



Analisis Pola Puncak Pergerakan Penumpang LRT Sumatera Selatan Menggunakan Pendekatan Time Series

M. Zakiansyah¹, Siti Sa'uda², Ahkmad Ipandy³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Bina Darma
zz362967@gmail.com, sitisauda@binadarma.ac.id, ahkmadipandy@gmail.com

Abstract. This study analyzes the peak movement patterns of passengers on the South Sumatra Light Rail Transit (LRT) system during the 2026 Eid Transportation period using a time series approach. Daily operational data over a 36-day observation period (D-17 to D+17), from March 4 to April 8, 2026, were obtained from the South Sumatra Light Rail Transit Management Agency and PT KAI Divre III Palembang. Data processing was conducted through the Knowledge Discovery in Databases (KDD) framework using Python, Pandas, and Matplotlib. The analyzed variables included the realized passenger volume for 2025 and 2026, the predicted passenger volume for 2026, the number of train trips, seating capacity, and daily load factor. The analysis results indicate that the total realized passenger volume in 2026 reached 484,563 passengers, representing a 3.10% decrease compared to the 2025 realization of 500,067 passengers. The peak service demand occurred on D+2 (March 24, 2026), with 27,485 passengers, a load factor of 81.16%, and a peak index of 2.04, confirming that the highest operational pressure occurred during the return-flow phase, particularly from D+1 to D+4. The Post-Eid Transportation phase contributed the largest share of total passengers at 41.50%. Prediction accuracy produced a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 12.05%, indicating that the model was capable of capturing the general direction of passenger demand, although improvements are still needed at extreme turning points. The estimated trend for 2027 indicates a passenger range between 470,026 and 508,791 under three projected scenarios. This study confirms the relevance of the time series approach in understanding the dynamics of rail-based public transportation demand during special operational periods.

Keywords: South Sumatra LRT, time series, peak period, load factor, Eid Transportation, KDD

Abstrak. Penelitian ini menganalisis pola puncak pergerakan penumpang Light Rail Transit (LRT) Sumatera Selatan selama periode Angkutan Lebaran 2026 menggunakan pendekatan time series. Data operasional harian selama 36 hari (H-17 hingga H+17), yakni 4 Maret hingga 8 April 2026, diperoleh dari Balai Pengelola Kereta Api Ringan Sumatera Selatan (BPKARSS) dan PT KAI Divre III Palembang. Pengolahan data dilakukan melalui kerangka Knowledge Discovery in Databases (KDD) dengan menggunakan Python, Pandas, dan Matplotlib. Variabel yang dianalisis meliputi realisasi volume penumpang 2025 dan 2026, prediksi volume penumpang 2026, jumlah perjalanan kereta, kapasitas tempat duduk, serta load factor harian. Hasil analisis menunjukkan bahwa total realisasi penumpang 2026 sebesar 484.563 orang, turun 3,10% dibandingkan realisasi 2025 sebesar 500.067 orang. Puncak permintaan layanan terjadi pada H+2 (24 Maret 2026) dengan 27.485 penumpang, load factor 81,16%, dan indeks puncak 2,04, yang menegaskan bahwa tekanan layanan terbesar terjadi pada fase arus balik, khususnya H+1 sampai H+4. Fase Pasca Angkleb memberikan kontribusi terbesar terhadap total penumpang sebesar 41,50%. Akurasi prediksi menghasilkan nilai MAPE sebesar 12,05%, yang menunjukkan bahwa model mampu membaca arah umum permintaan, namun masih perlu disempurnakan pada titik balik ekstrem. Estimasi kecenderungan tahun 2027 menunjukkan rentang 470.026 hingga 508.791 penumpang berdasarkan tiga skenario. Penelitian ini menegaskan relevansi pendekatan time series dalam membaca dinamika permintaan transportasi publik berbasis rel pada periode khusus.

Kata kunci: LRT Sumatera Selatan, time series, peak period, load factor, Angkutan Lebaran, KDD

1. LATAR BELAKANG

Transportasi publik merupakan unsur kunci dalam pembentukan kota yang efisien, inklusif, dan berkelanjutan. Pada kota yang terus berkembang, tekanan terhadap jaringan jalan akan semakin besar apabila peningkatan mobilitas tidak diimbangi dengan penyediaan angkutan massal yang andal. Dalam konteks ini, Light Rail Transit (LRT) Sumatera Selatan berperan sebagai moda angkutan perkotaan berbasis rel yang menghubungkan simpul kegiatan utama di Palembang. Sistem ini menghubungkan Bandara Sultan Mahmud Badaruddin II dengan kawasan Jakabaring, melayani beragam fungsi perkotaan mulai dari bandara, permukiman, rumah sakit, pusat perdagangan, hingga kawasan olahraga (RAMADHANTI et al., 2022) , (Fatimah, 2021).

Keanekaragaman fungsi tersebut menyebabkan pola pergerakan penumpang tidak seragam, terutama pada periode Angkutan Lebaran (Angleb). Angleb merupakan periode layanan khusus transportasi publik yang disiapkan untuk menghadapi perubahan mobilitas masyarakat menjelang, saat, dan setelah Hari Raya Idulfitri. Perubahan permintaan pada periode ini bersifat tajam dan tidak dapat dipahami hanya dari angka total penumpang, sehingga analisis berbasis data deret waktu menjadi kebutuhan yang mendesak bagi operator dan pengelola layanan.

Data operasional Angkutan Lebaran 2026 menunjukkan bahwa total realisasi volume penumpang mencapai 484.563 penumpang, lebih rendah 3,10% dibandingkan realisasi 2025 sebesar 500.067 penumpang. Meskipun secara agregat terjadi penurunan, analisis harian memperlihatkan puncak penumpang tertinggi pada H+2 atau 24 Maret 2026 sebesar 27.485 penumpang dengan load factor mencapai 81,16%. Fakta ini menegaskan bahwa penurunan total tidak serta-merta merepresentasikan penurunan tekanan layanan pada hari-hari tertentu.

Pendekatan time series telah terbukti relevan untuk menganalisis permintaan penumpang angkutan rel perkotaan, terutama dalam membaca pola musiman, lonjakan, dan titik balik (Chuwang & Chen, 2022) , (Hightower et al., 2024). Secara khusus, (Gustriansyah et al., 2025) telah menerapkan model exponential smoothing untuk peramalan permintaan penumpang LRT Palembang, sehingga penelitian ini melengkapi kajian tersebut dengan fokus pada analisis pola puncak harian berbasis data operasional nyata.

1.1 Novelty Penelitian

Kebaruan penelitian ini terletak pada lima aspek yang secara bersama-sama membedakannya dari kajian terdahulu di bidang analisis permintaan transportasi publik berbasis rel. Pertama, penelitian ini menggunakan data operasional riil Angkutan Lebaran LRT Sumatera

Selatan tahun 2026, bukan data simulasi atau estimasi, sehingga temuan yang dihasilkan bersifat empiris dan langsung dapat digunakan sebagai bahan evaluasi layanan. Kedua, analisis difokuskan pada identifikasi peak period harian menggunakan pendekatan time series dengan indeks puncak sebagai instrumen kuantitatif, yang memungkinkan pembacaan hierarki hari-hari kritis secara terstruktur dalam satu periode operasi. Ketiga, evaluasi load factor harian dikaitkan langsung dengan respons kapasitas operasional, sehingga hubungan antara permintaan aktual dan penyediaan layanan dapat dinilai secara proporsional. Keempat, penelitian ini melakukan evaluasi akurasi prediksi penumpang terhadap realisasi harian menggunakan MAPE per fase, yang menghasilkan gambaran lebih rinci tentang di mana dan kapan model prediksi mengalami deviasi terbesar. Kelima, seluruh analisis diorganisasikan berdasarkan pembagian tiga fase operasional, yakni Pra Angleb, Angleb, dan Pasca Angleb, yang memungkinkan perbandingan karakteristik permintaan antar fase secara sistematis dan operasional. Kombinasi kelima aspek ini belum dijumpai dalam satu kajian terintegrasi pada konteks LRT Sumatera Selatan, sehingga penelitian ini memberikan kontribusi akademik sekaligus praktis bagi pengelolaan transportasi publik berbasis rel pada periode permintaan khusus.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) menganalisis pola volume penumpang LRT Sumatera Selatan selama periode Angkutan Lebaran 2026 dengan pendekatan time series; (2) mengidentifikasi peak period harian dan karakteristik lonjakan per fase; (3) mengevaluasi akurasi prediksi melalui perbandingan prediksi dan realisasi harian; (4) menganalisis hubungan antara realisasi penumpang, kapasitas, dan load factor; serta (5) menyusun estimasi kecenderungan volume penumpang tahun 2027.

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Time Series dalam Transportasi

Analisis time series adalah metode statistik yang digunakan untuk mempelajari pola perubahan data yang direkam secara berurutan dalam interval waktu tertentu. Dalam konteks transportasi, analisis ini memungkinkan pemahaman terhadap fluktuasi permintaan secara sistematis, menguraikan komponen tren, musiman, siklus, dan irregular ke dalam struktur yang dapat diinterpretasikan. Kemampuan ini menjadikan time series sebagai pendekatan yang sangat relevan untuk menganalisis dinamika permintaan penumpang, terutama pada jaringan transportasi publik yang beroperasi dengan pola permintaan yang berulang namun tidak sepenuhnya stasioner.

Dalam kajian transportasi berbasis rel perkotaan, analisis time series telah diaplikasikan secara luas untuk meramalkan permintaan harian dan mingguan. (Chuwang & Chen, 2022)

menggunakan model Box-Jenkins yang dikombinasikan dengan algoritma Facebook Prophet untuk menganalisis karakteristik permintaan stasiun urban rail transit, dan menemukan bahwa dekomposisi pola musiman sangat penting untuk meningkatkan akurasi prediksi. (Wu et al., 2023) mengembangkan metode hibrida yang menggabungkan dekomposisi time series dengan reinforcement learning untuk mengatasi sifat nonlinier dan nonstasioner data aliran penumpang rel perkotaan. Lebih lanjut, (H. Li et al., 2022) mengusulkan model SDS-SSA-LSTM yang memanfaatkan teknik dekomposisi spektrum tunggal untuk memperhalus komponen tren dan fluktuasi dalam data penumpang metro jangka pendek. Keseluruhan penelitian tersebut menegaskan bahwa pendekatan time series, baik yang bersifat statistik tradisional maupun berbasis deep learning, merupakan instrumen analitik yang tidak dapat diabaikan dalam studi permintaan transportasi publik berbasis rel.

Moving average merupakan teknik fundamental dalam analisis time series yang berfungsi memperhalus fluktuasi jangka pendek dan mengekspos tren umum yang tersembunyi di balik variabilitas data harian. Secara teknis, moving average menghitung rata-rata dari sejumlah titik data berurutan sehingga efek lonjakan sesaat dan gangguan acak dapat diminimalkan. Dalam penelitian ini, moving average tiga hari dan lima hari diterapkan untuk mengidentifikasi tren permintaan penumpang LRT Sumatera Selatan sepanjang 36 hari Angkutan Lebaran 2026, memungkinkan pembacaan tren tanpa distraksi fluktuasi harian yang bersifat idiosinkratik.

2.2 Konsep Peak Period dalam Transportasi Publik

Pemahaman tentang peak period merupakan salah satu fondasi utama dalam perencanaan dan manajemen operasional transportasi publik. Secara konseptual, peak period merujuk pada interval waktu atau hari di mana volume permintaan penumpang mencapai nilai tertinggi relatif terhadap rata-rata periode pengamatan (Hightower et al., 2024). Pada sistem transportasi perkotaan, identifikasi peak period sangat penting karena distribusi permintaan yang tidak merata menentukan keputusan tentang alokasi kapasitas, penjadwalan perjalanan, dan strategi pengendalian penumpang.

Dalam literatur transportasi rel perkotaan, peak period umumnya dikaji pada resolusi per jam sebagai bagian dari perencanaan operasional harian. Namun, pada konteks transportasi dengan periode permintaan khusus seperti hari besar nasional atau musim migrasi, relevansi analisis peak period bergeser ke resolusi harian. Penelitian ini mengadopsi perspektif terakhir, yakni menganalisis hari-hari dengan volume penumpang tertinggi dalam deret 36 hari pengamatan Angkutan Lebaran. Pendekatan ini sejalan dengan kerangka yang digunakan dalam

kajian transportasi berbasis rel di Sumatera Selatan, di mana lonjakan harian selama hari besar keagamaan menjadi tantangan perencanaan yang distingtif (Fatimah, 2021). Indeks puncak, yang didefinisikan sebagai rasio volume harian terhadap rata-rata harian selama seluruh periode pengamatan, digunakan sebagai instrumen kuantitatif untuk membandingkan intensitas permintaan antara hari-hari yang berbeda.

(Shi & Luo, 2023) menunjukkan bahwa pada era pasca-pandemi, pola permintaan urban rail transit mengalami perubahan struktural yang membuat prediksi berbasis data historis sebelum pandemi menjadi kurang andal. Hal ini menegaskan pentingnya menggunakan data operasional terbaru dan melakukan analisis berbasis deret waktu empiris untuk membaca kondisi aktual permintaan, alih-alih bergantung sepenuhnya pada proyeksi historis jangka panjang. Dalam konteks Angkutan Lebaran, faktor kalender dan variasi tahun Hijriah menambah kompleksitas analisis, sehingga pembacaan pola berbasis data aktual menjadi lebih relevan.

2.3 Load Factor sebagai Indikator Kinerja Transportasi Rel

Load factor, atau tingkat pengisian kapasitas, merupakan indikator kinerja operasional yang mengukur sejauh mana kapasitas yang tersedia dimanfaatkan oleh penumpang aktual. Secara matematis, load factor dihitung sebagai rasio antara jumlah penumpang yang terangkut dengan kapasitas tempat duduk yang disediakan, dinyatakan dalam bentuk persentase. Dalam sistem transportasi rel, load factor menjadi variabel kunci yang menghubungkan sisi permintaan dengan sisi penyediaan layanan (Yunianto & Basri, 2024).

Dari perspektif operator, load factor yang tinggi mengindikasikan pemanfaatan sumber daya yang efisien. Namun, load factor yang mendekati atau melebihi ambang tertentu dapat berdampak negatif terhadap kenyamanan penumpang dan keandalan layanan, terutama apabila kapasitas tambahan tidak tersedia secara memadai. (Yunianto & Basri, 2024) menganalisis peningkatan okupansi penumpang LRT Sumatera Selatan melalui integrasi antarmoda dan menyimpulkan bahwa monitoring load factor secara periodik merupakan instrumen esensial bagi operator untuk mendeteksi kebutuhan penyesuaian kapasitas. (Reliany et al., 2024) menemukan bahwa pengembangan smart living melalui penggunaan LRT di Palembang membutuhkan evaluasi kapasitas yang konsisten antara operasi reguler dan operasi pada periode khusus, yang tidak dapat dianalisis dengan satu standar tunggal.

Dalam kajian ini, load factor harian selama Angkutan Lebaran 2026 dianalisis bersama data volume penumpang dan kapasitas perjalanan untuk membangun gambaran yang lebih komprehensif tentang tekanan layanan pada setiap hari dalam periode pengamatan. Hubungan antara load factor dan respons kapasitas operasional, berupa penambahan jumlah perjalanan pada

hari-hari kritis, menjadi salah satu unit analisis utama yang membedakan penelitian ini dari kajian deskriptif sederhana.

2.4 Peramalan Penumpang Transportasi Publik

Peramalan permintaan penumpang merupakan komponen vital dalam perencanaan operasional dan strategis sistem transportasi publik. Berbagai metode telah dikembangkan dan diterapkan, mulai dari model statistik klasik seperti ARIMA, SARIMA, dan exponential smoothing, hingga pendekatan machine learning modern seperti LSTM, XGBoost, dan model hybrid (Hightower et al., 2024) , (Wu et al., 2023). Pemilihan metode sangat bergantung pada karakteristik data, horizon peramalan, dan ketersediaan variabel eksogen.

Dalam konteks LRT Palembang, (Gustriansyah et al., 2025) menerapkan model exponential smoothing dengan penyetelan parameter untuk meramalkan permintaan penumpang bulanan dan menemukan bahwa model sederhana berbasis pola historis dapat memberikan akurasi yang memadai untuk perencanaan jangka menengah. (Informatika et al., 2024) lebih lanjut menggunakan SARIMA untuk memproyeksikan jumlah penumpang LRT Palembang dan menyimpulkan bahwa komponen musiman dalam data sangat menentukan kualitas prediksi. Pada konteks yang lebih luas, (Hightower et al., 2024) meneliti peramalan permintaan angkutan publik pasca-COVID menggunakan berbagai metode time series, dan menemukan bahwa faktor-faktor lokal seperti hari libur keagamaan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap permintaan dan perlu dimasukkan sebagai variabel eksogen dalam model prediksi.

Evaluasi akurasi model peramalan umumnya menggunakan metrik seperti MAPE, MAE, dan RMSE. MAPE, yang digunakan dalam penelitian ini, memiliki keunggulan dalam memberikan ukuran error yang mudah diinterpretasikan secara persentase relatif terhadap nilai aktual. Namun, MAPE memiliki kelemahan pada nilai aktual yang mendekati nol dan dapat memberikan penalti yang asimetris pada under-estimation dibandingkan over-estimation . Dalam konteks penelitian ini, MAPE dihitung per fase pengamatan sehingga kualitas prediksi dapat dievaluasi secara lebih rinci dibandingkan hanya menggunakan nilai MAPE keseluruhan.

2.5 Penerapan Data Analytics dalam Transportasi Publik

Perkembangan analitik data dalam sektor transportasi publik telah membuka peluang baru bagi operator dan pemangku kepentingan untuk membuat keputusan yang lebih berbasis bukti. Data operasional yang dihasilkan dari sistem transportasi modern, termasuk data penumpang harian, data ketepatan waktu, kapasitas, dan gangguan layanan, merupakan sumber

informasi yang kaya untuk dianalisis menggunakan berbagai pendekatan komputasional (Septorio et al., 2024). Transformasi data operasional mentah menjadi pengetahuan yang actionable merupakan inti dari proses Knowledge Discovery in Databases (KDD), yang menjadi kerangka metodologis utama dalam penelitian ini.

KDD adalah proses multistap yang mencakup seleksi data, pra-proses, transformasi, penambangan data (data mining), serta interpretasi dan evaluasi hasil (Bold & Urschel, 2023). Dalam konteks transportasi, KDD telah diaplikasikan untuk berbagai tujuan, mulai dari analisis pola perjalanan hingga identifikasi anomali operasional. Penerapan Python dengan pustaka Pandas dan Matplotlib untuk analisis data operasional transportasi semakin lazim karena fleksibilitas, efisiensi komputasional, dan kemampuan visualisasi yang kuat (Pannadhitthana Candra, 2025), (Shi & Luo, 2023) menggunakan pendekatan serupa dalam menganalisis data harian penumpang transit rel perkotaan, menunjukkan bahwa analitik berbasis Python mampu menghasilkan insight operasional yang relevan dalam waktu yang efisien.

Pada skala makro, penggunaan data besar (big data) dan analitik canggih dalam sistem transportasi cerdas (Intelligent Transportation Systems/ITS) telah memungkinkan monitoring real-time, pemeliharaan prediktif, dan optimasi layanan yang berkelanjutan (Ridho et al., 2019). Meskipun penelitian ini beroperasi pada skala data operasional harian yang lebih kecil dibandingkan big data sistem ITS, prinsip analitiknya tetap relevan: mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang dapat memandu keputusan operasional dan strategis. Hasil analitik yang disajikan dalam penelitian ini, berupa pola peak period, evaluasi load factor, dan estimasi tren, dimaksudkan sebagai masukan konkret bagi operator LRT Sumatera Selatan dalam perencanaan Angkutan Lebaran tahun-tahun mendatang.

2. METODE PENELITIAN

3.1 Sumber dan Periode Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data operasional resmi Angkutan Lebaran LRT Sumatera Selatan tahun 2026 yang bersumber dari file INFOGRAFIS ANGKUTAN LEBARAN.xlsx milik BPKARSS dan PT KAI Divre III Palembang. Data mencakup 36 hari pengamatan, mulai dari H-17 hingga H+17, yakni 4 Maret 2026 sampai dengan 8 April 2026. Penelitian ini tidak membangun model prediksi baru, melainkan mengevaluasi kualitas prediksi yang sudah tersedia dalam dokumen operasional serta menganalisis pola temporal dari data yang ada.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang dianalisis meliputi: (1) realisasi volume penumpang tahun 2025 sebagai data pembanding; (2) prediksi volume penumpang 2026; (3) realisasi volume penumpang 2026; (4) jumlah perjalanan kereta harian; (5) kapasitas tempat duduk harian; serta variabel turunan yang dihitung, yaitu load factor, absolute error, MAPE (Mean Absolute Percentage Error), dan indeks puncak harian. Data dibagi ke dalam tiga fase, yakni Pra Angleb (H-17 hingga H-9), Angleb (H-8 hingga H+3), dan Pasca Angleb (H+4 hingga H+17).

3.3 Kerangka Analisis: KDD dan Time Series

Pengolahan data menggunakan kerangka Knowledge Discovery in Databases (KDD) yang mencakup lima tahap: (1) Data Selection, yaitu pemilihan variabel operasional yang relevan; (2) Data Cleaning/Preprocessing, yaitu penyesuaian format tanggal, angka, dan label fase; (3) Data Transformation, yaitu pembentukan indikator turunan seperti load factor, indeks puncak, selisih prediksi-realisis, nilai kumulatif, dan klasifikasi fase; (4) Data Mining/Analysis, yaitu penerapan time series analysis untuk membaca tren, pola perubahan harian, peak period, dan perbandingan antartahun; serta (5) Interpretation/Evaluation, yaitu penghubungan hasil analisis ke kebutuhan operasional dan rekomendasi.

Time series analysis pada penelitian ini menggunakan moving average tiga hari untuk memperhalus fluktuasi harian dan membaca tren umum, serta kurva kumulatif untuk membandingkan akumulasi penumpang 2025 dan 2026. Indeks puncak dihitung sebagai rasio realisasi penumpang harian terhadap rata-rata harian selama 36 hari pengamatan.

Perlu ditegaskan secara akademik bahwa data operasional yang tersedia dalam penelitian ini merupakan data agregat harian, bukan data per jam perjalanan. Oleh karena itu, analisis puncak yang dilakukan dalam penelitian ini lebih tepat dipahami sebagai analisis peak period harian, yakni identifikasi hari-hari dengan volume penumpang tertinggi selama periode Angkutan Lebaran, bukan sebagai analisis peak hour dalam pengertian rekayasa transportasi konvensional yang merujuk pada interval waktu satu jam dengan beban penumpang tertinggi dalam satu hari operasi. Perbedaan ini penting agar interpretasi hasil tidak keliru; ketika penelitian menyebut 'puncak' atau 'peak', yang dimaksud adalah hari puncak dalam deret 36 hari pengamatan, bukan jam puncak dalam satu hari. Pendekatan ini sejalan dengan ketersediaan data dan lazim digunakan dalam kajian operasional transportasi publik yang menggunakan rekap harian sebagai satuan analisis (Chuwang & Chen, 2022). Untuk memungkinkan analisis peak hour secara literal,

diperlukan data dengan granularitas per jam atau per perjalanan, yang dapat menjadi arah pengembangan penelitian selanjutnya.

3.4 Alat Analisis

Pengolahan dan visualisasi data dilakukan menggunakan Python 3 dengan pustaka Pandas untuk manipulasi data tabular dan Matplotlib untuk visualisasi grafik. Perangkat ini digunakan untuk membaca data dari file Excel, menghitung seluruh indikator turunan, serta menghasilkan grafik tren, indeks puncak, load factor, kurva kumulatif, dan perbandingan prediksi-realisisasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Gambaran Umum Volume Penumpang

Secara keseluruhan, total realisasi volume penumpang LRT Sumatera Selatan selama periode Angkutan Lebaran 2026 mencapai 484.563 penumpang dengan rata-rata harian 13.460 penumpang dan simpangan baku sekitar 4.983 penumpang. Nilai simpangan baku yang relatif besar mengindikasikan bahwa fluktuasi antahhari tidak dapat diabaikan dalam analisis operasional. Tabel 1 menyajikan ringkasan indikator utama periode pengamatan.

Tabel 1. Ringkasan Indikator Utama Angkutan Lebaran Tahun 2026

Indikator	Nilai	Keterangan
Total realisasi penumpang 2026	484.563	Akumulasi H-17 s.d. H+17
Total realisasi penumpang 2025	500.067	Pembandingan periode yang sama
Perubahan 2026 terhadap 2025	-3,10%	Penurunan total volume
Rata-rata penumpang harian 2026	13.460	Rata-rata 36 hari pengamatan
Puncak penumpang 2026 (H+2)	27.485	24 Maret 2026
Penumpang terendah (H 1)	6.218	21 Maret 2026
Rata-rata load factor	42,46%	Realisasi / kapasitas tempat duduk
Load factor tertinggi	81,16%	H+2 / 24 Maret 2026
MAPE prediksi	12,05%	Akurasi prediksi terhadap realisasi

Perbandingan terhadap tahun 2025 menunjukkan penurunan total sebesar 3,10% atau selisih 15.504 penumpang. Meskipun demikian, penurunan agregat ini tidak mencerminkan

kondisi operasional secara menyeluruh karena analisis harian menunjukkan bahwa tekanan layanan pada hari-hari puncak masih sangat tinggi, bahkan melebihi dua kali rata-rata harian.

4.2 Analisis Pola per Fase

Data operasional dibagi ke dalam tiga fase berdasarkan kedekatan terhadap Hari Raya Idulfitri. Tabel 2 menyajikan perbandingan volume penumpang per fase beserta nilai MAPE dan kontribusi terhadap total.

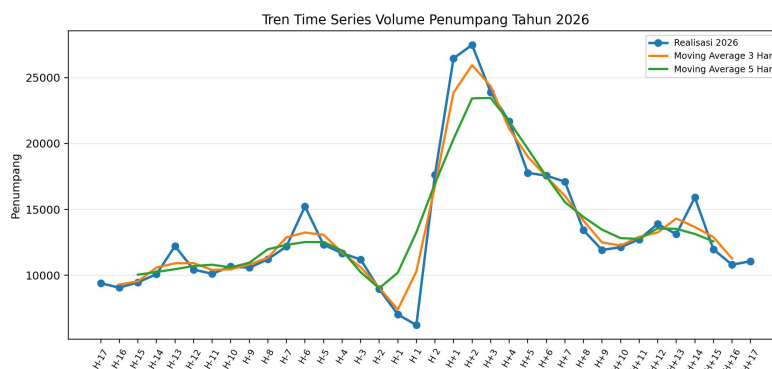
Tabel 2. Perbandingan Volume Penumpang per Fase Angkutan Lebaran 2026

Fase	Total 2025	Total 2026	Total Prediksi	MAPE	Kontribusi
Pra Angleb	89.846	92.014	96.200	5,70%	18,99%
Angleb	198.446	191.474	209.172	13,18%	39,51%
Pasca Angleb	211.775	201.075	235.884	15,08%	41,50%

Fase Pra Angleb mencakup H-17 hingga H-9, menyumbang 18,99% dari total penumpang 2026 dengan rata-rata harian 10.224 penumpang dan MAPE paling rendah sebesar 5,70%. Rendahnya MAPE pada fase ini mengindikasikan bahwa permintaan pada periode awal bersifat lebih stabil dan lebih mudah diprediksi.

Fase Angleb mencakup H-8 hingga H+3, berkontribusi 39,51% dari total penumpang. Pada fase ini, pola permintaan sangat dinamis, ditandai oleh penurunan tajam menjelang hari raya (H-2 hingga H 1) yang kemudian diikuti oleh lonjakan sangat kuat pada arus balik (H+1 hingga H+3). MAPE fase Angleb sebesar 13,18% mencerminkan kesulitan prediksi pada periode dengan turning point yang tajam.

Fase Pasca Angleb mencakup H+4 hingga H+17, menjadi fase dengan kontribusi terbesar yakni 41,50% dari total penumpang 2026. Temuan ini memiliki implikasi operasional yang signifikan karena menunjukkan bahwa beban layanan terbesar justru terjadi pada periode setelah hari raya, sehingga penguatan kapasitas dan pengendalian layanan harus diprioritaskan pada fase arus balik.



Gambar 1. Tren Time Series Volume Penumpang Harian LRT Sumatera Selatan Periode Angkutan Lebaran 2026 dengan Moving Average 3 dan 5 Hari

Gambar 1 menyajikan tren time series volume penumpang harian beserta dua garis moving average (3 hari dan 5 hari). Visualisasi ini memperlihatkan secara jelas struktur temporal permintaan yang mencakup fase pemanasan pada Pra Angleb, penurunan tajam di sekitar hari raya, lonjakan kuat pada arus balik, serta penurunan bertahap menuju normalisasi pada fase Pasca Angleb. Garis moving average berfungsi memperhalus fluktuasi harian sehingga tren umum permintaan dapat dibaca tanpa terganggu oleh variasi hari-hari ekstrem.

4.3 Analisis Peak Period Harian

Identifikasi peak period dilakukan melalui perhitungan indeks puncak harian, yaitu rasio realisasi penumpang harian terhadap rata-rata harian selama seluruh periode pengamatan. Nilai indeks di atas 1,00 menunjukkan hari tersebut berada di atas rata-rata, sedangkan nilai di bawah 1,00 mengindikasikan permintaan lebih rendah dari rata-rata umum. Tabel 3 menyajikan lima besar hari dengan volume dan indeks puncak tertinggi.

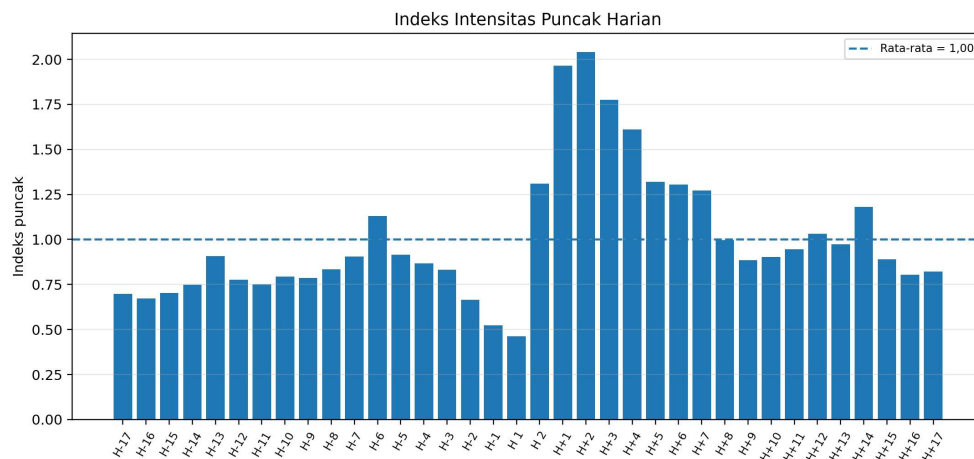
Tabel 3. Peringkat Lima Hari Tertinggi Berdasarkan Volume dan Indeks Puncak

Peringkat	Hari	Tanggal	Realisasi 2026	Load Factor	Indeks Puncak
1	H+2	24-03-2026	27.485	81,16%	2,04
2	H+1	23-03-2026	26.461	78,14%	1,97
3	H+3	25-03-2026	23.898	70,57%	1,78
4	H+4	26-03-2026	21.676	69,46%	1,61
5	H+5	27-03-2026	17.776	56,96%	1,32

Berdasarkan hasil perhitungan, H+2 (24 Maret 2026) mencatat puncak tertinggi dengan 27.485 penumpang, indeks puncak 2,04, dan load factor 81,16%. Artinya, volume penumpang pada hari tersebut lebih dari dua kali lipat rata-rata harian, yang menegaskan bahwa arus balik merupakan pusat tekanan layanan pada Angkutan Lebaran 2026. Jendela kritis H+1 hingga H+4

secara konsisten menempati posisi teratas dalam peringkat, sehingga periode inilah yang harus menjadi prioritas penguatan kapasitas operasional.

Kurva kumulatif penumpang 2025 dan 2026 memperlihatkan bahwa jarak akumulatif antartahun tidak bergerak linier. Terdapat fase ketika kurva 2026 mendekati kurva 2025, namun kemudian kembali tertinggal. Hal ini menunjukkan bahwa perubahan tidak hanya terjadi pada besaran total, melainkan pada ritme akumulasi permintaan yang berbeda antartahun.



Gambar 2. Indeks Intensitas Puncak Harian Pergerakan Penumpang LRT Sumatera Selatan Periode Angkutan Lebaran 2026

Gambar 2 menampilkan indeks intensitas puncak harian yang dinyatakan sebagai rasio realisasi penumpang masing-masing hari terhadap rata-rata harian selama 36 hari pengamatan. Garis putus-putus horizontal pada nilai 1,00 menjadi batas pembeda antara hari di atas rata-rata dan di bawah rata-rata. Grafik batang ini secara visual menegaskan dominasi hari-hari arus balik sebagai periode dengan intensitas tertinggi, khususnya H+1 dan H+2 yang mencapai nilai indeks mendekati dan melampaui 2,00. Sebaliknya, H-1 dan H 1 tampak sebagai lembah terdalam yang mengindikasikan penurunan tajam permintaan tepat di sekitar Hari Raya Idulfitri.

4.4 Evaluasi Akurasi Prediksi

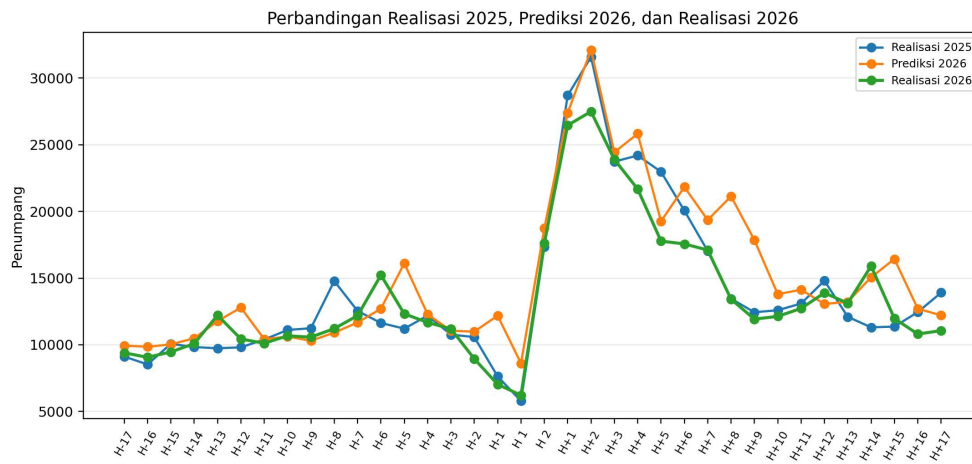
Evaluasi akurasi dilakukan dengan membandingkan prediksi penumpang yang telah tersedia dalam dokumen operasional terhadap realisasi harian. Total prediksi 2026 sebesar 541.256 penumpang, sedangkan realisasinya 484.563 penumpang, menghasilkan kecenderungan over-estimation secara keseluruhan. Tabel 4 menyajikan evaluasi akurasi per fase.

Tabel 4. Evaluasi Akurasi Prediksi per Fase Angkutan Lebaran 2026

Fase	Total Prediksi	Total Realisasi	MAE	MAPE
Pra Angleb	96.200	92.014	638	5,70%
Angleb	209.172	191.474	1.897	13,18%
Pasca Angleb	235.884	201.075	2.727	15,08%

MAPE total sebesar 12,05% dapat dikategorikan cukup baik untuk membaca arah umum permintaan pada periode operasi khusus. Namun, nilai ini belum mencerminkan presisi tinggi, terutama pada titik balik ekstrem. Dari 36 hari pengamatan, realisasi hanya melebihi prediksi sebanyak 9 hari, sedangkan 27 hari lainnya prediksi berada di atas realisasi. Pola over-estimation ini dari satu sisi menguntungkan karena memberikan buffer kapasitas, namun di sisi lain dapat menurunkan efisiensi pemanfaatan sumber daya jika tidak diimbangi dengan respons adaptif.

Deviasi terbesar terjadi pada beberapa hari setelah puncak arus balik, khususnya pada H+8 dengan selisih absolut 7.718 penumpang. Hal ini mengindikasikan bahwa model prediksi lebih lemah dalam membaca kecepatan penurunan permintaan setelah lonjakan utama, yang sejalan dengan temuan literatur peramalan bahwa akurasi biasanya menurun pada periode dengan perubahan arah yang tajam (D. Li et al., 2024) , (Hightower et al., 2024).



Gambar 3. Perbandingan Realisasi 2025, Prediksi 2026, dan Realisasi 2026 Volume Penumpang Harian LRT Sumatera Selatan

Gambar 3 menyajikan tiga garis perbandingan yang memungkinkan pembacaan sekaligus terhadap performa historis (realisasi 2025), target perencanaan (prediksi 2026), dan kinerja aktual (realisasi 2026). Terlihat bahwa ketiga garis mengikuti pola bentuk yang sama dengan puncak di sekitar H+1 hingga H+3, namun realisasi 2026 secara konsisten berada di bawah prediksi 2026, terutama pada fase Pasca Angleb. Selisih antara prediksi dan realisasi yang melebar setelah puncak arus balik memperkuat temuan bahwa model prediksi mengalami kesulitan terbesar dalam

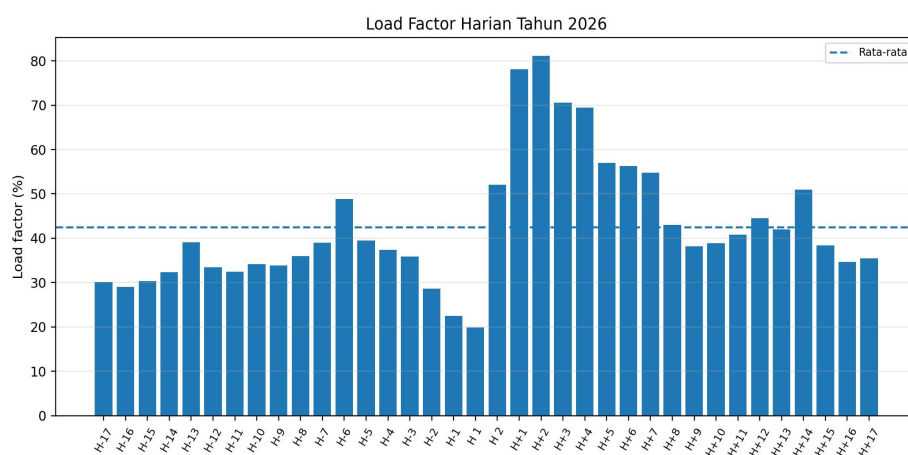
membaca kecepatan penurunan permintaan pasca-puncak, bukan pada pembacaan puncak itu sendiri.

4.5 Analisis Load Factor dan Kapasitas

Rata-rata load factor selama 36 hari pengamatan sebesar 42,46% menunjukkan bahwa secara umum kapasitas angkut LRT Sumatera Selatan masih memadai. Distribusi kategori load factor memperlihatkan bahwa 23 hari berada pada kategori sedang (30–50%), 6 hari pada kategori tinggi (50–70%), 3 hari pada kategori sangat tinggi (>70%), dan 4 hari pada kategori rendah (<30%).

Operator melakukan penambahan perjalanan dari 94 menjadi 102 perjalanan per hari pada empat hari kritis, yakni H 2 hingga H+3, yang meningkatkan kapasitas harian dari 31.208 menjadi 33.864 tempat duduk. Meskipun load factor tertinggi mencapai 81,16% pada H+2, angka ini masih berada di bawah 100%, yang mengindikasikan bahwa kombinasi antara kapasitas dasar dan tambahan perjalanan sudah cukup proporsional. Respons operasional yang adaptif dan terkonsentrasi pada periode kritis ini mencerminkan manajemen kapasitas yang efisien.

Ketepatan keberangkatan dan kedatangan yang mencapai 100% sepanjang periode pengamatan merupakan indikator keandalan operasional yang sangat baik. Temuan ini lebih bermakna mengingat periode tersebut diwarnai oleh gangguan VDU Time Table di OCC yang menyebabkan PIDS seluruh stasiun mengalami error dan jadwal harus ditampilkan secara manual. Fakta bahwa ketepatan waktu tetap terjaga di tengah gangguan sistem informasi menunjukkan adanya koordinasi lapangan yang efektif.



Gambar 4. Load Factor Harian LRT Sumatera Selatan Periode Angkutan Lebaran 2026

Gambar 4 menampilkan fluktuasi load factor harian selama 36 hari pengamatan dengan garis putus-putus yang menunjukkan nilai rata-rata 42,46%. Grafik ini secara visual mengkonfirmasi bahwa sebagian besar hari berada pada kisaran sedang hingga moderat, dengan lonjakan signifikan pada jendela H+1 hingga H+4. Puncak load factor sebesar 81,16% pada H+2 tampak kontras dengan nilai terendah sebesar 19,92% pada H 1, menggambarkan rentang variasi kapasitas yang sangat lebar dalam satu periode operasi. Distribusi ini memperkuat argumen bahwa manajemen kapasitas adaptif berbasis data harian merupakan kebutuhan yang tidak dapat diabaikan dalam perencanaan Angkutan Lebaran.

4.6 Estimasi Kecenderungan Volume Penumpang Tahun 2027

Estimasi kecenderungan tahun 2027 disusun berdasarkan pembacaan tren grafik realisasi 2025 dan 2026 menggunakan tiga skenario sederhana. Skenario konservatif mengasumsikan penurunan 3% dari realisasi 2026, skenario moderat mengasumsikan kenaikan 1%, dan skenario optimistis mengasumsikan kenaikan 5% yang dapat terjadi apabila terdapat peningkatan layanan, promosi, dan integrasi moda.

Tabel 5. Estimasi Total Penumpang Tahun 2027 Berdasarkan Skenario

Skenario	Dasar Perhitungan	Estimasi 2027	Makna Operasional
Konservatif	484.563 x 0,97	470.026	Permintaan melemah; puncak arus balik tetap perlu diantisipasi
Moderat	484.563 x 1,01	489.409	Permintaan stabil; pola 2026 masih relevan sebagai acuan
Optimistis	484.563 x 1,05	508.791	Permintaan meningkat; kesiapan kapasitas perlu diperkuat

Estimasi rentang 470.026 hingga 508.791 penumpang pada tahun 2027 menunjukkan bahwa perencanaan operasional sebaiknya tidak hanya bergantung pada satu angka prediksi, melainkan menggunakan pendekatan skenario agar operator memiliki ruang antisipasi terhadap perubahan permintaan. Pada skenario moderat, pola harian diperkirakan tidak berbeda jauh dari realisasi 2026, dengan puncak masih berada di sekitar H+2 atau H+3 dan jendela kritis tetap pada H+1 hingga H+4.

Implikasi operasional dari estimasi ini adalah perlunya penyusunan skenario layanan berbasis fase: Pra Angleb sebagai tahap monitoring awal, Angleb sebagai tahap kesiapan kapasitas selektif, dan Pasca Angleb sebagai tahap prioritas pengendalian arus balik. Angka

estimasi ini bersifat indikatif dan perlu divalidasi lebih lanjut dengan data historis yang lebih panjang serta variabel kalender Lebaran.

4. KETERBATASAN PENELITIAN

Penelitian ini memiliki sejumlah keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam menginterpretasikan temuan dan memanfaatkan hasilnya secara lebih lanjut. Pertama, data yang digunakan merupakan data agregat harian, bukan data per jam perjalanan atau per perjalanan kereta. Konsekuensinya, analisis puncak yang dilakukan hanya mampu mengidentifikasi peak period pada resolusi harian, sehingga belum dapat menggambarkan distribusi beban penumpang dalam satu hari operasi secara lebih rinci. Analisis peak hour dalam pengertian rekayasa transportasi yang sesungguhnya, yakni identifikasi interval satu jam dengan beban tertinggi, baru dapat dilakukan apabila data dengan granularitas per jam tersedia. Keterbatasan ini bukan berasal dari kelemahan metode, melainkan dari karakteristik data operasional yang memang dicatat dalam format rekap harian oleh penyelenggara layanan.

Kedua, cakupan temporal penelitian ini dibatasi pada periode Angkutan Lebaran 2026, yakni 36 hari dari H-17 hingga H+17. Pola permintaan di luar periode tersebut, seperti hari kerja reguler, akhir pekan, hari libur nasional lainnya, maupun periode Angkutan Natal dan Tahun Baru, tidak tercakup dalam analisis ini. Oleh karena itu, generalisasi temuan ke kondisi operasional sepanjang tahun perlu dilakukan dengan kehati-hatian dan memerlukan data yang lebih panjang. Ketiga, analisis dalam penelitian ini terbatas pada satu moda transportasi, yakni LRT Sumatera Selatan, tanpa mempertimbangkan interaksi permintaan dengan moda transportasi lain yang beroperasi di koridor yang sama atau berdekatan, seperti bus Trans Musi atau angkutan darat lainnya.

Keempat, penelitian ini tidak menerapkan model peramalan berbasis machine learning atau metode statistik lanjutan seperti ARIMA, SARIMA, LSTM, maupun model hybrid. Evaluasi akurasi dalam penelitian ini difokuskan pada prediksi operasional yang telah tersedia dalam dokumen resmi, bukan pada pengembangan model baru. Dengan demikian, potensi peningkatan akurasi melalui pemodelan yang lebih canggih belum dijajaki dalam penelitian ini dan dapat menjadi arah penelitian lanjutan yang signifikan, terutama dengan mempertimbangkan variabel kalender, pola musiman antartahun, serta faktor eksternal yang memengaruhi permintaan layanan.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, penelitian ini menghasilkan beberapa temuan utama sebagai berikut.

1. Pola volume penumpang LRT Sumatera Selatan selama Angkutan Lebaran 2026 menunjukkan fluktuasi kuat antarhari yang terbagi dalam tiga fase: Pra Angleb (bertahap meningkat), Angleb (menurun menjelang hari raya lalu melonjak pada arus balik), dan Pasca Angleb (kontribusi terbesar dengan 41,50% dari total penumpang).
2. Peak period harian tertinggi terjadi pada H+2 (24 Maret 2026) dengan 27.485 penumpang, load factor 81,16%, dan indeks puncak 2,04. Jendela kritis H+1 hingga H+4 secara konsisten menjadi periode dengan tekanan layanan tertinggi, menegaskan bahwa arus balik merupakan pusat beban operasional Angkutan Lebaran 2026.
3. Akurasi prediksi menghasilkan MAPE total 12,05%, dengan nilai MAPE terendah pada fase Pra Angleb (5,70%) dan tertinggi pada Pasca Angleb (15,08%). Model menunjukkan kecenderungan over-estimation dan kesulitan membaca kecepatan penurunan permintaan setelah puncak arus balik.
4. Kapasitas layanan terbukti memadai dengan rata-rata load factor 42,46% dan load factor maksimum 81,16%. Respons penambahan perjalanan pada empat hari kritis dinilai tepat sasaran dan proporsional terhadap lonjakan permintaan.
5. Estimasi kecenderungan tahun 2027 berada pada rentang 470.026 hingga 508.791 penumpang berdasarkan tiga skenario, dengan pola harian yang diperkirakan masih mengikuti karakter Angkutan Lebaran 2026.

Penelitian ini merekomendasikan: (1) penyempurnaan model prediksi dengan memasukkan variabel kalender dan data historis yang lebih panjang; (2) penetapan H+1 hingga H+4 sebagai jendela prioritas pengendalian layanan; (3) perbaikan sistem informasi penumpang, khususnya VDU Time Table di OCC dan PIDS stasiun; serta (4) pembangunan dashboard monitoring harian yang memadukan realisasi, prediksi, load factor, dan kapasitas. Penelitian lanjutan dengan data granular per jam atau per perjalanan akan memungkinkan analisis peak hour secara lebih literal dan presisi.

DAFTAR PUSTAKA

- Bold, S., & Urschel, S. (2023). A Knowledge Discovery Process Extended to Experimental Data for the Identification of Motor Misalignment Patterns. *Machines*, 11(8). <https://doi.org/10.3390/machines11080827>
- Chuwang, D. D., & Chen, W. (2022). Forecasting Daily and Weekly Passenger Demand for Urban Rail Transit Stations Based on a Time Series Model Approach. *Forecasting*, 4(4), 904–924. <https://doi.org/10.3390/forecast4040049>
- Fatimah, S. (2021). Tipologi Potensi Transit-Oriented Development (TOD) di Sekitar Stasiun Light Rail Transit (LRT) Sumatera Selatan. *Warta Penelitian Perhubungan*, 33(1), 19–28. <https://doi.org/10.25104/warlit.v33i1.1778>

- Gustriansyah, R., Puspasari, S., Sanmorino, A., & Suhandi, N. (2025). Forecasting Light Rail Transit Passenger Demand Using Parameter-Tuned Exponential Smoothing Models. *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, 9(2), 101–112.
<https://doi.org/10.26740/jieet.v9n2.p101-112>
- Hightower, A., Ziedan, A., Guo, J., Zhu, X., & Brakewood, C. (2024). A comparison of time series methods for post-COVID transit ridership forecasting. *Journal of Public Transportation*, 26(May), 100097. <https://doi.org/10.1016/j.jpubtr.2024.100097>
- Informatika, P. S., Ilmu, F., Dan, K., & Igm, U. (2024). (LRT) PALEMBANG MENGGUNAKAN METODE SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA) PREDIKSI JUMLAH PENUMPANG LIGHT RAIL TRANSIT (LRT) PALEMBANG MENGGUNAKAN METODE SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE.
- Li, D., Du, S., & Hou, Y. (2024). Long-Term Passenger Flow Forecasting for Rail Transit Based on Complex Networks and Informer. *Sensors*, 24(21). <https://doi.org/10.3390/s24216894>
- Li, H., Zhao, Y., Ma, C., Wang, K., Huang, X., & Zhang, W. (2022). Short-Term Passenger Flow Prediction of Urban Rail Transit Based on SDS-SSA-LSTM. *Journal of Advanced Transportation*, 2022(Vmd). <https://doi.org/10.1155/2022/2589681>
- Pannadhithana Candra, A. (2025). Analisis Data Menggunakan Python: Memperkenalkan Pandas dan NumPy. *Journal of Information System and Education Development*, 3(1), 11–16. <https://doi.org/10.62386/jised.v3i1.118>
- RAMADHANTI, G. G., AS, H. A. S. H., & ... (2022). Optimalisasi Perawatan Jalan Rel Area Depo Workshop Lrt Sumatera Selatan. <http://digilib.ptdisttd.net/id/eprint/2530>
- Reliany, E., Kencana, N., & Kariem, M. Q. (2024). Pengembangan Smart Living Dalam Penggunaan Transportasi Light Rail Transit Di Kota Palembang. *PRAJA: Jurnal Ilmiah Pemerintahan*, 12(1), 19–26. <https://journal.pusbindiklatren.bappenas.go.id/lib/jisdep/article/view/96>
- Ridho, M. F., Buchari, E., Studi, P., Teknik, D., Sriwijaya, U., Studi, P., Sipil, T., & Sriwijaya, U. (2019). Transportasi Light Rail Transit (Lrt) Palembang Sumatera Selatan Berdampak Lingkungan Dan Non Fare Box. 39–45.
- Septorio, M. L., Purwani, F., & Ipandy, A. (2024). Perancangan Sistem SPPD Pada Balai Pengelola Kereta Api Ringan Sumatera Selatan (BPKARSS). *MPD Student Conference*, 192–200.
- Shi, G., & Luo, L. (2023). Prediction and Impact Analysis of Passenger Flow in Urban Rail Transit in the Postpandemic Era. *Journal of Advanced Transportation*, 2023. <https://doi.org/10.1155/2023/3448864>
- Wu, J., He, D., Li, X., He, S., Li, Q., & Ren, C. (2023). A Time Series Decomposition and Reinforcement Learning Ensemble Method for Short-Term Passenger Flow Prediction in Urban Rail Transit. *Urban Rail Transit*, 9(4), 323–351. <https://doi.org/10.1007/s40864-023-00205-1>
- Yunianto, A., & Basri, H. (2024). Peningkatan Okupansi Penumpang Lrt Sumatera Selatan Dengan Menganalisis Penumpang Integrasi Lrt Sumsel. *Jurnal Penelitian Sekolah Tinggi Transportasi Darat*, 15(1), 58–66. <https://doi.org/10.55511/jpsttd.v15i1.673>

- Zakiansyah, M., Jenderal Ahmad Yani No, J., Palembang, P., & Selatan, S. (2025). Integrasi Internet of Things (IoT) dan Kecerdasan Buatan (AI) untuk Smart City di Indonesia. *Jurnal Sains Student Research*, 3(2), 346–354. <https://doi.org/10.61722/jssr.v3i2.4315>
- Zakiansyah, M., Thoriq, D., & Sutabri, T. (2025). Implementasi Algoritma Backtracking pada Penyelesaian Sudoku : Studi Kasus dan Evaluasi Kinerja. 5(1), 196–207.