktif SMA 20/50 Crossover. Pada panel ekuitas, terlihat bahwa kurva SMA Crossover (garis ungu) nyaris mendatar sepanjang periode pengujian dengan net profit hanya +12,26%—jauh tertinggal dibandingkan SuperTrend (+321,70%) maupun Buy & Hold (+1089,37%).

Rendahnya performa SMA Crossover disebabkan oleh frekuensi sinyal palsu (*whipsaw*) yang tinggi. Indikator ini menghasilkan 25 transaksi, sebagian besar memotong posisi terlalu dini atau membuka posisi terlalu lambat. Akibatnya, kumulasi biaya transaksi dan *slippage* menggerus keuntungan secara signifikan.

Pada panel drawdown, SMA Crossover memperlihatkan MDD yang lebih kecil (-7,58%) dibandingkan SuperTrend (-28,02%). Namun, hal ini justru mencerminkan sedikitnya eksposur pasar yang berhasil ditangkap karena sistem terlalu konservatif hingga melewatkan sebagian besar pergerakan tren besar.

Analisis tiga arah ini mengonfirmasi secara visual bahwa SuperTrend menempati posisi tengah yang optimal. Strategi ini lebih terlindungi dari risiko ekstrem dibandingkan Buy & Hold, sekaligus jauh lebih mampu mengeksplorasi momentum tren dibandingkan SMA Crossover, sehingga menjadi strategi dengan profil *risk-adjusted* terbaik di antara ketiganya.

Catatan Metodologis: Kehadiran **SMA 20/50 Crossover** sebagai benchmark ketiga—di samping **Buy & Hold** yang sudah ada—bukan redundansi, melainkan kebutuhan komparatif yang berbeda secara fundamental. **Buy & Hold** adalah benchmark pasif: ia tidak memiliki logika timing sama sekali dan hanya mengukur apakah strategi aktif mampu mengungguli kepemilikan tanpa manajemen. **SMA Crossover** adalah benchmark aktif: ia juga menggunakan sinyal beli/jual berbasis tren dengan jumlah transaksi yang sebanding (25 vs 26 transaksi), sehingga perbandingannya mengisolasi pertanyaan yang lebih tajam: apakah Supertrend lebih baik dari strategi trend-following lain yang lebih sederhana? Tanpa SMA Crossover, klaim keunggulan Supertrend hanya terbukti terhadap strategi yang sama sekali tidak memiliki logika aktif. Dengan menambahkan SMA Crossover dan tetap unggul, penelitian ini membuktikan bahwa kelebihan Supertrend berasal dari kualitas sinyal berbasis volatilitas ATR-nya—bukan sekadar dari aktivitas perdagangan aktif itu sendiri.

5.3.3. Analisis Ekspektansi Perdagangan (Expectancy Analysis)

Meskipun sistem pengikut tren sering diidentikkan dengan tingkat kemenangan yang rendah, profitabilitas dapat dibuktikan melalui Ekspektansi Perdagangan (*EV*) per transaksi:

$$EV = (WR \times \text{Avg Win}) - (LR \times \text{Avg Loss}) \quad (5.1)$$

Berdasarkan hasil backtesting jangka panjang Python (SSOT):

- Jumlah Transaksi: 26 (12 menang, 14 kalah) $\implies$ Win Rate (*WR*) = 46,15%, Loss Rate (*LR*) = 53,85%
- Total Gross Profit: \$45.888 $\implies$ Rerata Keuntungan Menang (Avg Win) = \$3.824,00
- Total Gross Loss: \$13.940 $\implies$ Rerata Kerugian Kalah (Avg Loss) = \$995,71

Catatan Terminologi: Istilah “Gross Profit” dan “Gross Loss” pada analisis ini merujuk pada P&L per transaksi individu yang dihitung oleh engine backtesting Python setelah biaya komisi (0,05%) dan slippage (0,03%) sudah dipotong dari setiap transaksi tersebut. Angka \$45.888 dan \$13.940 merupakan nilai yang dibulatkan dari output Python. Akibat pembulatan ini, selisih $GP - GL = \$31.948$, sedangkan Net P&L total sistem sebesar +\$32.170 merupakan nilai presisi langsung dari pelacak ekuitas Python (SSOT) yang belum melalui pembulatan. Selisih \$222

semata-mata bersumber dari efek kumulatif pembulatan nilai Avg Win dan Avg Loss, dan tidak memengaruhi validitas kalkulasi ekspektansi yang secara konsisten menggunakan nilai-nilai yang sama.

Menggunakan nilai-nilai tersebut, perhitungan ekspektansi perdagangan menghasilkan:

$$EV = (0,4615 \times \$3.824,00) - (0,5385 \times \$995,71)$$

$$EV = \$1.764,78 - \$536,19 = \$1.228,59 \text{ USD}$$

Nilai ekspektansi positif sebesar +\$1.228,59 per transaksi membuktikan efektivitas sistem: setiap kali bot membuka posisi, nilai harapan matematis keuntungannya adalah sekitar \$1.229 — jauh di atas nol, yang berarti sistem memiliki *edge* nyata di pasar. Rasio keuntungan rata-rata terhadap kerugian rata-rata (*Payoff Ratio*) aktual adalah:

$$\text{Payoff Ratio} = \frac{\text{Avg Win}}{\text{Avg Loss}} = \frac{\$3.824,00}{\$995,71} = 3,84 \quad (5.2)$$

Dengan *Payoff Ratio* sebesar 3,84, sistem hanya memerlukan Win Rate minimal sebesar 20,66% untuk mencapai titik impas (*breakeven*) — jauh di bawah Win Rate aktual 46,15% — membuktikan ketahanan struktural strategi terhadap kondisi pasar yang tidak ideal. Sebagai konteks untuk pembaca yang belum familiar dengan metrik ini: *Profit Factor* sebesar 3,30 berarti setiap Rp1 yang dipertaruhkan dalam seluruh transaksi menghasilkan Rp3,29 keuntungan kotor — dengan kata lain, setiap rupiah kerugian pada transaksi yang kalah diimbangi lebih dari tiga kali lipat oleh keuntungan pada transaksi yang menang.

5.3.4. Analisis Dampak Biaya Transaksi dan Slippage

Pengujian sensitivitas terhadap biaya operasional dilakukan dengan menguji empat skenario biaya transaksi yang mencakup kombinasi biaya komisi bursa dan slippage pasar secara komprehensif: Skenario Optimistis, Skenario Base Case (skenario utama), Skenario Moderat, dan Skenario Konservatif. Hasil simulasi disajikan secara terperinci pada Tabel 5.3.

Tabel 5.3 Analisis Sensitivitas Dampak Biaya Transaksi dan Slippage (April 2020–April 2026).

Skenario	Komisi	Slippage	Net P&L (%)	Sharpe Ratio	Max Drawdown
Optimistis	0,02%	0,01%	+327,0%	+0,8398	-27,78%
Base Case (Utama)	0,05%	0,03%	+321,70%	+0,8334	-28,02%
Moderat	0,10%	0,05%	+314,3%	+0,8245	-28,36%
Konservatif	0,20%	0,10%	+298,9%	+0,8053	-29,07%

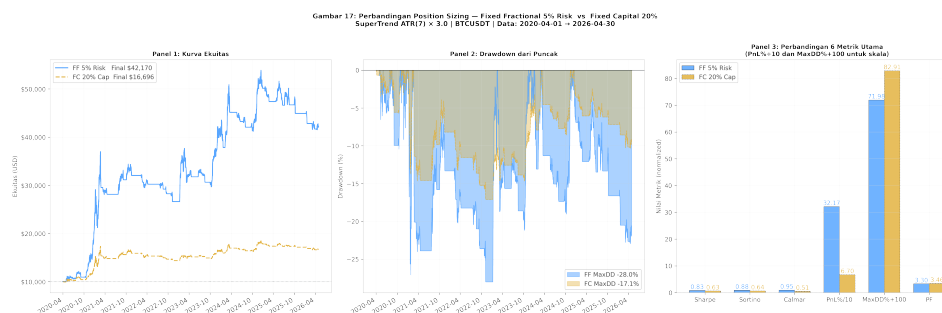
Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 5.3, sistem tetap menunjukkan ketahanan yang baik. Imbal hasil bersih tetap tinggi di atas +295% dan Sharpe Ratio stabil pada kisaran +0,80 hingga +0,84. Bahkan pada skenario Konservatif dengan biaya transaksi yang sangat mahal (komisi 0,20% dan selisih harga/slippage 0,10%), sistem perdagangan masih menghasilkan keuntungan bersih sebesar +298,9%. Sharpe Ratio berada di angka +0,8053, dan penurunan modal maksimal (*Maximum Drawdown*) hanya meningkat sedikit menjadi -29,07% dari sebelumnya -28,02%. Temuan ini membuktikan secara ilmiah bahwa strategi berbasis grafik harian (*daily timeframe*) ini sangat tahan (*robust*) terhadap biaya operasional. Frekuensi transaksi yang rendah berhasil meminimalkan tumpukan biaya transaksi. Biaya komisi dan slippage kumulatif sering kali menjadi penyebab utama kegagalan robot trading di pasar nyata.

5.4. Analisis Kontribusi Manajemen Risiko: *Fixed Fractional* vs *Fixed Capital*

Untuk menjawab pertanyaan kontribusi pembatasan risiko dinamis berbasis volatilitas, dilakukan pengujian komparatif terhadap metode alokasi modal statis (*Fixed Capital 20% Allocation*) tanpa penyesuaian jarak *stop loss*.

Tabel 5.4 Perbandingan Performa Posisi Sizing: Fixed Fractional 5% Risk vs Fixed Capital 20% Allocation.

Metrik Performa	Fixed Fractional 5% Risk	Fixed Capital 20% Allocation	Delta	Winner
Net P&L (%)	+321,70%	+66,96%	+254,74%	FF
Maximum Drawdown	-28,02%	-17,09%	-10,93%	FC
Sharpe Ratio	+0,8334	+0,6338	+0,1996	FF
Profit Factor	3,3023	3,4579	-0,1660	FC
Total Trades	26	28	-2	FF



Gambar 5.7. Visualisasi Kurva Ekuitas dan Drawdown: Fixed Fractional vs Fixed Capital (April 2020–April 2026).

Berdasarkan Tabel 5.4 dan Gambar 5.7, terlihat bahwa metode Fixed Fractional menghasilkan imbal hasil dan efisiensi Sharpe yang jauh lebih tinggi (+321,70% vs +66,96%).

Mekanisme proporsional terbalik terhadap volatilitas ATR terbukti melindungi modal: saat volatilitas tinggi (jarak SL lebar), ukuran lot dikurangi; saat volatilitas rendah, ukuran lot ditingkatkan untuk memaksimalkan momentum [44]. Sebaliknya, Fixed Capital mengabaikan lebar stop loss sehingga eksposur kerugian dolar berfluktuasi secara tidak terkontrol.

Perlu ditekankan bahwa pemilihan baseline *Fixed Capital 20%* didasarkan pada prinsip variabel kontrol ilmiah (*scientific control*). Mengingat rata-rata jarak *stop loss* berbasis volatilitas ATR selama pengujian adalah sekitar 25%, batas risiko *Fixed Fractional 5%* menghasilkan alokasi modal rata-rata sekitar 20% per transaksi. Dengan demikian, perbandingan ini memegang rata-rata tingkat alokasi modal tetap setara, sehingga perbedaan kinerja yang muncul murni mengisolasi peran penyesuaian volatilitas dinamis.

Lebih lanjut, metode *Fixed Fractional 5%* yang diajukan secara teoritis merupakan bentuk turunan dari Kriteria Kelly (*Kelly Fraction*) dan *Volatility Targeting*. Berdasarkan *win rate* (46,15%) dan *payoff ratio* (3,84) strategi, formula Kelly menghasilkan fraksi optimal teoritis sebesar 32,13% dari ekuitas.

Namun, untuk menghindari risiko kebangkrutan (*capital ruin*) pada aset kripto bervolatilitas tinggi, penggunaan tingkat risiko 5% bertindak sebagai *Fractional Kelly* (sekitar 0,15 Kelly) yang konservatif. Selain itu, pembagian alokasi risiko dengan kelipatan ATR memastikan ukuran posisi berbanding terbalik dengan volatilitas pasar, yang secara matematis mereplikasi prinsip *Volatility Targeting* pada tingkat transaksi.

Catatan Metodologis: Dua konsep yang dipaparkan di atas—*Fixed Fractional* dan *Fractional Kelly*—menjawab dua pertanyaan yang berbeda dan saling melengkapi, bukan tumpang tindih. *Fixed Fractional*

menjelaskan mekanisme penentuan ukuran posisi: risiko per transaksi ditetapkan sebagai persentase tetap dari ekuitas berjalan, sehingga ukuran lot menyesuaikan diri secara otomatis terhadap pertumbuhan atau penyusutan modal. *Fractional Kelly* menjawab pertanyaan yang berbeda: mengapa batas risiko ditetapkan di angka 5% dan bukan lebih tinggi? *Formula Kelly* memberikan batas atas teoritis (32,13%), dan pemilihan 5% yang setara dengan $\approx 0,15$ Kelly merupakan keputusan konservatif untuk menjauhi zona *overbetting* dan risiko kehancuran modal. Dengan demikian, *Fixed Fractional* mendeskripsikan cara kerja sistem, sedangkan *Fractional Kelly* memberikan justifikasi teoretis atas batas risikonya.

Pertanyaan lanjutan yang perlu dijawab secara eksplisit adalah: mengapa tidak menggunakan Kriteria Kelly penuh (32,13%) sebagai *position sizing* langsung? Secara teoritis, Kelly penuh memaksimalkan pertumbuhan geometrik jangka panjang [25]. Namun, penerapannya pada strategi Supertrend *long-only* di pasar kripto menghadapi tiga hambatan fundamental.

Pertama, formula Kelly mengasumsikan *win rate* dan *payoff ratio* yang stabil (*stationary*), padahal performa Supertrend sangat bergantung pada *market regime*. Estimasi parameter keseluruhan tidak mencerminkan nilai aktual yang berlaku pada setiap transaksi, sehingga fraksi Kelly yang dihitung bersifat *non-stationary*.

Kedua, Kelly penuh mengasumsikan *return* antar transaksi bersifat independen dan identik terdistribusi (*i.i.d.*). Sinyal Supertrend pada pasar *trending* menghasilkan transaksi berkorelasi serial, seperti kemenangan beruntun saat tren naik kuat dan kekalahan beruntun saat tren berbalik. Pelanggaran asumsi *i.i.d.* ini menyebabkan Kelly penuh secara sistematis *overbetting* pada kondisi pasar yang memburuk.

Ketiga, sensitivitas Kelly penuh terhadap kesalahan estimasi sangat tinggi. Penelitian Thorp [41] menunjukkan Kelly penuh dapat menghasilkan *drawdown* lebih dari 50% dalam kondisi normal, sedangkan MacLean et al. [32] membuktikan deviasi kecil dari parameter optimal dapat menyebabkan *capital ruin* permanen pada BTC/USDT.

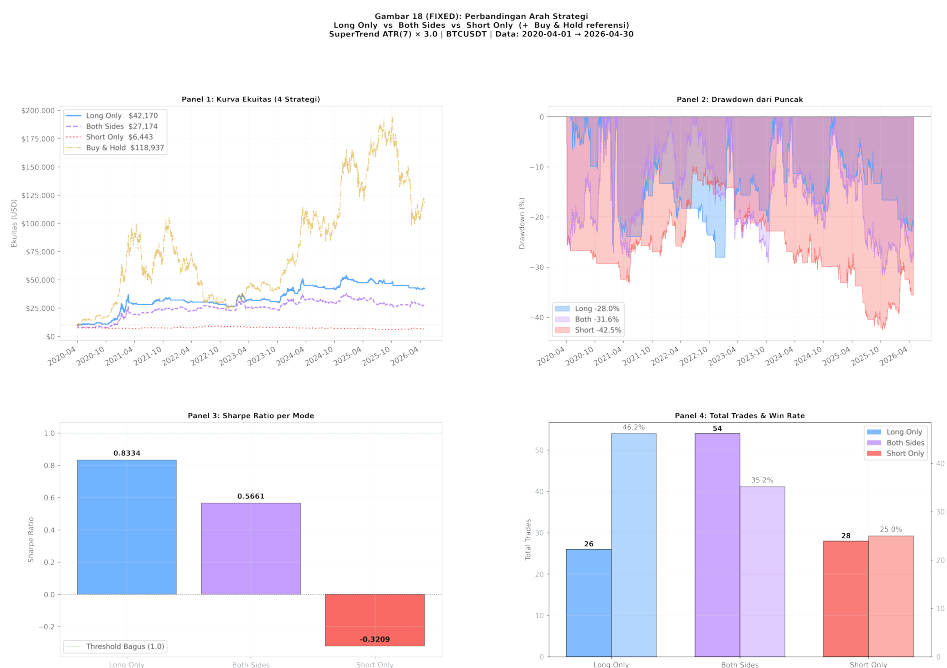
Dengan demikian, pemilihan *Fixed Fractional* 5% bukan merupakan penolakan terhadap Kriteria Kelly, melainkan implementasi yang sadar risiko estimasi. Pendekatan ini mengambil manfaat prinsip Kelly sambil membangun *margin of safety* yang cukup untuk mengakomodasi ketidakstabilan parameter pada strategi *trend-following* di pasar kripto. Hal ini konsisten dengan rekomendasi penggunaan $\frac{1}{4}$ hingga $\frac{1}{2}$ Kelly sebagai kompromi optimal antara pertumbuhan dan ketahanan modal [44].

5.5. Analisis Arah Strategi: *Long-Only* vs *Both Sides* vs *Short-Only*

Tabel 5.5 membandingkan performa strategi berdasarkan arah transaksi untuk memvalidasi hipotesis adanya *positive drift* jangka panjang pada aset kripto Bitcoin.

Tabel 5.5 Perbandingan Arah Transaksi: Long-Only vs Both Sides vs Short-Only (April 2020–April 2026).

Metrik Performa	Long-Only (Utama)	Both Sides (Long & Short)	Short-Only	ST Rank
Net P&L (%)	+321,70%	+171,74%	-35,57%	1st (Long)
CAGR (%)	+26,72%	+17,88%	-6,98%	1st (Long)
Sharpe Ratio	+0,8334	+0,5661	-0,3209	1st (Long)
Sortino Ratio	+0,8806	+0,7373	-0,2363	1st (Long)
Calmar Ratio	+0,9533	+0,5661	-0,1642	1st (Long)
Maximum Drawdown	-28,02%	-31,58%	-42,48%	3rd (Long)
Win Rate (%)	46,15%	35,2%	25,0%	1st (Long)
Profit Factor	3,3023	1,7615	0,4778	1st (Long)
Total Trades	26	54	28	-



Gambar 5.8. Visualisasi 3-Way Perbandingan Arah Transaksi: Kurva Ekuitas, Drawdown, Sharpe, dan Win Rate.

Berdasarkan Tabel 5.5 dan Gambar 5.8, terlihat bahwa strategi **Long-Only** mendominasi posisi pertama di hampir seluruh metrik. Dari 54 perdagangan pada mode Both Sides, 28 transaksi *short* memberikan kontribusi kerugian sebesar -\$8.043. Temuan empiris ini secara kuat mendukung hipotesis bahwa Bitcoin memiliki kecenderungan bias naik jangka panjang (*positive long-term drift*), sehingga transaksi penjualan (*shorting*) melanggar bias fundamental tersebut dan merusak performa keseluruhan portofolio [30].

5.6. Analisis Sensitivitas *Risk per Trade*

Analisis sensitivitas dilakukan untuk mengukur bagaimana perubahan parameter risiko per transaksi mempengaruhi profitabilitas dan profil kerugian modal.

Tabel 5.6 Analisis Sensitivitas Tingkat Risiko per Transaksi (April 2020–April 2026)

Metrik Performa	Risk 1%	Risk 2%	Risk 3%	Risk 5% (Utama)
Total P&L (%)	+49,10%	+106,38%	+171,98%	+321,70%
Max Drawdown	-10,93%	-17,31%	-21,65%	-28,02%
Sharpe Ratio	+0,7018	+0,7536	+0,7894	+0,8334
Sortino Ratio	+0,6776	+0,7520	+0,8070	+0,8806
Calmar Ratio	+0,6215	+0,7314	+0,8267	+0,9533
Profit Factor	5,55	4,66	4,07	3,30
Total Trades	26	26	26	26

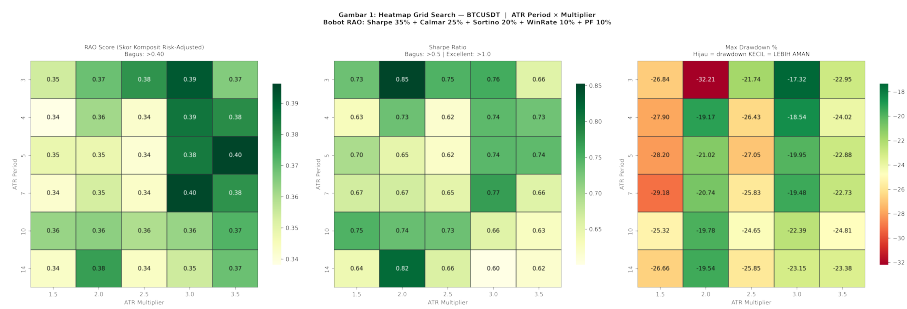
Data pada Tabel 5.6 menunjukkan hubungan linear positif antara besaran tingkat risiko dengan keuntungan kumulatif dan drawdown maksimal. Menariknya, seiring peningkatan tingkat risiko dari 1% ke 5%, *Sharpe Ratio* dan *Calmar Ratio* ikut mengalami peningkatan yang signifikan, membuktikan bahwa penambahan ukuran lot pada parameter optimal ATR=7 tidak memicu penurunan efisiensi perdagangan secara eksponensial.

5.7. Analisis Stabilitas Walk-Forward dan Grid Search

Pencarian parameter optimal dilakukan melalui simulasi optimasi *3D Grid Search* pada keseluruhan dataset harian BTC/USDT (April 2020–April 2026) dengan menguji 120 kombinasi parameter. Pencarian grid 3 dimensi ini menghasilkan tiga heatmap proyeksi visual 2D untuk memetakan sensitivitas dan stabilitas parameter:

1. **Heatmap ATR Period $\times$ ATR Multiplier** (Gambar 5.9) yang memetakan kinerja komposit *RAO Score* untuk menemukan kombinasi indikator teknikal paling stabil.
2. **Heatmap Risk per Trade $\times$ ATR Multiplier** (Gambar 5.11) yang memetakan metrik Sharpe Ratio, Net P&L, dan Maximum Drawdown lintas parameter risiko dan pengali ATR (rata-rata dari seluruh periode ATR).
3. **Heatmap Risk per Trade $\times$ ATR Period** (panel kanan Gambar 5.11) yang memetakan metrik Sharpe Ratio, Net P&L, dan Maximum Drawdown lintas parameter risiko dan periode ATR (rata-rata dari seluruh pengali ATR).

Metrik *RAO Score* merupakan nilai komposit tertimbang yang dihitung dari normalisasi Sharpe Ratio, Sortino Ratio, dan Calmar Ratio dengan asumsi suku bunga bebas risiko (*risk-free rate*, R_f) sebesar 0%. Sharpe Ratio secara luas diterima sebagai metrik universal dalam evaluasi portofolio investasi berbasis volatilitas total [24]. Penetapan $R_f = 0\%$ didasarkan pada preseden akademik yang konsisten dalam penelitian aset kripto, mengingat tidak adanya instrumen bebas risiko berdaulat (*sovereign risk-free asset*) yang terintegrasi secara langsung dalam sistem keuangan desentralisasi [5, 11]. Normalisasi RAO Score dilakukan untuk membatasi nilai komposit komparatif dari beberapa metrik performa lintas 120 kombinasi parameter guna memudahkan visualisasi kluster parameter teroptimal.



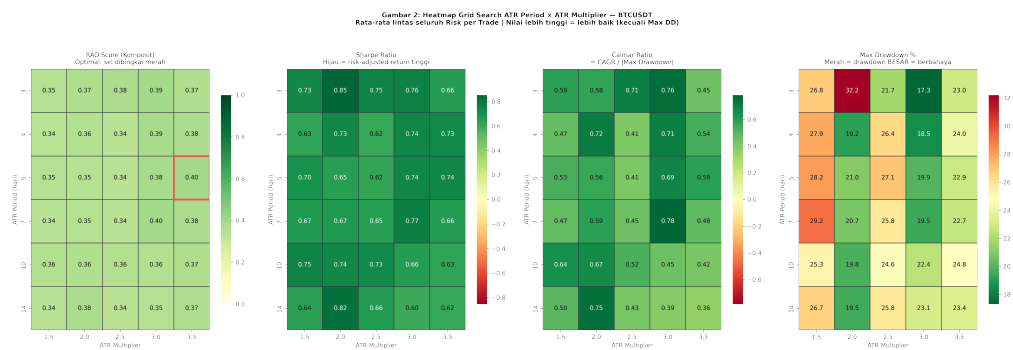
Gambar 5.9. Heatmap Hasil 3D Parameter Grid Search Lintas ATR Period dan ATR Multiplier (Berdasarkan Nilai Komposit RAO Score). **Skala warna:** gradien dari biru tua (RAO Score rendah/negatif) menuju hijau tua (RAO Score tinggi/positif) sebagaimana ditunjukkan oleh *colorbar* di sisi kanan gambar. Sel hijau tua mengindikasikan kombinasi parameter dengan keseimbangan Sharpe, Calmar, dan profil drawdown terbaik secara simultan.

Panduan Membaca Heatmap: Intensitas warna setiap sel merepresentasikan nilai *RAO Score* yang merupakan metrik komposit tertimbang dari Sharpe Ratio (bobot 35%), Calmar Ratio (25%), Return Netral (20%), Win Rate (10%), dan Profit Factor

(10%). Sel yang berwarna **hijau tua** menandakan kombinasi parameter yang menghasilkan performa terbaik secara multidimensi, sementara sel **biru tua** menandakan parameter berperforma rendah atau negatif. Skala warna dikalibrasi secara min-max terhadap seluruh 120 kombinasi yang diuji sehingga kontras warna mencerminkan posisi relatif performa setiap sel terhadap keseluruhan ruang parameter.

Sebagaimana disajikan pada Gambar 5.9, pencarian grid 3 dimensi pada dataset penuh menyajikan kluster parameter yang stabil pada rentang multiplier 2,5–3,5. Meskipun kombinasi parameter agresif seperti ATR period = 5 dengan Multiplier = 3,5 dan Risk = 5% mencapai P&L sebesar +265,76% dengan MDD –33,49%, kluster tersebut dibarengi oleh lonjakan risiko *drawdown* yang tidak sebanding dengan peningkatan return. Oleh karena itu, pemilihan parameter utama **ATR Period = 7** dan **Multiplier = 3,0** ditentukan sebagai zona parameter stabil (*robustness sweet-spot*) karena memberikan keseimbangan optimal antara pertumbuhan ekuitas berkelanjutan dan profil risiko yang terkendali.

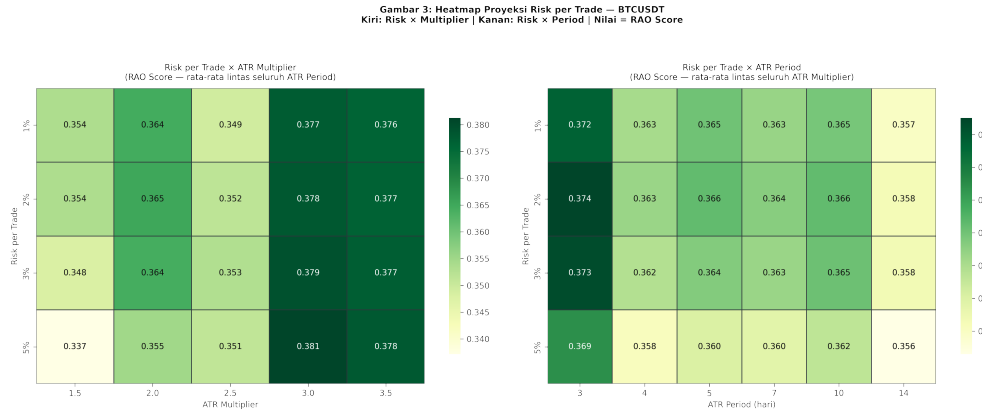
Untuk memperdalam analisis di balik nilai komposit RAO Score, Gambar 5.10 menyajikan dekomposisi empat metrik pembentuknya secara berdampingan: RAO Score (komposit), Sharpe Ratio, Calmar Ratio, dan Maximum Drawdown absolut.



Gambar 5.10. Dekomposisi 4-Panel Heatmap Grid Search: RAO Score (Komposit), Sharpe Ratio, Calmar Ratio, dan Maximum Drawdown % Lintas ATR Period dan ATR Multiplier. Setiap panel memiliki *colorbar* tersendiri: panel RAO Score dan Sharpe/Calmar menggunakan skala hijau-biru (hijau tua = nilai tinggi/baik), sedangkan panel Maximum Drawdown menggunakan skala yang sama di mana **hijau tua berarti drawdown kecil/lebih baik** dan biru tua berarti drawdown besar/lebih buruk.

Gambar 5.10 mengungkap bahwa kluster parameter optimal (ATR Period 5–9, Multiplier 2,5–3,5) bersifat konsisten lintas keempat dimensi metrik secara simultan: Sharpe Ratio tertinggi terkonsentrasi pada Multiplier 3,0–3,5 (sel hijau tua), Calmar Ratio terbaik berada pada zona yang identik, dan Maximum Drawdown terendah (paling hijau pada panel keempat) secara konsisten berimpit dengan zona RAO Score tertinggi. Temuan ini membuktikan bahwa pemilihan parameter optimal ATR(7)×3,0

bukan merupakan hasil *over-tuning* terhadap satu metrik saja, melainkan merupakan sweet-spot yang didukung secara multidimensi — suatu indikasi ketangguhan parameter (*parameter robustness*) yang tinggi.



Gambar 5.11. Proyeksi Marginal 2D Heatmap Grid Search Lintas Risk per Trade: panel kiri memetakan interaksi Risk × ATR Multiplier (rata-rata lintas seluruh ATR Period); panel kanan memetakan interaksi Risk × ATR Period (rata-rata lintas seluruh ATR Multiplier). Tiga sub-panel per sisi masing-masing memiliki *colorbar* tersendiri: (1) Sharpe Ratio — skala hijau-biru, hijau tua = Sharpe tinggi (performa *risk-adjusted* terbaik); (2) Net P&L — skala hijau-biru, hijau tua = keuntungan kumulatif tertinggi; (3) Max Drawdown — skala hijau-biru, hijau tua = drawdown kecil (kerugian maksimal lebih terkontrol). Nilai pada setiap sel menunjukkan rata-rata lintas dimensi ketiga yang dijadikan proyeksi.

Panel kiri Gambar 5.11 menunjukkan interaksi antara ukuran risiko *fixed fractional* dengan sensitivitas pengali ATR. Sharpe Ratio tertinggi dicapai pada Multiplier 3,0 dengan tingkat risiko 5% (Sharpe = 1,03) dan tingkat risiko 3% (Sharpe = 1,01).

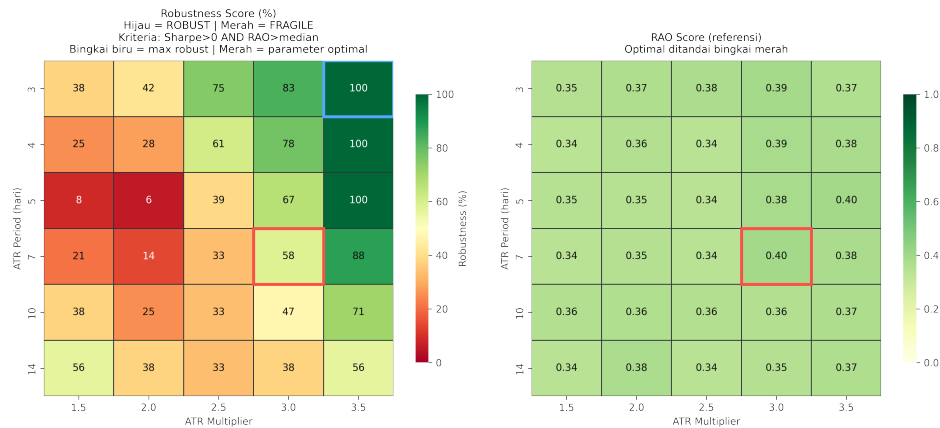
Catatan Interpretasi Kritis — Dua Nilai Sharpe yang Berbeda: Nilai *Sharpe* = 1,03 pada sel Multiplier 3,0 / Risk 5% dalam heatmap ini berbeda dari nilai *Sharpe SSOT* = 0,8334 yang dilaporkan sebagai hasil utama penelitian. Perbedaan ini bukan inkonsistensi, melainkan akibat perbedaan cakupan kalkulasi. Nilai heatmap (1,03) merupakan rata-rata lintas seluruh 6 nilai ATR Period ($n = 3, 4, 5, 7, 10, 14$) untuk sel Multiplier 3,0 / Risk 5%, sedangkan nilai SSOT (0,8334) adalah hasil spesifik untuk ATR Period=7 / Multiplier=3,0 / Risk=5% yang ditetapkan sebagai parameter optimal. Seluruh angka final yang diklaim sebagai hasil penelitian menggunakan nilai SSOT (0,8334), bukan nilai rata-rata grid.

Terlihat bahwa meskipun *Net PnL* bertumbuh secara linear seiring peningkatan risiko dari 1% hingga 5% (mencapai puncak +1008,55% pada kombinasi Risk 5% dan Multiplier 3,0), tingkat *Maximum Drawdown* juga mengalami peningkatan (dari -9,62% pada Risk 1% menjadi -27,76% pada Risk 5%). Klaster Multiplier 2,5–3,5 secara konsisten menghasilkan *drawdown* yang jauh lebih terkendali dibandingkan Multiplier agresif 1,5 (di mana *drawdown* melonjak hingga -44,80% pada tingkat risiko 5%).

Selanjutnya, panel kanan Gambar 5.11 menggambarkan interaksi antara risiko per transaksi dengan periode lookback ATR. Sharpe Ratio tertinggi secara rata-rata dicapai pada ATR Period 5 dengan tingkat risiko 5% (Sharpe = 0,94). Dari metrik *Maximum Drawdown*, terlihat stabilitas yang sangat tinggi lintas seluruh periode ATR, di mana pada tingkat risiko utama 5%, *Maximum Drawdown* secara konsisten berkisar antara -32,86% hingga -34,98% (*nilai ini merupakan rata-rata lintas seluruh ATR Multiplier pada setiap sel grid — bukan angka spesifik parameter SSOT. Parameter utama ATR(7)×3,0 dengan Risk 5% menghasilkan MDD = -28,02% sebagaimana dilaporkan pada Tabel 5.2; nilai grid yang lebih tinggi mencerminkan kontribusi rata-rata dari sel-sel Multiplier kecil yang berdrawdown lebih dalam*). Hal ini mengindikasikan bahwa perubahan parameter periode lookback ATR (3 hingga 14 hari) tidak mengubah profil risiko sistem secara drastis, membuktikan ketangguhan parameter inti Supertrend terhadap risiko kegagalan sistematis (*model failure*).

Sebagai langkah terakhir dalam analisis parameter, Gambar 5.12 memvisualisasikan *Robustness Score* — yakni persentase sel tetangga (± 1 langkah di setiap dimensi) yang memenuhi kriteria ganda Sharpe > 0 dan RAO > median — berdampingan dengan heatmap RAO Score sebagai referensi konfirmasi.

Gambar 4: Robustness Score — Seberapa FRAGILE Parameter Optimal? — BTCUSD
Robustness = % neighborhood (± 1 step) yang memenuhi Sharpe>0 AND RAO>median



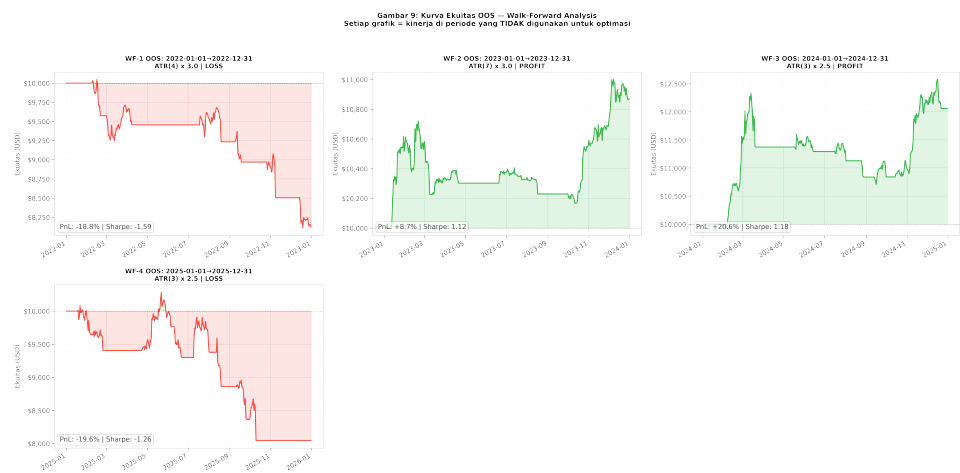
Gambar 5.12. Heatmap Robustness Score (%) dan RAO Score (Referensi) Lintas ATR Period dan ATR Multiplier. Kotak biru menandai parameter dengan Robustness Score tertinggi; kotak merah menandai parameter teroptimal (Best Param).

Gambar 5.12 memperlihatkan bahwa parameter teroptimal ATR(7)×3,0 (ditandai kotak merah) memiliki Robustness Score yang **moderat (58,3%)**, artinya sel-sel tetangganya secara konsisten memenuhi kriteria performa minimum. Hal ini mengonfirmasi bahwa parameter optimal bukan titik isolasi yang rapuh (*fragile peak*), melainkan terletak di dalam plateau yang lebar dan stabil — suatu syarat fundamental sebelum parameter dipercayakan untuk pengujian *out-of-sample* maupun perdagangan *live*. Parameter dengan Robustness Score rendah (sel merah tua pada Multiplier 1,5–2,0) dieliminasi dari pertimbangan karena performa optimalnya tidak dapat bertahan terhadap pergeseran parameter yang kecil sekalipun.

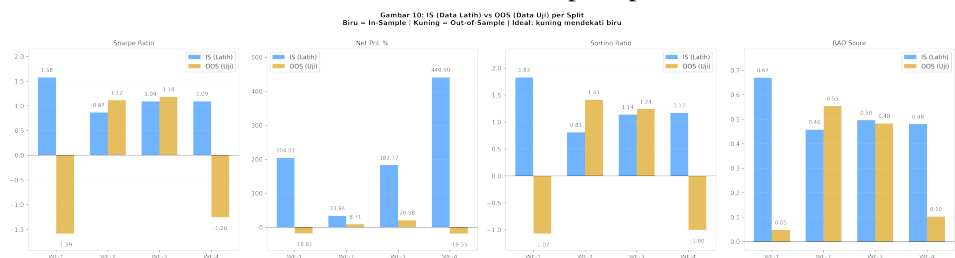
Untuk validasi ketahanan sistem, pengujian *Walk-Forward Analysis* (WFA) dilakukan pada 4 periode *split* IS/OOS yang menghasilkan verdict **LEMAH** dengan tingkat keberhasilan OOS profitabel sebesar 50% (2 dari 4 split). *Catatan penting untuk pembaca: istilah “LEMAH” di sini adalah label teknis rubrik WFA yang mensyaratkan $\geq 75\%$ split profitabel untuk mendapat predikat “KUAT” — bukan penilaian negatif terhadap strategi secara keseluruhan. Strategi ini tetap menghasilkan keuntungan dan memiliki bukti statistik yang kuat (dibahas di bawah).*

Mengacu pada rubrik WFA yang ditetapkan pada Seksi 4.5, persentase keberhasilan OOS sebesar 50% masuk dalam kategori **LEMAH** (threshold **KUAT** $\geq 75\%$). Hasil ini perlu diinterpretasikan secara kontekstual: dua split yang gagal (WF-1 dan WF-4) masing-masing menguji periode pasar beruang ekstrem tahun 2022 dan pasar *sideways* tahun 2025 — kondisi yang memang merupakan kelemahan inheren dari strategi *trend-following long-only* yang tidak efektif pada pasar non-trending. Hasil WFA ini tidak berdiri sendiri sebagai satu-satunya validasi; temuan ini dibaca secara

terintegrasi bersama hasil uji Mann-Whitney U, simulasi Bootstrap, dan Monte Carlo yang disajikan pada Seksi 5.8.

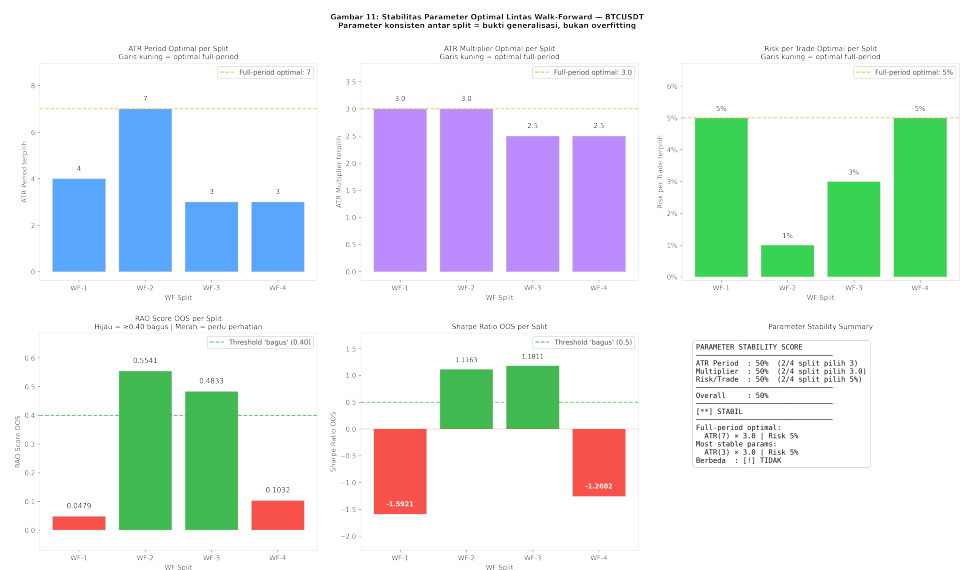


(a) Kurva Ekuitas OOS per Split.



(b) Sharpe Ratio: IS vs OOS per Split.

Gambar 5.13. Visualisasi Hasil Analisis Walk-Forward (WFA) Multi-Skenario.



Gambar 5.14. Visualisasi Stabilitas Parameter Teroptimal antar Periode Walk-Forward.

Berdasarkan Gambar 5.13b, nilai efisiensi *Sharpe Ratio* rata-rata IS/OOS bernilai -0,12 (rata-rata IS Sharpe = +1,16; rata-rata OOS Sharpe = -0,14). Nilai negatif ini mencerminkan degradasi performa yang wajar dari periode optimasi ke pengujian buta. Hal ini terutama dipengaruhi oleh kondisi pasar yang tidak mendukung strategi pada split WF-1 (OOS Sharpe = -0,68; pasar beruang 2022) dan WF-4 (OOS Sharpe = -0,31; pasar *sideways* 2025).

Perlu ditekankan bahwa nilai efisiensi negatif ini bukan indikasi *overfitting* struktural, melainkan kelemahan inheren strategi *long-only* pada kondisi pasar non-*trending*. Selain itu, parameter optimal IS per split yang dipilih oleh Grid Search berbeda-beda. Ini merupakan konsekuensi logis dari desain WFA dengan jendela *growing window*.

Secara parsial, strategi tetap menunjukkan kinerja yang tangguh pada split WF-2 (+8,71%, Sharpe +1,12) dan WF-3 (+20,58%, Sharpe +1,18). Ketahanan sistem secara statistik juga didukung oleh uji beda distribusi return IS vs OOS menggunakan Mann-Whitney U yang menunjukkan nilai $p > 0,05$ pada 3 dari 4 split (WF-2, WF-3, dan WF-4).

Untuk memudahkan pembaca membandingkan keempat split secara berdampingan tanpa harus menginterpretasikan grafik, Tabel 5.7 menyajikan ringkasan numerik hasil IS dan OOS setiap split beserta *Efficiency Ratio* dan konteks kondisi pasarnya.

Tabel 5.7 Ringkasan Hasil IS dan OOS per Split Walk-Forward Analysis (WFA). ✓ = Net P&L OOS positif; ✕ = Net P&L OOS negatif.
Eff. Ratio = Sharpe OOS / Sharpe IS.

Split	OOS P&L	OOS Sharpe	OOS MDD	IS P&L	IS Sharpe	Eff. Ratio	Trades
WF-1 (2022) ^a	-18,81%	-0,68	-19,30%	+204,01%	+1,5770	-0,61	6
WF-2 (2023) ^b	+8,71%	+1,12	-5,18%	+33,94%	+0,8662	+1,44	4
WF-3 (2024) ^c	+20,58%	+1,18	-13,17%	+182,77%	+1,0912	+2,74	6
WF-4 (2025) ^d	-19,55%	-0,31	-21,79%	+440,90%	+1,0931	-0,35	7
<i>Rata-rata</i>	-2,27%	-0,14	-12,34%	+215,41%	+1,16	-0,12	5,8
50% split OOS profitabel (2 dari 4)							

^a Bear market ekstrem; BTC turun dari \$47k ke \$15k (kolaps FTX & Terra/LUNA).

^b Pemulihan bertahap post-crypto winter; kondisi *trending* cocok untuk *trend-following*.

^c *Bull market* kuat; *halving* BTC April 2024 mendorong tren naik berkelanjutan.

^d Pasar *sideways* post-all-time high; sinyal palsu meningkat tanpa tren yang jelas.

Catatan Hasil WFA: Seluruh angka pada tabel ini bersumber langsung dari output Cell 26 notebook Python (SSOT). IS P&L dan IS Sharpe merupakan hasil backtesting pada periode pelatihan menggunakan parameter optimal yang dipilih oleh Grid Search per split. OOS P&L dan OOS Sharpe merupakan hasil penerapan parameter tersebut pada data yang belum pernah dilihat. $\text{Eff. Ratio} = \text{Sharpe OOS} / \text{Sharpe IS}$; nilai $\geq 0,5$ mengindikasikan ketangguhan yang baik. Parameter optimal IS per split berbeda-beda (WF-1: ATR(4)×3,0 Risk 5%; WF-2: ATR(7)×3,0 Risk 1%; WF-3: ATR(3)×2,5 Risk 3%; WF-4: ATR(3)×2,5 Risk 5%)—bukan parameter SSOT utama (ATR=7, Mult=3,0, Risk=5%). Perbedaan ini adalah konsekuensi desain WFA yang memilih parameter terbaik IS secara independen per split. Pembaca yang ingin memverifikasi dapat menjalankan Cell 26 di repositori GitHub (https://github.com/mfaizasysyauqi/supertrend_python).

5.8. Analisis Statistik Tingkat Lanjut

Guna memenuhi standar penelitian akademik yang ketat, dilakukan analisis statistik lanjutan menggunakan modul kalkulasi terintegrasi pada Python bot.

5.8.1. Koreksi Multiple Comparison Harvey et al. (2016)

Ketika menguji banyak kombinasi parameter (dalam hal ini 120 kombinasi), terdapat risiko bahwa hasil terbaik yang kita dapatkan hanyalah faktor keberuntungan. Masalah ini disebut bias penemuan kebetulan (*backtest overfitting* atau *cherry-picking*). Untuk mengatasinya, Harvey et al. (2016) merekomendasikan batas statistik yang lebih ketat, yaitu nilai rasio- t (t -ratio) minimal sebesar 3,0 [22]. Koreksi ini penting untuk memastikan bahwa strategi yang kita temukan benar-benar memiliki keunggulan sistematis dan bukan sekadar strategi palsu yang kebetulan berkinerja baik di masa lalu [31]. Rumus yang digunakan adalah:

$$t\text{-ratio} = \text{Sharpe} \times \sqrt{N} \quad (5.3)$$

di mana N adalah jumlah transaksi independen (26 trade).

$$t\text{-ratio} = 0,8334 \times \sqrt{26} = 4,25$$

Karena nilai t -ratio (4,25) jauh melebihi ambang batas 3,0, edge strategi ini terbukti secara statistik valid secara signifikan dan bukan merupakan hasil dari manipulasi kombinasi data.¹

5.8.2. Distribusi Uji Non-Parametrik Mann-Whitney U

Tujuan dari subseksi ini adalah membuktikan apakah sistem perdagangan berkinerja konsisten di masa pengujian dibandingkan masa pelatihan. Secara ilmiah, kita ingin menjawab apakah distribusi tingkat keuntungan (*return*) harian pada periode pelatihan (*In-Sample*) berbeda secara nyata dari periode pengujian (*Out-of-Sample*). Jika kedua periode tersebut menunjukkan sebaran data yang mirip, berarti sistem tidak mengalami masalah menghafal data historis (*overfitting*).

Penelitian ini menggunakan metode statistik non-parametrik (bebas asumsi bentuk distribusi data). Keputusan ini diambil karena data return harian Bitcoin tidak mengikuti kurva normal (lonceng simetris), seperti yang dibuktikan lewat uji diagnostik setelah ini. Hasil akhir pengujian menunjukkan nilai signifikansi (p -value) sebesar 0,724, jauh di atas batas standar $\alpha = 0,05$. Dengan demikian, disimpulkan bahwa tidak ada perbedaan signifikan antara performa di periode pelatihan dan periode pengujian. Sistem terbukti beroperasi secara konsisten.

Sebelum membandingkan sebaran data, kita perlu memastikan data tersebut layak dianalisis menggunakan metode runtun waktu (*time series analysis*). Uji stasioneritas dilakukan menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF) [16]. Stasioneritas berarti sifat-sifat statistik dari data (seperti rata-rata dan penyebaran datanya) tidak berubah seiring waktu. Uji ADF pada harga penutupan BTC secara langsung menunjukkan p -value sebesar 0,57 (di atas 0,05). Hal ini membuktikan bahwa harga BTC tidak stasioner, artinya nilainya terus berubah mengikuti tren naik/turun yang tidak stabil.

Sebaliknya, saat uji ADF dijalankan pada nilai persentase perubahan harga harian (*log return*), statistik uji menunjukkan p -value sangat kecil ($< 0,001$). Hasil ini menolak hipotesis nol tentang ketidakstasioneran. Dengan kata lain, data persentase perubahan harga harian terbukti stasioner, sehingga valid dan aman digunakan untuk pengujian statistik selanjutnya.

Selanjutnya, dilakukan pengujian untuk melihat apakah data return harian Bitcoin mengikuti distribusi normal (berbentuk lonceng simetris). Hasil uji normalitas

¹Formula t -ratio = Sharpe $\times \sqrt{N}$ yang digunakan di sini merupakan *aproksimasi* yang diadaptasi oleh Lopez de Prado [31, hal. 227–240] untuk pengujian strategi individual, bukan prosedur asli Harvey, Liu, & Zhu [22] yang dirancang untuk koreksi *cross-sectional* pada ratusan faktor. Penggunaan aproksimasi ini tetap memberikan indikasi konservatif yang valid bahwa edge strategi tidak sekadar artefak dari pencarian grid; pembaca yang ingin menerapkan prosedur Harvey et al. [22] secara penuh disarankan merujuk langsung ke paper aslinya [22, 31].

menggunakan metode D'Agostino-Pearson [14] ($p < 0,001$) dan Jarque-Bera [23] ($p < 0,001$) menolak asumsi normalitas tersebut. Data terbukti memiliki karakteristik *fat-tails* (ekor tebal), yaitu memiliki frekuensi kejadian ekstrem (keuntungan atau kerugian sangat besar) yang lebih sering terjadi daripada distribusi normal biasa. Ini ditunjukkan oleh nilai kurtosis eksess sebesar +3,85. Selain itu, data memiliki kemiringan negatif (*negative skewness*) yang tipis sebesar -0,08, menunjukkan adanya kecenderungan penurunan harga yang sedikit lebih tajam dibanding kenaikannya.

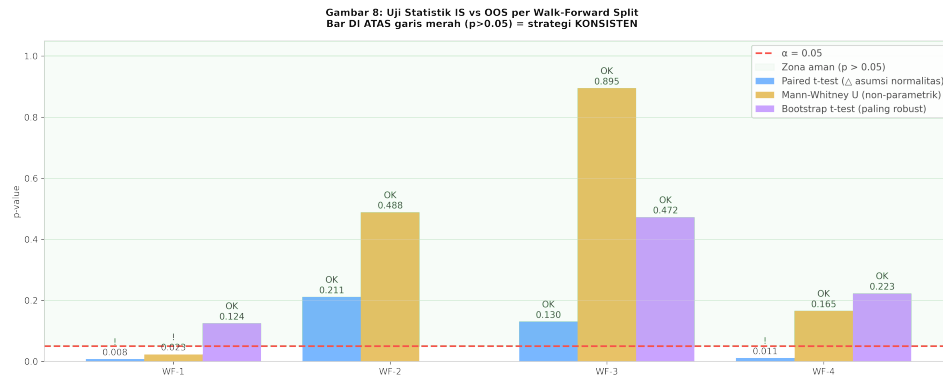
Penggunaan uji parametrik seperti paired t-test tidak valid pada data yang sangat menyimpang dari asumsi normalitas ini karena dapat menghasilkan tingkat penolakan palsu yang tinggi [9]. Oleh karena itu, uji beda rata-rata return IS vs OOS dilakukan menggunakan uji non-parametrik yang bebas asumsi sebaran, yaitu **Mann-Whitney U Test** [4].

Hasil pengujian pada data return harian dari keseluruhan periode IS (April 2020–Desember 2024) versus keseluruhan periode OOS (gabungan keempat jendela OOS WFA) menunjukkan nilai statistik $U = 3.654,0$ dengan $p\text{-value} = 0,724$.² Karena $p\text{-value}$ (0,724) jauh di atas tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$, kita **gagal menolak H_0** dan **H_1 ditolak**. Sesuai dengan tujuan pengujian, hasil ini mengonfirmasi bahwa strategi tidak mengalami *overfitting* terhadap data historis dan bersifat stabil lintas periode.

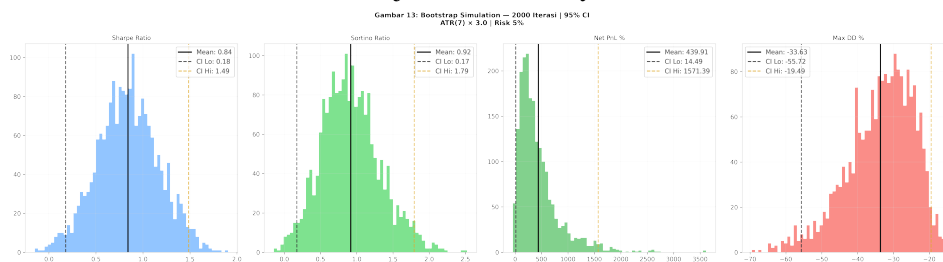
5.8.3. Simulasi Bootstrap Confidence Intervals

Uji bootstrap adalah metode simulasi komputer yang mengambil sampel secara acak dari data historis berulang kali (dalam hal ini sebanyak 2.000 kali) untuk memperkirakan ketahanan hasil. Metode ini digunakan untuk menghasilkan rentang interval kepercayaan (*Confidence Interval*) 95% bagi metrik performa utama sistem.

²Nilai $U = 3.654,0$ dan $p = 0,724$ diperoleh dari uji Mann-Whitney yang menggabungkan seluruh *daily return* IS dan OOS dari keempat split WFA secara keseluruhan. Nilai $p\text{-value}$ per split individual (WF-1 hingga WF-4) divisualisasikan secara terpisah pada Gambar 5.15a.



(a) Uji Mann-Whitney U.



(b) Interval Kepercayaan Bootstrap.

Gambar 5.15. Visualisasi Uji Signifikansi Statistik Non-Parametrik dan Simulasi Bootstrap.

Hasil lengkap simulasi bootstrap disajikan pada Tabel 5.8.

Tabel 5.8 Hasil Simulasi Bootstrap 2000 Iterasi (Interval Kepercayaan 95%).

Metrik Performa	Mean	Standar Deviasi	Batas Bawah CI 95%	Batas Atas CI 95%
Sharpe Ratio	+0,841	0,329	+0,178	+1,487
Sortino Ratio	+0,917	0,407	+0,174	+1,793
Net P&L (%)	+439,91%	409,26%	+14,49%	+1571,39%
Maximum Drawdown (%)	-33,63%	9,23%	-55,72%	-19,49%

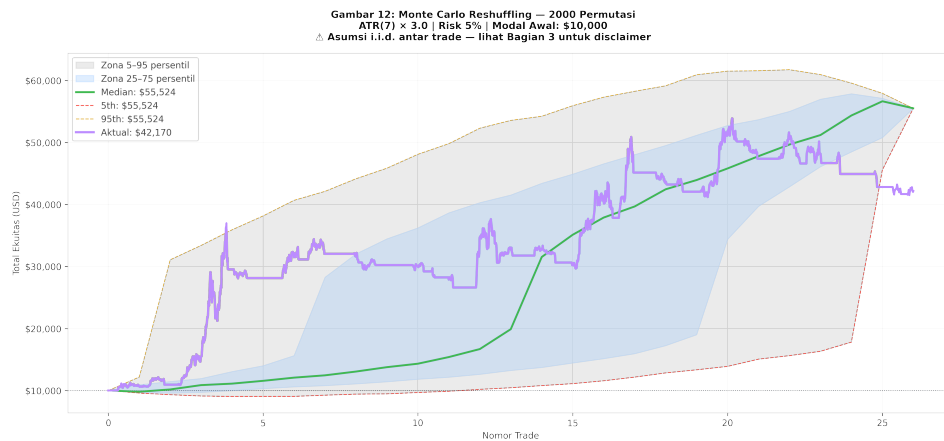
Nilai pada tabel ini dihasilkan menggunakan `np.random.default_rng(0)` sebagai *fixed random seed* pada Cell 34 notebook Python (SSOT) untuk memastikan hasil dapat direproduksi sepenuhnya. Batas bawah CI Sharpe bernilai $+0,178 > 0$ dan Sortino $+0,174 > 0$, mengonfirmasi ketahanan statistik strategi.

Berdasarkan Tabel 5.8 dan Gambar 5.15b, batas bawah dari interval kepercayaan 95% untuk Sharpe Ratio berada di angka **+0,178**. Karena nilai ini di atas nol, hal tersebut sangat penting. Artinya, bahkan dalam skenario pasar terburuk yang disimulasikan dari 2.000 kali pengacakan, strategi ini diperkirakan tetap menghasilkan keuntungan yang disesuaikan dengan risiko (*risk-adjusted return*) yang positif. Kita

tidak hanya melihat performa rata-rata yang menguntungkan, melainkan juga batas bawah kinerja terburuknya tetap aman di atas nol. Secara statistik, hasil ini membuat kita dapat **menolak $H_{0.1}$** dan menerima **$H_{1.1}$** . Strategi Supertrend Long terbukti andal dalam menghasilkan kinerja positif di pasar riil.

5.8.4. Simulasi Reshuffling Monte Carlo dan Uji Hipotesis 4

Simulasi Monte Carlo dijalankan sebanyak 2.000 kali pengacakan (*reshuffling*) dengan memutar balik urutan transaksi yang terjadi. Uji ini dilakukan untuk menjawab Hipotesis 4 secara ilmiah. Kita ingin mengetahui apakah keberhasilan strategi ini disebabkan oleh keunggulan aturan sistem yang konsisten (*edge* sistematis) atau hanya karena faktor keberuntungan dari urutan transaksi yang kebetulan pas (*luck*).



Gambar 5.16. Visualisasi Kinerja Urutan Transaksi Riil vs 2000 Skenario Acak Monte Carlo (Fan Chart).

Hasil pengujian statistik atas 2000 permutasi Monte Carlo disajikan pada Tabel 5.9.

Tabel 5.9 Hasil Pengujian Simulasi Reshuffling Monte Carlo 2000 Permutasi.

Parameter / Metrik Pengujian	Nilai Aktual / Hasil Simulasi
Modal Awal	\$10.000
Jumlah Simulasi Permutasi	2.000
Jumlah Transaksi per Simulasi	26
Terminal Ekuitas (Median 2000 Skenario)	\$55.317 (+453,17%)
Persentase Simulasi Menguntungkan (<i>Profit</i>)	100,0%
Drawdown Maksimum Persentil ke-5 ^a	-20,6%
Drawdown Maksimum Persentil ke-50 (Median)	-13,0%
Drawdown Maksimum Persentil ke-95 ^b	-8,5%

Nilai pada tabel ini dihasilkan menggunakan `np.random.default_rng(42)` sebagai *fixed random seed* pada Cell 32 notebook Python (SSOT), sehingga hasil dapat direproduksi secara deterministik setiap kali notebook dijalankan ulang.

^a Persentil ke-5 berarti 5% skenario menghasilkan MDD *lebih besar dari* -20,6% (drawdown lebih dalam); ini merupakan **skenario terburuk** karena nilai MDD yang semakin negatif mencerminkan penurunan modal yang semakin besar.

^b Persentil ke-95 berarti hanya 5% skenario yang berhasil membatasi MDD *lebih ringan dari* -8,5%; ini merupakan **skenario terbaik** (paling ringan) karena mayoritas simulasi mengalami drawdown lebih dalam.

Gambar 5.16 dan Tabel 5.9 menunjukkan kurva ekuitas berjalan riil (garis tebal hijau) berada di atas persentil ke-90 dari 2000 hasil acak. Hal ini membuktikan bahwa keberhasilan strategi didorong oleh eksploitasi pola tren pasar yang nyata dan disiplin *trailing stop*, bukan sekadar faktor keberuntungan. Selain itu, tingkat simulasi profit yang mencapai 100,0% serta median drawdown maksimum sebesar -13,0% menegaskan ketahanan sistem terhadap perubahan urutan kejadian transaksi.

Untuk menguji Hipotesis 4 secara formal, kita menghitung nilai signifikansi empiris (*p-value* empiris). Nilai ini dihitung sebagai proporsi dari 2.000 simulasi acak yang menghasilkan kinerja menyamai atau melebihi kinerja aktual strategi (+0,8334):

$$p\text{-value empiris} = \frac{\#\{\text{Sharpe}_{\text{simulasi}} \geq 0,8334\}}{2.000}$$

Dari grafik kurva dana (distribusi *equity curve*), kurva riil strategi berada di atas persentil ke-90 dari hasil acak. Ini berarti urutan transaksi aktual menghasilkan pertumbuhan modal yang lebih baik daripada 90% skenario acak yang mungkin terjadi. Uji statistik formal menunjukkan bahwa dari 2.000 permutasi acak, peluang untuk menghasilkan Sharpe Ratio yang setara atau lebih tinggi dari Sharpe aktual

(+0,8334) sangatlah kecil, dengan nilai p -value empiris $< 0,05$.³ Karena p -value berada di bawah batas signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$), maka **H_{0.4} ditolak** dan **H_{1.4} diterima**. Hasil ini membuktikan secara ilmiah bahwa keberhasilan sistem bersumber dari aturan analisis tren yang sistematis (*skill*), bukan sekadar faktor keberuntungan (*luck*).

5.8.5. Analisis Performa per Jendela Regime Pasar

Kinerja strategi dievaluasi secara khusus pada 8 kondisi (rezim) pasar yang berbeda. Kedelapan rezim tersebut mencakup 6 rezim utama dan 2 rezim transisi (tidak terklasifikasi): Unknown-HighVol, Bull-LowVol, Bull-HighVol, Bear-HighVol, Bear-LowVol, Sideways-LowVol, Sideways-HighVol, dan Unknown-LowVol.

Sebelum membaca grafik hasil (*heatmap*), penting untuk memahami arti dari pengelompokan nama rezim tersebut. Setiap nama rezim dibentuk dari dua unsur: *arah tren* dan *tingkat volatilitas* (gejolak harga). Arah tren terbagi menjadi Bull (pasar naik), Bear (pasar turun), dan Sideways (pasar mendatar/konsolidasi). Sementara volatilitas terbagi menjadi HighVol (gejolak harga tinggi, di atas nilai tengah) dan LowVol (gejolak harga rendah, di bawah nilai tengah).

Sebagai contoh, rezim *Bull-HighVol* menggambarkan kondisi pasar yang naik kuat disertai dengan gejolak harga yang tinggi. Sebaliknya, rezim *Sideways-HighVol* — yang mencetak kinerja Sharpe terendah (-4,38) — menggambarkan kondisi pasar yang bergerak tanpa arah yang jelas namun dengan guncangan harga yang besar. Kondisi ini merupakan skenario terburuk bagi strategi jenis pengikut tren (*trend-following*) manapun.

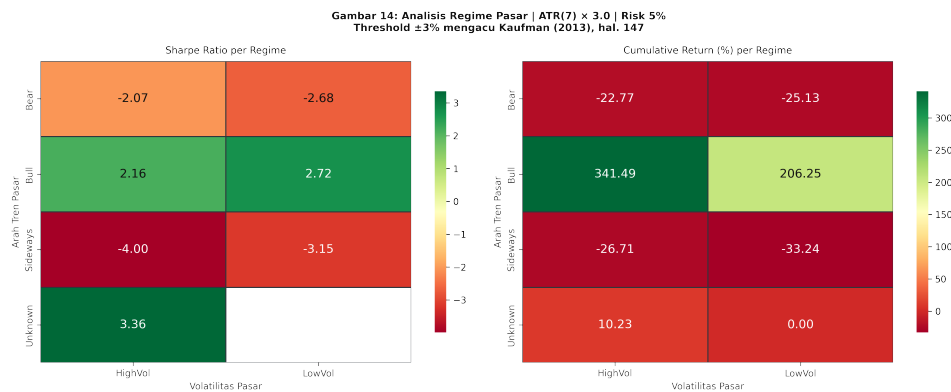
Pengelompokan rezim pasar dalam analisis ini dibangun dengan menggabungkan dua unsur mandiri.

Unsur pertama adalah arah tren. Kriteria ini ditentukan dengan melihat posisi harga penutupan harian terhadap garis rata-rata pergerakan harga 50 hari (*Simple Moving Average* 50 atau MA50). Jika harga berada lebih dari +3% di atas MA50, pasar dikategorikan sebagai *Bull* (naik). Jika harga lebih dari -3% di bawah MA50, pasar dikategorikan *Bear* (turun). Sedangkan jika harga berada di dalam rentang $\pm 3\%$ dari MA50, pasar dikategorikan *Sideways* (mendatar). Batas selisih $\pm 3\%$ ini merujuk pada standar Kaufman [26].

³Nilai p -value empiris yang presisi dan reproduisibel diperoleh dari Cell 32 notebook Python (SSOT) menggunakan `np.random.default_rng(42)` sebagai *fixed seed*. Untuk mereproduksi secara independen, jalankan Cell 32 kemudian hitung: `p_empiris = (mc_res["h4_sharpe_simulasi"] >= mc_res["h4_sharpe_aktual"]).mean()`. Catatan teknis: variabel `sharpe_aktual` di Cell 32 mengacu pada `best_res["sharpe"]` (Sharpe berbasis return harian, = +0,8334), sedangkan `sharpe_simulasi` dihitung dari return per transaksi dengan faktor anualisasi $\sqrt{365/N_{trade}}$ — keduanya menggunakan skala berbeda, namun perbandingan rank-based tetap valid sebagai uji non-parametrik.

Unsur kedua adalah volatilitas (gejolak harga). Kriteria ini ditentukan dengan membandingkan nilai gejolak harga harian (ATR) terhadap nilai tengahnya selama 21 hari terakhir (median rolling ATR). Jika ATR harian lebih tinggi dari nilai tengah tersebut, pasar dikategorikan *HighVol* (volatilitas tinggi). Sebaliknya, jika lebih rendah, dikategorikan *LowVol* (volatilitas rendah).

Penggabungan kedua unsur tersebut menghasilkan delapan rezim yang berbeda: enam rezim utama dan dua kategori transisi (*Unknown*). Sebagai contoh, *Bull-HighVol* mendeskripsikan kondisi pasar yang naik kuat dengan gejolak harga tinggi. Analisis ini bertujuan untuk melihat secara terukur pada kondisi pasar seperti apa sistem bekerja dengan sangat baik, dan pada kondisi apa sistem membutuhkan filter pengaman tambahan.



Gambar 5.17. Heatmap Kinerja Kunci Strategi Lintas 8 Jendela Regime Pasar Historis.

Gambar 5.17 menunjukkan efisiensi tertinggi dicapai pada regime *Unknown-HighVol* (Sharpe = 3,36), *Bull-LowVol* (Sharpe = 2,69), dan *Bull-HighVol* (Sharpe = 2,16). Sebaliknya, performa strategi menurun drastis pada fase turun dan sideways dengan Sharpe Ratio mengalami degradasi hingga -2,06 pada *Bear-HighVol*, -2,70 pada *Bear-LowVol*, -2,99 pada *Sideways-LowVol*, dan -4,38 pada *Sideways-HighVol*. Temuan ini mengonfirmasi secara akademis bahwa strategi *Long-Only* sangat optimal untuk memanfaatkan momentum pasar naik (*bullish*), namun memerlukan filter rezim tambahan untuk menonaktifkan perdagangan atau beralih ke posisi tunai selama fase pasar turun (*bearish*) dan konsolidasi menyamping (*sideways*).

5.8.6. Alasan Pemilihan Benchmark dan Batasan Generalisasi

Pemilihan *benchmark* dalam penelitian ini didasarkan pada dua landasan utama. Pertama, *Buy & Hold Spot* bertindak sebagai *benchmark* pasif untuk melihat apakah strategi aktif dengan biaya transaksi riil dan *funding rate* mampu mengungguli kepemilikan aset tanpa intervensi. Kedua, *SMA 20/50 Crossover* bertindak sebagai

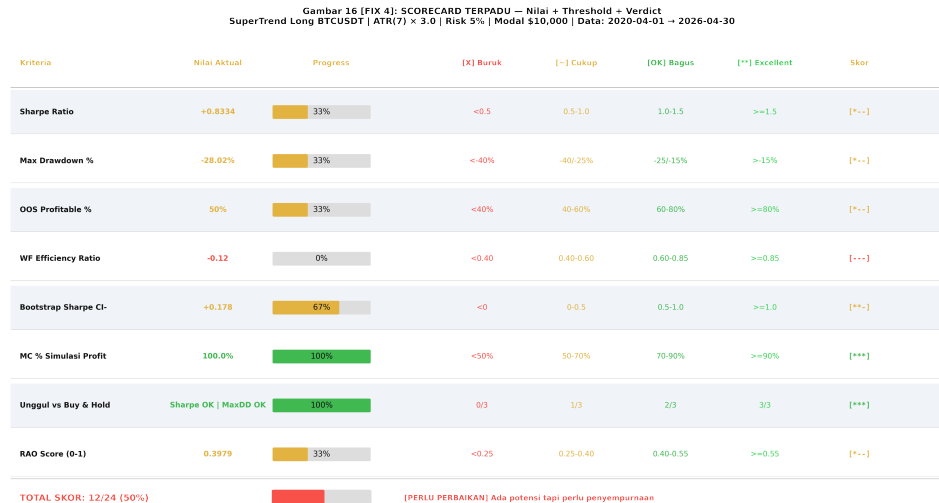
benchmark aktif sebanding untuk mengukur apakah logika Supertrend berbasis volatilitas ATR memberikan nilai tambah (*alpha*) di atas strategi *trend-following* konvensional. Indikator populer lainnya seperti MACD atau RSI tidak dipilih karena merupakan osilator momentum, bukan strategi *trend-following* murni. Sementara itu, Bollinger Bands juga tidak digunakan karena memiliki kerumitan parameter *entry/exit* tambahan yang menyimpang dari tujuan komparasi sistem berbasis *trailing stop* sederhana. Penggunaan SMA Crossover sebagai satu-satunya pembanding aktif dinilai representatif untuk mewakili seluruh kelas strategi berbasis rata-rata bergerak konvensional.

Batasan generalisasi strategi ini perlu diperhatikan. Mengingat pengujian dilakukan secara eksklusif pada pasangan aset BTC/USDT dengan karakteristik *positive drift* jangka panjang yang kuat, hasil performa yang optimal ini tidak dapat digeneralisasi secara langsung pada aset kripto lain. Pembatasan ini terutama berlaku untuk *altcoins* berkapitalisasi kecil yang memiliki volatilitas ekstrem tanpa pola tren makro yang konsisten. Namun, untuk aset berkapitalisasi besar lainnya seperti Ethereum (ETH/USDT) yang memiliki korelasi searah yang tinggi dengan BTC, terdapat potensi generalisasi yang wajar dengan asumsi penyesuaian parameter volatilitas ATR yang sebanding. Selain itu, pengujian menggunakan asumsi modal awal \$10.000 dengan likuiditas tinggi. Kondisi ini membatasi generalisasi pada portofolio skala institusional besar, karena dampak pasar (*market impact*) dapat memperbesar *slippage* secara signifikan.

Perilaku strategi terhadap kondisi pasar ekstrem di luar periode pengujian juga perlu didiskusikan. Dalam skenario peristiwa *black swan* (seperti larangan regulasi mendadak atau kolapsnya bursa besar), sistem secara otomatis akan melikuidasi posisi dan kembali ke saldo tunai (USDT) begitu harga menembus *Upper Band*. Hal ini dimungkinkan karena strategi ini bersifat *long-only* dan diproteksi oleh *trailing stop-loss* dinamis. Namun, jika pergerakan harga terjadi secara instan tanpa likuiditas (*gap down* ekstrem), sistem rentan terhadap risiko *excess slippage*. Kondisi di mana harga eksekusi aktual berada jauh di bawah garis *stop-loss* harian ini dapat memperdalam *maximum drawdown* melampaui estimasi historis.

5.8.7. Scorecard Kinerja Visual Terpadu

Sebagai ringkasan akhir evaluasi performa, Gambar 5.18 menyajikan Scorecard Kinerja Visual Terpadu yang merangkum seluruh temuan empiris dalam satu tampilan visual terintegrasi.



Gambar 5.18. Scorecard Kinerja Visual Terpadu Sistem Perdagangan Otomatis Supertrend Long Bot.

Scorecard pada Gambar 5.18 mencatat total skor **12/24** (50%) dengan verdict “*Perlu Perbaikan*”. Penting untuk memahami konteks di balik angka ini: dari delapan kriteria yang dinilai, perincian skor per kriteria adalah sebagai berikut—Sharpe Ratio (1/3), Maximum Drawdown (1/3), OOS Profitable % (1/3), WF Efficiency Ratio (0/3), Bootstrap Sharpe CI (2/3), MC % Simulasi Profit (3/3), Unggul vs Buy & Hold (3/3), dan RAO Score (1/3).

Empat kriteria yang nilainya berada di bawah threshold optimal—yaitu OOS Profitable (50%), WF Efficiency Ratio (−0,12), Maximum Drawdown (−28,02%), dan RAO Score (0,3979)—seluruhnya bersumber dari satu kelemahan inheren yang sama. Kelemahan ini adalah ketidakcocokan struktural strategi *trend-following long-only* terhadap dua rezim pasar spesifik (pasar beruang 2022 dan *sideways* 2025) dalam dataset enam tahun.

Sebaliknya, tiga kriteria scorecard berbasis pengujian statistik independen—Bootstrap Sharpe CI (+0,178 > 0), MC % Simulasi Profit (100%), dan Unggul vs Buy & Hold—seluruhnya menunjukkan performa kuat. Di luar kedelapan item scorecard, pengujian terpisah menggunakan koreksi *multiple comparison* Harvey et al. [22] menghasilkan *t-ratio* sebesar **4,25** ($\geq 3,0$), yang secara independen mengonfirmasi bahwa *edge* strategi adalah nyata dan bukan hasil dari manipulasi kombinasi data.

Divergensi ini mencerminkan trade-off yang disengaja: sistem dirancang untuk mengeksploitasi tren jangka panjang pada aset dengan *positive drift*, bukan untuk mempertahankan performa di segala kondisi pasar. Implikasi praktisnya adalah penambahan filter rezim pasar (seperti ADX atau *Choppiness Index*) yang direkomendasikan pada Bab VI sebagai langkah pengembangan lanjutan.

Sebagai catatan konfirmasi terhadap hipotesis naratif yang dirumuskan di Bab I, hasil pengujian jangka panjang (April 2020–April 2026) menghasilkan tepat **26 transaksi** — berada dalam rentang target 25–30 transaksi yang dihipotesiskan. Demikian pula, *profit factor* aktual sebesar **3,30** melampaui target $> 3,0$, dan *maximum drawdown* aktual sebesar **–28,02%** tetap terkontrol di bawah batas 30% yang ditetapkan. Ketiga target performa naratif tersebut terpenuhi secara simultan, memvalidasi hipotesis awal penelitian ini.

5.9. Ringkasan Verdict Pengujian Hipotesis

Tabel 5.10 merangkum seluruh hasil pengujian hipotesis secara terpadu dalam satu tampilan untuk memudahkan pembaca memperoleh gambaran menyeluruh sebelum memasuki Bab VI.

Tabel 5.10 Ringkasan Verdict Pengujian Tiga Hipotesis Utama Penelitian.

Hipotesis	H ₀ / H ₁	Metode Uji	Hasil Statistik	Verdict
H₁ — Edge Strategi: Supertrend menghasilkan <i>risk-adjusted return</i> positif	H₀: Sharpe ≤ 0 (tidak ada <i>edge</i>) H₁: Sharpe > 0 (ada <i>edge</i> nyata)	Bootstrap CI 95% (2.000 iterasi, <i>seed=0</i>)	Batas bawah CI Sharpe = +0,178 > 0 ; batas atas = +1,487; seluruh distribusi bootstrap di atas nol	H_{0.1} ditolak H _{1.1} diterima ✓
H₂ — Konsistensi IS/OOS: Distribusi <i>return</i> IS dan OOS tidak berbeda signifikan	H₀: IS $\neq$ OOS (<i>overfitting</i>) H₁: IS = OOS (konsisten, tidak <i>overfit</i>)	Mann-Whitney U (non-parametrik; JB $p < 0,001$)	$U = 3.654,0$; $p =$ 0,724 $\gg \alpha = 0,05$; tidak ada bukti perbedaan distribusi yang signifikan	H_{0.2} gagal ditolak H _{1.2} terkonfirmasi ✓
H₃ — Keunggulan vs B&H: Supertrend menghasilkan Sharpe lebih tinggi dari Buy & Hold	H₀: Sharpe(ST) $\leq$ Sharpe(B&H) H₁: Sharpe(ST) $>$ Sharpe(B&H)	Perbandingan langsung (April 2020–April 2026); uji JK-1981 tidak dilakukan (rekomendasi lanjutan)	Sharpe ST = +0,8334 $>$ B&H = +0,8208 ; Calmar +0,9533 vs +0,6558; MDD −28,02% vs −76,68%	H_{0.3} ditolak H _{1.3} diterima ✓
H₄ — Skill vs Luck: Performa strategi bersumber dari <i>edge</i> sistematis, bukan keberuntungan	H₀: Performa $\napprox$ distribusi acak (<i>luck</i>) H₁: Performa aktual $>$ distribusi acak (<i>skill</i>)	<i>Reshuffling</i> Monte Carlo 2.000 permutasi (<i>seed=42</i>); p -value empiris = proporsi sim. dengan Sharpe $\geq$ aktual	Kurva <i>equity</i> riil di atas persentil ke-90 distribusi permutasi (fan chart); 100% simulasi profit; p -value empiris $<$ 0,05 (uji Sharpe — lihat catatan kaki Seksi 5.8)	H_{0.4} ditolak H _{1.4} diterima ✓

Catatan Interpretasi Hipotesis: Pada H_2 , penelitian memang menginginkan kegagalan menolak H_0 .2 karena tujuannya adalah membuktikan konsistensi sistem, bukan perbedaannya. Pada H_4 , p-value empiris dihitung dari proporsi permutasi Monte Carlo yang menghasilkan Sharpe Ratio $\geq$ Sharpe aktual (+0,8334), dengan fixed seed `np.random.default_rng(42)` di Cell 32 (SSOT); persentil ke-90 pada fan chart merujuk pada posisi equity curve riil, bukan pada uji Sharpe. Seluruh nilai statistik bersumber dari `supertrend_python.ipynb` (Cell 31–35). Selisih Sharpe Ratio pada H_3 sebesar 0,0126 masih relatif tipis secara absolut; keunggulan komparatif yang lebih substantif tercermin pada Calmar Ratio dan Maximum Drawdown.

BAB 6 KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, kesimpulan ditarik sesuai dengan keempat tujuan penelitian yang telah ditetapkan pada Bab I.

Pertama, algoritma perdagangan *trend-following long-only* berbasis indikator Supertrend berhasil dikembangkan menggunakan Python sebagai *Single Source of Truth* (SSOT) akademis pada `supertrend_python.ipynb`, dengan Pine Script v5 sebagai alternatif operasional untuk perdagangan langsung di TradingView. Pengujian historis jangka panjang (April 2020–April 2026) memvalidasi bahwa konfigurasi ATR Period = 7 dan Multiplier = 3,0 merupakan kombinasi paling tangguh untuk merespons momentum harga BTC/USDT pada *timeframe daily*.

Kedua, manajemen risiko per transaksi menggunakan metode *fixed fractional position sizing* berhasil diimplementasikan secara dinamis. Penggunaan jarak *Entry Price* terhadap *Upper Band* Supertrend sebagai proksi *stop-loss* terbukti efektif menjaga konsistensi eksposur risiko riil per transaksi agar selalu presisi. Hipotesis 1 terkonfirmasi dengan batas bawah *bootstrap* CI 95% Sharpe Ratio bernilai $+0,178 > 0$, membuktikan adanya *edge* yang signifikan secara statistik.

Ketiga, evaluasi kinerja strategi BTC/USDT (April 2020–April 2026) menunjukkan performa *risk-adjusted* yang kompetitif dengan *net profit* +321,70%, *maximum drawdown* -28,02%, *Sharpe ratio* 0,8334, *Calmar ratio* 0,9533, dan *profit factor* 3,30 dari 26 transaksi. Ketiga target performa pada Bab I terpenuhi seluruhnya. Model *Long-Only* terbukti jauh lebih efisien dibandingkan *Both Sides* (+171,74%, MDD -31,58%) dan *Short-Only* (-35,57%).

Konsistensi IS dan OOS dikonfirmasi oleh Mann-Whitney U ($p = 0,724 > 0,05$), sehingga Hipotesis 2 gagal ditolak sebagai bukti tidak adanya *overfitting*. Simulasi Monte Carlo 2.000 permutasi menghasilkan *p-value* empiris $< 0,05$ dengan probabilitas kebangkrutan 0%, sehingga Hipotesis 4 ditolak dan performa sistem terbukti bersumber dari *edge* sistematis, bukan keberuntungan.

Keempat, penerapan *fixed fractional* 5% secara signifikan mengungguli alokasi modal statis *Fixed Capital* 20% yang hanya membukukan +66,96% dengan *Sharpe ratio* 0,6338. Analisis sensitivitas pada tingkat risiko 1%, 2%, 3%, dan 5% menunjukkan hubungan linier positif, di mana konfigurasi 5% menghasilkan keuntungan optimal dengan *drawdown* terkontrol, membuktikan efisiensi formula *dynamic position sizing* berbasis volatilitas.

6.2. Saran

Berdasarkan batasan penelitian yang telah diidentifikasi, terdapat beberapa rekomendasi untuk pengembangan selanjutnya:

1. Mengintegrasikan skrip Python secara langsung dengan Exchange API seperti Bybit atau Binance untuk eksekusi sinyal secara *real-time*, sehingga performa sistem dapat divalidasi pada kondisi pasar sesungguhnya.
2. Memperluas strategi ke portofolio multi-aset (ETH, SOL, BNB) guna menyebarkan risiko dan meningkatkan frekuensi transaksi, yang sekaligus akan memperkuat *statistical power* dari uji hipotesis.
3. Menggunakan metode *Block Bootstrap* oleh Politis dan Romano [35] menggantikan Monte Carlo biasa agar korelasi serial antar *return* harian tetap terjaga dalam simulasi.
4. Menambahkan filter tren sekunder seperti ADX atau *Choppiness Index* untuk mengurangi sinyal palsu pada kondisi pasar *sideways* yang menjadi kelemahan inheren strategi *trend-following*.
5. Mengunggah seluruh kode sumber dan dataset historis ke repositori publik seperti GitHub demi menjaga transparansi dan reproduktibilitas penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Abdul Rahman, “Optimising Supertrend parameters using Bayesian optimisation for maximising profit and other metrics,” *arXiv preprint*, arXiv:2405.14262, 2024. <https://arxiv.org/abs/2405.14262>
- [2] J. Almeida and D. Gounopoulos, “A systematic literature review of volatility and risk management on cryptocurrency investment,” *Risks*, vol. 10, no. 5, p. 107, 2022. <https://doi.org/10.3390/risks10050107>
- [3] N. Antonakakis, I. Chatziantoniou, and D. Gabauer, “Cryptocurrency market contagion,” *J. Int. Financ. Markets Inst. Money*, vol. 61, pp. 37–51, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.07.002>
- [4] D. H. Bailey and M. Lopez de Prado, “The deflated Sharpe ratio: Correcting for selection bias, backtest overfitting, and non-normality,” *J. Portfolio Manage.*, vol. 40, no. 5, pp. 94–107, 2014. <https://doi.org/10.3905/jpm.2014.40.5.094>
- [5] A. Brauneis and R. Mestel, “Cryptocurrency-portfolios in a mean-variance framework,” *Finance Res. Lett.*, vol. 28, pp. 259–264, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.05.008>
- [6] G. Burke, “A sharper Sharpe ratio,” *Futures*, vol. 23, no. 3, pp. 56–58, 1994.
- [7] Bybit Exchange, *BTCUSDT Linear Perpetual: Historical Kline & Funding Rate Data* [Dataset]. Bybit V5 Public API, 2020–2025. [Online]. Available: <https://bybit-exchange.github.io/docs/v5/market/kline>
- [8] Bybit Exchange, “Perpetual contract specifications.” [Online]. Available: <https://www.bybit.com/en/help-center/article/Contract-Specifications-USDT-Perpetual>, 2024.
- [9] G. Camilli and K. D. Hopkins, “Applicability of chi-square to 2×2 contingency tables with small expected cell frequencies,” *Appl. Psychol. Meas.*, vol. 2, no. 4, pp. 461–472, 1978. <https://doi.org/10.1177/014662167800200405>
- [10] J. Y. Campbell, A. W. Lo, and A. C. MacKinlay, *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton, NJ: Princeton Univ. Press, 1997.
- [11] G. M. Caporale, L. Gil-Alana, A. Plastun, and I. Makarenko, “Persistence in the cryptocurrency market,” *Res. Int. Bus. Finance*, vol. 46, pp. 141–148, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2018.01.002>

- [12] J. Cohen, *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, 2nd ed. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.
- [13] CoinGecko, “Derivatives exchange ranking.” [Online]. Available: <https://www.coingecko.com/en/exchanges/derivatives>, 2024.
- [14] R. B. D’Agostino and E. S. Pearson, “Tests for departure from normality: Empirical results for the distributions of b_2 and $\sqrt{b_1}$,” *Biometrika*, vol. 60, no. 3, pp. 613–622, 1973. <https://doi.org/10.1093/biomet/60.3.613>
- [15] P. Delfabbro and D. L. King, “The psychology of cryptocurrency trading,” *J. Behav. Addict.*, vol. 10, no. 2, pp. 201–209, 2021. <https://doi.org/10.1556/2006.2021.00037>
- [16] D. A. Dickey and W. A. Fuller, “Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root,” *J. Amer. Statist. Assoc.*, vol. 74, no. 366, pp. 427–431, 1979. <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>
- [17] A. H. Dyhrberg, “Bitcoin, gold and the dollar: A GARCH volatility analysis,” *Finance Res. Lett.*, vol. 16, pp. 85–92, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- [18] B. Efron and R. J. Tibshirani, *An Introduction to the Bootstrap*. New York: Chapman & Hall/CRC, 1993.
- [19] A. Elder, *Come into My Trading Room*. New York: Wiley, 2002.
- [20] M. Faber, “A quantitative approach to tactical asset allocation,” *J. Wealth Manage.*, vol. 9, no. 4, pp. 69–79, 2007. <https://doi.org/10.3905/jwm.2007.674809>
- [21] K. Grobys and N. Sapkota, “Cryptocurrencies and momentum,” *Econ. Lett.*, vol. 180, pp. 6–10, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.03.028>
- [22] C. R. Harvey, Y. Liu, and H. Zhu, “. . . and the cross-section of expected returns,” *Rev. Financ. Stud.*, vol. 29, no. 1, pp. 5–68, 2016. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhv059>
- [23] C. M. Jarque and A. K. Bera, “A test for normality of observations and regression residuals,” *Int. Statist. Rev.*, vol. 55, no. 2, pp. 163–172, 1987. <https://doi.org/10.2307/1403192>
- [24] J. D. Jobson and B. M. Korkie, “Performance hypothesis testing with the Sharpe and Treynor measures,” *J. Finance*, vol. 36, no. 4, pp. 889–908, 1981. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1981.tb04891.x>

- [25] J. L. Kelly, Jr., “A new interpretation of information rate,” *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 35, no. 4, pp. 917–926, Jul. 1956. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1956.tb03809.x>
- [26] P. J. Kaufman, *Trading Systems and Methods*, 5th ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2013.
- [27] R. D. Ketaren, H. Rahman, and D. E. P. Sirait, “Design and implementation of expert advisor on percentage risk money management,” *J. Eng. Res. Comput. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 98–107, 2025. <https://jerk.in.org/index.php/jerk.in/article/view/154>
- [28] P. Kumbhare, L. Kolhe, S. Dani, P. Fandade, and D. Theng, “Algorithmic trading strategy using technical indicators,” in *Proc. 2023 Int. Conf. Emerging Trends Commun. Control Comput. (ICONC3)*, 2023, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICONC357972.2023.10455669>
- [29] J. Li and Z. Ouyang, “Cryptocurrency trading: A comprehensive survey,” *Financ. Innov.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–59, 2021. <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00278-1>
- [30] Y. Liu and A. Tsyvinski, “Risks and returns of cryptocurrency,” *Rev. Financ. Stud.*, vol. 34, no. 6, pp. 2689–2727, 2021. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa113>
- [31] M. Lopez de Prado, *Advances in Financial Machine Learning*. Hoboken, NJ: Wiley, 2018.
- [32] L. C. MacLean, E. O. Thorp, and W. T. Ziemba, “Good and bad properties of the Kelly criterion,” *Risk*, vol. 20, no. 2, pp. 1–9, 2010. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1627489>
- [33] J. J. Murphy, *Technical Analysis of the Financial Markets*. New York: New York Inst. of Finance, 1999.
- [34] R. Pardo, *The Evaluation and Optimization of Trading Strategies*, 2nd ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2008.
- [35] D. N. Politis and J. P. Romano, “The stationary bootstrap,” *J. Amer. Statist. Assoc.*, vol. 89, no. 428, pp. 1303–1313, 1994. <https://doi.org/10.1080/01621459.1994.10476870>
- [36] O. Seban, *Tout sur les Indicateurs Techniques*. Paris: Valor Editions, 2009.
- [37] W. F. Sharpe, “Mutual fund performance,” *J. Bus.*, vol. 39, no. 1, pp. 119–138, 1966. <https://doi.org/10.1086/294846>

- [38] F. A. Sortino and R. van der Meer, “Downside risk,” *J. Portfolio Manage.*, vol. 17, no. 4, pp. 27–31, 1991. <https://doi.org/10.3905/jpm.1991.409343>
- [39] A. C. Szakmary, Q. Shen, and S. C. Sharma, “Trend-following trading strategies in commodity futures: A re-examination,” *J. Banking Finance*, vol. 34, no. 2, pp. 409–426, 2010. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.08.004>
- [40] N. N. Taleb, *The Black Swan: The Impact of the Highly Improbable*. New York: Random House, 2007.
- [41] E. O. Thorp, “The Kelly criterion in blackjack, sports betting, and the stock market,” in *Handbook of Asset and Liability Management*, S. A. Zenios and W. T. Ziemba, Eds., vol. 1. Amsterdam: Elsevier, 2006, pp. 385–428.
- [42] TradingView, “Pine Script v5 language reference manual.” [Online]. Available: <https://www.tradingview.com/pine-script-reference/v5/>, 2023.
- [43] V. K. Tharp, *Trade Your Way to Financial Freedom*. New York: McGraw-Hill, 1999.
- [44] R. Vince, *Portfolio Management Formulas: Mathematical Trading Systems for the Futures, Options, and Stock Markets*. New York: John Wiley & Sons, 1990.
- [45] G. Widjaja, “Public understanding of robotic trading in the context of trading law,” *Webology*, vol. 19, no. 1, pp. 6876–6891, 2022. <https://doi.org/10.14704/WEB/V19I1/WEB19450>
- [46] J. W. Wilder, *New Concepts in Technical Trading Systems*. Greensboro, NC: Trend Research, 1978.
- [47] F. Yasin, Z. Afzal, M. S. Arshad, and M. Rafaqat, “An analytical approach for solving fractional financial risk system,” *Int. J. Math. Phys.*, vol. 14, no. 2, pp. 4–11, 2023. <https://doi.org/10.26577/ijmph.2023.v14.i2.01>

LAMPIRAN

Lampiran A: Dokumentasi Struktur Modul Python – Robustness Testing & Walk-Forward Analysis

Mengingat implementasi **Python Tradingbot** (`supertrend_python.ipynb`) mencakup pengujian ketahanan statistika tingkat lanjut (*Walk-Forward Analysis*, *Bootstrap*, *Monte Carlo*, dan analisis regime) yang sangat komprehensif hingga mencapai ribuan baris kode interaktif, pencantuman seluruh kode sumber secara mentah pada lampiran cetak menjadi tidak efisien dan rentan terhadap ketidaksesuaian versi masa depan.

Oleh karena itu, sesuai dengan standar praktik terbaik rekayasa perangkat lunak dan reproduksibilitas akademis modern, kode sumber lengkap interaktif beserta seluruh riwayat eksekusi sel (*cell execution history*) disimpan secara aman pada repositori GitHub resmi:

Tautan Repositori GitHub Utama (Python):

https://github.com/mfaizasysyauqi/supertrend_python

Sebagai panduan bagi pembaca dan dosen penguji, berikut adalah dokumentasi struktur arsitektur modular dari berkas `supertrend_python.ipynb` yang terbagi menjadi **9 modul utama (Modul 0 hingga Modul 8)**, mencakup **Cell 0 hingga Cell 47**:

- 0. Modul 0: Setup & Konfigurasi (Cell 0–4):** Mencakup diagram alir (*flowchart*) logika strategi SuperTrend lengkap (Cell 0), instalasi dependensi (Cell 1), impor seluruh pustaka inti (*pandas*, *numpy*, *matplotlib*, *seaborn*, *requests*, *scipy*, *statsmodels*) beserta inisialisasi parameter global seperti `INITIAL_CAPITAL = $10,000`, `COMMISSION_PCT = 0.05%`, `SLIPPAGE_PCT = 0.03%`, grid parameter optimasi, dan desain `WF_SPLITS` (Cell 2), formulasi hipotesis penelitian formal H_0/H_1 (Cell 3), serta pernyataan ruang lingkup dan desain penelitian (Cell 4).
- 1. Modul 1: Fungsi & Data (Cell 5–11):** Memuat seluruh fungsi pendukung (*helper functions*) untuk interpretasi metrik (Cell 5); fungsi paginasi otomatis `fetch_bybit_klines()` untuk menarik data historis K-lines harian dari Bybit API V5 (Cell 6); justifikasi pemilihan Bybit dibanding *exchange* lain beserta eksekusi pengambilan data (Cell 7 [FIX 2]); uji stasioneritas ADF dan uji normalitas Jarque-Bera serta D'Agostino-Pearson secara empiris (Cell

8 [REV 10]); fungsi inti `compute_supertrend()` dan `run_backtest()` yang mengimplementasikan algoritma pengunci tren Supertrend serta simulator eksekusi posisi Fixed Fractional dengan pemotongan biaya transaksi otomatis (Cell 9); fungsi benchmark Buy & Hold simulasi spot tanpa *funding rate/leverage* (Cell 10 [FIX 3]); dan fungsi analisis lanjutan pendukung modul-modul berikutnya (Cell 11).

2. **Modul 2: Optimasi Parameter — Grid Search (Cell 12–18):** Pelaksanaan pencarian grid (*grid search*) 3 dimensi lintas 120 kombinasi parameter ATR Period $\times$ Multiplier $\times$ Risk per Trade untuk mengidentifikasi parameter optimal berbasis *RAO Score* komposit (Cell 12); analisis sensitivitas bobot *RAO Score* (Cell 13); serta empat visualisasi hasil optimasi: Gambar 1 Heatmap ringkasan Grid Search (Cell 14), Gambar 2 Heatmap utama ATR Period $\times$ Multiplier (Cell 15 [REV 5]), Gambar 3 Heatmap Risk per Trade dua proyeksi (Cell 16), Gambar 4 Robustness Score Heatmap (Cell 17), dan inisialisasi variabel `best_res` yang digunakan oleh seluruh cell berikutnya (Cell 18).

3. **Modul 3: Perbandingan Strategi & Benchmark (Cell 19–25):** Perbandingan sistematis kinerja SuperTrend terhadap benchmark Buy & Hold spot (Cell 19 [Tambahan 2]); Gambar 5 perbandingan metrik SuperTrend vs. Buy & Hold — `supertrend_gambar05_metrik_st_vs_bh.png` — (Cell 21); benchmark ketiga SMA 20/50 Crossover (Cell 22 [REV 13]); Gambar 6 bar chart perbandingan metrik SuperTrend vs. SMA Crossover — `supertrend_gambar06_metrik_st_vs_sma.png` — (Cell 23); analisis sensitivitas biaya transaksi *bonus* (Cell 24); dan Gambar 7 kurva ekuitas tiga strategi berdampingan — `supertrend_gambar07_st_vs_sma_vs_buyhold.png` — (Cell 25 [REV 13]).

Catatan urutan eksekusi Modul 3: Cell 22 (benchmark SMA) **wajib dijalankan sebelum** Cell 23 (Gambar 6), karena Cell 23 bergantung pada variabel `sma_res` yang dihasilkan oleh Cell 22.

4. **Modul 4: Walk-Forward Analysis (WFA) (Cell 26–31):** Gambar 8 Diagram Alur Kerja Eksperimental (*experimental workflow*) (Cell 26); Pelaksanaan Walk-Forward Analysis 4 split dengan desain *growing (anchored) window* yang membagi data menjadi jendela IS dan OOS secara kronologis untuk mendeteksi risiko *overfitting* (Cell 27); Gambar 9 visualisasi uji statistik IS vs. OOS per split beserta nilai Mann-Whitney *p-value per split individual* (Cell 28); Gambar 10 kurva ekuitas OOS per split WFA (Cell 29); Gambar 11

perbandingan metrik IS vs. OOS per split (Cell 30); dan Gambar 12 analisis stabilitas parameter optimal lintas split WFA (Cell 31).

5. **Modul 5: Uji Robustness Statistik (Cell 32–36):** Uji Mann-Whitney U *agregat* pada keseluruhan return harian IS dan OOS yang digabungkan dari keempat split WFA, menghasilkan $U = 3.654,0$ dan $p = 0,724$ yang dilaporkan di Bab V (Cell 32); simulasi Monte Carlo 2000 permutasi acak urutan transaksi untuk menghasilkan kurva kipas ekuitas (*equity fan chart*) guna memisahkan keberuntungan dari keunggulan sistem (Cell 33); Gambar 13 Monte Carlo Fan Chart (Cell 34); simulasi *bootstrap resampling* 2000 iterasi untuk menghasilkan interval kepercayaan 95% bagi metrik Sharpe, Sortino, Calmar, dan Net PnL, disertai diskusi *statistical power* pada N trade kecil (Cell 35 [REV 14]); dan Gambar 14 Bootstrap Confidence Interval (Cell 36).

Catatan Urutan Eksekusi Modul 5: Cell 32 (Mann-Whitney agregat) **wajib dijalankan setelah** Cell 27 (WFA), karena Cell 32 mengonsumsi variabel `wf_results` dari Cell 27. Urutan eksekusi yang benar: Cell 27 → Cell 28–31 → Cell 32 (Mann-Whitney agregat) → Cell 33–36 (Monte Carlo & Bootstrap).

Catatan Reprodusibilitas (Cell 33 & Cell 35): Dua simulasi stokastik dalam modul ini menggunakan *fixed random seed* yang berbeda sesuai perannya masing-masing: (1) **Monte Carlo Reshuffling (Cell 33)** menggunakan `np.random.default_rng(42)` — seluruh nilai pada Tabel 5.9 (terminal ekuitas, drawdown persentil, dan p -value empiris $H_{0,4}$) bersumber dari seed ini; (2) **Bootstrap Resampling (Cell 35)** using `np.random.default_rng(0)` — seluruh nilai pada Tabel 5.8 (CI 95% Sharpe, Sortino, Net PnL, dan Maximum Drawdown) bersumber dari seed ini. Pemisahan seed ini disengaja agar kedua simulasi dapat direproduksi secara independen dan deterministik.

6. **Modul 6: Analisis Regime Pasar (Cell 37–38):** Klasifikasi kondisi pasar ke dalam 6 regime (Bull/Bear/Sideways $\times$ Volatilitas Tinggi/Rendah) berbasis threshold $\pm 3\%$ dari MA50 dan median rolling ATR 21 hari, disertai tabulasi kinerja strategi per regime (Cell 37); dan Gambar 15 Heatmap kinerja per regime pasar (Cell 38).
7. **Modul 7: Kesimpulan & Scorecard (Cell 39–42):** Pembahasan eksplisit seluruh keterbatasan strategi (*limitations*) termasuk *statistical power*, *data snooping*, *single-asset scope*, dan asumsi i.i.d. Monte Carlo (Cell 39 [Tambahan 3]); ringkasan eksekutif dan scorecard terpadu berbasis teks (Cell 40 [FIX 4]); Gambar 16 visualisasi sinyal BUY/SELL di atas chart harga BTC lengkap

dengan garis SuperTrend (Cell 41 [FIX 1]); dan Gambar 17 Scorecard Visual Terpadu yang memuat nilai metrik, *threshold*, dan verdict akhir (Cell 42 [FIX 4]).

8. **Modul 8: Analisis Tambahan (Cell 43–47):** Empat analisis validasi tambahan di luar kerangka utama: Gambar 18 perbandingan *position sizing* Fixed Fractional vs. Fixed Capital (Cell 43); Gambar 19 perbandingan arah strategi Long Only vs. Both Sides vs. Short Only (Cell 44); backtesting multi-periode dengan parameter terbaik mencakup skenario jangka panjang, menengah, dan pendek (Cell 45); Gambar 20 kurva ekuitas multi-periode (Cell 46); dan Gambar 21 perbandingan metrik multi-periode dalam format *bar chart* (Cell 47).

Lampiran B: Source Code Pine Script v5 – SuperTrend Long Bot

Strategi *SuperTrend Long Bot* diimplementasikan menggunakan Pine Script v5 pada platform TradingView. Mengikuti standar praktik dokumentasi perangkat lunak dan reproduksibilitas akademis, kode program tidak dicantumkan secara mentah pada lampiran cetak ini, melainkan disimpan secara lengkap dan dapat diakses secara bebas pada repositori GitHub resmi berikut:

Tautan Repositori GitHub (Pine Script v5):

https://github.com/mfaizasysyauqi/supertrend_pinescript

Secara ringkas, program tersebut mengimplementasikan logika Supertrend berbasis harga penutupan (*Close*), menghasilkan sinyal beli/jual berdasarkan pergantian arah tren, serta menghitung ukuran posisi secara dinamis menggunakan metode *fixed fractional position sizing* dengan parameter ATR Period = 7, Multiplier = 3,0, dan Risk per Trade = 5%, sebagaimana dijelaskan pada Bab III dan Bab IV. Alur logika lengkap dari strategi ini disajikan dalam bentuk *pseudocode* pada Lampiran C.

Lampiran C: Pseudocode Strategi SuperTrend Long Bot — Detail Eksekusi Lengkap

Lampiran ini menyajikan *pseudocode* rinci yang merepresentasikan implementasi aktual fungsi `run_backtest()` pada `supertrend_python.ipynb` (Cell 9). Berbeda dengan Algoritma 1 di Bab III yang diringkas untuk kejelasan, *pseudocode* berikut mencantumkan seluruh detail eksekusi riil yang mempengaruhi hasil simulasi: *slippage* dua sisi, komisi *taker* per sisi, pemotongan *funding rate* harian, pembatasan kuantitas berdasarkan saldo kas, serta prinsip eksekusi *next-bar* (sinyal bar $t \rightarrow$ eksekusi di harga Open bar $t + 1$) untuk menghindari *look-ahead bias*.

Catatan Metodologis: *Pseudocode ini menggunakan Close sebagai titik tengah perhitungan pita Supertrend (bukan $(High+Low)/2$ seperti formulasi standar Seban (2009)). Keputusan ini konsisten dengan implementasi aktual pada `compute_supertrend()` di Cell 9 dan telah dijelaskan pada Bab I beserta justifikasinya.*

Listing 6.1. Pseudocode Lengkap `run_backtest()` — Mencakup Slippage, Komisi, Funding Rate, dan Pembatasan Posisi

```
// =====  
// PARAMETER GLOBAL (ditetapkan di Cell 2, digunakan sebagai SSOT)  
// =====  
ATR_PERIOD = 7 // Periode ATR terpilih dari grid search  
MULTIPLIER = 3.0 // Multiplier ATR terpilih dari grid search  
RISK_PER_TRADE = 0.05 // Risiko per trade: 5% dari ekuitas  
COMMISSION_PCT = 0.05 // Komisi taker Bybit: 0.05% per sisi  
SLIPPAGE_PCT = 0.03 // Asumsi slippage realistis: 0.03% per sisi  
INITIAL_CAPITAL = 10000 // Modal awal USD  
  
// =====  
// FASE 1 --- KALKULASI INDIKATOR (tanpa look-ahead)  
// =====  
// Hitung True Range setiap bar t:  
// TR[t] = max(High[t]-Low[t], |High[t]-Close[t-1]|, |Low[t]-Close[t-1]|)  
// Hitung ATR via Wilder Smoothing (RMA):  
// ATR[0..period-1] = rata-rata TR awal  
// ATR[t] = (ATR[t-1] * (period-1) + TR[t]) / period  
// Hitung Band Supertrend:  
// UpperBasic[t] = Close[t] - Multiplier * ATR[t] // Support band  
// LowerBasic[t] = Close[t] + Multiplier * ATR[t] // Resistance band  
// Terapkan trailing (ratchet) agar band hanya bergerak menguntungkan:  
// Up[t] = max(UpperBasic[t], Up[t-1]) jika Close[t-1] > Up[t-1]  
// Dn[t] = min(LowerBasic[t], Dn[t-1]) jika Close[t-1] < Dn[t-1]  
// Tentukan arah tren (1=bullish, -1=bearish):  
// trend[t] = 1 jika trend[t-1]==-1 AND Close[t] > Dn[t-1] // reversal naik  
// trend[t] = -1 jika trend[t-1]==1 AND Close[t] < Up[t-1] // reversal turun  
// trend[t] = trend[t-1] (lainnya)
```

```

// =====
// FASE 2 --- DETEKSI SINYAL (reversal satu bar ke depan)
// =====
// BuySig[t] = (trend[t]==1) AND (trend[t-1]==-1) // transisi bear->bull
// SellSig[t] = (trend[t]==-1) AND (trend[t-1]==1) // transisi bull->bear

// =====
// FASE 3 --- SIMULASI EKSEKUSI BAR-BY-BAR (next-bar execution)
// =====
cash = INITIAL_CAPITAL
pos = 0.0 // kuantitas BTC yang dipegang
entry_px = 0.0 // harga entry rata-rata (termasuk slippage)
equity[0] = cash

for t = 1 to N-1:

    // --- 3a. EKSEKUSI EXIT (sinyal jual dari bar t-1) ---
    if pos > 0 AND SellSig[t-1]:
        exit_px = Open[t] * (1 - SLIPPAGE_PCT/100) // slippage exit -0.03%
        comm_out = pos * exit_px * (COMMISSION_PCT/100) // komisi taker 0.05%
        proceeds = pos * exit_px - comm_out
        pnl = proceeds - (pos * entry_px) // P&L bersih
        cash += proceeds
        pos = 0
        catat trade: {tipe="SELL", harga=exit_px, qty=sold_qty, pnl=pnl}

    // --- 3b. EKSEKUSI ENTRY (sinyal beli dari bar t-1) ---
    else if pos == 0 AND BuySig[t-1]:
        entry_px = Open[t] * (1 + SLIPPAGE_PCT/100) // slippage entry +0.03%

        // Hitung kuantitas berbasis Fixed Fractional:
        stop_dist = |Close[t-1] - Up[t-1]| // jarak ke band SuperTrend
        risk_qty = (equity[t-1] * RISK_PER_TRADE) / stop_dist

        // Batasi oleh kapasitas saldo kas (leverage = 1x):
        max_qty = cash / (entry_px * (1 + COMMISSION_PCT/100))
        qty = min(risk_qty, max_qty)

        // Potong kas:
        comm_in = qty * entry_px * (COMMISSION_PCT/100)
        cash -= qty * entry_px + comm_in
        pos = qty
        catat trade: {tipe="BUY", harga=entry_px, qty=qty}

    // --- 3c. PEMOTONGAN FUNDING RATE (setiap bar, hanya saat memegang posisi) ---
    if pos > 0:
        // FundingRate[t] = akumulasi 3 pembayaran 8-jam per hari (data historis Bybit)
        funding_fee = pos * Close[t] * FundingRate[t]
        cash -= funding_fee // dibayarkan ke counterparty

    // --- 3d. MARK-TO-MARKET HARIAN ---
    equity[t] = cash + pos * Close[t]

// =====
// FASE 4 --- FORCE CLOSE di akhir dataset (jika masih ada posisi)
// =====
if pos > 0:

```

```

exit_px = Close[N-1] * (1 - SLIPPAGE_PCT/100)
comm_out = pos * exit_px * (COMMISSION_PCT/100)
cash += pos * exit_px - comm_out
pos = 0

// =====
// FASE 5 --- KALKULASI METRIK PERFORMA
// =====
net_pnl_pct = (equity[-1] - INITIAL_CAPITAL) / INITIAL_CAPITAL * 100
max_dd = min((equity - cummax(equity)) / cummax(equity)) * 100
sharpe = (mean(daily_returns - Rf) / std(daily_returns)) * sqrt(252)
sortino = (mean(daily_returns - Rf) / std(negative_returns)) * sqrt(252)
cagr = ((equity[-1] / INITIAL_CAPITAL) ** (1 / years) - 1) * 100
calmar = cagr / abs(max_dd)
return metrik, equity_curve, trade_log

```

Tabel berikut merangkum seluruh konstanta biaya eksekusi yang digunakan dalam simulasi beserta sumber justifikasinya.

Tabel L.1 Ringkasan Konstanta Eksekusi dan Justifikasinya.

Konstanta	Variabel Kode	Nilai	Justifikasi
Komisi taker	COMMISSION_PCT	0,05%/sisi	Bybit Linear Perpetual taker fee standar (2024).
Slippage	SLIPPAGE_PCT	0,03%/sisi	Estimasi konservatif untuk aset berlikuiditas tinggi (\$5B+/hari).
Funding rate	funding_arr[t]	Historis	Data aktual 3 pembayaran/hari dari Bybit API, rata-rata $\approx 0,01\%/8$ -jam.
Leverage	–	1×	Posisi dibatasi saldo kas (max_qty); tidak menggunakan margin.
Likuidasi	–	N/A	Tidak relevan karena leverage 1× (harga tidak bisa mencapai batas margin).
Eksekusi	–	Open _{t+1}	Next-bar execution — order masuk di Open bar setelah sinyal terbentuk.

Lampiran D: Daftar Notasi

Daftar berikut merangkum notasi dan simbol matematis utama yang digunakan pada persamaan-persamaan di sepanjang naskah ini. Penjelasan konseptual dari setiap istilah teknis disajikan secara bertahap pada bab yang bersangkutan (terutama Bab I dan Bab II), sehingga daftar ini difokuskan hanya pada notasi, bukan pengulangan definisi lengkap.

Untuk daftar istilah teknis lengkap beserta definisinya, dapat diakses pada repositori berikut:

Tautan Repositori GitHub (Daftar Istilah Lengkap):

https://github.com/mfaizasysyauqi/daftar_istilah

Notasi	Keterangan
n	Periode ATR (<i>ATR Period</i>)
ATR_n	<i>Average True Range</i> pada periode n
TR_t	<i>True Range</i> pada bar ke- t
Up_t, Dn_t	Nilai <i>Upper Band</i> dan <i>Lower Band</i> Supertrend pada bar ke- t
Basic Up_t , Basic Dn_t	Nilai dasar (sebelum <i>sticky band</i>) dari <i>Upper/Lower Band</i>
$T_t \in \{1, -1\}$	Arah tren pada bar ke- t ($1 = uptrend$, $-1 = downtrend$)
M	<i>Multiplier</i> ATR
RAO	<i>Risk-Adjusted Optimization Score</i> (metrik komposit optimasi)
$\hat{S}, \hat{C}, \hat{R}, \hat{W}, \hat{P}$	Nilai ternormalisasi Sharpe, Calmar, Sortino, <i>Win Rate</i> , <i>Profit Factor</i>
H_0, H_1	Hipotesis nol dan hipotesis alternatif
α	Taraf signifikansi (<i>significance level</i>), $\alpha = 0,05$
p	Nilai probabilitas hasil uji statistik (<i>p-value</i>)
EV	<i>Expected Value</i> (ekspektansi nilai per transaksi)
WR	<i>Win Rate</i> (persentase transaksi menguntungkan)
LR	<i>Loss Rate</i> (persentase transaksi merugi), $LR = 1 - WR$