



Peramalan Harga Batubara Acuan dengan *Fuzzy Time Series Lee* dan Evaluasi *Out-of-Sample*

Arie Saputra^{1*}, Hadzfi Zhaqiri²

^{1,2}Universitas teuku Umar, Meulabo, 23615, Indonesia.

*Corresponding author: arie.saputra@utu.ac.id

ARTICLE INFO

Received: 28-08-2026
Revision: 14-10-2026
Accepted: 28-10-2026

Keywords:

Fuzzy Logical Relationship Group;
Forecasting;
Lee Fuzzy Time Series;
Mean Absolute Percentage Error,
Reference Coal Price;

ABSTRACT

The Reference Coal Price (Harga Batubara Acuan, HBA) exhibits substantial fluctuations, making reliable forecasting important for planning and decision-making in the coal industry. This study applies the Lee Fuzzy Time Series (FTS Lee) method to forecast HBA and evaluates its in-sample and out-of-sample accuracy. Monthly HBA data from January 2020 to December 2024 were used for model development, with linear interpolation applied to construct additional historical observations. The forecasting procedure involved determining the universe of discourse, establishing fuzzy intervals, fuzzification, forming Fuzzy Logical Relationships and Fuzzy Logical Relationship Groups, and defuzzification. A sensitivity analysis compared models developed from 60 original observations and 119 observations including interpolated values. The reported in-sample evaluation yielded an MSE of 81.94, an MAD of 6.48, and a MAPE of 4.80%. The interpolated-data model produced a fixed projection of USD 125/ton for the 2025 evaluation period, with an out-of-sample MSE of 338.65, an MAD of 15.88, and a MAPE of 15.35%. In comparison, the model based on original observations achieved a MAPE of 12.05%, while a fixed-value naive benchmark achieved a MAPE of 13.53%. These findings indicate that linear interpolation did not improve out-of-sample accuracy under the evaluated configuration and that FTS Lee did not outperform the naive benchmark. The results highlight the importance of independent out-of-sample evaluation and the limitations of fixed-value forecasting under changing market conditions.

1. PENDAHULUAN

Harga batubara merupakan salah satu variabel penting dalam aktivitas industri pertambangan karena perubahan harga berpengaruh terhadap perencanaan produksi, pengelolaan biaya, keputusan investasi, dan kinerja perusahaan. Pergerakan harga batubara memiliki karakteristik yang dinamis dan dapat mengalami fluktuasi akibat perubahan kondisi permintaan dan penawaran, kebijakan energi, kondisi ekonomi, serta berbagai faktor eksternal lainnya. Tang et al. menjelaskan bahwa perubahan harga batubara berkaitan erat dengan biaya dan profitabilitas perusahaan, sementara tingginya *noise* dan fluktuasi acak pada data harga menyebabkan proses peramalan menjadi semakin menantang [1]. Penelitian lain menunjukkan bahwa volatilitas harga batubara juga berkaitan dengan berbagai faktor ekonomi dan pasar, antara lain produksi minyak mentah, *consumer price index*, penjualan batubara, dan *purchasing managers' index* [2]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa informasi mengenai kemungkinan pergerakan harga pada periode mendatang menjadi penting dalam mendukung proses perencanaan dan pengambilan keputusan.

Kondisi fluktuatif tersebut juga terlihat pada Harga Batubara Acuan (HBA) Indonesia. HBA menjadi salah satu referensi penting dalam tata kelola komoditas batubara sehingga perubahan nilainya perlu diperhatikan dalam perencanaan kegiatan pertambangan. Data yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan perubahan HBA yang cukup besar selama periode pengamatan Januari 2020 hingga Desember 2024. Perubahan tersebut tidak terlepas dari berbagai kondisi yang terjadi selama periode tersebut, termasuk perubahan permintaan energi, pandemi COVID-19, dinamika geopolitik, serta kebijakan perdagangan dan pemenuhan kebutuhan batubara domestik. Perubahan kondisi

pasar dan kebijakan selama periode tersebut juga diikuti oleh perubahan HBA yang cukup signifikan. Dengan karakteristik data seperti ini, penggunaan metode peramalan yang mampu mengolah pola historis diperlukan untuk memperoleh estimasi harga pada periode berikutnya.

Selain dipengaruhi oleh dinamika pasar batubara, karakteristik HBA juga berkaitan dengan kebijakan penetapan harga yang berlaku. Pada tahun 2023, Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral melakukan perubahan formula penetapan HBA melalui Keputusan Menteri ESDM Nomor 41.K/MB.01/MEM.B/2023 [17]. Perubahan mekanisme tersebut perlu diperhatikan karena data historis periode 2020–2024 mencakup lebih dari satu rezim kebijakan penetapan harga. Kondisi ini berpotensi memengaruhi konsistensi pola historis yang digunakan dalam pembentukan model peramalan.

Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk meramalkan harga batubara, mulai dari metode statistik hingga *machine learning*. Umiyati et al. menggunakan Particle Swarm Optimization–Support Vector Regression (PSO-SVR) dan Improved PSO-SVR dalam peramalan HBA dan memperoleh MAPE masing-masing sebesar 3,911% dan 3,916%, sedangkan SVR tanpa optimasi menghasilkan MAPE 13,388% [3]. Prahesti et al. menerapkan ARIMA dan fungsi transfer pada peramalan HBA dan memperoleh MAPE masing-masing sebesar 23,14% dan 17,66% [4]. Perkembangan metode peramalan harga batubara bahkan telah mengarah pada integrasi metode statistik dan *machine learning* untuk meningkatkan kemampuan model dalam menghadapi pola data yang volatil [5]. Hal tersebut menunjukkan bahwa karakteristik data dan pemilihan metode menjadi bagian penting dalam menghasilkan peramalan harga batubara yang akurat.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk data deret waktu adalah Fuzzy Time Series (FTS). Berbeda dengan pendekatan deret waktu konvensional yang secara langsung menggunakan nilai numerik, FTS merepresentasikan data historis ke dalam himpunan fuzzy dan membentuk hubungan logika antarperiode sebagai dasar untuk menghasilkan nilai peramalan. Salah satu pengembangan pendekatan tersebut adalah Fuzzy Time Series Lee (FTS Lee). Pendekatan ini melibatkan pembentukan *universe of discourse*, pembagian interval, fuzzifikasi, pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR), pengelompokan hubungan ke dalam *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG), dan defuzzifikasi untuk memperoleh nilai prediksi. Tahapan tersebut memungkinkan pola perubahan pada data historis direpresentasikan melalui hubungan antarhimpunan fuzzy. Dalam penelitian ini, pembentukan interval menjadi penting karena berpengaruh terhadap pembentukan FLR dan FLRG yang selanjutnya menentukan hasil peramalan.

Penerapan FTS Lee pada berbagai data harga telah memberikan tingkat akurasi yang cukup baik. Putri et al. menggunakan FTS Lee untuk meramalkan harga emas dan memperoleh MAPE sebesar 0,387% [6], sedangkan Rahmawati dan Sulistijanti menerapkannya pada harga penutupan saham PT Unilever Indonesia dan menghasilkan MAPE 2,314% [7]. Pada komoditas pertanian, Komaria et al. menerapkan FTS Lee untuk peramalan harga cabai rawit dan memperoleh MAPE 13,09% untuk cabai rawit merah dan 6,72% untuk cabai rawit hijau [8]. Hasil-hasil tersebut memperlihatkan bahwa FTS Lee dapat diterapkan pada data harga dengan karakteristik perubahan yang berbeda-beda. Temuan tersebut menunjukkan bahwa FTS Lee memiliki kemampuan yang cukup baik dalam merepresentasikan pola perubahan data harga pada berbagai karakteristik komoditas, sehingga relevan untuk dievaluasi lebih lanjut pada data Harga Batubara Acuan.

Secara lebih spesifik pada komoditas batubara, Utami et al. menerapkan FTS Lee menggunakan data harga batubara periode 2021–2022. Model tersebut menghasilkan MAPE sebesar 4,0378% dan prediksi harga batubara Januari 2023 sebesar USD 275/ton [9]. Hasil tersebut menunjukkan bahwa FTS Lee mempunyai potensi untuk menghasilkan peramalan dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah pada data harga batubara. Penelitian yang lebih baru oleh Juliani et al. membandingkan FTS Lee dengan FTS Chen berbasis *Fuzzy C-Means* menggunakan harga batubara Indonesia periode 2019–2023. FTS Lee menghasilkan MAPE 5,07%, sedangkan FTS Chen berbasis FCM menghasilkan MAPE 2,56% [10]. Temuan tersebut memperlihatkan bahwa FTS Lee tetap memberikan tingkat kesalahan yang relatif rendah, tetapi performanya dapat berbeda bergantung pada karakteristik data dan pembentukan interval fuzzy.

Meskipun FTS Lee telah digunakan dalam berbagai penelitian peramalan harga, penerapannya pada Harga Batubara Acuan masih relatif terbatas. Utami et al. [9] menerapkan FTS Lee pada data harga batubara periode 2021–2022 dan menghasilkan MAPE sebesar 4,0378%, sedangkan Juliani et al. [10] menggunakan data periode 2019–2023 dengan fokus membandingkan FTS Lee dan FTS Chen berbasis *Fuzzy C-Means*. Berbeda dengan penelitian tersebut, penelitian ini menggunakan data Harga Batubara Acuan periode Januari 2020–Desember 2024 yang mencakup periode fluktuasi harga yang cukup tinggi. Selain itu, data terlebih dahulu melalui tahapan interpolasi dan pengujian distribusi untuk mengidentifikasi karakteristik data yang digunakan dalam pembentukan fungsi keanggotaan sebelum proses peramalan dengan FTS Lee. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan nilai peramalan, tetapi juga mengevaluasi kemampuan model dalam merepresentasikan pola perubahan HBA berdasarkan karakteristik data historis.

Penelitian ini bertujuan meramalkan Harga Batubara Acuan menggunakan metode *Fuzzy Time Series* Lee serta mengevaluasi tingkat akurasi hasil peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Mean Absolute Deviation* (MAD). Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi mengenai kecenderungan HBA pada periode berikutnya serta menjadi salah satu informasi kuantitatif dalam mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan yang berkaitan dengan perubahan harga batubara.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *time series forecasting* untuk meramalkan Harga Batubara Acuan (HBA) menggunakan *Fuzzy Time Series Lee* (FTS Lee). Data penelitian merupakan data sekunder HBA yang diperoleh dari Direktorat Jenderal Mineral dan Batubara, Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral. Data historis yang digunakan mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2024 dengan jumlah 60 observasi bulanan dan digunakan sebagai dasar pembentukan model untuk menghasilkan peramalan HBA periode tahun 2025. Tahapan penelitian terdiri atas identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan dan praproses data, pembentukan model FTS Lee, peramalan HBA, serta evaluasi akurasi model. Alur keseluruhan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

2.1. Pengumpulan dan Praproses Data

Tahap awal penelitian dilakukan dengan mengidentifikasi permasalahan yang berkaitan dengan fluktuasi HBA dan kebutuhan untuk memperkirakan harga pada periode berikutnya. Studi literatur kemudian dilakukan untuk mengidentifikasi metode peramalan yang sesuai serta menentukan tahapan pemodelan FTS Lee. Data HBA dikumpulkan secara daring dari sumber resmi Direktorat Jenderal Mineral dan Batubara dengan periode pengamatan Januari 2020 hingga Desember 2024.

Sebelum pembentukan model, dilakukan praproses data melalui interpolasi linier dan pengujian distribusi. Interpolasi linier diterapkan pada data HBA bulanan periode 2020–2024 untuk membentuk estimasi nilai antara dua observasi aktual yang berurutan. Proses ini menghasilkan tambahan titik pengamatan pada tanggal 15 setiap bulan yang memiliki pasangan observasi historis lengkap. Nilai interpolasi merupakan estimasi matematis, bukan harga aktual yang diterbitkan oleh Kementerian ESDM. Pendekatan ini digunakan untuk mengevaluasi pengaruh penambahan titik interpolasi terhadap pembentukan hubungan fuzzy dan akurasi model. Pada penelitian ini nilai interpolasi ditempatkan pada hari ke-15 di antara dua nilai HBA yang berdekatan sehingga terbentuk deret data dengan interval waktu yang konsisten. Penggunaan interpolasi linier untuk mengestimasi nilai di antara titik observasi juga masih digunakan pada pengolahan data *time series* kontemporer [11].

Untuk mengevaluasi pengaruh interpolasi terhadap performa model, dilakukan analisis sensitivitas melalui dua skenario. Skenario S1 menggunakan 60 observasi HBA bulanan asli periode Januari 2020–Desember 2024, sedangkan skenario S2 menggunakan 119 observasi yang terdiri atas 60 data asli dan 59 data hasil interpolasi linier. Observasi interpolasi terakhir yang membutuhkan informasi Januari 2025 tidak digunakan untuk menghindari masuknya informasi periode pengujian ke dalam data pelatihan. Kedua skenario menggunakan universe of discourse 40–340 USD/ton, panjang interval 10, serta aturan fuzzifikasi, pembentukan FLR dan FLRG, dan defuzzifikasi yang sama. Evaluasi dilakukan menggunakan MSE, MAD, dan MAPE terhadap 22 observasi aktual HBA tahun 2025 yang identik. Dengan demikian, perbandingan diarahkan untuk mengidentifikasi pengaruh interpolasi terhadap struktur hubungan fuzzy dan performa peramalan pada konfigurasi interval yang sama.

Kemiringan (*slope*) antara dua titik observasi dihitung menggunakan:

$$m = \frac{Y_2 - Y_1}{X_2 - X_1} \dots \dots \dots (1)$$

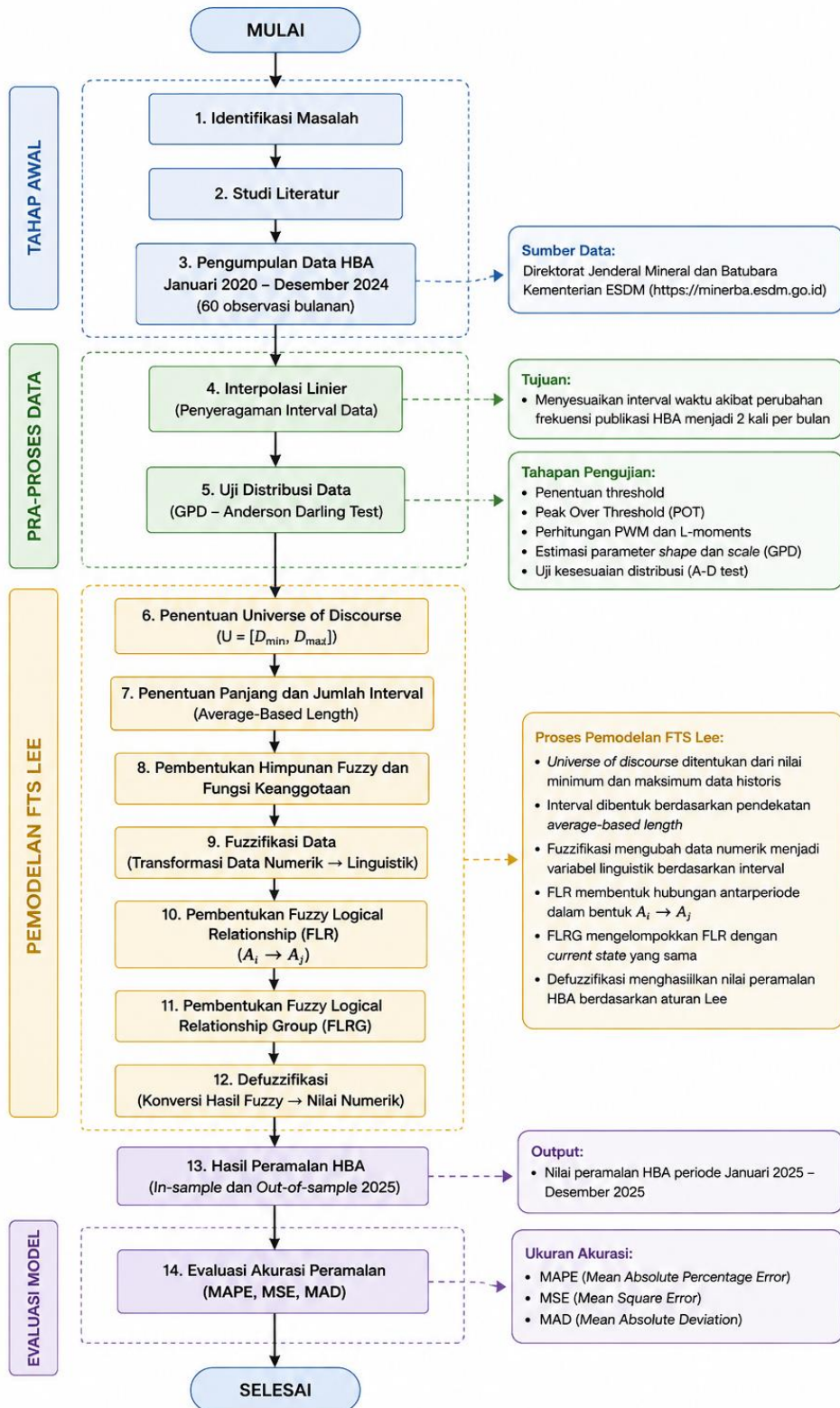
sedangkan nilai HBA pada periode yang diinterpolasi dihitung menggunakan:

$$Y = Y_1 + m(X - X_1) \dots \dots \dots (2)$$

dengan Y_1 dan Y_2 merupakan nilai HBA pada dua periode yang berdekatan, X_1 dan X_2 merupakan waktu pengamatan kedua nilai tersebut, X merupakan waktu yang akan diestimasi, dan Y merupakan nilai HBA hasil interpolasi.

Setelah interval data diseragamkan, dilakukan pengujian distribusi untuk mengidentifikasi karakteristik penyebaran data HBA sebelum pembentukan fungsi keanggotaan. Pengujian distribusi dilakukan menggunakan *Generalized Pareto Distribution* (GPD) dengan *Anderson-Darling goodness-of-fit test*. Tahapannya meliputi penentuan *threshold*, identifikasi data yang melampaui *threshold* melalui pendekatan *Peak Over Threshold* (POT), perhitungan *Probability Weighted Moments* (PWM) dan *L-moments*, estimasi parameter *shape* dan *scale* GPD, serta pengujian kesesuaian distribusi menggunakan statistik Anderson-Darling.

Penggunaan Anderson-Darling pada GPD pada prinsipnya mengevaluasi kesesuaian distribusi empiris terhadap distribusi teoretis, dengan statistik Anderson-Darling memberikan bobot relatif lebih besar pada bagian ekor distribusi. Pendekatan Anderson-Darling juga telah digunakan sebagai salah satu ukuran *goodness-of-fit* dalam evaluasi GPD [12]. Hasil pengujian GPD digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik penyebaran nilai ekstrem HBA dan mengevaluasi kemungkinan pemanfaatan ambang batas serta kuantil distribusi sebagai dasar pembentukan interval fuzzy adaptif. Namun, penggunaan kuantil GPD mensyaratkan kesesuaian model distribusi terhadap data yang dianalisis. Oleh karena itu, kelayakan interval berbasis GPD terlebih dahulu dievaluasi berdasarkan hasil pengujian kesesuaian distribusi, sebelum dibandingkan dengan interval sama lebar yang dibentuk menggunakan pendekatan *average-based length*.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.2. Pembentukan Model Fuzzy Time Series Lee

Setelah praproses data selesai, tahapan berikutnya adalah pembentukan model FTS Lee. FTS Lee merupakan metode peramalan yang mentransformasikan data numerik *time series* menjadi himpunan fuzzy dan menggunakan hubungan logika antarperiode sebagai dasar menghasilkan nilai prediksi. Penelitian FTS Lee terkini juga menggunakan tahapan utama berupa penentuan *universe of discourse*, pembentukan himpunan fuzzy, fuzzifikasi, pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR), pembentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG), dan defuzzifikasi [13], [14]. Tahap pertama

adalah menentukan *universe of discourse* U berdasarkan nilai minimum dan maksimum data historis. Dalam penelitian ini *universe of discourse* dirumuskan sebagai:

$$U = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2] \dots\dots\dots (3)$$

dengan $D_{\min}$ merupakan nilai minimum HBA, $D_{\max}$ merupakan nilai maksimum HBA, sedangkan D_1 dan D_2 merupakan bilangan positif yang digunakan untuk memperluas batas bawah dan batas atas himpunan semesta. Rentang *universe of discourse* tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam pembentukan interval pada model FTS Lee. Tahap berikutnya adalah menentukan panjang dan jumlah interval menggunakan metode *average-based length*. Penentuan interval merupakan bagian penting dalam FTS Lee karena interval yang terbentuk akan menentukan proses fuzzifikasi serta pembentukan FLR dan FLRG. Penggunaan *average-based length* sebagai dasar pembentukan interval juga diterapkan dalam penelitian FTS Lee terbaru [14]. Rata-rata selisih absolut antarobservasi dihitung menggunakan:

$$\bar{d} = \frac{\sum_{t=2}^n |X_t - X_{t-1}|}{n-1} \dots\dots\dots (4)$$

kemudian nilai setengah rata-rata selisih digunakan sebagai dasar penentuan panjang interval:

$$l = \frac{\bar{d}}{2} \dots\dots\dots (5)$$

Nilai l selanjutnya disesuaikan dengan basis interval yang digunakan dalam metode *average-based length*, kemudian jumlah interval ditentukan berdasarkan rentang *universe of discourse*. Panjang dan jumlah interval yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai dasar pembentukan himpunan fuzzy dan fungsi keanggotaan. Selain pendekatan *average-based length*, karakteristik distribusi HBA dianalisis menggunakan Generalized Pareto Distribution (GPD) untuk mempertimbangkan kemungkinan pembentukan interval adaptif berdasarkan ambang batas dan kuantil distribusi. Namun, penggunaan kuantil GPD sebagai batas interval mensyaratkan kesesuaian distribusi terhadap data yang dianalisis. Karena hasil pengujian Anderson–Darling secara manual tidak mendukung kesesuaian GPD, penelitian ini tidak menerapkan interval berbasis kuantil GPD dalam pembentukan model utama. Dengan demikian, interval fuzzy tetap dibentuk menggunakan pendekatan interval sama lebar, sedangkan hasil pengujian GPD digunakan sebagai informasi karakteristik distribusi dan pertimbangan metodologis dalam pemilihan skema interval.

Setelah jumlah interval ditentukan, *universe of discourse* dibagi menjadi sejumlah interval $u_1, u_2, \dots, u_n$. Setiap interval selanjutnya digunakan untuk membentuk himpunan fuzzy A_i . Fungsi keanggotaan FTS Lee dalam penelitian ini menggunakan derajat keanggotaan 0, 0,5, dan 1, sehingga suatu himpunan fuzzy secara umum dapat direpresentasikan sebagai berikut:

$$A_i = \frac{0,5}{u_i-1} + \frac{1}{u_i} + \frac{0,5}{u_i+1} \dots\dots\dots (6)$$

untuk interval yang memiliki interval bersebelahan, dengan penyesuaian pada interval pertama dan terakhir. Himpunan fuzzy yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk mentransformasikan setiap nilai HBA numerik menjadi variabel linguistik melalui proses fuzzifikasi.

Tahap selanjutnya adalah fuzzifikasi, yaitu mentransformasikan setiap nilai numerik HBA menjadi variabel linguistik berdasarkan interval dengan derajat keanggotaan tertinggi. Dengan demikian, setiap observasi historis tidak lagi direpresentasikan secara langsung sebagai nilai HBA, tetapi sebagai *fuzzy state* A_i . Tahapan fuzzifikasi merupakan bagian utama FTS Lee dan digunakan pula pada berbagai penerapan FTS Lee terkini [13]–[15].

Hubungan antar-*fuzzy state* pada dua periode berturut-turut kemudian dibentuk menjadi *Fuzzy Logical Relationship* (FLR):

$$A_i \rightarrow A_j \dots\dots\dots (7)$$

dengan A_i sebagai *current state* pada periode t dan A_j sebagai *next state* pada periode $t + 1$. Seluruh FLR yang mempunyai *current state* sama kemudian dikelompokkan menjadi *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). Sebagai contoh, apabila diperoleh hubungan $A_i \rightarrow A_j$, $A_i \rightarrow A_k$, dan $A_i \rightarrow A_l$, maka FLRG dapat ditulis sebagai:

$$A_i \rightarrow A_j, A_k, A_l \dots\dots\dots (8)$$

Pengelompokan FLR ke dalam FLRG digunakan untuk mengidentifikasi pola hubungan antara *current state* dan *next state* yang selanjutnya menjadi dasar dalam proses defuzzifikasi

2.3. Defuzzifikasi dan Peramalan HBA

Tahap defuzzifikasi mengubah keluaran fuzzy menjadi nilai numerik sehingga diperoleh nilai peramalan HBA. Proses ini menggunakan nilai tengah (*midpoint*) interval yang berkaitan dengan *next state* pada FLRG. Secara umum, penelitian menggunakan tiga kondisi defuzzifikasi FTS Lee. Apabila suatu *current state* tidak memiliki FLR, nilai tengah interval *current state* digunakan sebagai nilai peramalan. Apabila hanya terdapat satu *next state*, nilai tengah interval *next state* tersebut digunakan sebagai nilai peramalan. Apabila suatu *current state* mempunyai beberapa *next state*, nilai prediksi ditentukan berdasarkan rata-rata nilai tengah seluruh *next state* yang terdapat dalam FLRG. Ketiga aturan defuzzifikasi tersebut digunakan untuk menentukan nilai numerik hasil peramalan berdasarkan pola hubungan yang terbentuk pada FLRG.

Untuk FLRG dengan beberapa *next state*, nilai hasil peramalan dapat dinyatakan sebagai:

$$l = \frac{\sum_{j=1}^p m_j}{p} \dots\dots\dots (9)$$

dengan F_t merupakan nilai peramalan periode t , m_j merupakan nilai tengah interval *next state* ke- j , dan p merupakan jumlah *next state* dalam FLRG. Tahapan defuzzifikasi menghasilkan nilai numerik HBA yang selanjutnya digunakan sebagai hasil forecasting. Penelitian FTS Lee kontemporer juga menempatkan defuzzifikasi setelah pembentukan FLR/FLRG sebagai tahap yang menghasilkan nilai prediksi numerik [13], [14].

Hasil pemodelan FTS Lee dievaluasi menggunakan dua skenario, yaitu peramalan **in-sample** dan **out-of-sample**. Pada skenario **in-sample**, data historis Januari 2020–Desember 2024 digunakan untuk membentuk interval fuzzy, Fuzzy Logical Relationship (FLR), dan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG). Nilai peramalan satu langkah ke depan (**one-step-ahead**) kemudian diperoleh berdasarkan hubungan fuzzy yang terbentuk dan dibandingkan dengan nilai aktual pada periode historis. Oleh karena itu, evaluasi **in-sample** menunjukkan kemampuan model merepresentasikan data yang digunakan dalam pembentukan struktur FLRG, bukan kemampuan prediksi terhadap data yang sepenuhnya belum pernah digunakan.

Pada skenario **out-of-sample**, struktur interval fuzzy dan FLRG yang dibentuk dari data historis dipertahankan tanpa pembaruan menggunakan data aktual tahun 2025. Nilai HBA terakhir pada Desember 2024 digunakan untuk menentukan **fuzzy state** awal peramalan. Berdasarkan **fuzzy state** A9 dan hubungan A9→A8, A9, A10, diperoleh nilai defuzzifikasi sebesar USD 125/ton. Dalam implementasi penelitian ini, nilai tersebut digunakan sebagai proyeksi tetap untuk periode evaluasi tahun 2025, sehingga skenario yang diterapkan merupakan proyeksi multi-periode dengan nilai tetap (**fixed-value multi-period projection**), bukan peramalan **one-step-ahead** yang diperbarui setiap kali observasi aktual baru tersedia.

Perbedaan kedua skenario berimplikasi terhadap bentuk grafik dan nilai kesalahan. Pada periode **in-sample**, nilai peramalan dapat berubah mengikuti **fuzzy state** historis sehingga grafik peramalan cenderung mengikuti pola data aktual. Sebaliknya, pada periode **out-of-sample**, proyeksi tetap sebesar USD 125/ton menghasilkan garis horizontal, sedangkan nilai aktual HBA tetap mengalami perubahan. Selisih antara nilai aktual dan garis proyeksi tersebut menyebabkan peningkatan kesalahan peramalan ketika harga aktual bergerak menjauhi nilai proyeksi. Pemisahan evaluasi **in-sample** dan **out-of-sample** juga digunakan dalam penelitian FTS Lee terdahulu [16].

2.4. Evaluasi Akurasi Model

Tahap terakhir adalah mengevaluasi tingkat kesalahan hasil peramalan dengan membandingkan nilai aktual HBA dan nilai yang dihasilkan model. Penelitian menggunakan tiga ukuran akurasi, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Mean Absolute Deviation* (MAD). Penggunaan MAPE dan MSE untuk mengevaluasi performa FTS Lee juga digunakan pada penelitian forecasting terkini [15], sedangkan MAPE banyak digunakan untuk menilai besarnya kesalahan relatif hasil FTS Lee terhadap nilai aktual [13], [14].

MAPE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase dan dihitung menggunakan:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \dots\dots\dots (10)$$

MSE mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai peramalan:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2 \dots\dots\dots (11)$$

sedangkan MAD mengukur rata-rata nilai absolut deviasi hasil peramalan terhadap nilai aktual:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t| \dots\dots\dots (12)$$

dengan A_t merupakan nilai aktual HBA pada periode ke- t , F_t merupakan nilai hasil peramalan pada periode ke- t , dan n merupakan jumlah observasi yang dievaluasi. Nilai MAPE, MSE, dan MAD yang semakin kecil menunjukkan deviasi hasil peramalan terhadap nilai aktual yang semakin rendah. Evaluasi ketiga ukuran tersebut digunakan untuk menilai performa FTS Lee baik pada data *in-sample* maupun *out-of-sample* sebelum ditarik kesimpulan mengenai kemampuan model dalam meramalkan HBA.

Sebagai pembanding dasar, penelitian ini menggunakan metode naive forecasting yang menetapkan nilai ramalan berdasarkan observasi aktual terakhir pada periode pelatihan. Secara matematis, model naive dinyatakan sebagai $\hat{Y}_{t+h} = Y_t$, dengan Y_t merupakan observasi aktual terakhir pada akhir periode pelatihan dan h merupakan horizon peramalan. Dalam penelitian ini, nilai HBA Desember 2024 sebesar USD 122,51/ton digunakan sebagai proyeksi tetap untuk seluruh periode pengujian tahun 2025. Pendekatan tersebut disesuaikan dengan skenario FTS Lee yang juga menghasilkan proyeksi tetap tanpa pembaruan model menggunakan data aktual selama periode pengujian. Kedua model dievaluasi menggunakan MSE, MAD, dan MAPE pada 22 observasi aktual tahun 2025 yang sama.

Perbandingan akurasi kedua metode dilakukan secara deskriptif berdasarkan nilai MSE, MAD, dan MAPE pada periode pengujian yang identik. Penelitian ini tidak melakukan pengujian signifikansi perbedaan akurasi prediktif,

sehingga hasil perbandingan digunakan untuk mengidentifikasi metode dengan kesalahan peramalan lebih rendah pada data yang diamati, bukan untuk menyimpulkan keunggulan yang signifikan secara statistik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Praproses dan Karakteristik Data HBA

Data Harga Batubara Acuan (HBA) yang digunakan dalam penelitian mencakup periode Januari 2020 hingga Desember 2024. Pada tahap praproses, interpolasi linier dilakukan untuk menyeragamkan interval waktu akibat perubahan frekuensi publikasi HBA. Nilai interpolasi ditempatkan pada tanggal 15 di antara dua observasi HBA yang berdekatan, sehingga setelah proses tersebut diperoleh deret data dengan interval pengamatan yang lebih konsisten. Sebagai contoh, pada tahun 2024 nilai HBA tanggal 1 Februari sebesar USD 124,95/ton diikuti nilai hasil interpolasi tanggal 15 Februari sebesar USD 117,62/ton, sedangkan HBA tanggal 1 Maret sebesar USD 109,77/ton menghasilkan nilai interpolasi tanggal 15 Maret sebesar USD 114,90/ton. Proses interpolasi awal menghasilkan 120 observasi, tetapi observasi interpolasi terakhir yang memerlukan informasi Januari 2025 dikeluarkan dari pembentukan model. Dengan demikian, model FTS Lee yang digunakan untuk evaluasi out-of-sample dibentuk berdasarkan 119 observasi historis hingga Desember 2024. Deret data tersebut menunjukkan perubahan harga yang cukup besar selama periode penelitian. Kondisi ini penting karena besarnya perubahan antarperiode akan memengaruhi panjang interval, pembentukan *fuzzy state*, serta FLR dan FLRG yang dihasilkan model.

Setelah interpolasi, karakteristik distribusi data dianalisis menggunakan pendekatan GPD dan Anderson-Darling sebagaimana ditetapkan pada metodologi. Perhitungan *Probability Weighted Moments* menghasilkan nilai $b_0 = 22,2258$, $b_1 = 12,9422$, $b_2 = 9,1123$, dan $b_3 = 7,0912$. Berdasarkan nilai tersebut diperoleh *L-moment* dan rasio *L-moment* sebagaimana dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Estimasi Karakteristik Distribusi Data

No	Parameter	Nilai
1	L-location	22,2258
2	L-scale	3,6586
3	L-skewness	-0,7535
4	L-kurtosis	1,5356
5	Rasio L-variance	0,1646
6	Rasio L-skewness	-0,206
7	Rasio L-kurtosis	0,4197
8	GPD shape ($\xi \backslash xi$)	4,075
9	GPD scale ($\sigma \backslash sigma$)	112,7966

Sumber : pengolahan data sekunder

Hasil estimasi GPD secara manual memberikan parameter *shape* sebesar 4,0750 dan *scale* sebesar 112,7966. Nilai *shape* positif menunjukkan bahwa data *exceedance* yang dimodelkan memiliki kecenderungan ekor kanan yang berat, sedangkan nilai *scale* yang relatif besar menunjukkan penyebaran *exceedance* yang luas. Secara substantif, karakteristik tersebut konsisten dengan kondisi HBA selama periode pengamatan yang mengalami perubahan harga dengan amplitudo yang cukup besar. Hal ini juga memperkuat alasan penggunaan metode yang merepresentasikan perubahan data melalui interval dan hubungan fuzzy, dibandingkan hanya mengandalkan satu pola perubahan deterministik.

Namun, hasil *goodness-of-fit* manual perlu dicermati. Hasil perhitungan Anderson-Darling menunjukkan bahwa nilai statistik uji melampaui nilai kritis, sehingga hipotesis kesesuaian data terhadap distribusi GPD ditolak. Sebaliknya, pengujian menggunakan EasyFit terhadap beberapa kandidat distribusi menempatkan *Generalized Pareto Distribution* pada peringkat pertama berdasarkan statistik Anderson-Darling, meskipun parameter estimasi yang dihasilkan berbeda dari hasil perhitungan analitis. Dengan demikian, pengujian distribusi dalam penelitian ini lebih tepat diposisikan sebagai tahap karakterisasi pola penyebaran data, sedangkan pembentukan model forecasting selanjutnya tetap ditentukan melalui tahapan FTS Lee.

3.2. Pembentukan Model Fuzzy Time Series Lee

Pembentukan interval fuzzy diawali dengan perhitungan rata-rata selisih absolut antarobservasi HBA. Pada skenario interpolasi terkoreksi yang menggunakan 119 observasi, diperoleh rata-rata selisih absolut sebesar 7,6476. Berdasarkan pendekatan average-based length, setengah nilai tersebut adalah 3,8238, yang kemudian dibulatkan menjadi 4. Dalam implementasi model, panjang interval ditetapkan sebesar 10 sebagai keputusan diskretisasi untuk membentuk interval dengan batas yang seragam dan mudah diinterpretasikan. Dengan universe of discourse sebesar 40–340 USD/ton, diperoleh 30 interval fuzzy. Penetapan panjang interval 10 merupakan pilihan konfigurasi model dan bukan hasil optimasi panjang interval. Oleh karena itu, penelitian ini tidak mengklaim bahwa panjang interval tersebut merupakan konfigurasi yang paling optimal.

Pembentukan interval menghasilkan rentang dari 40–50 hingga 330–340 dengan *midpoint* masing-masing interval meningkat sebesar 10. Hasil pembentukan interval ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembentukan Interval Fuzzy Harga Batubara Acuan

No	Fuzzy Set	Batas Bawah	Batas Atas	Midpoint
1	A1	40	50	45
2	A2	50	60	55
3	A3	60	70	65
4	A4	70	80	75
5	A5	80	90	85
6	A6	90	100	95
7	A7	100	110	105
8	A8	110	120	115
9	A9	120	130	125
10	A10	130	140	135
11	A11	140	150	145
12	A12	150	160	155
13	A13	160	170	165
14	A14	170	180	175
15	A15	180	190	185
16	A16	190	200	195
17	A17	200	210	205
18	A18	210	220	215
19	A19	220	230	225
20	A20	230	240	235
21	A21	240	250	245
22	A22	250	260	255
23	A23	260	270	265
24	A24	270	280	275
25	A25	280	290	285
26	A26	290	300	295
27	A27	300	310	305
28	A28	310	320	315
29	A29	320	330	325
30	A30	330	340	335

Sumber: Pengolahan data sekunder.

Pembentukan 30 interval memungkinkan setiap nilai HBA dipetakan ke dalam *fuzzy state* yang sesuai. Derajat keanggotaan menggunakan nilai 0, 0,5, dan 1 pada interval yang berdekatan, sehingga perpindahan nilai antar interval dapat direpresentasikan secara gradual. Hasil fuzzifikasi selanjutnya digunakan untuk membentuk FLR berdasarkan perubahan *current state* menuju *next state*, kemudian FLR dengan *current state* yang sama dikelompokkan menjadi FLRG. Hasil fuzzifikasi menunjukkan bahwa setiap nilai HBA dapat dipetakan ke dalam *fuzzy state* sesuai dengan interval dan derajat keanggotaan yang telah dibentuk. Selanjutnya, hubungan antara *fuzzy state* pada dua periode yang berurutan digunakan untuk membentuk *Fuzzy Logic Relationship* (FLR). Untuk menunjukkan proses tersebut secara ringkas, beberapa hasil fuzzifikasi dan pembentukan FLR disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Hasil Fuzzifikasi dan Pembentukan FLR

No	Periode	HBA (USD/ton)	Fuzzy State	FLR
1	01 Januari 2020	65,93	A3	–
2	15 Januari 2020	66,36	A3	A3→A3
3	01 Februari 2020	66,89	A3	A3→A3
4	15 Februari 2020	66,98	A3	A3→A3
5	01 Maret 2020	67,08	A3	A3→A3
6	15 April 2020	63,6	A3	A3→A3
7	01 Mei 2020	61,11	A3	A3→A3
8	15 Mei 2020	57,44	A2	A3→A2
9	01 Juni 2020	52,98	A2	A2→A2
10	15 Agustus 2020	49,92	A1	A2→A1

Sumber: Pengolahan data sekunder.

Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai HBA yang berada pada interval yang sama dipetakan ke dalam *fuzzy state* yang sama. Pada awal periode pengamatan, misalnya, nilai HBA sebesar USD 65,93/ton pada 1 Januari 2020 berada pada state A3. State tersebut bertahan pada beberapa periode berikutnya sehingga membentuk hubungan A3→A3. Ketika HBA menurun menjadi USD 57,44/ton pada 15 Mei 2020, terjadi perubahan state yang menghasilkan FLR A3→A2. Penurunan berikutnya hingga USD 49,92/ton pada 15 Agustus 2020 selanjutnya membentuk hubungan A2→A1. Hasil tersebut menunjukkan bahwa FLR merepresentasikan perubahan state HBA antarperiode berdasarkan hasil fuzzifikasi.

Seluruh FLR yang terbentuk dari data historis selanjutnya dikelompokkan berdasarkan *current state* yang sama untuk membentuk *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG). Pengelompokan tersebut menghasilkan satu atau beberapa *next state* untuk setiap *current state*, yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses defuzzifikasi dan penentuan nilai peramalan.

Tabel 4. Hasil FLRG dan Defuzzifikasi FTS Lee

No	Current State	Next State	Nilai Prediksi (USD/ton)
1	A1	A2	55
2	A2	A1, A2, A3	55
3	A3	A2, A3, A4	65
4	A4	A5	85
5	A5	A5, A6	90
6	A6	A7	105
7	A7	A8	115
8	A8	A9	125
9	A9	A8, A9, A10	125
10	A10	A9, A10, A13	141,67
11	A12	A10, A12, A13, A14	157,5
12	A13	A15	185
13	A14	A12, A15	170
14	A15	A12, A14, A16, A18	185
15	A16	A15, A16, A17	195
16	A17	A16, A21	220
17	A18	A15	185
18	A20	A17	205
19	A21	A25	285

20	A23	A20	235
21	A24	A23, A25, A26	281,67
22	A25	A24, A25, A26	285
23	A26	A24, A25, A27, A29	297,5
24	A27	A26	295
25	A28	A29	325
26	A29	A27, A28, A29, A30	320
27	A30	A29	325

Sumber: Pengolahan data sekunder.

Tabel 4 memperlihatkan bahwa tidak seluruh 30 *fuzzy state* muncul sebagai *current state* pada data historis. Hal tersebut menunjukkan bahwa beberapa rentang harga tidak membentuk hubungan temporal yang digunakan dalam FLRG. Sebaliknya, rentang yang lebih sering ditempati data menghasilkan hubungan yang lebih kaya. Mekanisme ini menjelaskan mengapa hasil prediksi FTS Lee cenderung berada pada sejumlah nilai diskrit yang berasal dari *midpoint* atau rata-rata *midpoint* interval, bukan menghasilkan nilai kontinu untuk setiap perubahan harga.

3.3. Analisis Sensitivitas Pengaruh Interpolasi terhadap Performa FTS Lee

Analisis sensitivitas dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh interpolasi linier terhadap struktur hubungan fuzzy dan performa peramalan Harga Batubara Acuan. Pengujian menggunakan dua skenario, yaitu S1 dengan 60 observasi bulanan asli tanpa interpolasi dan S2 dengan 119 observasi historis yang terdiri atas 60 data asli dan 59 nilai interpolasi. Observasi interpolasi setelah Desember 2024 tidak disertakan untuk memastikan bahwa seluruh informasi pembentukan model berasal dari periode pelatihan. Kedua skenario menggunakan *universe of discourse* 40–340, panjang interval 10, serta aturan pembentukan FLR, FLRG, dan defuzzifikasi yang sama.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa S1 menghasilkan rata-rata selisih absolut antarobservasi sebesar 14,9319, sedangkan S2 sebesar 7,6476. Model S1 membentuk 23 FLRG berdasarkan *current state* yang teramati, sementara S2 menghasilkan 27 FLRG. Perbedaan tersebut memperlihatkan bahwa penambahan titik interpolasi mengubah struktur transisi antar-*fuzzy state* yang menjadi dasar peramalan.

Berdasarkan hubungan FLRG yang terbentuk, S1 menghasilkan proyeksi HBA sebesar USD 120/ton, sedangkan S2 menghasilkan USD 125/ton. Kedua model kemudian dievaluasi terhadap 22 observasi aktual HBA tahun 2025 yang sama. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa S1 menghasilkan MSE sebesar 207,80, MAD sebesar 12,51, dan MAPE sebesar 12,05%. Sementara itu, S2 menghasilkan MSE sebesar 338,65, MAD sebesar 15,88, dan MAPE sebesar 15,35%.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model tanpa interpolasi memberikan performa *out-of-sample* yang lebih baik pada konfigurasi interval yang diuji. MAPE S1 lebih rendah sebesar 3,30 poin persentase dibandingkan S2. Dengan demikian, penambahan titik data melalui interpolasi tidak secara otomatis meningkatkan kemampuan peramalan FTS Lee. Interpolasi memperbanyak representasi temporal dan mengubah struktur hubungan fuzzy, tetapi nilai yang dihasilkan merupakan estimasi berdasarkan observasi historis, bukan informasi empiris baru yang independen. Temuan ini menunjukkan pentingnya mengevaluasi manfaat interpolasi berdasarkan performa pada data aktual di luar sampel.

3.4. Hasil Peramalan dan Akurasi In-Sample

Hasil defuzzifikasi selanjutnya digunakan untuk membentuk peramalan *one-step ahead* pada data historis. Pada bagian akhir periode 2024, misalnya, nilai aktual HBA 15 Maret sebesar USD 114,90/ton menghasilkan forecast USD 115/ton, sedangkan nilai aktual 1 April sebesar USD 121,13/ton menghasilkan forecast USD 125/ton. Pada 15 Juli dan 15 Oktober 2024, model menghasilkan forecast USD 141,67/ton karena *current state* berada pada A₁₀, yang memiliki beberapa *next state* pada FLRG. Perbandingan nilai aktual dan hasil forecast selama periode *in-sample* menghasilkan ukuran kesalahan sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5.

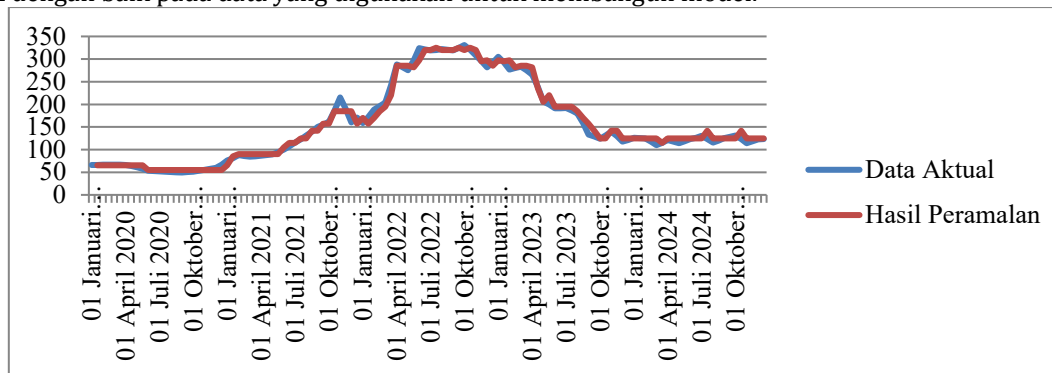
Tabel 5. Akurasi Peramalan In-Sample

No	Ukuran Akurasi	Nilai
1	MSE	81,94
2	MAD	6,48
3	MAPE	4,80%
4	Kategori MAPE	Sangat Akurat

Sumber: Pengolahan data sekunder.

Berdasarkan hasil evaluasi *in-sample*, diperoleh nilai MSE sebesar 81,9395, MAD sebesar 6,4784, dan MAPE sebesar 4,7995%. Dengan MAPE sekitar 4,80%, deviasi relatif antara forecast dan nilai aktual pada periode pembentukan model

relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa struktur FLR dan FLRG yang terbentuk mampu merepresentasikan pola historis HBA dengan baik pada data yang digunakan untuk membangun model.



Gambar 2. Perbandingan Nilai Aktual dan Hasil Peramalan *In-Sample*

Nilai MAPE tersebut sejalan dengan penelitian Utami et al. [9] yang menerapkan FTS Lee pada harga batubara dan memperoleh MAPE 4,0378%, serta relatif dekat dengan hasil FTS Lee sebesar 5,07% pada penelitian Juliani et al. [10]. Kedekatan tingkat kesalahan tersebut memperlihatkan bahwa FTS Lee secara konsisten dapat memberikan kesalahan relatif yang rendah ketika diterapkan pada data historis harga batubara. Namun, kemampuan merepresentasikan data *in-sample* belum dengan sendirinya menunjukkan kemampuan generalisasi model. Oleh karena itu, evaluasi *out-of-sample* diperlukan untuk melihat performa model ketika digunakan pada periode yang tidak menjadi bagian dari pembentukan hubungan fuzzy.

3.5. Hasil Peramalan dan Akurasi *Out-of-Sample* Tahun 2025

Observasi historis terakhir yang digunakan dalam pembentukan model adalah HBA tanggal 1 Desember 2024 sebesar USD 122,51/ton, yang berada pada fuzzy state A9. Berdasarkan FLRG yang terbentuk dari data pelatihan, state A9 memiliki next state A8, A9, dan A10, sehingga diperoleh nilai defuzzifikasi sebesar USD 125/ton. Berdasarkan FLRG, state A9 memiliki *next state* A8, A9, dan A10 yang menghasilkan nilai defuzzifikasi sebesar USD 125/ton. Hasil defuzzifikasi sebesar USD 125/ton yang diperoleh dari **fuzzy state** terakhir digunakan sebagai nilai proyeksi tetap pada seluruh periode evaluasi **out-of-sample** tahun 2025. Dengan demikian, nilai peramalan tidak diperbarui berdasarkan realisasi HBA pada setiap periode berikutnya. Skenario ini menghasilkan proyeksi horizontal pada grafik **out-of-sample**, sehingga perubahan nilai aktual HBA selama tahun 2025 secara langsung memengaruhi besarnya kesalahan peramalan. Ketika hasil tersebut dibandingkan dengan HBA aktual 2025 yang tersedia dalam penelitian, kesalahan model meningkat dibandingkan periode *in-sample*. Hasil evaluasi *out-of-sample* ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Akurasi *In-Sample* dan *Out-of-Sample*

No	Evaluasi	MSE	MAD	MAPE	Kategori
1	<i>In-sample</i> 2020–2024	81,94	6,48	4,80%	Sangat Akurat
2	<i>Out-of-sample</i> 2025	338,65	15,88	15,35%	Akurat

Sumber: Pengolahan data sekunder.

Evaluasi *out-of-sample* menghasilkan MSE sebesar 338,65, MAD sebesar 15,88, dan MAPE sebesar 15,35%. Berdasarkan klasifikasi MAPE yang digunakan dalam penelitian, nilai tersebut masih berada pada kategori “akurat”, tetapi terjadi peningkatan kesalahan yang cukup besar dibandingkan MAPE *in-sample*. Perbedaan performa tersebut merupakan temuan penting penelitian ini. MAPE meningkat dari sekitar 4,80% menjadi 15,35%, sementara MSE meningkat dari 81,94 menjadi 338,65. Dengan demikian, FTS Lee mempunyai kemampuan yang lebih kuat dalam merepresentasikan pola data yang digunakan dalam pembentukan FLR/FLRG dibandingkan dalam mempertahankan akurasi pada periode di luar sampel. Hal ini juga menunjukkan pentingnya tidak mengevaluasi model forecasting hanya berdasarkan performa *in-sample*. Kenaikan kesalahan *out-of-sample* dapat dijelaskan dari mekanisme FTS Lee yang digunakan. Forecast ditentukan berdasarkan *fuzzy state* dan hubungan historis pada FLRG, sehingga ketika state terakhir A₉ menghasilkan nilai defuzzifikasi USD 125/ton, model tidak mempunyai variabel eksternal yang dapat menggeser forecast ketika kondisi pasar berubah. Konsekuensinya, forecast 2025 menjadi konstan pada USD 125/ton. Temuan ini bukan berarti FTS Lee gagal melakukan forecasting, tetapi menunjukkan keterbatasan model dalam menangkap perubahan baru yang tidak direpresentasikan oleh hubungan fuzzy historis.

Perbedaan akurasi antara periode *in-sample* dan *out-of-sample* juga perlu diinterpretasikan dengan mempertimbangkan perubahan mekanisme penetapan HBA pada tahun 2023. Data pelatihan periode 2020–2024 mencakup observasi sebelum dan sesudah perubahan formula penetapan HBA oleh Kementerian ESDM. Perubahan tersebut berpotensi memengaruhi karakteristik pergerakan harga dan hubungan fuzzy yang terbentuk dari keseluruhan data historis. Namun, penelitian ini tidak melakukan pengujian structural break secara khusus sehingga belum dapat dipastikan apakah perubahan regulasi menyebabkan perubahan struktural yang signifikan secara statistik. Dengan demikian, perubahan mekanisme penetapan HBA diperlakukan sebagai faktor kontekstual dan keterbatasan interpretasi

model, bukan sebagai penyebab yang telah terbukti secara empiris atas peningkatan kesalahan peramalan pada tahun 2025.

Temuan tersebut juga memberikan konteks terhadap penelitian terdahulu. Utami et al. [9] memperoleh MAPE 4,0378% dan Juliani et al. [10] memperoleh MAPE FTS Lee sebesar 5,07%. Hasil *in-sample* penelitian ini berada pada rentang yang relatif serupa, tetapi evaluasi *out-of-sample* memperlihatkan bahwa akurasi dapat menurun ketika model menghadapi perubahan harga di luar data pembentukannya. Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya menunjukkan performa FTS Lee dalam merepresentasikan data historis HBA, tetapi juga memperlihatkan adanya perbedaan tingkat akurasi antara evaluasi *in-sample* dan *forecasting out-of-sample*.

Secara praktis, MAPE *out-of-sample* sebesar 15,35% menunjukkan bahwa hasil *forecast* FTS Lee dapat memberikan informasi mengenai perkiraan HBA, meskipun tingkat kesalahannya lebih tinggi dibandingkan hasil evaluasi *in-sample*. Oleh karena itu, interpretasi hasil peramalan perlu mempertimbangkan kondisi aktual pasar dan faktor eksternal yang dapat memengaruhi perubahan harga batubara. Hal ini konsisten dengan karakteristik HBA yang pada bagian awal penelitian menunjukkan volatilitas cukup tinggi dan menjadi salah satu alasan pentingnya evaluasi model pada data di luar sampel.

Tabel 7. Perbandingan Akurasi Out-of-Sample FTS Lee dan Naive Forecasting

Indikator	FTS Lee Naive	
Proyeksi (USD/ton)	125,00	122,51
MSE	338,65	267,24
MAD	15,88	13,98
MAPE	15,35%	13,53%

Hasil perbandingan pada Tabel 7 menunjukkan bahwa model naive menghasilkan MSE sebesar 267,24, MAD sebesar 13,98, dan MAPE sebesar 13,53%, sedangkan FTS Lee menghasilkan MSE sebesar 338,65, MAD sebesar 15,88, dan MAPE sebesar 15,35%. Dengan demikian, model naive memberikan kesalahan peramalan yang lebih rendah dibandingkan FTS Lee pada seluruh metrik yang digunakan. Selisih MAPE sebesar 1,82 poin persentase menunjukkan bahwa pembentukan hubungan fuzzy historis belum memberikan peningkatan akurasi dibandingkan penggunaan nilai HBA terakhir sebagai proyeksi tetap pada periode pengujian ini. Temuan tersebut membatasi klaim efektivitas FTS Lee, khususnya ketika model digunakan untuk memproyeksikan beberapa periode ke depan tanpa pembaruan berdasarkan informasi aktual terbaru.

Meskipun terdapat perbedaan nilai kesalahan antara FTS Lee dan naive forecasting, perbandingan tersebut belum dilengkapi pengujian signifikansi statistik seperti Diebold–Mariano. Oleh karena itu, hasil penelitian hanya menunjukkan perbedaan akurasi secara deskriptif pada 22 observasi pengujian, dan belum dapat digunakan untuk menyimpulkan bahwa salah satu metode memiliki keunggulan akurasi prediktif yang signifikan secara statistik. Pengujian signifikansi dengan mempertimbangkan horizon peramalan dan struktur ketergantungan kesalahan menjadi salah satu peluang pengembangan penelitian selanjutnya.

4. KESIMPULAN

Penerapan metode Fuzzy Time Series Lee pada data Harga Batubara Acuan (HBA) periode Januari 2020–Desember 2024 menghasilkan model peramalan berdasarkan hubungan fuzzy historis. Evaluasi *in-sample* pada model yang dilaporkan menghasilkan MSE sebesar 81,94, MAD sebesar 6,48, dan MAPE sebesar 4,80%. Model menghasilkan proyeksi tetap HBA sebesar USD 125/ton untuk periode pengujian tahun 2025. Berdasarkan 22 observasi aktual, evaluasi *out-of-sample* menghasilkan MSE sebesar 338,65, MAD sebesar 15,88, dan MAPE sebesar 15,35%, yang menunjukkan kesalahan lebih tinggi dibandingkan evaluasi historis.

Perbandingan dengan naive forecasting menunjukkan bahwa model naive menghasilkan MSE sebesar 267,24, MAD sebesar 13,98, dan MAPE sebesar 13,53%. Dengan demikian, FTS Lee belum menunjukkan keunggulan akurasi dibandingkan model pembanding sederhana pada periode pengujian yang digunakan. Penelitian ini juga memiliki keterbatasan karena belum menguji secara khusus potensi perubahan struktural akibat perubahan mekanisme penetapan HBA tahun 2023 dan belum melakukan pengujian signifikansi statistik atas perbedaan akurasi prediktif. Oleh karena itu, penggunaan FTS Lee untuk peramalan HBA perlu mempertimbangkan perubahan kondisi pasar, mekanisme penetapan harga, dan keterbatasan proyeksi tetap tanpa pembaruan informasi aktual.

REFERENCES

- [1] J. Tang, Y. Guo, and Y. Han, "Coal price forecasting using complete ensemble empirical mode decomposition and stacking-based ensemble learning with semisupervised data processing," *Energy Science & Engineering*, vol. 12, no. 4, 2024, doi: 10.1002/ese3.1660.
- [2] C. Wang, G. Xu, C. Sun, J. Xu, K. Xu, L. Jiang, Y. Wang, S. Su, S. Hu, and J. Xiang, "Modeling and forecasting of coal price based on influencing factors and time series," *Journal of Cleaner Production*, vol. 467, Art. no. 143030, 2024, doi: 10.1016/j.jclepro.2024.143030.

- [3] A. Umiyati, D. Dasari, and F. Agustina, "Peramalan Harga Batubara Acuan Menggunakan Metode PSOSVR dan IPSOSVR," *Jurnal EurekaMatika*, 2021.
- [4] S. P. Prahesti, I. D. Sulvianti, and Y. Angraini, "Peramalan Harga Batu Bara Acuan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Fungsi Transfer," *Xplore: Journal of Statistics*, vol. 12, no. 1, pp. 1–11, 2023, doi: 10.29244/xplore.v12i1.1100.
- [5] A. M. 'A. Yaqin, R. Hamdi, M. I. Zamzani, C. D. P. Hertadi, and H. D. P. Nabiha, "A Hybrid Traditional and Machine Learning-Based Stacking-Based Ensemble Forecasting Approach for Coal Price Prediction," *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 7, no. 2, pp. 436–446, 2024, doi: 10.24014/ijaidm.v7i2.30547.
- [6] D. E. Putri, N. N. Debatara, and N. Imro'ah, "Prediksi Harga Emas Menggunakan Fuzzy Time Series Model Lee," 2023.
- [7] A. Rahmawati and W. Sulistijanti, "Peramalan Harga Penutupan Saham PT. Unilever Indonesia dengan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Lee," 2023.
- [8] V. Komaria, N. E. Maidah, and M. A. Furqon, "Prediksi Harga Cabai di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Lee," 2023.
- [9] H. C. Utami, T. A. Cahyadi, and R. Ernawati, "Peramalan Harga Batubara Menggunakan Fuzzy Time Series Lee," *Jurnal Sumberdaya Bumi Berkelanjutan (SEMITAN)*, vol. 2, no. 1, 2023.
- [10] Juliani, E. Alibisah, and Abdussakir, "Perbandingan Akurasi Fuzzy Time Series Chen Berbasis FCM dan Fuzzy Time Series Lee pada Peramalan Harga Batu Bara," *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika*, vol. 5, no. 1, 2025.
- [11] T. Niedzielski and M. Halicki, "Improving Linear Interpolation of Missing Hydrological Data by Applying Integrated Autoregressive Models," *Water Resources Management*, vol. 37, pp. 5707–5724, 2023.
- [12] B. Liu and M. M. A. Ananda, "The application of accumulation tests in peaks over threshold modeling with fire insurance data sets," *Model Assisted Statistics and Applications*, vol. 20, no. 1, pp. 38–51, 2025, doi: 10.1177/15741699251318146.
- [13] H. Khotimah, Q. Aini, and N. A. Purnamasari, "Application of the Average Based Fuzzy Time Series Lee Method for Forecasting World Gold Prices," *EIGEN Mathematics Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 102–107, 2024, doi: 10.29303/emj.v7i2.237.
- [14] P. I. Nabila, "Prediksi Harga Minyak Goreng Kelapa Sawit Menggunakan Average-Based Fuzzy Time Series Lee," *Jurnal Riset Matematika*, vol. 3, no. 2, 2023.
- [15] S. I. J. Telaumbanua and D. Febrian, "Comparison of Fuzzy Time Series Markov Chain and Fuzzy Time Series Lee in North Sumatra Import Value Forecasting," *Numerical: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 7, no. 1, pp. 131–144, 2023.
- [16] A. S. N. Sari and E. P. Setiawan, "Comparison of Fuzzy Time Series Lee, Chen, and Singh on Forecasting Foreign Tourist Arrivals to Indonesia in 2023," **Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi**, vol. 21, no. 1, pp. 10–32, 2024, doi: 10.20956/j.v21i1.34914.
- [17] Menteri Energi dan Sumber Daya Mineral Republik Indonesia, "Keputusan Menteri Energi dan Sumber Daya Mineral Nomor 41.K/MB.01/MEM.B/2023 tentang Pedoman Penetapan Harga Patokan untuk Penjualan Komoditas Batubara," 2023.