

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Penelitian Terdahulu

Untuk memperkuat landasan metodologi dan mengidentifikasi *gap* penelitian, delapan penelitian sebelumnya dievaluasi [19][5].

Syalianda & Kusumastuti melakukan penelitian kualitatif tentang penerapan JAKI dan menemukan bahwa ada masalah dengan inklusi digital, privasi data, dan integrasi multi-kanal [9]. Untuk menilai kepuasan pengguna *smart city* di empat kota di Indonesia, Zhu & Alamsyah menggunakan regresi OLS [25]. Dengan menggunakan SEM-AMOS pada 595 peserta, M. Al-Kautsar Maktub et al. menentukan faktor adopsi JAKI [12]. Penelitian ini membedakan diri dari penelitian terdahulu dengan mengintegrasikan analisis statistik deskriptif, STL Decomposition, serta perbandingan model forecasting FB Prophet dan SARIMA untuk menganalisis karakteristik, pola musiman, dan prediksi volume pengaduan pada aplikasi JAKI. Pendekatan tersebut memungkinkan evaluasi yang lebih komprehensif terhadap perilaku data pengaduan publik dan privasi dibandingkan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada satu aspek analisis. [21][18].

Tabel 2.1 Ringkasan Penelitian Terdahulu

No	Penulis & Tahun	Source Database	Metode	Hasil Utama	Gap Analysis
1	Syalianda & Kusumastuti (2021) [9]	Scopus (IOP Conference Series)	Analisis Kualitatif	Menjelaskan implementasi Jakarta Smart City dan JAKI serta	Belum menganalisis data historis pengaduan maupun

No	Penulis & Tahun	Source Database	Metode	Hasil Utama	Gap Analysis
				tantangan integrasi layanan publik.	melakukan forecasting.
2	M. Al-Kautsar Maktub et al. [12]	<i>ScienceDirect</i> (Heliyon)	SEM-UTA UT	Mengidentifikasi faktor yang mempengaruhi penerimaan masyarakat terhadap aplikasi JAKI.	Berfokus pada perilaku pengguna, bukan karakteristik data pengaduan maupun prediksi volume laporan.
3	Liu et al. (2021) [24]	IEEE Access	<i>Time Series Forecasting Survey</i>	Menjelaskan berbagai metode forecasting deret waktu beserta karakteristik, kelebihan, dan tantangan	Bersifat tinjauan umum sehingga belum mengevaluasi performa model forecasting pada data

No	Penulis & Tahun	Source Database	Metode	Hasil Utama	Gap Analysis
				implementasi nya.	pengaduan publik.
4	Alfaridzi et al. (2025) [21]	Jurnal CoSciTech	SARIMA dan Prophet	Membandingkan performa SARIMA dan Prophet pada data kunjungan wisatawan internasional ke Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan SARIMA menghasilkan akurasi lebih baik pada data tersebut.	Objek penelitian merupakan data pariwisata sehingga belum dapat menggambarkan karakteristik data pengaduan masyarakat.
5	Sugianto, Danarwin du, & Prihatmok	<i>Emerging Statistics and Data Science Journal</i>	SARIMA X dan Prophet	Membandingkan model SARIMAX dan Prophet untuk	Menggunakan data layanan kesehatan sehingga belum menguji

No	Penulis & Tahun	Source Database	Metode	Hasil Utama	Gap Analysis
	o (2025) [22]			memprediksi kunjungan pasien klinik. Hasil menunjukkan SARIMAX memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan Prophet. Penulis utama berasal dari Universitas Multimedia Nusantara.	karakteristik data pengaduan publik dan privasi.
6	Oetama (2023) [28]	Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika (SINTA 3)	<i>Stacked Long Short-Term Memory</i>	Mengembangkan model prediksi berbasis Stacked LSTM untuk meningkatkan akurasi prediksi penyakit	Menggunakan pendekatan deep learning pada bidang kesehatan sehingga belum membahas forecasting data

No	Penulis & Tahun	Source Database	Metode	Hasil Utama	Gap Analysis
				jantung koroner. Penelitian menunjukkan pentingnya pemilihan model prediksi yang sesuai dengan karakteristik data.	pengaduan maupun perbandingan Prophet dan SARIMA.
7	Khaw et al. (2025) [23]	Jurnal SIFO Mikroskil	Prophet dan SARIMA X	Membandingkan Prophet dan SARIMAX pada data penjualan serta menunjukkan bahwa SARIMAX memberikan performa lebih baik pada pola	Objek penelitian berupa data penjualan sehingga belum diterapkan pada sistem pengaduan publik berbasis e-government.

No	Penulis & Tahun	Source Database	Metode	Hasil Utama	Gap Analysis
				musiman tertentu.	
8	E. Y. Wijaya & A. Suryadibrata (2022) [30]	<i>International Journal of New Media Technology</i> (IJNMT)	<i>Neural Prophet</i>	Menerapkan model Neural Prophet untuk memprediksi jumlah kasus COVID-19 di Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa <i>Neural Prophet</i> mampu menangkap pola tren dan musiman pada data deret waktu dengan baik sehingga menghasilkan performa	Objek penelitian berfokus pada data kesehatan sehingga belum mengevaluasi karakteristik data pengaduan masyarakat maupun membandingkan performa model FB Prophet dan SARIMA pada sistem <i>e-government</i> seperti JAKI.

No	Penulis & Tahun	Source Database	Metode	Hasil Utama	Gap Analysis
				prediksi yang memadai.	

Berdasarkan delapan penelitian terdahulu yang telah dikaji, terlihat bahwa penelitian mengenai aplikasi JAKI maupun sistem pengaduan masyarakat berbasis digital masih didominasi oleh pembahasan implementasi e-government, tingkat penerimaan pengguna, serta penerapan model peramalan pada berbagai bidang. Penelitian yang dilakukan oleh Syalianda dan Kusumastuti [9] serta Maktub et al. [12] menjadikan aplikasi JAKI sebagai objek penelitian, namun fokus kajiannya lebih menitikberatkan pada implementasi konsep smart city dan faktor-faktor yang mempengaruhi adopsi teknologi oleh masyarakat. Dengan demikian, kedua penelitian tersebut belum mengulas karakteristik volume pengaduan maupun pola deret waktu yang dihasilkan dari data operasional aplikasi JAKI.

Pada aspek forecasting, sejumlah penelitian telah mengimplementasikan model FB Prophet, Neural Prophet, maupun SARIMA pada berbagai jenis data deret waktu, seperti data kesehatan, pariwisata, penjualan, dan kunjungan wisata. Penelitian Wijaya dan Suryadibrata [30] menunjukkan bahwa pendekatan berbasis keluarga Prophet, yaitu Neural Prophet, mampu menghasilkan akurasi yang baik dalam memprediksi kasus COVID-19 di Indonesia. Sementara itu, penelitian Alfaridzi et al. [21], Sugianto et al. [22], dan Khaw et al. [23] membandingkan performa Prophet dengan SARIMA atau variannya pada objek penelitian yang berbeda. Hasil dari penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh karakteristik data yang dianalisis, sehingga belum dapat disimpulkan bahwa satu model selalu lebih unggul dibandingkan model lainnya. Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang secara khusus mengevaluasi performa kedua model tersebut pada data pengaduan masyarakat yang memiliki karakteristik berbeda dibandingkan data pada penelitian-penelitian sebelumnya.

Selain itu, sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada pembangunan model forecasting tanpa terlebih dahulu melakukan analisis karakteristik data secara komprehensif. Padahal, identifikasi distribusi data, tren jangka panjang, serta pola musiman merupakan tahapan penting untuk memahami perilaku data sebelum proses peramalan dilakukan. Berdasarkan pertimbangan tersebut, penelitian ini diawali dengan analisis statistik deskriptif untuk menggambarkan karakteristik data pengaduan, dilanjutkan dengan STL Decomposition untuk mengidentifikasi komponen tren dan musiman, kemudian membandingkan performa FB Prophet dan SARIMA dalam memprediksi volume pengaduan pada periode berikutnya.

Berdasarkan hasil kajian literatur tersebut, penelitian ini menawarkan kontribusi berupa penerapan kerangka analisis yang mengintegrasikan empat metode, yaitu Statistik Deskriptif, STL Decomposition, FB Prophet, dan SARIMA, untuk menganalisis karakteristik data sekaligus mengevaluasi model forecasting pada data pengaduan publik dan privasi aplikasi JAKI. Hingga penelitian ini dilakukan, belum ditemukan penelitian yang mengkombinasikan keempat metode tersebut pada data pengaduan JAKI. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan analisis data pengaduan berbasis time series sekaligus menjadi dasar penyusunan strategi perencanaan kapasitas layanan publik yang lebih adaptif, responsif, dan berbasis data.

2.2 Teori yang berkaitan

2.2.1 Sistem Pengaduan Masyarakat Digital (*e-Government*)

Sistem pengaduan masyarakat digital merupakan salah satu implementasi *electronic government* (*e-government*) yang bertujuan meningkatkan kualitas pelayanan publik melalui pemanfaatan teknologi informasi dan komunikasi. Penerapan *e-government* memungkinkan pemerintah menyediakan layanan yang lebih efektif, transparan, akuntabel, dan berorientasi pada kebutuhan masyarakat. Salah satu bentuk implementasinya adalah penyediaan platform digital yang memungkinkan masyarakat menyampaikan aspirasi maupun pengaduan secara

daring sehingga proses penyampaian, pengelolaan, hingga tindak lanjut laporan dapat dilakukan secara lebih cepat dan terdokumentasi dengan baik [25][26].

Salah satu implementasi e-government di Indonesia adalah aplikasi Jakarta Kini (JAKI) yang dikembangkan oleh Pemerintah Provinsi DKI Jakarta sebagai media pelayanan publik terintegrasi. Melalui Sistem Cepat Respon Masyarakat (CRM), JAKI mengintegrasikan berbagai kanal pengaduan resmi sehingga masyarakat dapat menyampaikan laporan mengenai berbagai permasalahan perkotaan secara real-time. Seluruh laporan yang diterima akan diteruskan kepada organisasi perangkat daerah terkait sehingga proses penanganan pengaduan menjadi lebih terkoordinasi dan terdokumentasi [21][27].

Seiring meningkatnya pemanfaatan layanan digital, jumlah data pengaduan yang dihasilkan juga terus bertambah sehingga membentuk kumpulan data deret waktu (time series) yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi maupun perencanaan pelayanan publik. Analisis terhadap data tersebut tidak hanya memberikan gambaran mengenai perkembangan volume pengaduan dari waktu ke waktu, tetapi juga memungkinkan identifikasi pola tren, pola musiman, serta penyusunan model forecasting untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data (data-driven decision making) [23].

Meskipun implementasi e-government di Indonesia menunjukkan perkembangan yang positif, berbagai penelitian mengungkapkan bahwa masih terdapat tantangan dalam penerapannya, antara lain kesiapan infrastruktur digital, tingkat literasi masyarakat, serta optimalisasi pemanfaatan data sebagai dasar penyusunan kebijakan publik [19][28][29]. Oleh karena itu, analisis terhadap data operasional sistem pengaduan menjadi penting untuk menghasilkan informasi yang dapat mendukung peningkatan kualitas layanan publik secara berkelanjutan.

2.2.2 Statistik Deskriptif

Dengan menggunakan ukuran numerik, statistik deskriptif menggambarkan karakteristik dataset [26]. Metrik yang digunakan termasuk total (*sigma*), dan koefisien variasi

$$CV\% = (\sigma/\mu) \times 100\% \quad (2.1)$$

Rumus 2.1 *Coefficient of Variation*

Untuk membandingkan stabilitas antara dataset dengan skala yang berbeda [26]. CV% di bawah 30% menunjukkan pola yang relatif konsisten [28]. Sangat penting untuk menggunakan statistik deskriptif sebelum metode yang lebih kompleks digunakan [26].

2.2.3 FB Prophet

Model ramalan *FB Prophet* dikembangkan oleh *Tim Core Data Science Facebook (Meta)* dan diterbitkan oleh *Taylor dan Letham* (2018) [7]. *Prophet* memanfaatkan teknik dekomposisi adiktif:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e(t) \quad (2.2)$$

Rumus 2.2 Model Dekomposisi Aditif *FB Prophet*

Di mana $g(t)$ merupakan komponen tren, $s(t)$ merupakan komponen musiman, $h(t)$ merupakan efek hari libur, dan $e(t)$ merupakan *error* [18]. Keunggulan *Prophet* adalah sebagai berikut: mereka tidak memerlukan data stasioner; mereka secara otomatis menangani nilai yang tidak ada; mereka dapat menghasilkan interval keyakinan dengan menggunakan inferensi *Bayesian*; mereka dapat menambah musiman konvensional, seperti bulanan dan kuartalan; dan mereka mudah diinterpretasikan oleh *non-statistician* [18]. Untuk menghasilkan prediksi untuk dua belas bulan berikutnya, *Prophet* dikonfigurasi dengan *yearly_seasonality=True*, musiman bulanan (*fourier_order=5*), musiman kuartalan, *changepoint_prior_scale=0.05*, dan *interval_width=0.95*.

2.2.4 SARIMA

Salah satu perluasan dari model ARIMA yang memiliki komponen musiman adalah SARIMA (*Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average*) $(p,d,q)(P,D,Q,s)$, di mana (p,d,q) adalah orde *non*-musiman dan (P,D,Q,s) adalah orde musiman dengan periode s [6][7]. Eksperimen model dengan MAE, RMSE, MAPE, dan AIC [6].

2.3 Framework/Algoritma yang digunakan

Studi ini menggabungkan empat pendekatan analitis yang saling melengkapi dalam satu kerangka [8]:

Tabel 2.2 Metode yang Digunakan dalam Penelitian

No	Metode	Tujuan
1	Statistik Deskriptif	Menggambarkan karakteristik data pengaduan
2	STL <i>Decomposition</i>	Mengidentifikasi tren dan pola musiman
3	FB Prophet	Forecasting volume pengaduan
4	SARIMA	Forecasting volume pengaduan

Keempat metode tersebut dipilih karena membentuk alur analisis yang saling terintegrasi. Statistik deskriptif digunakan untuk memahami karakteristik data, STL *Decomposition* digunakan untuk mengidentifikasi komponen tren dan musiman, sedangkan FB Prophet dan SARIMA digunakan sebagai model *forecasting* yang kemudian dibandingkan tingkat akurasinya. Pemilihan metode ini juga sesuai dengan tujuan penelitian yang berfokus pada analisis komparatif dan *forecasting* musiman pada data pengaduan JAKI.

2.4 Tools/software yang digunakan

Implementasi menggunakan ekosistem Python dengan library-library berikut:

1. *Pandas*: Manipulasi data tabular, membaca 8 *file* CSV, normalisasi data.
2. *Matplotlib*: Visualisasi 10+ panel grafik.
3. *Statsmodels*: Implementasi *STL decomposition* dan SARIMA.
4. *Prophet (Facebook/Meta)*: Model forecasting dengan komponen musiman.
5. *Scikit-learn*: Evaluasi model (MAE, RMSE, MAPE).
6. *Jupyter Notebook*: Lingkungan pengembangan interaktif.



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA