

Perbandingan Fuzzy Mamdani dan Sugeno dalam Optimasi *Trading Bitcoin* Berbasis Indikator Teknikal

Cynthia Dwi Rahmadewi¹, Rizky Parluka², Hendra Maulana³

^{1,2,3}Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

122081010222@student.upnjatim.ac.id, rizkyparlika.iff@upnjatim.ac.id, hendra.maulana.iff@upnjatim.ac.id

Abstract

This study compares Mamdani and Sugeno fuzzy inference systems for Bitcoin trading using historical BTC/USDT data. In highly volatile and non-linear cryptocurrency markets, especially during bear markets, conventional methods struggle to interpret ambiguous signals, making fuzzy logic suitable for adaptive decision-making. The dataset was collected from the Binance API for the period 20 November 2021 to 31 December 2022 and consists of 9,746 candlestick records. This period corresponds to a bear market phase, characterized by a significant downward trend in Bitcoin prices, which provides a challenging environment for evaluating trading strategies. Four technical indicators, Bollinger Bands, RSI, ADX, and PSAR, were used as input variables. The data were split into 70% training and 30% testing using a time-based approach. Performance evaluation was conducted through long-only backtesting using Total Profit, Win Rate, Maximum Drawdown, Sharpe Ratio, and Sortino Ratio. The results show that Mamdani achieved better profitability than Sugeno, with total profit of -34.17% on training data and -2.45% on testing data, while Sugeno produced -53.91% and -3.04%, respectively. Although both methods resulted in negative returns due to the bearish market conditions, their performance was better than the buy-and-hold strategy, which recorded losses of -65.78% on training data and -17.49% on testing data. This indicates that both fuzzy approaches were effective in reducing losses and improving risk management under extreme market conditions. However, Sugeno showed better risk control on testing data with a lower maximum drawdown of 18.72% compared to 25.01% for Mamdani. Overall, Mamdani is more suitable for return-oriented strategies, while Sugeno is more appropriate for risk management under bearish conditions.

keywords: fuzzy inference system, mamdani, sugeno, risk management, bear market

Abstrak

Penelitian ini membandingkan sistem inferensi fuzzy Mamdani dan Sugeno untuk *trading Bitcoin* menggunakan data historis BTC/USDT. Pada pasar *cryptocurrency* yang sangat volatil dan nonlinier, khususnya pada kondisi bear market, metode konvensional sering kesulitan dalam menginterpretasikan sinyal teknikal yang ambigu, sehingga logika fuzzy menjadi relevan untuk menghasilkan keputusan yang lebih adaptif. Dataset diperoleh dari API Binance pada periode 20 November 2021 hingga 31 Desember 2022 dengan total 9.746 data *candlestick*. Periode ini merepresentasikan fase bear market yang ditandai dengan tren penurunan harga Bitcoin yang signifikan, sehingga menjadi lingkungan yang menantang untuk evaluasi strategi *trading*. Empat indikator teknikal, yaitu *Bollinger Bands*, RSI, ADX, dan PSAR, digunakan sebagai variabel *input*. Data dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing* dengan pendekatan *time-based split*. Evaluasi kinerja dilakukan melalui *backtesting long-only* menggunakan metrik *Total Profit*, *Win Rate*, *Maximum Drawdown*, *Sharpe Ratio*, dan *Sortino Ratio*. Hasil menunjukkan bahwa metode Mamdani memiliki profitabilitas lebih baik dibandingkan Sugeno, dengan total profit sebesar -34,17% dibandingkan -53,91% pada data *training* dan -2,45% dibandingkan -3,04% pada data *testing*. Meskipun kedua metode menghasilkan return negatif akibat kondisi pasar yang bearish, kinerjanya tetap lebih baik dibandingkan strategi buy and hold dalam mengurangi kerugian. Metode Sugeno menunjukkan pengendalian risiko yang lebih baik dengan *drawdown* lebih rendah. Secara keseluruhan, Mamdani lebih sesuai untuk strategi berorientasi *return*, sedangkan Sugeno lebih tepat untuk manajemen risiko pada kondisi pasar menurun.

kata kunci: sistem inferensi fuzzy, mamdani, sugeno, manajemen risiko, bear market

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution -ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan finansial telah mendorong munculnya berbagai inovasi dalam sistem transaksi digital, salah satunya adalah *cryptocurrency*. *Cryptocurrency* merupakan aset digital yang memanfaatkan teknologi kriptografi dan blockchain untuk menjamin keamanan transaksi tanpa memerlukan pihak ketiga seperti bank atau lembaga keuangan lainnya. Sistem yang bersifat terdesentralisasi ini memungkinkan transaksi dilakukan secara global melalui jaringan internet dengan tingkat transparansi dan keamanan yang tinggi

[1]. *Bitcoin* merupakan *cryptocurrency* pertama yang diperkenalkan dan hingga saat ini masih menjadi aset digital dengan kapitalisasi pasar terbesar di dunia. Pergerakan harga *Bitcoin* memiliki pengaruh besar terhadap pasar *cryptocurrency* secara keseluruhan. Namun demikian, pasar *cryptocurrency* memiliki tingkat volatilitas yang sangat tinggi serta pola pergerakan harga yang kompleks dan tidak linear sehingga menyulitkan proses analisis maupun prediksi harga menggunakan metode konvensional [2], [3]. Kondisi ini menjadi semakin menantang pada fase

pasar ekstrem seperti *bear market*, di mana sinyal teknikal seringkali saling bertentangan dan berubah dengan cepat. Pendekatan berbasis ambang batas tegas (*crisp*) cenderung gagal dalam menangkap ketidakpastian tersebut. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih adaptif, seperti logika *fuzzy*, yang mampu menerjemahkan sinyal pasar yang ambigu ke dalam aturan keputusan yang lebih fleksibel dan mendekati penalaran manusia [4].

Berbagai penelitian telah mengembangkan metode berbasis kecerdasan buatan untuk meningkatkan akurasi prediksi harga *cryptocurrency*. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah logika *fuzzy*, yang mampu menangani ketidakpastian dalam sistem pengambilan keputusan melalui representasi nilai linguistik dan aturan *IF-THEN* [5], [6]. Dalam konteks perdagangan *cryptocurrency*, pendekatan ini relevan karena mampu mengintegrasikan berbagai indikator teknikal untuk menghasilkan keputusan trading yang lebih adaptif terhadap kondisi pasar yang dinamis. Guna mengevaluasi efektivitas sistem berbasis *fuzzy* dalam menghasilkan keputusan trading, diperlukan metode evaluasi yang mampu mensimulasikan kondisi pasar nyata. Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah *backtesting*, yaitu evaluasi strategi perdagangan menggunakan data historis untuk mensimulasikan kinerja sebelum diterapkan pada kondisi pasar sebenarnya. Melalui pendekatan ini, berbagai indikator teknikal dapat diuji untuk mengetahui tingkat profitabilitas, risiko, serta efektivitas strategi perdagangan pada pasar *cryptocurrency* yang memiliki tingkat volatilitas tinggi [7].

Metode *fuzzy* telah banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti pendukung keputusan, optimasi produksi, pengendalian sistem, hingga sistem *monitoring* otomatis. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa metode *fuzzy* mampu meningkatkan kualitas pengambilan keputusan dalam berbagai kasus seperti pemilihan *supplier*, sistem rekomendasi topik penelitian, serta berbagai sistem pendukung keputusan lainnya yang melibatkan ketidakpastian data [5], [8], [9]. Selain digunakan secara mandiri, metode *fuzzy* juga dapat dikombinasikan dengan algoritma *machine learning* untuk meningkatkan performa sistem prediksi. Pendekatan *hybrid* seperti integrasi logika *fuzzy* dengan algoritma *Random Forest* atau metode pengambilan keputusan lainnya mampu meningkatkan akurasi model serta memberikan interpretasi aturan yang lebih baik terhadap data yang kompleks [10], [11]. Dalam berbagai bidang penelitian lainnya seperti sistem *monitoring* pertanian, analisis kesehatan mental, hingga pengolahan data berbasis pola statistik. Hal ini menunjukkan bahwa metode *fuzzy* memiliki fleksibilitas tinggi dalam menangani berbagai jenis data serta mampu memberikan solusi pada permasalahan yang melibatkan ketidakpastian informasi [12], [13]. Dalam konteks pasar

cryptocurrency, beberapa penelitian juga menunjukkan bahwa perilaku harga *Bitcoin* memiliki karakteristik yang kompleks sehingga membutuhkan pendekatan analisis yang lebih adaptif dalam proses prediksi harga [14], [15].

Berbagai penelitian sebelumnya juga telah mengkaji metode prediksi harga *Bitcoin* melalui berbagai pendekatan komputasi dan *machine learning*, namun penelitian yang secara khusus membandingkan metode *fuzzy Mamdani* dan *fuzzy Sugeno* dalam analisis keputusan pada data *cryptocurrency* masih relatif terbatas [16]. Perbandingan kedua metode ini menjadi penting dalam konteks perdagangan *cryptocurrency* karena masing-masing memiliki karakteristik yang berbeda dalam pengambilan keputusan. Dalam implementasinya, sistem inferensi *fuzzy* dapat dibangun menggunakan berbagai metode, di antaranya Mamdani dan Sugeno. Dalam sistem inferensi *fuzzy*, dua metode yang umum digunakan dalam sistem *fuzzy* adalah Mamdani dan Sugeno, yang memiliki kesamaan pada tahap *fuzzifikasi* dan evaluasi aturan, tetapi berbeda pada mekanisme keluaran. Pada metode Mamdani, hasil inferensi berupa himpunan *fuzzy* yang kemudian dikonversi menjadi nilai tegas melalui proses *defuzzifikasi*, sehingga lebih interpretatif dalam merepresentasikan kondisi pasar. Sementara itu, pada metode Sugeno, keluaran aturan berbentuk konstanta atau fungsi linear, sehingga hasil akhirnya berupa nilai *crisp* yang diperoleh melalui perhitungan rata-rata berbobot. Perbedaan ini menyebabkan metode Mamdani cenderung lebih mampu menangkap dinamika dan sentimen pasar, sedangkan metode Sugeno lebih sederhana secara komputasional dan efisien untuk implementasi sistem pengambilan Keputusan [2], [17].

Kebaruan penelitian ini tidak hanya terletak pada perbandingan metode Mamdani dan Sugeno, tetapi juga pada penggunaan kombinasi empat indikator teknikal, yaitu RSI, Bollinger Bands, ADX, dan PSAR. Keempat indikator tersebut merepresentasikan aspek momentum, volatilitas, kekuatan tren, dan arah tren, sehingga memberikan gambaran kondisi pasar yang lebih komprehensif. Integrasi indikator dalam satu sistem *fuzzy* memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih adaptif terhadap dinamika pasar yang kompleks. Pendekatan ini masih jarang digunakan secara terpadu dalam penelitian sebelumnya, khususnya pada analisis perdagangan *cryptocurrency*.

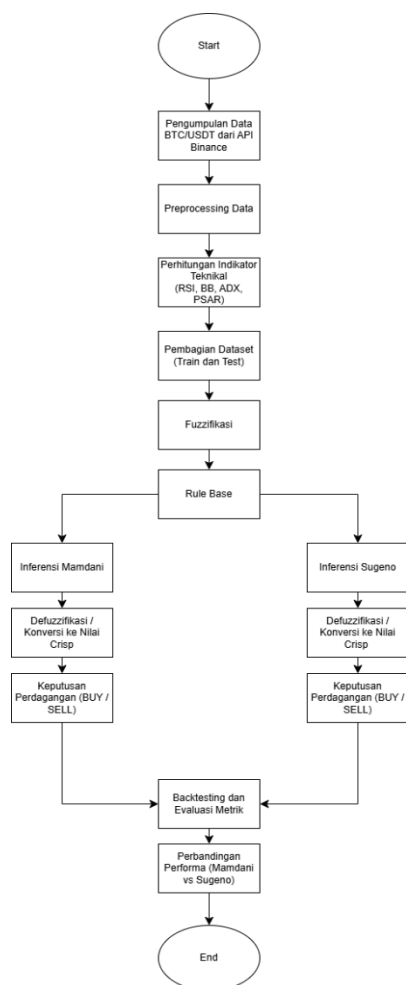
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model analisis berbasis logika *fuzzy* dengan membandingkan metode Mamdani dan Sugeno dalam menghasilkan keputusan analisis pada data *cryptocurrency*. Perbandingan ini dilakukan untuk mengidentifikasi keunggulan masing-masing metode dalam konteks perdagangan yang memiliki karakteristik volatilitas tinggi dan ketidakpastian yang signifikan. Selain itu, penelitian ini juga melakukan evaluasi performa model menggunakan pendekatan *backtesting* untuk mengukur

tingkat efektivitas model dalam menghasilkan keputusan *trading* yang optimal berdasarkan data historis [18]. Evaluasi ini mencakup analisis terhadap aspek profitabilitas dan risiko, sehingga memberikan gambaran yang lebih menyeluruh terhadap kualitas keputusan yang dihasilkan oleh masing-masing metode. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metode analisis berbasis *fuzzy* pada pasar *cryptocurrency*, khususnya dalam meningkatkan kualitas pengambilan keputusan pada kondisi pasar yang dinamis dan tidak pasti. Selain kontribusi secara teoritis, penelitian ini juga memberikan kontribusi praktis berupa acuan bagi *trader* maupun pengembangan sistem perdagangan otomatis dalam memilih metode yang lebih sesuai dengan kebutuhan, baik dalam hal efisiensi komputasi maupun kemampuan dalam menangkap dinamika pasar, terutama dalam menentukan keseimbangan antara orientasi profitabilitas dan pengendalian risiko.

2. Metode Penelitian

2.1. Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan. Alur penelitian yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, proses penelitian dimulai dari penggunaan *dataset* historis BTC/USDT yang melalui tahap *preprocessing* untuk memastikan data siap dianalisis. Setelah itu dilakukan perhitungan indikator teknikal yaitu *Bollinger Bands (BB)*, *Relative Strength Index (RSI)*, *Average Directional Index (ADX)*, dan *Parabolic SAR (PSAR)* untuk merepresentasikan kondisi pasar. *Dataset* kemudian dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Nilai indikator selanjutnya diproses melalui tahap *fuzzifikasi* untuk menghasilkan derajat keanggotaan, kemudian dibentuk *rule base* sebagai dasar pengambilan keputusan. Proses inferensi dilakukan menggunakan metode Mamdani dan Sugeno, yang hasilnya dikonversi menjadi nilai *crisp* untuk menghasilkan keputusan perdagangan berupa BUY atau SELL. Keputusan tersebut kemudian diuji menggunakan metode *backtesting* dan dievaluasi menggunakan metrik seperti *Win Rate*, *Total Profit*, *Maximum Drawdown*, *Sharpe Ratio*, dan *Sortino Ratio* untuk membandingkan kinerja kedua metode.

2.2. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis perdagangan *Bitcoin* terhadap USDT (BTC/USDT) yang diperoleh dari API *Binance*. Data yang dikumpulkan pada timeframe 1 jam untuk periode 20 November 2021 hingga 31 Desember 2022 dengan total 9.746 data *candlestick*. *Dataset* tersebut kemudian dibagi menjadi data *train (in-sample)* dan data *test (out-of-sample)* menggunakan pendekatan *time-based split*. Pembagian *dataset* ini bertujuan untuk menjaga urutan kronologis data sehingga tidak terjadi kebocoran informasi dari data masa depan ke proses analisis.

Tabel 1. Pembagian *Dataset*

Subset	Periode	Jumlah Data (Candlestick)
<i>Train (in-sample)</i>	Nov 2021 – Sep 2022	6.822
<i>Test (out-of-sample)</i>	Sep 2022 – Des 2022	2.924
Total	Nov 2021 – Des 2022	9.746

Berdasarkan Tabel 1, sebanyak 70% data awal ditempatkan sebagai data *training* yang mencakup periode November 2021 hingga September 2022, sedangkan 30% data awal ditempatkan sebagai data *testing* yang mencakup periode September 2022 hingga Desember 2022. Proporsi 70:30 dipilih agar data *in-sample* cukup besar untuk menangkap pola aktivasi aturan *fuzzy*, sementara data *out-of-sample* tetap cukup representatif untuk menguji generalisasi model dan menekan potensi *overfitting* pada fase pengujian. Setelah tahap *preprocessing* dan penghapusan *warm-up period* akibat perhitungan indikator, jumlah observasi efektif yang digunakan dalam eksperimen menjadi 9.727 data, yang kemudian terbagi menjadi 6.808 data *train* dan 2.919 data *test*.

2.3. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan guna memastikan data historis Bitcoin valid dan konsisten sebelum digunakan dalam pembentukan sinyal dan evaluasi kinerja. Proses ini meliputi pengurutan data berdasarkan waktu untuk menjaga urutan kronologis, konversi *timestamp* ke format *datetime* guna mendukung analisis *time-series*, serta penghapusan baris data yang memiliki nilai kosong akibat perhitungan indikator berbasis *window* dan dipastikan bahwa setiap observasi yang digunakan dalam *backtesting* memiliki nilai indikator yang lengkap (BB, RSI, ADX dengan +DI/-DI, dan PSAR), sehingga perbandingan kinerja metode dilakukan pada *dataset* yang sama dan bebas dari bias.

2.4. Perhitungan Indikator Teknikal

Indikator teknikal digunakan untuk menganalisis pergerakan harga berdasarkan data historis seperti harga pembukaan (*open*), harga penutupan (*close*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), dan volume perdagangan. Dalam penelitian ini digunakan empat indikator teknikal yaitu *Relative Strength Index (RSI)*, *Bollinger Bands (BB)*, *Average Directional Index (ADX)*, dan *Parabolic SAR (PSAR)*. Keempat indikator ini dipilih karena masing-masing merepresentasikan aspek momentum, volatilitas, kekuatan tren, dan arah tren, sehingga dapat digunakan secara bersama sebagai variabel *input* pada sistem *fuzzy*.

2.4.1 Relative Strength Index (RSI)

Relative Strength Index merupakan indikator momentum yang digunakan untuk mengidentifikasi kondisi jenuh beli (*overbought*) dan jenuh jual (*oversold*). Nilai RSI dihitung menggunakan data harga penutupan (*close*) dengan periode 14, sesuai dengan implementasi sistem. Penggunaan periode 14 dipilih karena merupakan konfigurasi yang umum digunakan untuk menangkap perubahan momentum harga dalam jangka pendek hingga menengah. Dalam penelitian ini, interpretasi RSI mengikuti batas umum, yaitu *oversold* untuk RSI di bawah 30, netral pada rentang tengah, dan *overbought* untuk RSI di atas 70.

Nilai RSI dihitung menggunakan persamaan berikut [19]:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (1)$$

dengan nilai RS dihitung menggunakan Persamaan (2):

$$RS = \frac{\text{Average Gain}}{\text{Average Loss}} \quad (2)$$

Pada Persamaan (2), *Average Gain* merupakan rata-rata kenaikan harga penutupan dalam periode tertentu, sedangkan *Average Loss* merupakan rata-rata penurunan harga penutupan pada periode yang sama. Dalam penelitian ini, RSI digunakan untuk mengidentifikasi kondisi *oversold* dan *overbought* sebagai bagian dari variabel *input* sistem *fuzzy*.

2.4.2 Bollinger Bands (BB)

Bollinger Bands merupakan indikator teknikal yang digunakan untuk mengukur volatilitas harga dan menentukan posisi harga relatif terhadap rata-rata pergerakan harga. Indikator ini terdiri dari tiga komponen, yaitu *upper band*, *middle band*, dan *lower band*. Dalam penelitian ini, *Bollinger Bands* dihitung menggunakan data harga penutupan (*close*) dengan *parameter window* = 20 dan *window deviation* = 2, sesuai implementasi sistem. *Parameter window* 20 digunakan untuk merepresentasikan rata-rata pergerakan harga dalam 20 periode, sedangkan deviasi 2 digunakan untuk membentuk batas atas dan batas bawah volatilitas harga.

Perhitungannya yakni [19]:

$$MB = SMA_n \quad (3)$$

$$UB = SMA_n + (\kappa \times \sigma) \quad (4)$$

$$LB = SMA_n - (\kappa \times \sigma) \quad (5)$$

Pada Persamaan (3), *MB* adalah *middle band* dan *SMA_n* adalah *simple moving average* pada periode *n*. Pada Persamaan (4), *UB* adalah *upper band*, κ adalah konstanta deviasi, dan σ adalah standar deviasi. Pada Persamaan (5), *LB* adalah *lower band*, sedangkan simbol *SMA_n*, κ , dan σ memiliki arti yang sama seperti pada persamaan sebelumnya. Dalam penelitian ini, *Bollinger Bands* digunakan untuk mengidentifikasi posisi harga pada area *lower*, *middle*, dan *upper* sebagai representasi kondisi volatilitas pasar.

2.4.3 Average Directional Index (ADX)

Average Directional Index (ADX) digunakan untuk mengukur kekuatan tren pasar tanpa memperhatikan arah pergerakannya. Dalam implementasi sistem, ADX dihitung menggunakan data harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), dan harga penutupan (*close*) dengan periode 14, sesuai konfigurasi indikator pada sistem. Parameter periode 14 digunakan untuk menangkap kekuatan tren secara cukup responsif tanpa terlalu sensitif terhadap fluktuasi jangka sangat pendek.

Nilai ADX diklasifikasikan ke dalam tiga kategori linguistik, yaitu *Weak*, *Medium*, dan *Strong*, yang kemudian digunakan sebagai salah satu variabel *input* pada sistem inferensi *fuzzy*. Dalam penelitian ini, kategori *Weak* merepresentasikan ADX di bawah 25, *Medium* berada pada kisaran 25 hingga kurang dari 40, dan *Strong* menunjukkan ADX sebesar 40 atau lebih. Dengan demikian, ADX berperan untuk menunjukkan apakah kondisi pasar sedang berada pada tren yang lemah, sedang, atau kuat.

2.4.4 Parabolic SAR (PSAR)

Parabolic SAR digunakan untuk mengidentifikasi arah tren harga serta mendeteksi kemungkinan pembalikan tren. Pada implementasi sistem, PSAR dihitung menggunakan data *high*, *low*, dan *close* dengan *parameter step* = 0.02 dan *max_step* = 0.2. *Parameter step* menentukan percepatan awal pergerakan titik SAR, sedangkan *max_step* menentukan batas

maksimum percepatan agar indikator tetap stabil dalam mengikuti perubahan tren. Jika nilai PSAR berada di bawah harga penutupan maka kondisi pasar dianggap *bullish*, sedangkan jika nilai PSAR berada di atas harga penutupan maka kondisi pasar dianggap *bearish*. Klasifikasi ini digunakan sebagai salah satu dasar dalam pembentukan aturan *fuzzy* untuk menghasilkan keputusan perdagangan.

2.5. Sistem Inferensi Fuzzy

Setelah nilai indikator teknikal diperoleh, analisis dilakukan menggunakan sistem inferensi *fuzzy* untuk menghasilkan keputusan perdagangan. Metode ini dipilih karena mampu merepresentasikan ketidakpastian indikator ke dalam variabel linguistik sehingga keputusan menjadi lebih fleksibel dan mendekati penalaran manusia. Penelitian ini menggunakan dua metode, yaitu Mamdani dan Sugeno, dengan *input* berupa indikator RSI, *Bollinger Bands*, ADX, dan PSAR, serta *output* berupa keputusan *BUY*, *HOLD*, atau *SELL*. Proses pengolahan meliputi tahap *fuzzifikasi*, penyusunan *rule base*, inferensi, dan penentuan nilai keluaran *crisp*.

2.5.1 Fuzzifikasi Variabel Input

Tahap *fuzzifikasi* merupakan proses mengubah nilai numerik indikator teknikal menjadi nilai linguistik berdasarkan kategori kondisi pasar tertentu. Dalam penelitian ini, fungsi keanggotaan yang digunakan berupa kombinasi fungsi trapesium bahu kiri, fungsi segitiga pada area tengah, dan fungsi trapesium bahu kanan. Pemilihan fungsi ini bertujuan untuk merepresentasikan perubahan kondisi pasar secara halus pada area transisi, namun tetap tegas pada kondisi ekstrem. Implementasi fungsi keanggotaan dalam sistem menggunakan tiga fungsi utama, yaitu *low* (bahu kiri), *triangle* (segitiga), dan *high* (bahu kanan), yang diterapkan pada setiap variabel *input* sesuai dengan nilai indikator yang dihitung.

Kategori linguistik yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Variabel Linguistik Sistem Fuzzy

Variabel	Kategori Linguistik
RSI	<i>Oversold, Neutral, Overbought</i>
<i>Bollinger Bands</i>	<i>Lower, Middle, Upper</i>
ADX	<i>Weak, Medium, Strong</i>
PSAR	<i>Bullish, Bearish</i>

Pada Tabel 2, Secara numerik rentang keanggotaan yang digunakan mengacu pada implementasi sistem, yaitu RSI *oversold* ($\leq 30-40$), *neutral* (35–65), dan *overbought* ($\geq 60-70$). Untuk ADX digunakan kategori *weak* ($\leq 20-25$), *medium* (20–40), dan *strong* ($\geq 35-45$). Sementara itu, kategori *Bollinger Bands* ditentukan berdasarkan posisi harga terhadap *lower band*, *middle band*, dan *upper band*. Variabel PSAR tidak menggunakan fungsi keanggotaan kontinu, melainkan

direpresentasikan sebagai kondisi biner, yaitu *bullish* ketika nilai PSAR berada di bawah harga penutupan dan *bearish* ketika berada di atas harga penutupan.

Pada implementasi sistem, kategori *strong* pada ADX direpresentasikan menggunakan dua tingkat keanggotaan, yaitu *strong* dan tingkat keanggotaan tinggi dari fungsi bahu kanan. Namun, secara konseptual keduanya tetap dikelompokkan dalam kategori *strong*.

2.5.2 Proses Inferensi Fuzzy

Proses inferensi *fuzzy* dilakukan dengan mengombinasikan variabel linguistik dari indikator RSI, *Bollinger Bands*, ADX, dan PSAR untuk menghasilkan keputusan perdagangan berupa *BUY*, *HOLD*, atau *SELL*. Secara teoritis, kombinasi kategori *input* menghasilkan 54 kemungkinan aturan (3 kategori RSI \times 3 kategori *Bollinger Bands* \times 3 kategori ADX \times 2 kategori PSAR). Namun, penelitian ini tidak menggunakan seluruh kombinasi tersebut, melainkan memilih 10 aturan yang paling representatif berdasarkan pendekatan berbasis pengetahuan agar sistem tetap interpretatif dan tidak menghasilkan sinyal berlebihan pada kondisi pasar.

Rule base yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Rule Based

No	Kondisi	Output
1	RSI <i>Oversold</i> , ADX <i>Strong</i> , PSAR <i>Bullish</i>	<i>BUY</i>
2	RSI <i>Oversold</i> , BB <i>Lower</i> , ADX <i>Strong</i> , PSAR <i>Bullish</i>	<i>BUY</i>
3	RSI <i>Oversold</i> , BB <i>Lower</i> , PSAR <i>Bullish</i>	<i>BUY</i>
4	RSI <i>Neutral</i> , BB <i>Middle</i> , ADX <i>Strong</i> , PSAR <i>Bullish</i>	<i>BUY</i>
5	RSI <i>Overbought</i> , ADX <i>Strong</i> , PSAR <i>Bearish</i>	<i>SELL</i>
6	RSI <i>Overbought</i> , BB <i>Upper</i> , PSAR <i>Bearish</i>	<i>SELL</i>
7	RSI <i>Overbought</i> , BB <i>Upper</i> , ADX <i>Strong</i> , PSAR <i>Bearish</i>	<i>SELL</i>
8	RSI <i>Neutral</i> , BB <i>Middle</i> , ADX <i>Strong</i> , PSAR <i>Bearish</i>	<i>SELL</i>
9	ADX <i>Weak</i>	<i>HOLD</i>
10	RSI <i>Neutral</i> , BB <i>Middle</i>	<i>HOLD</i>

Setiap aturan pada Tabel 3 disusun berdasarkan kombinasi kondisi indikator teknikal yang dianggap paling representatif dalam merefleksikan kondisi pasar. Operator logika *AND* pada setiap aturan direpresentasikan menggunakan fungsi minimum (MIN) untuk menentukan derajat aktivasi. Keputusan *output* berupa *BUY*, *HOLD*, atau *SELL* ditentukan berdasarkan hasil evaluasi masing-masing aturan.

2.5.3 Perbedaan Implementasi Mamdani dan Sugeno

Perbedaan implementasi metode Mamdani dan Sugeno dalam penelitian ini terletak pada mekanisme evaluasi aturan serta cara menghasilkan nilai keluaran akhir dari

sistem inferensi *fuzzy*. Pada metode Mamdani, setiap aturan menghasilkan derajat aktivasi terhadap kategori keputusan *BUY*, *HOLD*, dan *SELL*. Derajat aktivasi tersebut diperoleh melalui operator minimum (*MIN*), kemudian nilai dengan konsekuen yang sama diagregasi menggunakan operator maksimum (*MAX*). Secara teoritis, metode Mamdani menggunakan proses *defuzzifikasi centroid* untuk menghasilkan nilai *crisp*. Namun, dalam implementasi penelitian ini, proses *defuzzifikasi* tidak dilakukan menggunakan metode *centroid* secara konvensional. Sebagai gantinya, digunakan pendekatan konversi nilai linguistik ke numerik, yaitu *BUY* = 1, *HOLD* = 0, dan *SELL* = -1. Nilai tersebut kemudian dihitung menggunakan rata-rata berbobot berdasarkan derajat aktivasi masing-masing kategori untuk menghasilkan nilai *crisp* sebagai dasar pengambilan keputusan.

Pada metode Sugeno, proses inferensi dilakukan dengan prinsip yang sama dalam menentukan derajat aktivasi aturan menggunakan operator minimum (*MIN*). Perbedaannya terletak pada bentuk keluaran aturan, di mana setiap aturan memiliki nilai *output* berupa konstanta.

Nilai akhir sistem pada metode Sugeno diperoleh melalui metode *weighted average*, yaitu:

$$z = \frac{\sum w_i z_i}{\sum w_i} \quad (6)$$

Pada persamaan (6) di mana w_i merupakan derajat aktivasi aturan ke- i dan z_i merupakan nilai *output* dari masing-masing aturan. Nilai *crisp* yang dihasilkan kemudian dibandingkan dengan ambang batas untuk menghasilkan keputusan perdagangan berupa *BUY*, *HOLD*, atau *SELL*. Dengan demikian, metode Mamdani cenderung lebih interpretatif karena berbasis pada agregasi kategori linguistik, sedangkan metode Sugeno lebih sederhana secara komputasional karena menghasilkan nilai numerik secara langsung.

2.6. Backtesting dan Evaluasi Metrik

Backtesting dilakukan untuk mensimulasikan eksekusi transaksi berdasarkan sinyal yang dihasilkan oleh masing-masing metode dalam kondisi pasar yang setara. Simulasi trading dalam penelitian ini menggunakan pendekatan *long-only*, di mana sistem hanya melakukan pembelian (*BUY*) dan penjualan (*SELL*) tanpa mempertimbangkan posisi *short*. Proses simulasi dimulai dengan modal awal sebesar nilai tertentu, kemudian diperbarui secara dinamis mengikuti pergerakan harga dan sinyal yang dihasilkan oleh sistem. Secara teknis, simulasi trading dilakukan dengan membaca data harga secara berurutan berdasarkan waktu. Pada setiap periode (*candle*), sistem memeriksa apakah terdapat sinyal perdagangan yang dihasilkan oleh metode *fuzzy*. Ketika sinyal *BUY* muncul dan tidak terdapat posisi terbuka, sistem akan membuka posisi dengan membeli aset pada harga penutupan periode tersebut, dan posisi dianggap sebagai posisi *long*. Selama posisi terbuka, nilai portofolio akan dihitung menggunakan pendekatan

mark-to-market, yaitu menyesuaikan nilai investasi berdasarkan harga penutupan terbaru.

Sebaliknya, ketika sinyal *SELL* muncul dan terdapat posisi terbuka, sistem akan menutup posisi tersebut pada harga penutupan periode yang sama. Keuntungan atau kerugian dari transaksi dihitung berdasarkan selisih harga antara saat posisi dibuka dan ditutup, kemudian diakumulasikan ke dalam nilai portofolio. Jika hingga akhir periode pengujian masih terdapat posisi terbuka, maka posisi tersebut secara otomatis ditutup pada harga penutupan terakhir untuk memastikan seluruh transaksi telah direalisasikan. Selama proses simulasi berlangsung, nilai portofolio dicatat pada setiap periode untuk membentuk *equity curve*, yang merepresentasikan perkembangan nilai investasi dari waktu ke waktu. Selain itu, setiap transaksi yang terjadi juga dicatat untuk menghitung profit per *trade*, yang kemudian digunakan dalam evaluasi kinerja sistem.

Kinerja strategi perdagangan selanjutnya dievaluasi menggunakan beberapa metrik yang mencakup aspek profitabilitas dan risiko, yaitu Total Profit sebagai ukuran pertumbuhan portofolio dari awal hingga akhir periode, *Maximum Drawdown* sebagai ukuran penurunan maksimum dari puncak ke lembah yang merepresentasikan risiko terburuk, *Sharpe Ratio* sebagai ukuran efisiensi return terhadap volatilitas total, serta *Sortino Ratio* sebagai ukuran return terhadap volatilitas *downside*. Selain itu, digunakan pula metrik *Winrate* untuk mengukur persentase transaksi yang menghasilkan keuntungan dan *Average Profit* untuk melihat rata-rata keuntungan per transaksi. Penggunaan berbagai metrik ini memastikan bahwa strategi tidak hanya dinilai berdasarkan *return* akhir, tetapi juga berdasarkan stabilitas kinerja dan karakteristik risiko, yang menjadi aspek penting dalam perdagangan *Bitcoin* dengan volatilitas tinggi.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Tahapan Pengolahan data dan Implementasi Dataset

Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan data historis harga *Bitcoin* (BTC/USDT) pada periode tahun 2021 hingga 2022 yang diperoleh dari Binance API dalam bentuk data OHLCV (*Open, High, Low, Close, Volume*). Data ini digunakan untuk merepresentasikan pergerakan harga secara lengkap pada setiap periode waktu. Proses pengolahan data dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengambilan data, *preprocessing* untuk memastikan data valid dan terurut secara kronologis, perhitungan indikator teknikal (RSI, *Bollinger Bands*, ADX, dan PSAR), serta pembentukan sinyal perdagangan menggunakan sistem *fuzzy*. *Dataset* kemudian dibagi menjadi data *training* dan data *testing* menggunakan pendekatan *time-based split*, dan selanjutnya dievaluasi menggunakan metode *backtesting*. Tahapan ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang

digunakan memiliki kualitas yang baik dan dapat menghasilkan evaluasi yang valid terhadap kinerja metode *fuzzy*.

3.2. Hasil *Preprocessing* data

Pada tahap *preprocessing*, data divalidasi untuk memastikan kualitas dan konsistensi data yang digunakan. Proses ini meliputi pengecekan kelengkapan data, validasi nilai harga (harga harus lebih besar dari nol), serta konsistensi antara nilai *high* dan *low*. Selain itu, dilakukan juga pengecekan duplikasi data berdasarkan nilai *open time*. Setelah proses validasi, dilakukan perhitungan indikator teknikal. Pada tahap ini, beberapa data pada periode awal tidak memiliki nilai indikator lengkap karena membutuhkan data historis sebelumnya. Oleh karena itu, data tersebut dihapus sehingga *dataset* yang digunakan merupakan data yang telah bersih dan siap digunakan dalam proses analisis.

Tabel 4. Hasil *Preprocessing* Data

Keterangan	Jumlah Data
Data awal (2021–2022)	9746
Setelah validasi & penghapusan duplikat	9746
Setelah perhitungan indikator	9746
Data final	9727

Berdasarkan Tabel 4, jumlah data awal yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 9746 data. Setelah dilakukan proses validasi dan penghapusan data duplikat, jumlah data tidak mengalami perubahan yang signifikan. Selanjutnya, setelah perhitungan indikator teknikal, beberapa data pada periode awal tidak memiliki nilai indikator lengkap sehingga dihapus, sehingga diperoleh sebanyak 9727 data yang digunakan sebagai *dataset* final dalam penelitian ini.

3.3. Hasil Perhitungan Indikator

Setelah *preprocessing*, dilakukan perhitungan indikator teknikal yang digunakan sebagai variabel *input* dalam sistem *fuzzy*, yaitu *Relative Strength Index* (RSI), *Bollinger Bands* (BB), *Average Directional Index* (ADX), dan *Parabolic SAR* (PSAR). Perhitungan indikator dilakukan secara berurutan berdasarkan data historis sehingga setiap nilai indikator mencerminkan kondisi pasar pada waktu tertentu.

Sebagai langkah awal, ditampilkan nilai indikator RSI yang digunakan untuk mengidentifikasi kondisi jenuh beli dan jenuh jual pada pasar.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Indikator RSI

Waktu	Close	Relative Strength Index
2021-11-21 17:00	58811.02	53.33
2021-11-21 18:00	58692.91	50.60
2021-11-21 19:00	59058.00	57.80

2021-11-21 20:00	58833.25	52.71
2021-11-21 21:00	58895.00	53.91

Tabel 5 menunjukkan nilai RSI yang digunakan untuk mengidentifikasi kondisi *overbought* dan *oversold*. Nilai RSI berada pada rentang 0 hingga 100, di mana nilai di atas 70 mengindikasikan kondisi *overbought*, sedangkan nilai di bawah 30 menunjukkan kondisi *oversold*. Selanjutnya, guna melihat volatilitas harga dan batas pergerakan harga, digunakan indikator *Bollinger Bands*.

Tabel 6. Hasil Perhitungan Indikator *Bollinger Bands*

Waktu	BB Upper	BB Middle	BB Lower
2021-11-21 17:00	60152.73	58957.57	57762.41
2021-11-21 18:00	60040.06	59012.80	57985.54
2021-11-21 19:00	59932.13	59077.11	58222.10
2021-11-21 20:00	59804.35	59123.05	58441.75
2021-11-21 21:00	59771.96	59097.23	58422.49

Tabel 6 menunjukkan nilai *Bollinger Bands* yang terdiri dari *upper band*, *middle band*, dan *lower band*. Indikator ini digunakan untuk mengukur volatilitas harga serta mengidentifikasi kondisi pasar berdasarkan posisi harga terhadap *band*. Selain mempertimbangkan aspek momentum dan volatilitas, analisis tren juga menjadi komponen penting dalam pengambilan keputusan perdagangan. Dalam penelitian ini, arah tren diidentifikasi menggunakan indikator *Parabolic SAR* (PSAR) yang mampu memberikan sinyal perubahan tren secara lebih responsif.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Indikator PSAR

Waktu	PSAR
2021-11-21 17:00	59721.06
2021-11-21 18:00	59671.68
2021-11-21 19:00	59624.28
2021-11-21 20:00	59578.78
2021-11-21 21:00	59535.09

Tabel 7 menunjukkan nilai *Parabolic SAR* (PSAR) yang digunakan untuk mengidentifikasi arah tren harga. Posisi titik PSAR di atas harga menunjukkan tren turun (*bearish*), sedangkan posisi di bawah harga menunjukkan tren naik (*bullish*). Seluruh indikator tersebut digunakan secara bersamaan dalam sistem *fuzzy* untuk menghasilkan keputusan perdagangan yang lebih komprehensif. Selain indikator yang ditampilkan pada tabel, indikator ADX juga digunakan dalam penelitian ini untuk mengukur kekuatan tren pasar. Namun, nilai ADX tidak ditampilkan karena pada beberapa periode awal indikator ini memerlukan

sejumlah data historis untuk menghasilkan nilai yang stabil (*warm-up period*). Meskipun demikian, nilai ADX tetap digunakan sebagai bagian dari variabel *input* dalam proses inferensi *fuzzy*.

3.4. Pembagian Data (*Train* dan *Test*)

Dataset hasil *preprocessing* dibagi menggunakan pendekatan *time-based split* dengan rasio 70% sebagai data *train* dan 30% sebagai data *test*. Pembagian dilakukan berdasarkan urutan waktu untuk menghindari kebocoran informasi dari data masa depan ke dalam proses pelatihan model.

Tabel 8. Pembagian Data

<i>Dataset</i>	Jumlah data	<i>Presentase</i>
<i>Train</i>	6808	70%
<i>Test</i>	2919	30%

Berdasarkan Tabel 8, *dataset* dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *train* sebanyak 6808 data dan data *test* sebanyak 2919 data. Pembagian ini dilakukan menggunakan pendekatan berbasis waktu sehingga data *test* merepresentasikan kondisi pasar yang lebih baru dan tidak digunakan dalam proses pelatihan model.

3.5. Hasil Pengujian Metode *Fuzzy Mamdani*

Metode *Fuzzy Mamdani* digunakan untuk menghasilkan sinyal transaksi berdasarkan nilai indikator teknikal yang telah dipetakan ke dalam himpunan linguistik. Sistem *fuzzy* memproses nilai indikator *Bollinger Bands*, RSI, ADX, dan PSAR melalui tahap *fuzzifikasi*, inferensi aturan, dan *defuzzifikasi* sehingga menghasilkan keputusan perdagangan berupa sinyal *BUY* atau *SELL*. Pengujian metode ini dilakukan menggunakan pendekatan *backtesting long-only*, di mana posisi dibuka ketika sistem menghasilkan sinyal *BUY* dan ditutup ketika sinyal *SELL* muncul. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik *Total Profit*, *Winrate*, *Average Profit*, *Maximum Drawdown*, *Sharpe Ratio*, dan *Sortino Ratio*.

3.5.1 Hasil Pengujian Data *Train*

Pengujian pertama dilakukan menggunakan data *train* (*in-sample*) untuk mengevaluasi performa sistem *fuzzy Mamdani* pada data historis yang digunakan dalam pengembangan model. Ringkasan hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 9

Tabel 9. Hasil *backtesting* pada Data *Train*

Metrik	Nilai
<i>Winrate</i>	63.16%
<i>Total Profit</i>	-34.17%
<i>Average Profit</i>	-1.67%
<i>Maximum Drawdown</i>	53.02%
<i>Sharpe Ratio</i>	-0.11
<i>Sortino Ratio</i>	-0.12

Berdasarkan Tabel 9, menunjukkan nilai *winrate* sebesar 63.16% yang menunjukkan bahwa sebagian besar transaksi menghasilkan keuntungan. Namun demikian, nilai total profit sebesar -34.17% menunjukkan bahwa secara keseluruhan strategi perdagangan masih mengalami kerugian. Nilai ini mengindikasikan bahwa meskipun frekuensi transaksi yang berhasil cukup tinggi, besarnya kerugian pada beberapa transaksi lebih dominan dibandingkan keuntungan yang diperoleh. Nilai *maximum drawdown* sebesar 53.02% menunjukkan bahwa strategi memiliki tingkat penurunan nilai portofolio yang cukup tinggi selama periode pelatihan. Selain itu, nilai *Sharpe Ratio* dan *Sortino Ratio* yang bernilai negatif menunjukkan bahwa *return* yang dihasilkan belum mampu mengkompensasi risiko volatilitas yang terjadi pada periode tersebut.

3.5.2 Hasil Pengujian Data *Test*

Setelah dilakukan evaluasi pada data *train*, pengujian selanjutnya dilakukan menggunakan data *test* (*out-of-sample*) untuk mengukur kemampuan sistem dalam menghasilkan keputusan perdagangan pada data yang tidak digunakan pada tahap pengembangan model. Ringkasan hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 10

Tabel 10. Hasil *backtesting* pada Data *Test*

Metrik	Nilai
<i>Winrate</i>	57.14%
<i>Total Profit</i>	-2.45%
<i>Average Profit</i>	-0.10%
<i>Maximum Drawdown</i>	25.01%
<i>Sharpe Ratio</i>	0.01
<i>Sortino Ratio</i>	0.01

Berdasarkan Tabel 10, nilai *winrate* sebesar 57,14% menunjukkan bahwa lebih dari setengah transaksi menghasilkan keuntungan. Namun, total profit sebesar -2,45% menunjukkan bahwa strategi belum mampu memberikan keuntungan secara konsisten. Dibandingkan data *train*, nilai *maximum drawdown* pada data *test* lebih rendah (25,01%), yang mengindikasikan risiko lebih terkendali. Hal ini menunjukkan bahwa metode Mamdani memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik pada data yang tidak digunakan dalam pelatihan.

Visualisasi sinyal perdagangan pada data *test* ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Visualisasi Sinyal Perdagangan Metode *Fuzzy Mamdani* pada Data *Test*

Pada Gambar 2 terlihat bahwa jumlah sinyal transaksi yang dihasilkan lebih sedikit dibandingkan pada data *train*. Hal ini menunjukkan bahwa sistem *fuzzy Mamdani* menghasilkan sinyal perdagangan secara lebih selektif pada periode pengujian. Sinyal yang dihasilkan cenderung muncul pada titik perubahan tren harga yang signifikan.

3.6. Hasil Pengujian Metode *Fuzzy Sugeno*

Metode *Fuzzy Sugeno* memanfaatkan indikator teknikal yang sama dengan metode Mamdani, yaitu *Bollinger Bands (BB)*, *Relative Strength Index (RSI)*, *Average Directional Index (ADX)*, dan *Parabolic SAR (PSAR)*. Sinyal perdagangan dihasilkan berdasarkan kombinasi nilai indikator yang diproses melalui sistem inferensi *fuzzy Sugeno* dan kemudian diuji.

3.6.1 Hasil Pengujian pada Data *Train*

Pengujian pertama dilakukan menggunakan data *train (in-sample)* untuk mengevaluasi kemampuan metode *Fuzzy Sugeno* dalam menghasilkan sinyal perdagangan pada data historis yang digunakan dalam proses pengembangan model. Hasil evaluasi kinerja metode *Sugeno* pada data *train* ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11. Hasil *backtesting* pada Data *Train*

Metrik	Nilai
<i>Winrate</i>	36.36%
<i>Total Profit</i>	-53.91%
<i>Average Profit</i>	-0.88%
<i>Maximum Drawdown</i>	65.91%
<i>Sharpe Ratio</i>	-0.28
<i>Sortino Ratio</i>	-0.26

Berdasarkan Tabel 11, metode *Fuzzy Sugeno* menghasilkan nilai *winrate* sebesar 36.36% yang menunjukkan bahwa sebagian besar transaksi yang dihasilkan mengalami kerugian. Nilai total profit sebesar -53.91% menunjukkan bahwa strategi yang dihasilkan pada periode pelatihan belum mampu menghasilkan keuntungan yang stabil.

Nilai *maximum drawdown* sebesar 65.91% juga menunjukkan bahwa strategi memiliki tingkat risiko yang relatif tinggi selama periode pengujian. Frekuensi sinyal yang relatif tinggi menunjukkan bahwa metode *Sugeno* lebih responsif terhadap perubahan nilai indikator teknikal. Namun, sensitivitas ini menyebabkan banyak sinyal muncul pada kondisi pasar yang belum memiliki tren yang kuat, sehingga menurunkan kualitas keputusan perdagangan.

3.6.2 Hasil Pengujian Data *Test*

Setelah dilakukan evaluasi pada data *train*, metode *Fuzzy Sugeno* selanjutnya diuji menggunakan data *test (out-of-sample)* untuk menilai kemampuan sistem dalam menghasilkan keputusan perdagangan pada data yang tidak digunakan dalam proses pengembangan

model. Ringkasan hasil pengujian metode *Sugeno* pada data *test* ditunjukkan pada Tabel 12.

Tabel 12. Hasil *backtesting* pada Data *Test*

Metrik	Nilai
<i>Winrate</i>	62.50%
<i>Total Profit</i>	-3.04%
<i>Average Profit</i>	-0.06%
<i>Maximum Drawdown</i>	18.72%
<i>Sharpe Ratio</i>	-0.01
<i>Sortino Ratio</i>	-0.01

Berdasarkan Tabel 12, nilai *winrate* sebesar 62.50% menunjukkan bahwa sebagian besar transaksi yang dihasilkan strategi bersifat menguntungkan. Namun demikian, nilai total profit sebesar -3.04% mengindikasikan bahwa secara keseluruhan strategi masih mengalami kerugian selama periode pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun frekuensi transaksi profit lebih tinggi, besarnya kerugian pada transaksi yang tidak berhasil lebih dominan dibandingkan keuntungan yang diperoleh. Sementara itu, nilai *maximum drawdown* sebesar 18.72% menunjukkan bahwa tingkat risiko strategi relatif lebih terkendali dibandingkan metode Mamdani pada data *test*. Hal ini menunjukkan bahwa metode *Sugeno* memiliki kestabilan yang lebih baik dalam menjaga penurunan nilai portofolio.

Visualisasi sinyal perdagangan yang dihasilkan metode *Sugeno* pada data *test* ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi Sinyal Perdagangan Metode *Fuzzy Sugeno* pada Data *Test*

Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa metode *Sugeno* menghasilkan sinyal perdagangan yang lebih selektif dibandingkan pada data *train*. Sinyal yang dihasilkan cenderung muncul pada titik perubahan tren harga *Bitcoin*.

3.7. Perbandingan Metode *Fuzzy Mamdani* dan *Fuzzy Sugeno*

Analisis perbandingan guna mengetahui metode yang paling efektif dalam menghasilkan keputusan perdagangan *bitcoin*. Kedua metode diuji menggunakan *dataset*, indikator teknikal, serta skenario *backtesting* yang sama sehingga hasil evaluasi dapat dibandingkan secara objektif. Parameter evaluasi dapat dibandingkan secara objektif. Parameter evaluasi yang digunakan meliputi *Winrate*, *Total Profit*, *Average Profit*, *Maximum Drawdown*, *Sharpe Ratio*, dan *Sortino Ratio*.

Tabel 13. Perbandingan Hasil *Backtesting* Metode Mamdani dan Metode Sugeno

Dataset	Metode	Total Profit (%)	Max Drawdown (%)
Train	Mamdani	-34.17	53.02
Train	Sugeno	-53.91	65.91
Test	Mamdani	-2.45	25.01
Test	Sugeno	-3.04	18.72

Berdasarkan Tabel 13, Metode Mamdani menghasilkan total profit sebesar -34.17% , sedangkan metode Sugeno menghasilkan -53.91% dengan tingkat risiko yang lebih tinggi yang ditunjukkan oleh nilai *maximum drawdown* sebesar 65.91% . Pada data *test*, kedua metode menunjukkan performa yang relatif berbeda. Metode Mamdani menghasilkan total profit sebesar -2.45% , sedangkan metode Sugeno menghasilkan -3.04% . Namun demikian, metode Sugeno memiliki nilai *maximum drawdown* yang lebih rendah yaitu 18.72% , dibandingkan metode Mamdani yang mencapai 25.01% , sehingga menunjukkan risiko yang lebih terkendali. Secara keseluruhan, metode Mamdani menunjukkan performa yang lebih baik pada data pelatihan, sedangkan metode Sugeno menunjukkan kemampuan pengendalian risiko yang lebih baik pada data pengujian.

3.8. Perbandingan *Equity Curve*

Untuk menganalisis kinerja metode *fuzzy* Mamdani dan Sugeno secara lebih komprehensif, digunakan grafik *equity curve* yang menunjukkan perkembangan nilai portofolio selama periode pengujian. Analisis dilakukan pada dua skenario, yaitu data *train* dan data *test*, untuk melihat perbedaan performa model pada data pelatihan dan data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.8.1 *Equity Curve* pada Data Train



Gambar 4. Visualisasi Grafik *Equity Curve* pada Data Train

Berdasarkan Gambar 4, ketiga pendekatan menunjukkan tren penurunan nilai portofolio yang mencerminkan kondisi pasar yang *bearish* pada data *train*. Metode Mamdani mampu mempertahankan nilai portofolio lebih tinggi dibandingkan metode Sugeno, meskipun dengan fluktuasi yang lebih besar. Metode Sugeno menunjukkan pergerakan yang lebih stabil, namun dengan nilai portofolio yang cenderung lebih rendah. Sementara itu, strategi *buy and hold* mengalami penurunan paling signifikan, sehingga kedua metode *fuzzy* relatif lebih baik dalam mengurangi kerugian.

3.8.2 *Equity Curve* pada Data Test



Gambar 5. Visualisasi Grafik *Equity Curve* pada Data Test

Berdasarkan Gambar 5, metode Mamdani menunjukkan nilai portofolio yang lebih tinggi dibandingkan metode Sugeno, terutama sebelum terjadi penurunan signifikan pada pertengahan periode. Setelah penurunan tersebut, kedua metode mengalami penurunan nilai, namun Mamdani tetap berada di atas Sugeno. Metode Sugeno menunjukkan pergerakan yang lebih stabil, meskipun dengan nilai portofolio yang lebih rendah. Sementara itu, strategi *buy and hold* mengalami penurunan paling besar, sehingga kedua metode *fuzzy* menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam mengurangi kerugian pada data *test*.

3.9. Perbandingan dengan *Benchmark (Buy and Hold)*

Evaluasi kinerja metode yang diusulkan, digunakan strategi *buy and hold* sebagai *benchmark*. Strategi ini merepresentasikan pendekatan investasi pasif, di mana aset dibeli pada awal periode dan ditahan hingga akhir tanpa mempertimbangkan kondisi pasar.

Tabel 14. Perbandingan dengan *Benchmark Buy&Hold*

Dataset	Metode	Total Profit (%)	Max Drawdown (%)
Train	Mamdani	-34.17	53.02
Train	Sugeno	-53.91	65.91
Train	Buy & Hold	-65.78	70.25
Test	Mamdani	-2.45	25.01
Test	Sugeno	-3.04	18.72
Test	Buy & Hold	-17.49	30.54

Berdasarkan Tabel 14, strategi *buy and hold* menghasilkan kerugian terbesar pada kedua *dataset*, yaitu -65.78% pada data *train* dan -17.49% pada data *test*. Hal ini menunjukkan bahwa kondisi pasar selama periode pengujian cenderung mengalami tren penurunan (*bearish*). Dibandingkan dengan *benchmark*, kedua metode *fuzzy* menunjukkan performa yang lebih baik dalam mengurangi kerugian. Pada data *train*, metode Mamdani menghasilkan profit yang lebih tinggi dibandingkan Sugeno, serta memiliki *drawdown* yang lebih rendah. Sementara itu, pada data *test*, metode Mamdani tetap unggul dalam profitabilitas, sedangkan metode Sugeno menunjukkan *drawdown* yang lebih rendah, yang mengindikasikan kemampuan pengendalian risiko yang lebih baik.

Secara keseluruhan, kedua metode *fuzzy* mampu memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan

strategi *buy and hold*, terutama dalam mengurangi tingkat kerugian pada kondisi pasar yang tidak stabil.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil *backtesting* pada periode *bear market*, metode *Fuzzy Mamdani* dan *Sugeno* belum menghasilkan *return* positif, namun keduanya mampu mengurangi kerugian dibandingkan strategi *buy and hold*. Pada data *training*, Mamdani menunjukkan performa lebih baik dengan total profit -34,17% dibandingkan Sugeno -53,91%. Pada data *testing*, Mamdani tetap unggul dalam profitabilitas (-2,45%), sedangkan Sugeno menghasilkan -3,04% namun memiliki risiko lebih rendah dengan *maximum drawdown* 18,72% dibandingkan Mamdani 25,01%. Hasil ini menunjukkan bahwa Mamdani lebih efektif untuk orientasi profitabilitas relatif, sementara Sugeno lebih unggul dalam pengendalian risiko. Dengan demikian, pemilihan metode *fuzzy* dalam trading *Bitcoin* perlu disesuaikan dengan tujuan strategi, terutama pada kondisi pasar yang menurun.

Daftar Rujukan

- [1] G. S. Atsalakis, I. G. Atsalaki, F. Pasiouras, dan C. Zopounidis, "Bitcoin price forecasting with neuro-fuzzy techniques," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 276, no. 2, hal. 770–780, 2019, doi: 10.1016/j.ejor.2019.01.040.
- [2] F. A. Sihombing, "Kajian Fuzzy Metode Mamdani dan Fuzzy Metode Sugeno serta Implementasinya," *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, no. 4, hal. 4940–4955, 2024.
- [3] A. Gezer, "Chaos in Bitcoin Cryptocurrency Metrics: Analysis and Forecasts," *Arab. J. Sci. Eng.*, vol. 50, no. 8, hal. 5869–5884, 2025, doi: 10.1007/s13369-024-09357-z.
- [4] D. Febri Kuncoro dan Purwono, "Penerapan Logika Fuzzy dalam Penanganan Penyakit Diabetes: Sistematis Literatur Review," *J. Kolaborasi Ris. Sarj.*, vol. 14, hal. 36, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.uhb.ac.id/index.php/korisa>
- [5] A. Ikhwan, "Penerapan Fuzzy Mamdani Untuk Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Laptop," *J. Fasilkom*, vol. 9, no. 2, hal. 476–483, 2019, doi: 10.37859/jf.v9i2.1407.
- [6] T. M. Tupinambás, R. A. Leão, dan A. P. Lemos, "Cryptocurrencies transactions advisor using a genetic mamdani-type fuzzy rules based system," *IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst.*, vol. 2018-July, 2018, doi: 10.1109/FUZZ-IEEE.2018.8491619.
- [7] C. Trading, "Backtesting Strategies for Backtesting Strategies for," 2025.
- [8] A. Ikhwan, "Sistem Pendukung Keputusan Untuk Penentuan Penerima Beras Raskin Dengan Metode Fuzzy Mamdani," *J. Fasilkom*, vol. 9, no. 2, hal. 457–463, 2019, doi: 10.37859/jf.v9i2.1406.
- [9] E. Nurhalizah Nst, L. Efriyanti, S. Zakir, dan Supriadi, "Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Pemilihan Topik Judul Skripsi Menggunakan Metode Logika Fuzzy," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, hal. 464–470, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i3.6101.
- [10] J. Pascual-Fontanilles, A. Valls, A. Moreno, dan P. Romero-Aroca, "Continuous Dynamic Update of Fuzzy Random Forests," *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 15, no. 1, 2022, doi: 10.1007/s44196-022-00134-0.
- [11] A. Hudon, "A hybrid fuzzy logic–Random Forest model to predict psychiatric treatment order outcomes: an interpretable tool for legal decision support," *Front. Artif. Intell.*, vol. 8, no. June, hal. 1–8, 2025, doi: 10.3389/frai.2025.1606250.
- [12] A. Suprasetyo, A. D. Kalifa, dan S. Diwandari, "Penyiraman Otomatis dan System Monitoring Bibit Kelapa Sawit Meng[1] A. Suprasetyo, A. D. Kalifa, and S. Diwandari, 'Penyiraman Otomatis dan System Monitoring Bibit Kelapa Sawit Menggunakan Metode Fuzzy Sugeno,' *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 431–437, 2," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, hal. 431–437, 2023.
- [13] N. Berutu dan Sriani, "Deteksi Tingkat Depresi Kerja Pada Guru Sekolah Dasar Menggunakan Metode Fuzzy Mamdani," *J. Fasilkom*, vol. 14, no. 2, hal. 541–548, 2024, doi: 10.37859/jf.v14i2.7739.
- [14] R. Parlita, Mustafid, dan B. Rahmat, "Minimum, Maximum, and Average Implementation of Patterned Datasets in Mapping Cryptocurrency Fluctuation Patterns," *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 8, no. 1, hal. 378–386, 2024, doi: 10.62527/joiv.8.1.1543.
- [15] T. Conlon dan R. McGee, "Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the Covid-19 bear market," *Financ. Res. Lett.*, vol. 35, no. April, hal. 101607, 2020, doi: 10.1016/j.frl.2020.101607.
- [16] A. Munazilin, M. A. Wibowo, dan R. Parlita, "Bitcoin Price Prediction: A Systematic Literature Review and Bibliometric Analysis," *2025 9th Int. Conf. Inf. Technol. Inf. Syst. Electr. Eng.*, hal. 277–282, 2025, doi: 10.1109/ICITISEE68184.2025.11355086.
- [17] M. Rosdiana, "Analisis Hasil Perbandingan Fuzzy Inference System Metode Mamdani Dan Sugeno Dalam Estimasi Produksi Telur," *Sci. Sacra J. Sains, Teknol. dan Masy.*, vol. 3, no. 4, hal. 63–77, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <http://pijarpemikiran.com/index.php/Scientia>
- [18] I. T. Julianto dan M. R. Dzulkhomzah, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Supplier Bahan Baku Pengadaan Material Golf Bag Custom Berbasis Simple Additive Weighting," *J. Algoritma*, vol. 22, no. 1, hal. 893–904, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.1731.
- [19] N. F. I. P. Irwansyah, A. Jaya, dan N. Nasrullah, "Effectiveness of RSI and Bollinger Bands in Identifying Buy and Sell Signals," *Wiga J. Penelit. Ilmu Ekon.*, vol. 15, no. 1, hal. 60–70, 2025, doi: 10.30741/wiga.v15i1.1443.