



## ***Development of a Strategic Dashboard and Implementation of the ARIMA Model to Support Electric Vehicle Adoption Policy***

### **Pengembangan *Strategic Dashboard* dan Implementasi Model ARIMA Sebagai Pendukung Kebijakan Adopsi Kendaraan Listrik**

Syamsu Alam Ahmady<sup>1\*</sup>, Ahmad Muklason<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Magister Manajemen Teknologi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia

<sup>2</sup>Sistem Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia

E-Mail: <sup>1</sup>6032231146@student.its.ac.id, <sup>2</sup>muklason@its.ac.id

Received Nov 05th 2025; Revised Dec 25th 2025; Accepted Jan 25th 2026; Available Online Jan 31th 2025

Corresponding Author: Syamsu Alam Ahmady

Copyright ©2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

#### **Abstract**

Indonesia's ambitious Net Zero Emission (NZE) targets set an aspiration of 2 million Electric Vehicles (EVs) operating by 2030. This research aims to address the strategic information gap among policymakers by developing a Strategic Dashboard framework that integrates statistical forecasting with policy evaluation. The methodology employed is Prototyping-based Development and univariate time series analysis. EV wholesale sales data from January 2021 to June 2025 were processed using the Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average (SARIMA) model. The best-identified model was SARIMA(0, 1, 2)(0, 1, 1), validated with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 23%, demonstrating its ability to capture the volatile seasonal patterns of the national automotive market. The Business-as-Usual (BaU) scenario projection, conducted through a flow-to-stock conversion mechanism, estimates that the total EV population in Indonesia will reach 1,870,177 units by the end of 2030. Trajectory Gap Analysis reveals a strategic deficit of 129,823 units against the set target. Correlation findings affirm the need for policy reorientation, as infrastructure factors (SPKLU availability) showed a stronger correlation with sales ( $r = 0.822$ ) than fiscal incentives alone ( $r = 0.693$ ). The resulting dashboard functions as an early warning system for timely policy intervention.

**Keywords:** ARIMA, Electric Vehicle Adoption, Gap Analysis, Policy Evaluation, Strategic Dashboard

#### **Abstrak**

Target ambisius Net Zero Emission (NZE) Indonesia menetapkan aspirasi 2 juta unit Kendaraan Listrik (EV) beroperasi pada tahun 2030. Penelitian ini bertujuan mengatasi kesenjangan informasi strategis di kalangan pembuat kebijakan dengan mengembangkan kerangka Strategic Dashboard yang mengintegrasikan peramalan statistik dengan evaluasi kebijakan. Metodologi yang digunakan adalah Prototyping-based Development dan analisis deret waktu univariat. Data penjualan wholesales EV periode Januari 2021 hingga Juni 2025 diolah menggunakan model *Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Model terbaik yang teridentifikasi adalah SARIMA(0, 1, 2)(0, 1, 1), yang divalidasi dengan nilai akurasi Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 23%, membuktikan kemampuannya menangkap pola musiman pasar otomotif nasional yang volatil. Proyeksi skenario Business-as-Usual (BaU) melalui mekanisme flow-to-stock conversion mengestimasi total populasi EV di Indonesia akan mencapai 1.870.177 unit pada akhir tahun 2030. Analisis kesenjangan (Trajectory Gap Analysis) menunjukkan adanya defisit strategis sebesar 129.823 unit dari target yang ditetapkan. Temuan korelasi menegaskan perlunya reorientasi kebijakan karena faktor infrastruktur SPKLU menunjukkan korelasi yang lebih kuat ( $r = 0,822$ ) terhadap penjualan dibandingkan insentif fiskal semata ( $r = 0,693$ ). Dasbor yang dihasilkan berfungsi sebagai sistem peringatan dini untuk intervensi kebijakan yang tepat waktu.

**Kata Kunci:** Adopsi Kendaraan Listrik, Analisis Kesenjangan, ARIMA, Dasbor Strategis, Evaluasi Kebijakan

#### **1. PENDAHULUAN**

Komitmen Indonesia menuju *Net Zero Emission* (NZE) 2060 diterjemahkan dalam target ambisius pengoperasian 2 juta unit mobil listrik atau *Electric Vehicle* (EV) pada tahun 2030 [1]. Dalam penelitian ini, istilah EV digunakan secara spesifik untuk merujuk pada *Battery Electric Vehicle* (BEV). Meskipun didukung berbagai regulasi [2], transisi ini menghadapi risiko "kesenjangan informasi strategis" karena data

penjualan yang tersedia saat ini bersifat historis (*lagging indicator*). Keterbatasan ini menyulitkan pembuat kebijakan untuk memvalidasi apakah lintasan adopsi saat ini sudah sejalan dengan target jangka panjang atau justru mengalami defisit. Masalah ini sejalan dengan tantangan global dalam mengkonversi *big data* transportasi menjadi wawasan yang dapat ditindaklanjuti (*actionable quantities of interest*) bagi pengambil keputusan [3, 4]. Pasar otomotif nasional yang memiliki volatilitas tinggi dan pola musiman yang kuat menuntut metode peramalan yang lebih *robust* untuk menjembatani kesenjangan informasi tersebut.

Dalam literatur peramalan kendaraan energi baru (NEV), metode umumnya dikategorikan menjadi statistik, *machine learning*, dan hibrida [5]. Meskipun model hibrida sering menawarkan akurasi tinggi pada data nonlinier [6-8] pendekatan statistik klasik seperti *Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dinilai lebih relevan untuk menangkap fluktuasi siklus tahunan pasar Indonesia. Pemilihan SARIMA dalam penelitian ini didasarkan pada keunggulannya dalam mengekstraksi pola internal dan inersia pasar dari data historis [9], berbeda dengan model regresi kausal yang sangat bergantung pada estimasi variabel eksternal yang sulit diprediksi. Selain aspek peramalan, literatur juga menyoroti pentingnya penyajian data. Pendekatan *Dashboard Storytelling* [10] dengan prinsip desain visual yang konsisten [11] menjadi krusial untuk mengurangi beban kognitif pengambil keputusan dalam mentranslasikan data kompleks menjadi kebijakan [3].

Sejumlah penelitian terdahulu telah berupaya mengembangkan instrumen analitis untuk adopsi kendaraan listrik, namun masih menyisakan celah strategis. Ayad, et al. [8] mengembangkan platform visualisasi data interaktif untuk memantau adopsi EV di Amerika Serikat, namun fokusnya terbatas pada analisis deskriptif historis tanpa kemampuan peramalan masa depan. Sementara itu, Ning, et al. [5] menerapkan model prediksi penjualan NEV di China, namun tidak menyediakan antarmuka interaktif bagi pembuat kebijakan untuk mengevaluasi dampak intervensi. Fraser and Gao [4] menawarkan dasbor visualisasi emisi transportasi, namun belum mengintegrasikan fitur proyeksi populasi kendaraan jangka panjang yang dikaitkan dengan target *roadmap* nasional. Kesenjangan utama yang ditemukan dari studi-studi tersebut adalah belum adanya integrasi sistematis antara pemodelan peramalan statistik yang *robust* dengan visualisasi evaluasi kebijakan dalam satu kerangka kerja *dashboard* yang utuh, khususnya di konteks negara berkembang seperti Indonesia.

Merespons kesenjangan tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan (*novelty*) berupa pengembangan kerangka kerja *Strategic Dashboard* yang mengintegrasikan model peramalan SARIMA dengan mekanisme konversi *flow-to-stock*. Berbeda dengan studi sebelumnya yang hanya memprediksi aliran penjualan bulanan (*flow*) [12], penelitian ini melengkapinya dengan algoritma konversi untuk mengestimasi akumulasi stok populasi (*stock*) tahunan. Pendekatan ini memungkinkan dilakukannya *Trajectory Gap Analysis* secara langsung terhadap target Peta Jalan (*Roadmap*) Pemerintah Indonesia tahun 2030. Dengan demikian, dasbor ini tidak hanya berfungsi sebagai alat monitoring pasif, tetapi bertindak sebagai sistem peringatan dini (*early warning system*) untuk mendeteksi defisit target strategis lebih awal.

Secara spesifik, penelitian ini bertujuan untuk: (1) Mengonstruksi model peramalan SARIMA univariat yang mampu memproyeksikan penjualan EV bulanan dengan presisi tinggi di tengah volatilitas pasar; (2) Mengestimasi akumulasi populasi EV hingga tahun 2030 melalui mekanisme *flow-to-stock*; dan (3) Menyajikan analisis kesenjangan lintasan (*Trajectory Gap Analysis*) melalui visualisasi data naratif. Hasil analisis ini diharapkan bermuara pada formulasi rekomendasi kebijakan konkret terkait penyesuaian insentif dan pengembangan infrastruktur, mengingat literatur menyoroti bahwa ketersediaan infrastruktur sering kali lebih dominan daripada insentif fiskal semata [5, 13].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Model Deret Waktu dan Peramalan Penjualan EV

Peramalan penjualan di masa depan memegang peranan vital dalam perencanaan strategis. Salah satu pendekatan kuantitatif yang fleksibel dan banyak digunakan adalah model *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [9], yang bertujuan mendeskripsikan autokorelasi dalam data deret waktu (*time series*). Model ARIMA non-musiman umumnya dispesifikasikan sebagai ARIMA(p, d, q), yang terdiri dari komponen *Autoregressive* (AR), *Integrated* (I), dan *Moving Average* (MA). Namun, mengingat karakteristik pasar otomotif di Indonesia yang memiliki fluktuasi siklus tahunan yang distingtif, pendekatan ini perlu disesuaikan. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan varian *Seasonal ARIMA* (SARIMA) yang dispesifikasikan sebagai ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)m. Model deret waktu univariat ini dipilih karena kemampuannya memproyeksikan nilai masa depan berdasarkan pola internal data historis variabel itu sendiri.

Dalam literatur Ning, et al. [5], peramalan penjualan kendaraan energi baru (*New Energy Vehicle*/NEV), termasuk kendaraan listrik (EV), dikategorikan menjadi tiga jenis utama: metode matematik-statistik, metode *machine learning*, dan model hibrida. Metode matematik-statistik, termasuk ARIMA (termasuk peramalan penjualan) [5, 14] terbukti andal untuk menangkap fitur linier dalam data deret waktu. Meskipun demikian, data penjualan NEV atau EV sering kali menunjukkan nonlinieritas yang kuat dan volatilitas tinggi, yang kerap sulit ditangkap secara akurat oleh metode tradisional [6]. Sebagai upaya

peningkatan, model ARIMA dapat dikembangkan dengan memasukkan faktor eksternal (*exogenous variables*) menjadi model SARIMAX, namun tantangan dalam menangkap kompleksitas data tetap ada [7].

Untuk mengatasi keterbatasan metode statistik dalam menangkap sifat nonlinier dan nonstasioner data, metode *Machine Learning* (ML) seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Artificial Neural Networks* (ANN) telah dikembangkan [6]. Dalam konteks peramalan permintaan, model-model ini telah menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan metode tradisional dalam beberapa studi. Sebagai contoh, LSTM dan *Convolutional Neural Networks* (CNN) terbukti mampu menangkap pertumbuhan penjualan yang signifikan pada akhir periode studi kasus tertentu. Meskipun menawarkan akurasi yang lebih baik untuk pola kompleks, metode ini sering kali masih memerlukan penyetelan parameter yang optimal agar efektif.

Dalam literatur peramalan kendaraan energi baru (NEV), metode *Machine Learning* (ML) dan *Deep Learning* (DL) seperti LSTM sering kali menawarkan performa tinggi pada dataset berskala besar yang kompleks. Namun, pendekatan ini memiliki kelemahan signifikan berupa risiko *overfitting* yang tinggi ketika diterapkan pada dataset dengan ukuran sampel terbatas (*small sample size*) [6]. Mengingat pasar EV di Indonesia masih dalam fase *emerging* dengan data historis yang tersedia kurang dari 60 observasi bulanan (Januari 2021 – Juni 2025), penggunaan model DL berpotensi menghasilkan varians prediksi yang tidak stabil. Oleh karena itu, penelitian ini memilih pendekatan statistik klasik *Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Metode ini dipilih karena prinsip parsimoni dan ketangguhannya (*robustness*) dalam menangkap pola musiman dan tren pada deret waktu jangka pendek tanpa memerlukan *training data* yang masif, sehingga lebih relevan untuk konteks data historis yang tersedia saat ini.

Meskipun pengembangan metode peramalan yang akurat sangat krusial untuk memetakan tren masa depan, prediksi statistik semata belum cukup untuk merumuskan intervensi kebijakan yang efektif. Pembuat kebijakan tidak hanya perlu mengetahui 'berapa' jumlah penjualan di masa depan, tetapi juga harus memahami 'mengapa' tren tersebut terbentuk. Oleh karena itu, pemahaman mendalam mengenai determinan atau variabel kausal yang memengaruhi keputusan adopsi konsumen menjadi prasyarat mutlak sebelum merancang skenario intervensi.

## 2.2. Faktor Pendorong Adopsi EV dan Kesenjangan Kebijakan

Pengembangan dan keberlanjutan penjualan *New Energy Vehicle* (NEV) dipengaruhi oleh konstelasi faktor multifaset yang kompleks serta mengandung unsur ketidakpastian [5]. Faktor-faktor determinan ini dapat dipetakan ke dalam dimensi spasial dan temporal, yang melingkupi aspek ekonomi, kebijakan, teknologi, hingga sosio-kultural. Dalam perspektif kebijakan dan ekonomi, insentif fiskal seperti subsidi memegang peranan vital dalam mengakselerasi difusi kendaraan listrik (EV) serta menstimulasi intensi pembelian konsumen. Kendati demikian, literatur global mengindikasikan bahwa variabel infrastruktur dan faktor non-fiskal sering kali memiliki dampak yang lebih dominan dibandingkan insentif finansial semata. Lebih jauh, indikator makroekonomi seperti Produk Domestik Bruto (PDB) dan pengeluaran per kapita menunjukkan korelasi positif yang kuat terhadap penjualan, di mana inovasi teknologi bertindak sebagai katalis positif yang signifikan [13], berlawanan dengan faktor harga yang cenderung menjadi variabel negatif di pasar NEV global.

Di sisi lain, aspek infrastruktur dan sosio-teknis menunjukkan bahwa ketersediaan fasilitas pengisian ulang menjadi hambatan paling krusial bagi calon pengguna, yang urgensinya bahkan melampaui kekhawatiran terhadap keterbatasan jangkauan baterai (*low range*) [5]. Bukti empiris dari studi di Amerika Serikat, Norwegia, dan Korea mengonfirmasi bahwa infrastruktur pengisian daya merupakan variabel paling esensial dalam keputusan pembelian EV [13]. Hal ini sejalan dengan data spesifik dari Tiongkok [5], di mana parameter teknis seperti jangkauan mengemudi, kepadatan energi baterai, dan densitas stasiun pengisian daya terbukti memiliki pengaruh signifikan terhadap volume penjualan. Tingginya densitas infrastruktur pendukung ini berimplikasi langsung pada persepsi dan keputusan calon pemilik kendaraan listrik [13].

Dengan demikian, hambatan utama dalam adopsi kendaraan listrik berpotensi mengalami pergeseran paradigma. Fokus hambatan tidak lagi sekadar tertuju pada biaya kepemilikan awal (*initial cost of ownership*), melainkan beralih pada kepercayaan konsumen terhadap ekosistem pendukung secara menyeluruh. Isu *range anxiety* dan jaminan ketersediaan infrastruktur pengisian daya kini menjadi titik berat utama yang menentukan kepercayaan pasar dan keberhasilan adopsi teknologi ini secara luas.

Kompleksitas interaksi antara faktor infrastruktur, insentif fiskal, dan indikator makroekonomi tersebut menghasilkan volume data yang masif dan multidimensi. Bagi pengambil keputusan strategis, tantangan utamanya bukan lagi pada ketersediaan data, melainkan pada beban kognitif (*cognitive load*) untuk menginterpretasi hubungan antar-variabel tersebut secara cepat. Kondisi ini menuntut adanya instrumen sintesis yang mampu mentransformasi data teknis yang rumit menjadi wawasan naratif yang mudah dipahami, yang difasilitasi melalui pendekatan visualisasi data strategis.

### 2.3. Visualisasi Data Naratif dan *Strategic Dashboard*

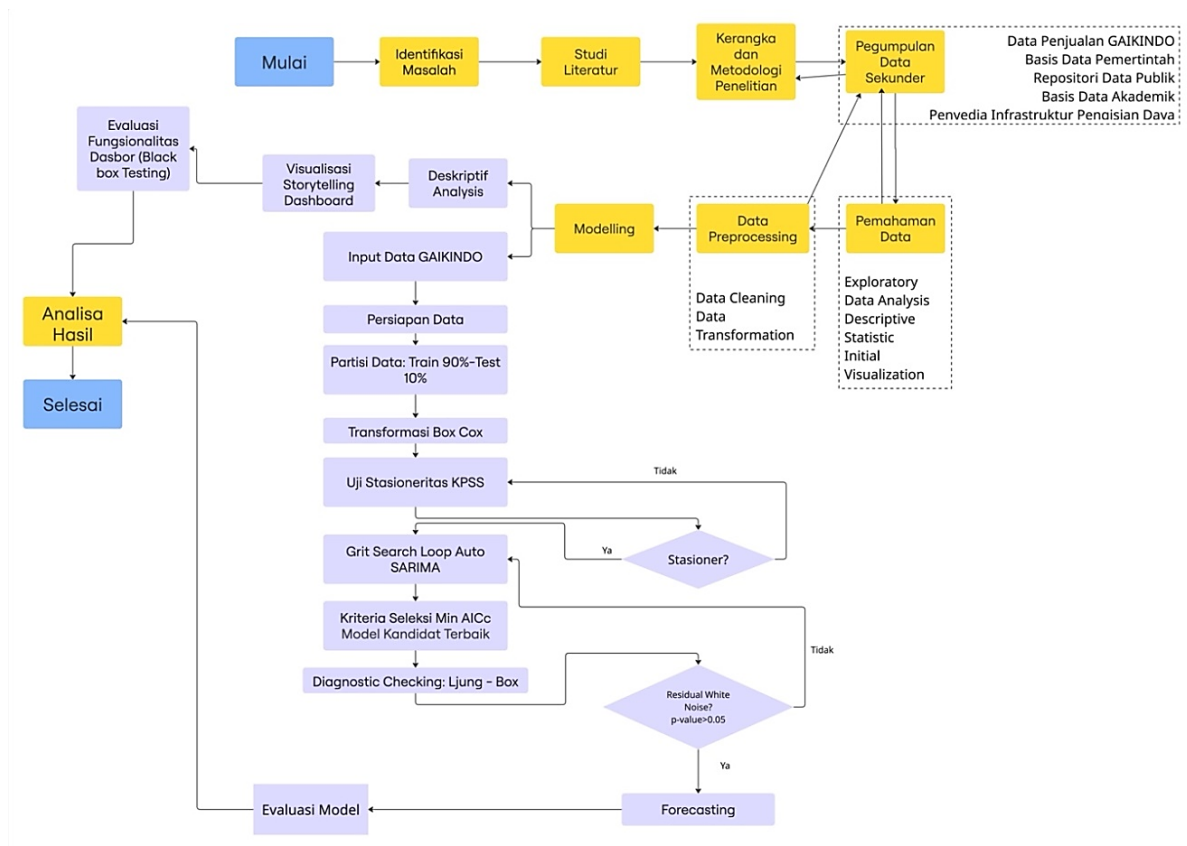
Dasbor berfungsi sebagai instrumen vital dalam mentranslasikan volume data masif menjadi informasi yang dapat ditindaklanjuti oleh para pengambil keputusan [3]. Dalam konteks penelitian ini, konsep *Dashboard Storytelling* diadopsi sebagai pendekatan utama, yang mengintegrasikan fungsionalitas dasbor tradisional dengan elemen naratif guna menyampaikan wawasan data secara kohesif. Mengacu pada pedoman *storytelling with data* [15], efektivitas desain tidak hanya bergantung pada penyajian data semata, melainkan dimulai dari pemahaman mendalam mengenai konteks audiens serta tindakan yang diharapkan dari mereka. Hal ini kemudian diterjemahkan melalui pemilihan visualisasi yang presisi, seperti penggunaan grafik garis untuk data kontinu atau grafik batang untuk data kategorikal, yang disesuaikan dengan karakteristik informasi yang ingin disampaikan.

Untuk mengoptimalkan beban kognitif audiens, prinsip desain menekankan pada eliminasi elemen visual yang tidak esensial atau *clutter*, seperti garis kisi yang berlebihan dan elemen diagonal yang mengganggu. Sebaliknya, perhatian audiens harus diarahkan secara strategis ke area kunci menggunakan atribut pra-atensi, termasuk manipulasi warna dan ukuran. Lebih jauh, perspektif desain menuntut adanya konsistensi presentasi, pemanfaatan ruang putih (*white space*) yang efektif, serta pertimbangan estetika [11]. Hal ini didasarkan pada kecenderungan psikologis di mana desain yang estetik sering dipersepsikan memiliki tingkat kegunaan (*usability*) yang lebih tinggi. Selain aspek visual, penyampaian informasi juga memerlukan kerangka naratif yang terstruktur—mencakup pendahuluan, isi, dan ringkasan—untuk memandu audiens dalam memahami alur informasi secara sistematis.

Urgensi dari penerapan prinsip-prinsip ini terlihat jelas dalam domain kebijakan transportasi. Dasbor visualisasi memegang peranan sentral dalam mentransformasi data mentah yang kompleks, seperti jejak GPS dari taksi maupun skuter listrik, menjadi landasan bagi keputusan kebijakan yang terinformasi (*informed policy decisions*). Transformasi ini sangat krusial, terutama dalam mendukung perencanaan strategis di area vital seperti pengembangan infrastruktur dan optimalisasi alokasi sumber daya [3].

## 3. BAHAN DAN METODE

Penelitian ini menggunakan metodologi pengembangan sistem berbasis prototipe (*Prototyping-based Development*). Metodologi ini berfokus pada perancangan artefak teknologi (*dashboard*) yang divalidasi secara fungsional berdasarkan kaidah teoritis komunikasi data (Gambar 1).



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

### 3.1 Pengumpulan Data Sekunder

Data penjualan *wholesales* KBLBB roda empat (mobil penumpang) bulanan GAIKINDO (Januari 2021 – Juni 2025) [16] dikumpulkan sebagai input utama model peramalan. Data pendukung, seperti jumlah SPKLU, PDB, Pengeluaran per kapita, dan insentif fiskal, dikumpulkan sebagai variabel kontekstual untuk analisis korelasi visual di dasbor sebagaimana pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Spesifikasi Data Sekunder dan Fungsinya

Kategori Data	Variabel Data	Sumber	Fungsi dalam Penelitian
Konteks Kebijakan	Harga BBM Non Subsidi (Rupiah)	Trading Economics [16], Economics [17]	Komponen Dashboard Visualisasi pembandingan biaya energi ( <i>running cost</i> ) bagi pengguna.
	Data Bulanan dari tahun 2021 - 2025		
	Rata – Rata Nilai Subsidi Kendaraan (Rupiah)	Regulasi Terkait Insentif Kendaraan EV [2, 18-22]	Komponen <i>Dashboard</i> Penanda visual ( <i>visual markers</i> ) pada grafik tren untuk menandai periode intervensi pemerintah.
	(Nilai berdasarkan Peraturan Pemerintah)		
Kontek Ekonomi	Pengeluaran Per kapita (Rupiah)	BPS [23]	Komponen <i>Dashboard</i> Memberikan gambaran daya beli masyarakat yang disandingkan dengan kurva adopsi.
	(Data BPS)		
	Pendapatan Domestik Bruto (PDB) (Triliun Rupiah)	BPS [23]	
	(Data BPS)		
Konteks Teknis	Rata – Rata Kemampuan Jarak Tempuh EV (Km)	Indonesia [24]	Komponen <i>Dashboard</i> Memantau rasio perkembangan teknologi dari sisi kemampuan jarak tempuh terhadap penjualan kendaraan EV.
	Data dari masing – masing merek dari tahun 2021 -2025 per bulan		
	Jumlah Stasiun Pengisian Daya (Unit)	Laporan dari Direktorat Jenderal Ketenaga listrikian [25]	Komponen <i>Dashboard</i> Memantau rasio ketersediaan infrastruktur terhadap populasi kendaraan.
	Data Tahunan dari Laporan Tahun 2021-2025		
Konteks Pasar	Jumlah Kendaraan berbasis ICE (Unit)	Gaikindo [16]	Komponen <i>Dashboard</i> Sebagai <i>baseline</i> pembandingan untuk mengukur persentase penetrasi pasar EV menuju target NZE.
	Data Bulanan untuk kendaraan basis BBM/ <i>Gasoline</i> (G) dan solar/Diesel (D) dari tahun 2021 - 2025		
Input Peramalan	Penjualan dari Kendaraan Listrik (unit)	Gaikindo [16]	Variabel Utama dan Komponen <i>Dashboard</i> Sebagai input tunggal untuk pelatihan dan pengujian model peramalan ARIMA.
	Data Bulanan 2021 - 2025		

### 3.2 Pra-pemrosesan Data

Proses Exploratory Data Analysis (EDA) dimulai dengan pembagian data menjadi 9:1 (training set dan test set). Transformasi Box-Cox diterapkan (dengan  $\lambda=0.1751$ ) untuk menstabilkan varians data (heteroskedastisitas). Uji stasioneritas KPSS dilakukan pada data level, dan karena hasilnya non-stasioner ( $p\text{-value} = 0.0100 < 0.05$ ), dilakukan pembedaan (differencing) orde pertama ( $d=1$ ).

### 3.3 Pemodelan SARIMA

Permodelan SARIMA [9] yang struktur matematisnya dijelaskan pada persamaan (1) menggunakan kerangka kerja *Box-Jenkins*. Identifikasi orde model ( $p$ ,  $q$ ,  $P$ ,  $Q$ ) dilakukan melalui analisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada data yang telah didiferensiasi. Seleksi model terbaik didasarkan pada minimisasi nilai *Corrected Akaike's Information Criterion* (AICc). Formulasi Model SARIMA ditunjukkan pada persamaan 1.

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (1)$$

Di mana  $Z_t$  adalah variabel deret waktu pada saat  $t$ ,  $\phi_p$  adalah parameter *Autoregressive* (AR),  $\theta_q$  adalah parameter *Moving Average* (MA),  $\Phi_p$  dan  $\Theta_q$  adalah parameter musiman,  $B$  adalah operator *backshift*, serta  $d$  dan  $D$  adalah orde pembedaan (*differencing*) non-musiman dan musiman untuk mencapai stasioneritas data.

### 3.4 Perancangan Dasbor

Konsep *storytelling* [15] diterapkan melalui *storyboarding* manual untuk merancang alur narasi yang logis. *Strategic Dashboard* dikembangkan menggunakan platform Tableau, dengan KPI yang mencakup Pangsa Pasar EV dan Rasio EV per SPKLU.

Akurasi model akan dievaluasi dengan membandingkan hasil peramalan dengan nilai aktual pada test set menggunakan metrik standar seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) [5].

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y_t - \hat{y}_t| \quad (2)$$

MAE menghitung rata-rata selisih mutlak antara nilai prediksi ( $y_t$ ) dengan nilai aktual ( $\hat{y}_t$ ). Persamaan tersebut mengukur rata-rata besaran kesalahan peramalan dalam satuan unit absolut. Metrik ini memberikan gambaran langsung mengenai seberapa jauh, secara rata-rata, prediksi model menyimpang dari data penjualan aktual tanpa memperhitungkan arah penyimpangan positif atau negatif.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3)$$

Persamaan (3) mendefinisikan RMSE, yaitu metrik yang memberikan bobot lebih besar pada kesalahan peramalan yang bernilai ekstrem. Penggunaan RMSE krusial dalam penelitian ini untuk mendeteksi sensitivitas model terhadap volatilitas pasar yang tajam, memastikan bahwa kesalahan prediksi yang signifikan tidak tertutupi oleh rata-rata.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{y_t} \quad (4)$$

Persamaan (4) adalah MAPE yang merepresentasikan akurasi model dalam format persentase. Metrik ini digunakan sebagai standar utama validasi untuk menentukan kelayakan model (*Reasonable Forecasting*), karena sifatnya yang independen terhadap skala data sehingga memudahkan interpretasi bagi pengambil keputusan.

### 3.5 Analisis Hasil

Hasil peramalan *flow* (penjualan bulanan) dikonversi menjadi *stock* (populasi akumulasi) menggunakan algoritma aditif. Trajectory Gap Analysis selanjutnya memetakan disparitas antara proyeksi *Business as Usual* (BaU) dengan target pemerintah.

$$Stok_{2030(BaU)} = Stok \text{ Eksisting} + \sum_{t=Jul\ 2025}^{Jan\ 2030} Forecast \text{ Penjualan} \quad (5)$$

Dimana  $Stok_{2030(BaU)}$  adalah proyeksi total populasi kendaraan listrik pada tahun 2030 dengan skenario Business-as-Usual (jika tren saat ini berlanjut tanpa perubahan intervensi) dimana perhitungan ini diterapkan berdasarkan penelitian dari Fridstrøm, et al. [12].

Validitas penggunaan metode deret waktu statistik dalam konteks pasar otomotif Indonesia sebelumnya telah dikonfirmasi oleh Irhami and F. [26]. Dalam studi mereka mengenai peramalan volume kendaraan bermotor nasional, ditemukan bahwa model ARIMA memiliki akurasi tinggi dalam menangkap tren pertumbuhan kendaraan di Indonesia yang cenderung fluktuatif namun berpola. Temuan ini menjadi landasan dasar penelitian ini untuk tetap mempertahankan pendekatan berbasis data historis (*data-driven*) dibandingkan pendekatan kualitatif semata, mengingat karakteristik pasar Indonesia yang memiliki inersia kuat terhadap tren masa lalu.

Namun, berbeda dengan kendaraan konvensional, adopsi kendaraan listrik memiliki dinamika musiman dan sensitivitas kebijakan yang lebih tinggi. Hal ini sejalan dengan penelitian terbaru oleh Saraç and Ertürk [27] yang menerapkan model SARIMA untuk memproyeksikan adopsi kendaraan listrik dan hibrida di Turki hingga tahun 2030. Studi tersebut menegaskan bahwa untuk pasar negara berkembang (*emerging markets*), penggunaan komponen musiman (*Seasonal*) dalam ARIMA sangat krusial untuk meminimalkan *error* akibat volatilitas data penjualan bulanan. Konsistensi hasil antara studi Saraç and Ertürk

[27] dengan penelitian ini memperkuat justifikasi pemilihan model SARIMA sebagai instrumen peramalan yang paling *robust* untuk kasus Indonesia.

Lebih jauh lagi, tantangan utama dalam penelitian ini adalah menerjemahkan hasil peramalan penjualan bulanan (*flow*) menjadi total populasi kendaraan (*stock*) untuk dibandingkan dengan target peta jalan pemerintah. Untuk mengatasi hal ini, penelitian mengadopsi kerangka kerja *stock-flow cohort model* yang dikembangkan oleh Fridstrøm, et al. [12]. Fridstrøm, et al. [12] menekankan bahwa dinamika armada nasional tidak hanya ditentukan oleh penjualan baru, tetapi merupakan fungsi akumulatif dari aliran masuk (*inflow*) dikurangi tingkat depresiasi atau penghapusan (*scrappage*). Dengan menerapkan logika Fridstrøm, et al. [12] ini, hasil peramalan SARIMA dalam penelitian ini dikonversi menjadi data stok tahunan yang valid untuk keperluan evaluasi kebijakan.

Dengan demikian, posisi penelitian ini merupakan sintesis yang mengisi kesenjangan dari studi-studi terdahulu. Penelitian ini mengintegrasikan validitas konteks lokal Indonesia [26], ketepatan metode SARIMA untuk EV di negara berkembang [27], serta ketajaman mekanisme konversi populasi [12] ke dalam satu kerangka kerja *Strategic Dashboard*. Pendekatan integratif ini memberikan nilai tambah berupa kemampuan *Trajectory Gap Analysis* yang tidak ditemukan jika ketiga metode tersebut digunakan secara terpisah.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Pembangunan dan Validasi Model Peramalan SARIMA

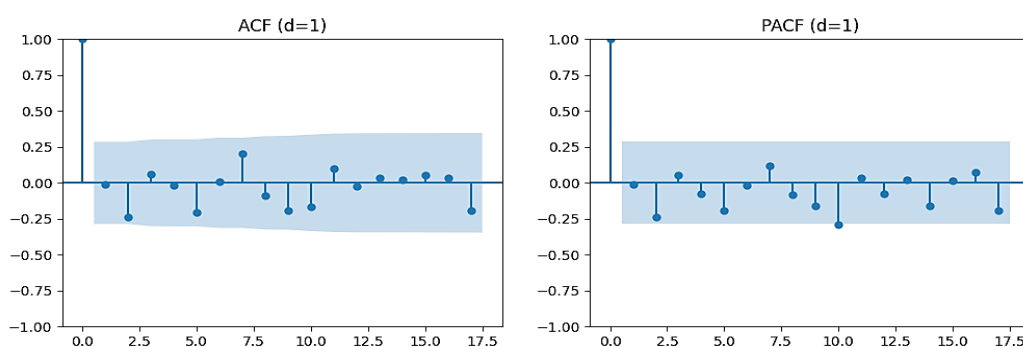
Data penjualan kendaraan listrik (EV) memperlihatkan dinamika pertumbuhan yang fluktuatif dengan adanya perubahan struktural (*structural break*) sejak pertengahan 2022 (Fase Ekspansi), sehingga menuntut penerapan metode yang *robust* seperti pendekatan ARIMA (sebagaimana Gambar 2). Melalui proses *grid search* dan minimisasi AICc, model terbaik yang terpilih dalam penelitian ini adalah SARIMA(0, 1, 2)(0, 1, 1). Kelayakan statistik model dikonfirmasi melalui uji diagnostik residual, di mana Uji Ljung-Box menghasilkan *p-value* sebesar 0,1816 ( $>0,05$ ), yang mengindikasikan bahwa residual bersifat *white noise* dan model dinyatakan layak (Gambar 3). Berdasarkan validasi kinerja pada *test set* (Gambar 4), model menghasilkan metrik kesalahan berupa RMSE sebesar 2262,24; MAE sebesar 1605,40; dan MAPE sebesar 23%. Meskipun nilai MAPE tersebut berada di atas standar ideal ( $<10\%$ ), capaian ini dikategorikan sebagai *reasonable forecasting* (Tabel 2)[9] mengingat tingginya volatilitas pasar yang dipicu oleh intervensi kebijakan mendadak. Dengan demikian, model ini terbukti mampu menangkap arah tren serta pola fluktuasi pasar, menjadikannya basis yang valid untuk proyeksi jangka panjang skenario *Business as Usual*(BaU).

**Tabel 2.** Interpretasi dari nilai *MAPE* (%)

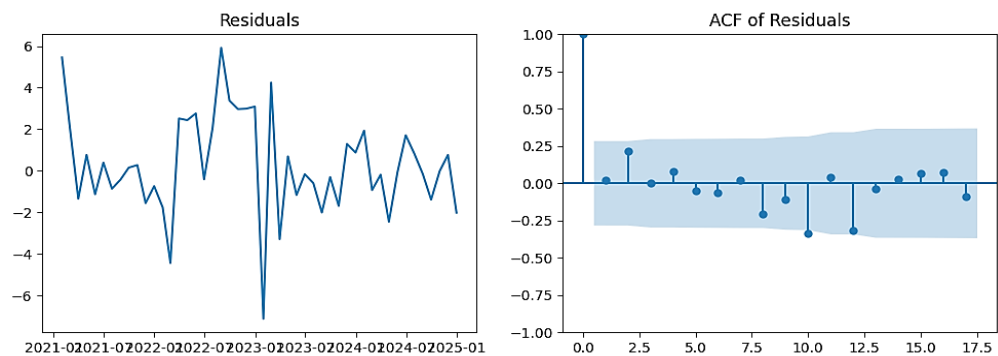
<i>MAPE</i>	Interpretasi
$<10$	<i>Highly accurate forecasting</i>
10-20	<i>Good forecasting</i>
20-50	<i>Reasonable forecasting</i>
$>50$	<i>Inaccurate forecasting</i>

#### 3.2. Perancangan dan Implementasi Strategic Dashboard

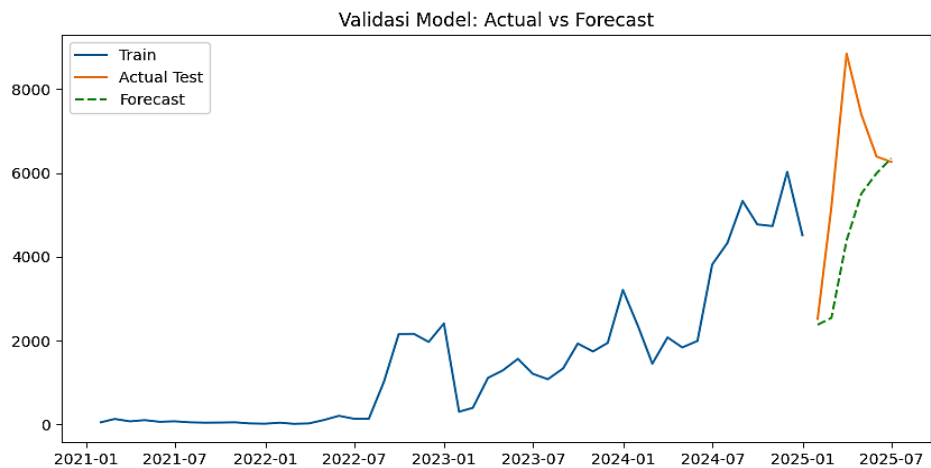
*Strategic Dashboard* dikembangkan menggunakan platform Tableau dengan mengadopsi pendekatan *Storytelling with Data* [15], yang bertujuan memandu pengguna melalui alur narasi terstruktur mulai dari aspek *What*, *Who*, hingga *Why*. Arsitektur dasbor ini diimplementasikan ke dalam lima halaman terintegrasi yang menyajikan tren pertumbuhan historis, tingkat penetrasi pasar yang tercatat mencapai 2,58% hingga Juni 2025, serta dinamika pergeseran dominasi merek utama seperti Wuling, BYD, dan Hyundai. Selain itu, dasbor juga memvisualisasikan perbandingan variabel makroekonomi dan infrastruktur pendukung untuk memberikan konteks yang lebih luas bagi pengambil keputusan.



**Gambar 2.** Plotting ACF dan PACF



Gambar 3. Plotting Residuals dan ACF of Residuals



Gambar 4. Grafik Perbandingan antara Forecast ARIMA dengan Data Test

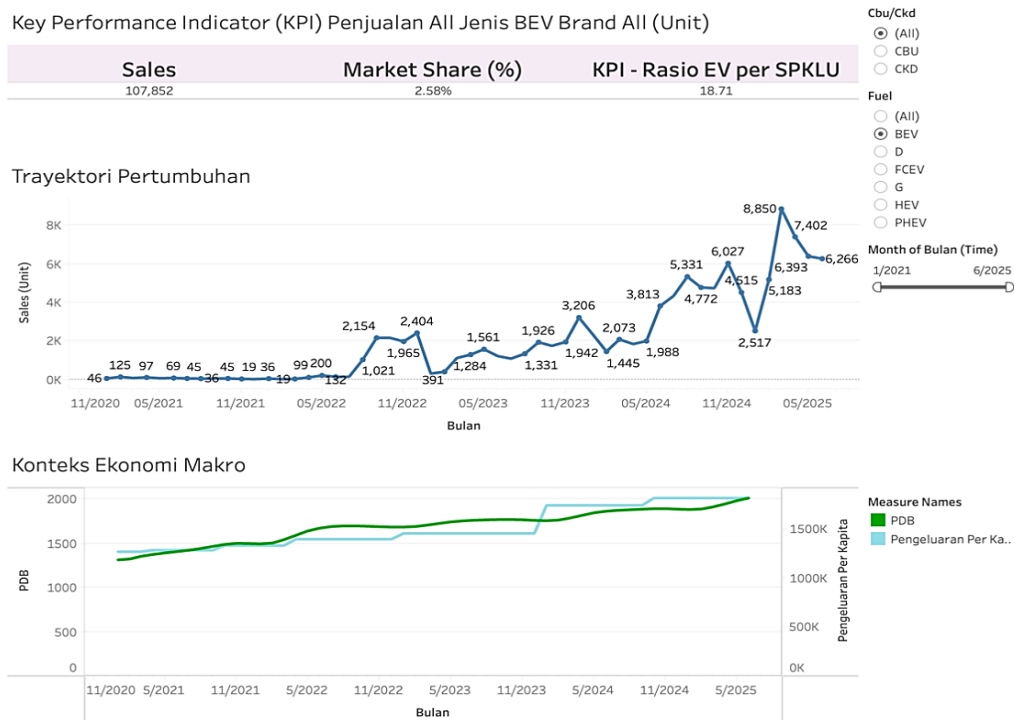
Guna menjamin keandalan teknis, validasi dilakukan melalui *Black Box Testing* [28] terhadap enam skenario kunci, termasuk pengujian fungsi filter waktu, akurasi visualisasi peramalan ARIMA, serta interaksi *tooltip*. Hasil pengujian untuk seluruh skenario (TC-01 hingga TC-06) menghasilkan status "Pass" (Tabel 3). Hal ini mengonfirmasi bahwa logika internal sistem, integrasi model peramalan, dan fungsionalitas visualisasi telah berjalan optimal sesuai dengan spesifikasi desain yang dirancang.

Tabel 3. Tabel Hasil *Black Box Testing*

ID Uji	Fitur / Skenario	Output yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status (Pass/ Fail)
Filter Periode Waktu				
TC-01	Pengguna memilih rentang tahun tertentu (misal: 01/2021-2023) pada menu <i>slider</i> waktu.	Grafik tren penjualan dan data infrastruktur hanya menampilkan data dalam rentang tahun yang dipilih.	Grafik terlihat menyesuaikan dengan rentang waktu yang dipilih, dengan respon <3 detik	Pass
TC-02	Visualisasi Hasil Peramalan (ARIMA)	Grafik garis menampilkan perpanjangan garis tren (data masa depan) yang berbeda warna/gaya dengan data historis, lengkap dengan area interval kepercayaan ( <i>confidence interval</i> ).	Garis hasil peramalan Penjualan EV terlihat dikonversi menjadi Flow to Stock (Akumulasi penjualan) menyambung dengan akumulasi data historis penjualan <i>Battery Electric Vehicle</i> (BEV)	Pass
	Interaksi <i>Tooltip</i> (Detail Data)	Muncul kotak informasi ( <i>pop-up</i> ) yang menampilkan detail angka penjualan (unit), bulan/tahun	Informasi yang dibutuhkan muncul sesuai <i>story</i> yang dibahas dan sangat membantu dalam memahami visualisasi	
TC-03	Pengguna mengarahkan kursor ( <i>hover</i> ) pada titik data tertentu di grafik penjualan.			Pass
TC-04	Filter Kategori Kendaraan	Seluruh komponen visual	Seluruh grafik dan	Pass



ID Uji	Fitur / Skenario	Output yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status (Pass/ Fail)
TC-05	Pengguna memilih kategori spesifik (misal: hanya "EV" atau "PHEV").	di dasbor (grafik pai, grafik batang, dan peta sebaran) menyesuaikan diri untuk hanya menampilkan kategori yang dipilih.	visualisasi terkait menyesuaikan dengan filter yang dipilih, dengan respon <3 detik	Pass
	Navigasi <i>Storytelling</i> Pengguna menekan tombol navigasi antar <i>story point</i> (misal: dari "Analisis Pasar" ke "Analisis Segmentasi").	Tampilan dasbor berpindah ke <i>layout</i> berikutnya secara logis sesuai alur narasi yang dirancang.	Halaman berpindah menyesuaikan <i>story</i> yang dipilih	
TC-06	Tampilan Konteks Makro Pengguna membandingkan tren penjualan dengan variabel eksternal (misal: Harga BBM).	Grafik menampilkan <i>dual-axis</i> atau visualisasi berdampingan yang memungkinkan perbandingan visual antara tren EV dan fluktuasi harga BBM.	Skala sumbu (axis) kiri dan kanan tertata rapi dan tidak membingungkan interpretasi.	Pass



**Gambar 5.** Halaman 1 *Strategic Dashboard* Analisis Pasar EV Indonesia dan Tren Makro

Arsitektur *Strategic Dashboard* ini dirancang untuk memandu pembuat kebijakan melalui alur narasi yang terstruktur, dimulai dengan pemahaman fundamental mengenai kondisi pasar saat ini (*The What*) dan aktor yang terlibat (*The Who*). Gambar 5 menyajikan halaman Analisis Pasar & Tren Makro yang berfungsi menjawab aspek *The What*. Visualisasi ini menampilkan grafik *Line Chart* tren pertumbuhan penjualan EV dari tahun 2021 hingga 2025 yang disandingkan dengan indikator makroekonomi. Fitur KPI utama di bagian atas memonitor total akumulasi penjualan dan *market share* saat ini (2,58%), memberikan gambaran posisi pasar EV terhadap kendaraan konvensional secara *real-time*.

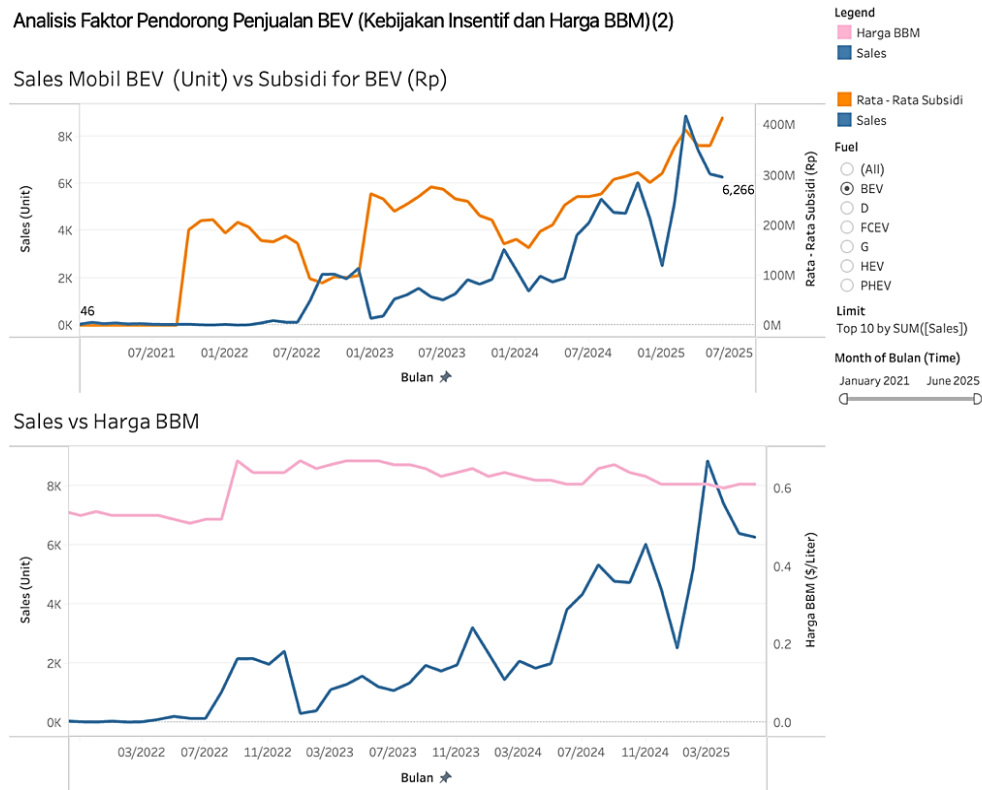
Gambar 6 memvisualisasikan aspek *The Who* melalui analisis segmentasi produsen. Menggunakan *Stacked Bar Chart* dan *Treemap*, halaman ini membedah dominasi pasar berdasarkan merek dan jenis kendaraan. Visualisasi ini mengungkap pergeseran struktur pasar yang semula didominasi oleh satu pemain menjadi lebih kompetitif, membantu pembuat kebijakan mengidentifikasi pemain industri kunci yang perlu dilibatkan dalam dialog regulasi.

Gambar 7 menjawab aspek *The Why* dari sisi teknis. Grafik *Dual-Axis* digunakan untuk mengkorelasikan tren penjualan EV dengan peningkatan Rata-rata Jarak Tempuh (*Average Range*) dan ketersediaan SPKLU. Visualisasi ini secara eksplisit menunjukkan bahwa lonjakan penjualan bergerak

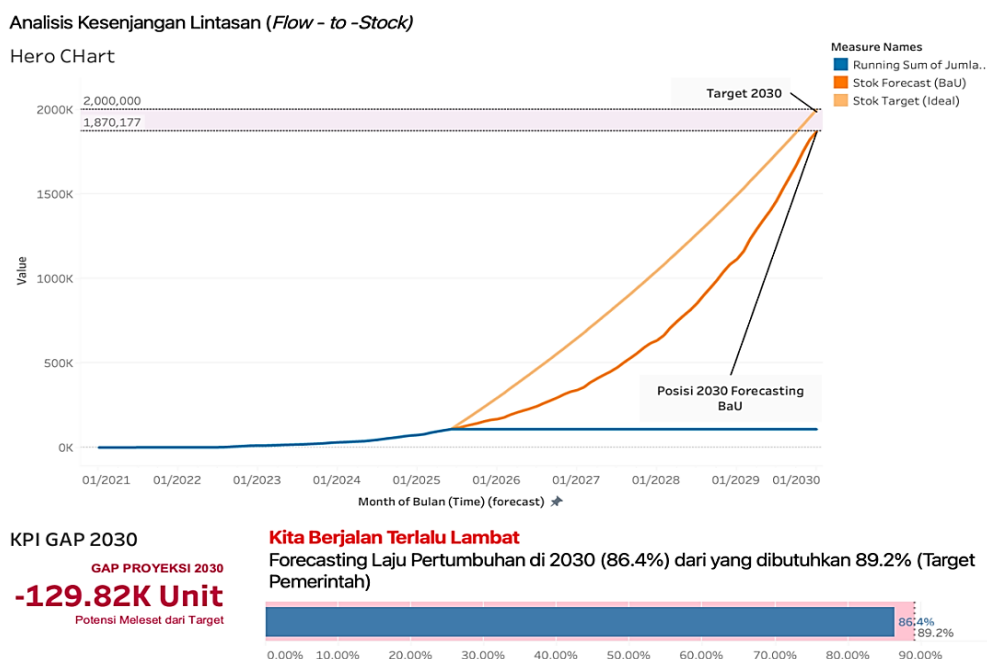
beriringan dengan ekspansi infrastruktur pengisian daya, mengonfirmasi hipotesis bahwa kesiapan ekosistem fisik adalah pendorong utama adopsi.

Gambar 9 merupakan puncak analisis strategis (*Trajectory Gap Analysis*). Grafik ini membandingkan dua lintasan linear: garis Target Pemerintah (2 juta unit) dan garis Proyeksi BaU hasil model SARIMA (1,87 juta unit). Visualisasi area di antara kedua garis tersebut merepresentasikan defisit strategis (*strategic gap*) sebesar 129.823 unit yang perlu ditutup melalui intervensi kebijakan tambahan sebelum tahun 2030.

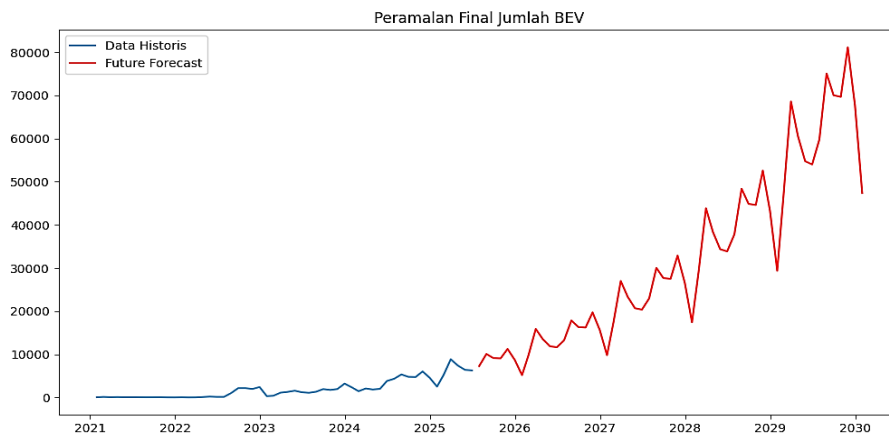
Visualisasi tren pada Gambar 10 mengonfirmasi pola pertumbuhan positif yang kuat, di mana Model SARIMA terbukti efektif menangkap pola musiman dinamis, bukan sekadar linear, yang konsisten dengan karakteristik pasar otomotif nasional.



**Gambar 8.** Halaman 4 *Strategic Dashboard* Analisis Faktor Pendorong (Kebijakan Insentif dan Harga BBM)



**Gambar 9.** Halaman 5 *Strategic Dashboard* Analisis Kesenjangan Lintasan (Flow – to -Stock)



**Gambar 10.** Proyeksi Arus Penjualan menggunakan SARIMA model

Terlihat dua fenomena statistik utama Peningkatan Amplitudo Musiman, di mana variabilitas penjualan melebar seiring kematangan pasar, dan Akselerasi Eksponensial, dengan proyeksi penjualan bulanan mencapai kisaran 80.000 unit pada 2030 dalam skenario *Business-as-Usual* (BaU). Data ini kemudian dikonversi menjadi stok populasi dengan asumsi *scrappage rate nol* persen.

Meskipun interval kepercayaan 95% (Gambar 10) melebar yang mengindikasikan ketidakpastian statistik jangka panjang, pola pertumbuhannya tetap konsisten. Temuan strategis utama dari visualisasi ini adalah bahwa bahkan pada batas atas interval kepercayaan (*Upper Bound*) sekalipun, total proyeksi populasi masih gagal mencapai target pemerintah 2 juta unit. Hal ini memberikan bukti empiris bahwa intervensi kebijakan yang ada saat ini belum memadai.

### 3.3. Analisis Kesenjangan Lintasan dan Evaluasi Kebijakan

Efektivitas dasbor sebagai sistem peringatan dini (*early warning system*), yang memberikan sinyal objektif bahwa lintasan adopsi Indonesia saat ini "Berjalan Terlalu Lambat" untuk mencapai target nasional.

Di sisi lain, evaluasi kebijakan berbasis data historis menegaskan karakteristik pasar EV Indonesia yang sangat sensitif terhadap intervensi kebijakan (*policy-driven*). Analisis matriks korelasi Pearson (Gambar 7) menyoroti temuan kritis bahwa faktor infrastruktur (jumlah SPKLU) memiliki korelasi positif yang sangat kuat terhadap penjualan ( $r=0,822$ ), mengungguli pengaruh insentif fiskal atau subsidi yang mencatat korelasi lebih rendah ( $r=0,693$ ). Sementara itu, indikator ekonomi makro seperti PDB dan pengeluaran per kapita turut menunjukkan korelasi positif yang sangat kuat ( $r=0,807$  dan  $r=0,841$ ) (Gambar 5). Fenomena ini menguatkan argumen bahwa hambatan utama adopsi telah bergeser dari sekadar biaya kepemilikan awal menuju kepercayaan terhadap ekosistem pendukung—khususnya terkait *range anxiety* dan ketersediaan infrastruktur pengisian daya sebuah temuan yang relevan dengan tantangan sosio-teknis dalam literatur global.

### 3.4. Diskusi dan Implikasi Kebijakan

Temuan penelitian ini mengungkap bahwa meskipun tren adopsi EV di Indonesia menunjukkan pertumbuhan eksponensial, lintasan saat ini (*Business-as-Usual*) diproyeksikan masih mengalami defisit sekitar 6,5% dari target nasional 2030. Analisis korelasi Pearson menegaskan bahwa faktor infrastruktur (SPKLU) memiliki korelasi yang jauh lebih kuat ( $r=0,822$ ) terhadap penjualan dibandingkan insentif fiskal semata ( $r=0,693$ ). Temuan ini sejalan dengan studi global oleh Pevec et al. (2019) yang menyatakan bahwa di negara berkembang, *range anxiety* akibat minimnya infrastruktur menjadi hambatan psikologis yang lebih dominan daripada sensitivitas harga.

Implikasi teoretis dari temuan ini menunjukkan bahwa model adopsi teknologi di pasar Indonesia telah bergeser dari fase *early adopters* yang sensitif harga ke fase *early majority* yang menuntut keandalan ekosistem. Secara praktis, hal ini mengindikasikan perlunya reorientasi kebijakan pemerintah. Strategi yang semula berat pada subsidi pembelian kendaraan (*demand-side*), perlu diseimbangkan dengan investasi masif pada penyediaan infrastruktur pengisian daya (*supply-side*). Dasbor yang dikembangkan dalam penelitian ini memvalidasi perlunya pergeseran fokus tersebut melalui bukti visual *gap analysis* yang terukur.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan kerangka kerja *Strategic Dashboard* yang terintegrasi dengan model peramalan deret waktu sebagai instrumen pendukung keputusan bagi kebijakan adopsi Kendaraan Listrik (EV) di Indonesia. Model SARIMA(0, 1, 2)(0, 1, 1) terpilih sebagai model terbaik dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 23%, *Mean Absolute Error* (MAE) 1605.40, dan *Root Mean*

*Squared Error* (RMSE) 2262.24 yang mengindikasikan kemampuan peramalan yang memadai (*reasonable forecasting*) dalam menangkap volatilitas tren *Business-as-Usual* (BaU). Melalui mekanisme konversi *flow-to-stock* dengan asumsi *scrappage rate* nol, penelitian memproyeksikan akumulasi populasi EV akan mencapai 1.870.177 unit pada akhir tahun 2030.

Analisis kesenjangan lintasan (*Trajectory Gap Analysis*) mengungkap adanya defisit strategis sebesar 129.823 unit antara proyeksi BaU dengan target pemerintah (2 juta unit). Analisis *Compound Annual Growth Rate* (CAGR) memperlihatkan bahwa laju pertumbuhan alami sebesar 86,4% masih berada di bawah ambang batas yang dibutuhkan (89,2%) untuk mencapai target nasional. Temuan empiris menegaskan bahwa akselerasi adopsi ke depan sangat bergantung pada kepastian infrastruktur fisik, mengingat variabel ketersediaan SPKLU memiliki korelasi yang lebih kuat ( $r=0,822$ ) terhadap penjualan dibandingkan insentif fiskal semata ( $r=0,693$ ). Fungsionalitas dasbor ini juga telah tervalidasi teknis melalui pengujian *Black Box Testing*.

Implikasi kebijakan dari temuan ini menyarankan pemerintah untuk melakukan reorientasi strategi dari dominasi insentif fiskal menuju investasi masif pada pembangunan infrastruktur pengisian daya. Langkah ini krusial untuk mengeliminasi hambatan psikologis konsumen (*range anxiety*) dan menciptakan dampak pengungkit (*leverage*) yang lebih signifikan dalam menutup kesenjangan target 2030. Kendati demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan pada penggunaan model univariat dan asumsi tingkat penghapusan kendaraan (*scrappage rate*) nol persen yang berpotensi menghasilkan estimasi *over-optimistic* pada akhir periode proyeksi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk: (1) Mengadopsi model multivariat (seperti ARIMAX atau LSTM) guna menangkap pengaruh variabel eksogen secara matematis; dan (2) Mengintegrasikan fungsi distribusi mortalitas kendaraan (seperti distribusi Weibull) untuk menghasilkan estimasi populasi bersih (*net stock*) yang lebih presisi pasca-2030.

## REFERENSI

- [1] K. ESDM, "Ini target pemerintah untuk populasi kendaraan listrik di tahun 2030 [siaran pers]," ed: Kementerian ESDM, 2024.
- [2] Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 55 Tahun 2019 tentang Percepatan Program Kendaraan Bermotor Listrik Berbasis Baterai (Battery Electric Vehicle) untuk Transportasi Jalan, 2019.
- [3] I. Tsouros et al., "From Raw Data to Informed Decisions: The Development of an Online Data Repository and Visualization Dashboard for Transportation Data " presented at the The 14th International Conference on Emerging Ubiquitous Systems and Pervasive Networks (EUSPN 2023), Almaty, Kazakhstan, November 7-9, 2023, 2023.
- [4] T. Fraser and H. O. Gao, "Driving climate action with the VISUALIZER: A dashboard for transportation emissions data analysis & visualization," *Urban Climate*, vol. 61, 2025, doi: 10.1016/j.uclim.2025.102459.
- [5] T. Ning, B. Lu, X. Ouyang, H. Ouyang, and J. Chen, "Prospect and sustainability prediction of China's new energy vehicles sales considering temporal and spatial dimensions," *Journal of Cleaner Production*, vol. 468, 2024, doi: 10.1016/j.jclepro.2024.142926.
- [6] Y. Ensafi, S. H. Amin, G. Zhang, and B. Shah, "Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning – A comparative analysis," *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 2, no. 1, 2022, doi: 10.1016/j.jjime.2022.100058.
- [7] T. Falatouri, Darbanian, F., Brandtner, P., & Udokwu, C. , "Predictive analytics for demand forecasting – A comparison of SARIMA and LSTM in retail SCM," 2022.
- [8] H. A. Ayad, L. A. Al-Kilani, R. Arshad, M. A. Al-Obadi, H. T. Hussein, and M. Kucukvar, "Developing an Interactive Data Visualization Platform to Present the Adaption of Electrical Vehicles in Washington, California and New York," presented at the 2020 IEEE 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications, 2020.
- [9] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting Principles and Practice* 2ed. Monash University, 2018.
- [10] W. Dai, Y. Liu, X. Huang, B. Zou, and J. Zhu, "An enhanced combined model for NEV sales prediction utilizing complexity self-awareness and sentiment score correction," *Energy*, vol. 330, 2025, doi: 10.1016/j.energy.2025.136681.
- [11] A. Lavalle, A. Maté, M. Y. Santos, P. Guimarães, J. Trujillo, and A. Santos, "A methodology for the systematic design of storytelling dashboards applied to Industry 4.0," *Data & Knowledge Engineering*, vol. 156, 2025, doi: 10.1016/j.datak.2025.102410.
- [12] L. Fridstrøm, V. Østli, and K. W. Johansen, "A stock-flow cohort model of the national car fleet," *European Transport Research Review*, vol. 8, no. 3, 2016, doi: 10.1007/s12544-016-0210-z.
- [13] D. Pevec, J. Babic, and V. Podobnik, "Electric Vehicles: A Data Science Perspective Review," *Electronics*, vol. 8, no. 10, 2019, doi: 10.3390/electronics8101190.

- [14] T. Van Calster, B. Baesens, and W. Lemahieu, "ProfARIMA: A profit-driven order identification algorithm for ARIMA models in sales forecasting," *Applied Soft Computing*, vol. 60, pp. 775-785, 2017, doi: 10.1016/j.asoc.2017.02.011.
- [15] C. Nussbaumer Knaflitz, *Storytelling with Data: A Data visualization guide for business professionals*. Wiley, 2015.
- [16] Gaikindo. *Automobile Industry Data*, Gaikindo.
- [17] T. Economics. *Indonesia gasoline prices*.
- [18] Peraturan Menteri Energi Dan Sumber Daya Mineral Republik Indonesia Nomor 13 Tahun 2020 tentang Penyediaan Infrastruktur Pengisian Listrik Untuk Kendaraan Bermotor Listrik Berbasis Baterai, K. E. D. S. D. M. R. Indonesia, 2020.
- [19] Peraturan Menteri Keuangan Republik Indonesia Nomor 38 Tahun 2023 Tentang Pajak Pertambahan Nilai Atas Penyerahan Kendaraan Bermotor Listrik Berbasis Baterai Roda Empat Tertentu Dan Kendaraan Bermotor Listrik Berbasis Baterai Bus Tertentu Yang Ditanggung Pemerintah Tahun Anggaran 2023, K. K. R. Indonesia, 2023.
- [20] Peraturan Menteri Keuangan Republik Indonesia Nomor 62 Tahun 2025 Tentang Perubahan Kedua Atas Peraturan Menteri Keuangan Nomor 26/Pmk.010/2022 Tentang Penetapan Sistem Klasifikasi Barang Dan Pembebanan Tarif Bea Masuk Atas Barang Impor, K. K. R. Indonesia, 2025.
- [21] Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 74 Tahun 2021 tentang Perubahan Atas Peraturan Pemerintah Nomor 73 Tahun 2019 Tentang Barang Kena Pajak Yang Tergolong Mewah Berupa Kendaraan Bermotor Yang Dikenai Pajak Penjualan Atas Barang Mewah, 2019.
- [22] Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 79 Tahun 2023 tentang Perubahan Atas Peraturan Presiden Nomor 55 Tahun 2019 Tentang Percepatan Program Kendaraan Bermotor Listrik Berbasis Baterai (Battery Electric Vehicle) Untuk Transportasi Jalan, P. R. Indonesia, 2023.
- [23] BPS. *Berita Resmi Statistik Laporan: Pertumbuhan Ekonomi Indonesia*, BPS.
- [24] P. C. S. Indonesia. "Oto Perbandingan Mobil Baru." *oto.com*. (accessed 2025).
- [25] D. J. Ketenagalistrikan. *Laporan Kinerja Direktorat Jenderal Ketenagalistrikan Tahun 2021-2025*.
- [26] E. A. Irhami and F. F., "Forecasting the Number of Vehicles in Indonesia Using Auto Regressive Integrative Moving Average (ARIMA) Method," presented at the ICIASGA 2020, 2021.
- [27] M. S. Saraç and M. A. Ertürk, "Forecasting the Number of Electric Vehicles in Turkey Towards 2030: SARIMA Approach," *Energies*, vol. 18, no. 18, 2025, doi: 10.3390/en18184808.
- [28] N. A. Silitonga, Samatha, L. H. D., Wiguna, T. A., Baidawi, M., & Saifudin, A., "Pengujian black box testing pada aplikasi absensi berbasis web di sekolah SDN Duri Kepa 01," *Jurnal Ilmu Komputer dan Science*, vol. 2, 5, 2023.