



Customer Complaint Monitoring Dashboard Based on K-Means Clustering and Moving Average

Dashboard Monitoring Pengaduan Pelanggan Berbasis K-Means Clustering dan Moving Average

Zuhri Azkar Wiratama^{1*}, Eman Setiawan²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Narotama, Indonesia
E-mail: zuhri.wiratama@gmail.com^{1*}, eman.setiawan@narotama.ac.id²

Abstract

The descriptive management of customer complaint data has made it difficult for the company to identify complaint patterns and forecast complaint trends as a basis for decision-making. This study aims to develop a Customer Complaint Monitoring Dashboard based on K-Means Clustering and Moving Average at PT Angkasa Pura Indonesia Site SUB. The data used consist of historical customer complaint records from January 2023 to September 2024. The K-Means Clustering method was applied to group service categories according to complaint priority levels, while the Moving Average method was used to forecast trends in the number of customer complaints. The results show that the optimal number of clusters selected using the Elbow Method was four clusters ($K = 4$). Evaluation using the Silhouette Score produced a value of 0.7228 for $K = 4$, indicating good clustering quality. In the forecasting process, the three-period Moving Average method, MA(3), achieved a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 26.07% and was therefore selected as the best forecasting model. All analytical results were subsequently implemented in a Laravel-based monitoring dashboard capable of presenting information visually and interactively to support service monitoring and data-driven decision-making.

Article Information

Article History:

Received: 11/07/2026

First Revised: 17/08/2026

Accepted: 17/09/2026

Publication Date: 17/09/2026

Keywords:

Monitoring Dashboard, K-Means Clustering, Moving Average, Customer Complaints.



Copyright (c) 2026 Zuhri Azkar Wiratama and Eman Setiawan

Abstrak

Pengelolaan data pengaduan pelanggan yang masih dilakukan secara deskriptif menyebabkan perusahaan mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi pola pengaduan serta memprediksi tren pengaduan sebagai dasar pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan membangun Dashboard Monitoring Pengaduan Pelanggan Berbasis K-Means Clustering dan Moving Average pada PT Angkasa Pura Indonesia Site SUB. Data yang digunakan merupakan data historis pengaduan pelanggan periode Januari 2023 hingga September 2024. Metode K-Means Clustering digunakan untuk mengelompokkan kategori layanan berdasarkan tingkat prioritas pengaduan, sedangkan Moving Average digunakan untuk memprediksi tren jumlah pengaduan pelanggan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah cluster optimal yang dipilih berdasarkan Elbow Method adalah empat cluster ($K=4$). Evaluasi menggunakan Silhouette Score menghasilkan nilai 0,7228 pada $K=4$, yang menunjukkan kualitas pengelompokan yang baik. Pada proses forecasting, metode Moving Average periode 3 (MA_3) menghasilkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 26,07%, sehingga dipilih sebagai model peramalan terbaik. Seluruh hasil analisis kemudian diimplementasikan ke dalam dashboard monitoring berbasis Laravel yang mampu menyajikan informasi secara visual dan interaktif untuk mendukung monitoring layanan serta pengambilan keputusan berbasis data.



Copyright (c) 2026 Zuhri Azkar Wiratama dan Eman Setiawan

Artikel Info

Riwayat Artikel:

Diterima: 11/07/2026

Direvisi: 17/08/2026

Disetujui: 17/09/2026

Dipublikasikan: 17/09/2026

Kata Kunci:

Dashboard Monitoring, K-Means Clustering, Moving Average, Pengaduan Pelanggan.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong organisasi untuk memanfaatkan data sebagai aset strategis dalam mendukung proses pengambilan keputusan. Salah satu sumber data yang memiliki nilai informasi penting adalah data pengaduan pelanggan, karena mampu menggambarkan kualitas layanan yang diberikan kepada pelanggan. Melalui penerapan teknik data mining, data pengaduan tidak hanya berfungsi sebagai arsip, tetapi juga dapat dimanfaatkan untuk menemukan pola, mengidentifikasi permasalahan layanan, dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data (Han et al., 2012; Ananda Mustari et al., 2024).

Seiring berkembangnya layanan digital, pelanggan dapat menyampaikan pengaduan melalui berbagai media seperti website, email, call center, maupun media sosial. Kondisi tersebut menyebabkan volume data pengaduan terus meningkat sehingga proses monitoring secara manual menjadi kurang efektif. Penyajian data dalam bentuk laporan deskriptif sering kali belum mampu memberikan informasi mengenai pola pengaduan maupun kecenderungan peningkatan jumlah keluhan. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem monitoring yang mampu mengolah data menjadi informasi yang lebih mudah dipahami melalui visualisasi data dan analisis yang tepat (Kotler & Keller, 2016; Marwati et al., 2024; Samuel, 2024).

PT Angkasa Pura Indonesia Site SUB merupakan perusahaan yang bergerak pada bidang pelayanan bandar udara dan menerima pengaduan pelanggan melalui berbagai kanal komunikasi. Berdasarkan data historis pengaduan pelanggan periode Januari 2023 hingga

September 2024, ditemukan fluktuasi jumlah pengaduan pada berbagai kategori layanan yang menunjukkan bahwa karakteristik pengaduan bersifat dinamis. Namun, proses pengelolaan data yang dilakukan masih berfokus pada penyajian laporan rutin sehingga perusahaan belum memiliki mekanisme analisis untuk mengidentifikasi prioritas layanan maupun memprediksi tren pengaduan pelanggan sebagai dasar evaluasi layanan. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya penerapan metode analisis data yang mampu menghasilkan informasi yang lebih informatif dan mudah dipahami oleh pihak manajemen.

Berbagai penelitian telah menerapkan algoritma K-Means Clustering untuk melakukan pengelompokan data berdasarkan karakteristik tertentu. Perdana et al. (2022) memanfaatkan K-Means untuk melakukan segmentasi pelanggan berdasarkan histori transaksi, sedangkan Febri Syawaludin dan Hatta (2025) menerapkannya dalam analisis kepuasan pelanggan. Penelitian lain oleh Fadhillah et al. (2025), Huda Ahsina et al. (2022), Selvi et al. (2022), dan Yohanni Syahra et al. (2025) juga menunjukkan bahwa algoritma K-Means mampu menghasilkan pengelompokan data yang efektif sehingga dapat mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan.

Selain proses pengelompokan data, metode forecasting berperan penting dalam memperkirakan kecenderungan jumlah pengaduan pelanggan pada periode berikutnya. Dalam penelitian ini, metode Moving Average dipilih karena sesuai dengan karakteristik data pengaduan yang berbentuk deret waktu bulanan, memiliki jumlah periode pengamatan yang relatif terbatas, serta menunjukkan pola fluktuasi tanpa komponen musiman yang kuat. Dibandingkan dengan metode peramalan lain, seperti Exponential Smoothing, ARIMA, atau metode berbasis pembelajaran mesin, Moving Average memiliki proses perhitungan yang lebih sederhana, tidak membutuhkan penentuan parameter yang kompleks, dan lebih mudah diinterpretasikan oleh pengguna dashboard. Metode ini juga mampu mengurangi pengaruh fluktuasi jangka pendek dengan menggunakan nilai rata-rata dari sejumlah periode sebelumnya, sehingga dapat memberikan gambaran kecenderungan data secara lebih stabil (Makridakis et al., 1998; Ameta Tarigan & Sagala, 2021). Pemilihan beberapa panjang periode, yaitu MA3, MA5, dan MA7, dilakukan untuk membandingkan tingkat responsivitas dan kestabilan hasil prediksi. Periode yang lebih pendek cenderung lebih cepat mengikuti perubahan data, sedangkan periode yang lebih panjang menghasilkan pola prediksi yang lebih halus. Evaluasi hasil peramalan dilakukan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi masing-masing model dan menentukan periode Moving Average dengan nilai kesalahan paling rendah (Hyndman & Athanasopoulos, 2021; Nuha, 2024). Penelitian Aziza (2022) juga menunjukkan bahwa Moving Average dapat menghasilkan kinerja peramalan yang kompetitif dibandingkan dengan Exponential Smoothing pada data historis tertentu.

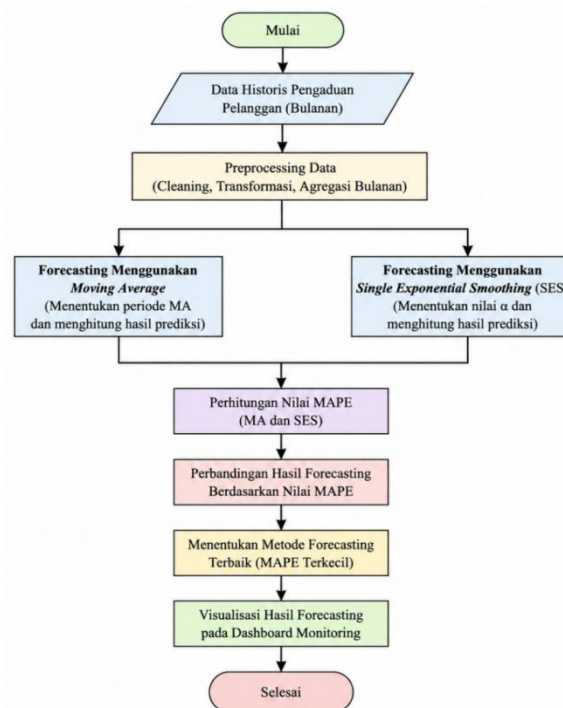
Meskipun demikian, penelitian-penelitian sebelumnya umumnya hanya berfokus pada penerapan clustering, forecasting, atau dashboard secara terpisah. Integrasi ketiga komponen tersebut dalam analisis pengaduan pelanggan masih relatif terbatas, khususnya pada sektor pelayanan bandar udara. Padahal, penggabungan proses pengelompokan data, peramalan, dan visualisasi informasi dalam satu sistem dapat membantu organisasi melakukan monitoring secara lebih efektif serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data (Badawy et al., 2023; Murat Basal et al., 2025).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan membangun Dashboard Monitoring Pengaduan Pelanggan Berbasis K-Means Clustering dan Moving Average. Metode K-Means Clustering digunakan untuk mengelompokkan prioritas pengaduan pelanggan, sedangkan metode Moving Average digunakan untuk memprediksi tren jumlah pengaduan. Hasil analisis kemudian diimplementasikan ke dalam dashboard berbasis web menggunakan framework Laravel sehingga mampu menyajikan informasi secara visual, interaktif, dan mendukung proses monitoring serta pengambilan keputusan berbasis data (Pressman, 2015; Subecz, 2021).

2. Metodologi

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data historis pengaduan pelanggan PT Angkasa Pura Indonesia Site SUB periode Januari 2023 hingga September 2024. Dataset yang digunakan terdiri atas 1.310 data pengaduan yang dihimpun selama 21 periode bulanan dan mencakup 84 kategori layanan. Data tersebut memuat informasi waktu pengaduan serta kategori layanan yang selanjutnya diolah sesuai kebutuhan analisis. Pada proses clustering, data diagregasi berdasarkan kategori layanan atau atribut Sub Segment 4 untuk memperoleh total jumlah keluhan pada setiap kategori. Sementara itu, proses forecasting menggunakan hasil agregasi jumlah pengaduan per bulan untuk membentuk data deret waktu. Data penelitian diperoleh melalui dokumentasi data pengaduan perusahaan, sedangkan observasi dan wawancara dilakukan untuk memahami proses pengelolaan pengaduan serta kebutuhan pengguna terhadap dashboard monitoring. Studi pustaka digunakan sebagai dasar pemilihan metode dan penguatan landasan teoritis penelitian. Pendekatan kuantitatif dipilih karena memungkinkan data diolah secara sistematis dan objektif sehingga hasil analisis dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah (Yani et al., 2024).

Tahapan penelitian diawali dengan proses preprocessing terhadap data pengaduan pelanggan. Tahap ini meliputi data cleaning, pemilihan atribut, transformasi data kategorikal menggunakan Label Encoding, normalisasi menggunakan StandardScaler, serta penyusunan dataset sesuai kebutuhan proses clustering dan forecasting. Tahapan preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sehingga hasil analisis menjadi lebih akurat dan konsisten. Seluruh proses pengolahan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python pada Google Colab dengan memanfaatkan pustaka Pandas dan Scikit-learn (Han et al., 2012).



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Proses analisis data dilakukan menggunakan algoritma K-Means Clustering untuk mengelompokkan kategori layanan berdasarkan tingkat kemiripan jumlah pengaduan pelanggan. Penentuan jumlah cluster dilakukan menggunakan Elbow Method, sedangkan kualitas hasil pengelompokan dievaluasi menggunakan Silhouette Score. Penggunaan algoritma K-Means dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengelompokkan data berdasarkan karakteristik yang serupa sehingga banyak digunakan dalam berbagai penelitian data mining (Han et al., 2012; Fadhillah et al., 2025; Huda Ahsina et al., 2022)

Selanjutnya dilakukan proses forecasting menggunakan metode Moving Average dengan beberapa variasi periode, yaitu MA3, MA5, dan MA7. Hasil peramalan dari setiap model kemudian dievaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk menentukan model dengan tingkat kesalahan prediksi paling rendah. Penggunaan metode Moving Average dipilih karena memiliki proses perhitungan yang sederhana dan sesuai untuk memprediksi data time series dengan pola yang relatif stabil (Makridakis et al., 1998; Ameta Tarigan & Sagala, 2021; Hyndman & Athanasopoulos, 2021; Nuha, 2024).

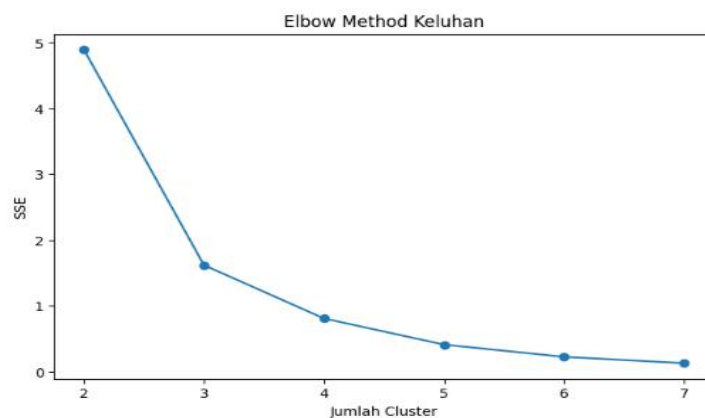
Hasil clustering dan forecasting kemudian diimplementasikan ke dalam dashboard monitoring berbasis web menggunakan framework Laravel dengan basis data MySQL. Dashboard dirancang untuk mengintegrasikan data pengaduan, hasil pengelompokan kategori layanan, dan hasil peramalan dalam satu sistem yang dapat diakses secara interaktif. Melalui visualisasi berupa ringkasan statistik, grafik tren pengaduan, hasil prioritas cluster, dan hasil forecasting, pihak manajemen dapat memantau perkembangan jumlah pengaduan, mengidentifikasi kategori layanan yang memerlukan penanganan lebih dahulu, serta melihat kecenderungan pengaduan pada periode berikutnya. Informasi tersebut dapat digunakan sebagai dasar dalam menentukan prioritas perbaikan layanan, mengalokasikan sumber daya, menyusun langkah antisipatif, dan mengevaluasi efektivitas penanganan pengaduan. Dengan demikian, dashboard tidak hanya berfungsi sebagai media penyajian data, tetapi juga sebagai alat pendukung monitoring dan pengambilan keputusan berbasis data yang lebih cepat, terarah, dan informatif (Pressman, 2015; Subecz, 2021; Wahyudi et al., 2022).

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil penerapan algoritma K-Means Clustering dan metode Moving Average pada data historis pengaduan pelanggan PT Angkasa Pura Indonesia Site SUB periode Januari 2023 hingga September 2024. Hasil analisis meliputi proses pengelompokan kategori layanan berdasarkan tingkat pengaduan, peramalan jumlah pengaduan pelanggan, serta implementasi dashboard monitoring berbasis web. Seluruh hasil penelitian kemudian dianalisis dan dibandingkan dengan penelitian terdahulu untuk mengetahui kontribusi penelitian terhadap pengembangan sistem monitoring pengaduan pelanggan.

3.1. Hasil Clustering

Proses clustering diawali dengan penentuan jumlah cluster optimal menggunakan Elbow Method. Metode ini digunakan untuk mengetahui nilai K yang mampu menghasilkan pengelompokan data secara optimal berdasarkan nilai Sum of Squared Error (SSE). Berdasarkan hasil pengujian diperoleh titik siku (elbow point) pada $K = 4$, sehingga penelitian ini menggunakan empat cluster dalam proses pengelompokan data pengaduan pelanggan. Penggunaan Elbow Method sebagai penentu jumlah cluster telah banyak digunakan dalam penelitian data mining karena mampu memberikan dasar yang objektif dalam menentukan jumlah kelompok data (Han et al., 2012; Fadhilah et al., 2025; Yohanni Syahra et al., 2025).



Gambar 2. Hasil Penentuan Jumlah Cluster Menggunakan Elbow Method

Setelah jumlah cluster ditentukan, dilakukan evaluasi kualitas hasil pengelompokan menggunakan Silhouette Score. Pengujian dilakukan pada beberapa alternatif jumlah cluster, yaitu K=2 hingga K=7. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai Silhouette Score tertinggi diperoleh pada K=2, sedangkan pada K=4 diperoleh nilai 0,7228. Meskipun demikian, berdasarkan hasil Elbow Method, penelitian ini menetapkan K=4 karena mampu memberikan keseimbangan antara kualitas pengelompokan dan tingkat detail informasi yang dihasilkan. Nilai Silhouette Score tersebut menunjukkan bahwa hasil pengelompokan memiliki kualitas yang baik sehingga layak digunakan sebagai dasar analisis prioritas layanan (Han et al., 2012; Huda Ahsina et al., 2022).

Tabel 1. Hasil Evaluasi Silhouette Score

Jumlah Cluster (K)	Silhouette Score
2	0.9675
3	0.8294
4	0.7228
5	0.7132
6	0.6932
7	0.6717

Berdasarkan hasil implementasi algoritma K-Means Clustering, kategori layanan berhasil dikelompokkan menjadi empat kelompok prioritas, yaitu Prioritas Sangat Tinggi, Prioritas Tinggi, Prioritas Sedang, dan Prioritas Rendah. Pengelompokan tersebut memberikan gambaran mengenai tingkat urgensi penanganan setiap kategori layanan berdasarkan jumlah pengaduan pelanggan yang diterima. Dengan adanya pengelompokan ini, perusahaan dapat lebih mudah menentukan prioritas perbaikan layanan sesuai tingkat kebutuhan.

Tabel 2. Ringkasan Hasil Clustering

No	Sub Segment 4	Total Keluhan	Cluster	Kategori Cluster
1	Baggage Claim/Lost & Found	340	1	Prioritas Sangat Tinggi
2	Kenyamanan Terminal	318	1	Prioritas Sangat Tinggi
3	Toilet	79	2	Prioritas Tinggi
4	Customer Service Officer	47	2	Prioritas Tinggi
5	Parkir Mobil	38	2	Prioritas Tinggi
6	Queue Line	29	3	Prioritas Sedang
7	Wifi	19	3	Prioritas Sedang
8	Lounge Eksekutif	10	0	Prioritas Rendah

Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa kategori Baggage Claim/Lost & Found dan Kenyamanan Terminal termasuk ke dalam kelompok Prioritas Sangat Tinggi karena memiliki jumlah pengaduan tertinggi. Sementara itu, kategori Toilet, Customer Service Officer, dan Parkir Mobil berada pada kelompok Prioritas Tinggi, sedangkan kategori Queue Line, WiFi, dan beberapa layanan lainnya termasuk dalam kelompok Prioritas Sedang. Adapun Lounge Eksekutif berada pada kelompok Prioritas Rendah karena memiliki jumlah pengaduan paling sedikit.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma K-Means Clustering mampu mengelompokkan data pengaduan pelanggan berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam menentukan prioritas peningkatan kualitas layanan. Temuan tersebut sejalan dengan penelitian Perdana et al., (2022), Febri Syawaludin & Hatta, (2025), Fadhilah et al. (2025), serta Selvi et al., (2022) yang menyatakan bahwa algoritma K-Means efektif digunakan dalam proses segmentasi dan pengelompokan data

untuk mendukung pengambilan keputusan. Selain itu, penelitian Yohanni Syahra et al. (2025) juga menunjukkan bahwa penerapan K-Means Clustering mampu menghasilkan segmentasi yang baik sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan strategi layanan pelanggan.

3.2. Hasil Forecasting

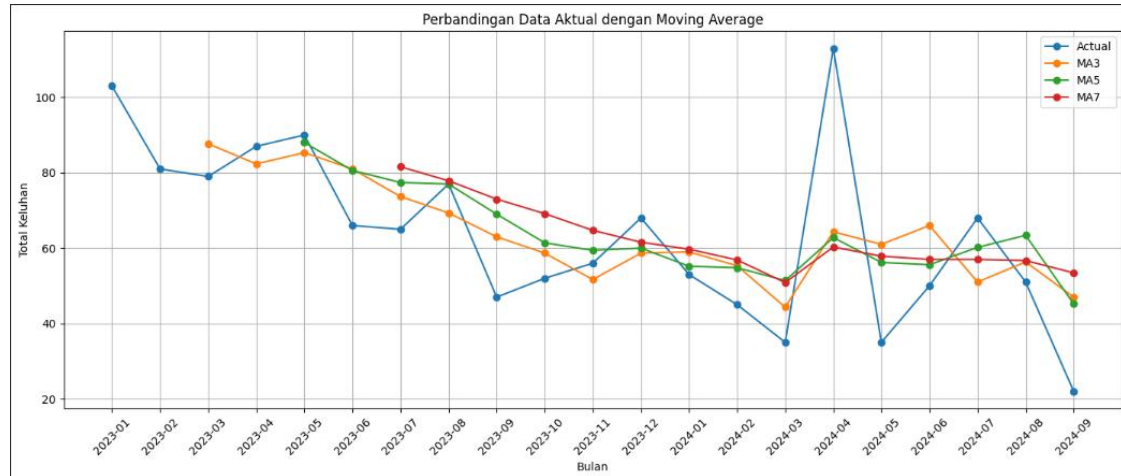
Setelah proses pengelompokan data selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah melakukan forecasting terhadap jumlah pengaduan pelanggan menggunakan metode Moving Average. Forecasting bertujuan untuk memperkirakan kecenderungan jumlah pengaduan pada periode berikutnya sehingga perusahaan dapat melakukan langkah antisipatif dalam meningkatkan kualitas layanan. Pada penelitian ini digunakan tiga variasi periode, yaitu Moving Average 3 (MA3), Moving Average 5 (MA5), dan Moving Average 7 (MA7). Penggunaan beberapa variasi periode dilakukan untuk memperoleh model peramalan yang memiliki tingkat akurasi terbaik (Makridakis et al., 1998; Ameta Tarigan & Sagala, 2021)

Tabel 3. Hasil Forecasting Menggunakan Moving Average

Bulan	Total Keluhan	MA3	MA5	MA7
2023-01	103.0	0	0	0
2023-02	81.0	0	0	0
2023-03	79.0	87.67	0	0
2023-04	87.0	82.33	0	0
2023-05	90.0	85.33	88.0	0
2023-06	66.0	81.0	80.6	0
2023-07	65.0	73.67	77.4	81.57
2023-08	77.0	69.33	77.0	77.86
2023-09	47.0	63.0	69.0	73.0
2023-10	52.0	58.67	61.4	69.14
2023-11	56.0	51.67	59.4	64.71
2023-12	68.0	58.67	60.0	61.57
2024-01	53.0	59.0	55.2	59.71
2024-02	45.0	55.33	54.8	56.86
2024-03	35.0	44.33	51.4	50.86
2024-04	113.0	64.33	62.8	60.29
2024-05	35.0	61.0	56.2	57.86
2024-06	50.0	66.0	55.6	57.0
2024-07	68.0	51.0	60.2	57.0
2024-08	51.0	56.33	63.4	56.71
2024-09	22.0	47.0	45.2	53.43

Berdasarkan Tabel 3, nilai Moving Average periode 3 (MA3) mulai diperoleh pada Maret 2023, sedangkan MA5 dan MA7 masing-masing mulai menghasilkan nilai pada Mei 2023 dan Juli 2023. Perbedaan panjang periode menyebabkan setiap model memiliki tingkat responsivitas dan kestabilan yang berbeda. MA3 menggunakan lebih sedikit data historis sehingga lebih cepat menyesuaikan perubahan jumlah pengaduan pada periode terbaru. Sebaliknya, MA5 dan MA7 menggunakan rentang data yang lebih panjang sehingga menghasilkan pola yang lebih halus, tetapi cenderung mengalami keterlambatan dalam merespons perubahan yang terjadi secara tiba-tiba. Perbedaan performa ketiga model juga dipengaruhi oleh karakteristik data pengaduan yang berfluktuasi antarperiode, termasuk adanya kenaikan atau penurunan jumlah keluhan yang cukup tajam pada bulan tertentu. Pada kondisi tersebut, MA3 lebih mampu mengikuti perubahan terbaru, sedangkan MA5 dan MA7

masih dipengaruhi oleh nilai historis dari beberapa periode sebelumnya. Selain itu, semakin panjang periode Moving Average yang digunakan, semakin sedikit jumlah observasi yang dapat dievaluasi karena nilai prediksi baru tersedia setelah jumlah periode minimum terpenuhi. Oleh karena itu, pemilihan model tidak hanya mempertimbangkan kestabilan pola prediksi, tetapi juga kemampuan model dalam merespons fluktuasi data dan menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah (Makridakis et al., 1998).



Gambar 3. Perbandingan Data Aktual dan Hasil Forecasting Moving Average

Berdasarkan Gambar 3, metode Moving Average periode 3 (MA3) mampu mengikuti pola perubahan jumlah pengaduan pelanggan dengan lebih baik dibandingkan MA5 dan MA7. Hal tersebut terlihat ketika terjadi peningkatan jumlah pengaduan pada April 2024, di mana nilai prediksi MA3 lebih cepat menyesuaikan perubahan dibandingkan dua model lainnya. Sebaliknya, MA5 dan MA7 menghasilkan kurva yang lebih halus sehingga kurang responsif terhadap perubahan jumlah pengaduan yang terjadi secara tiba-tiba. Kondisi tersebut sesuai dengan karakteristik metode Moving Average, yaitu semakin pendek periode yang digunakan maka semakin tinggi sensitivitas model terhadap perubahan data historis (Makridakis et al., 1998; Aziza, 2022)

Selanjutnya dilakukan evaluasi tingkat akurasi hasil forecasting menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui model peramalan yang memiliki tingkat kesalahan prediksi paling rendah sehingga layak digunakan dalam dashboard monitoring. Nilai MAPE merupakan salah satu ukuran yang paling banyak digunakan dalam evaluasi model forecasting karena mampu menggambarkan besar kesalahan prediksi dalam bentuk persentase sehingga mudah diinterpretasikan (Hyndman & Athanassopoulos, 2021; Nuha, 2024)

Tabel 4. Perbandingan Nilai MAPE Metode Forecasting

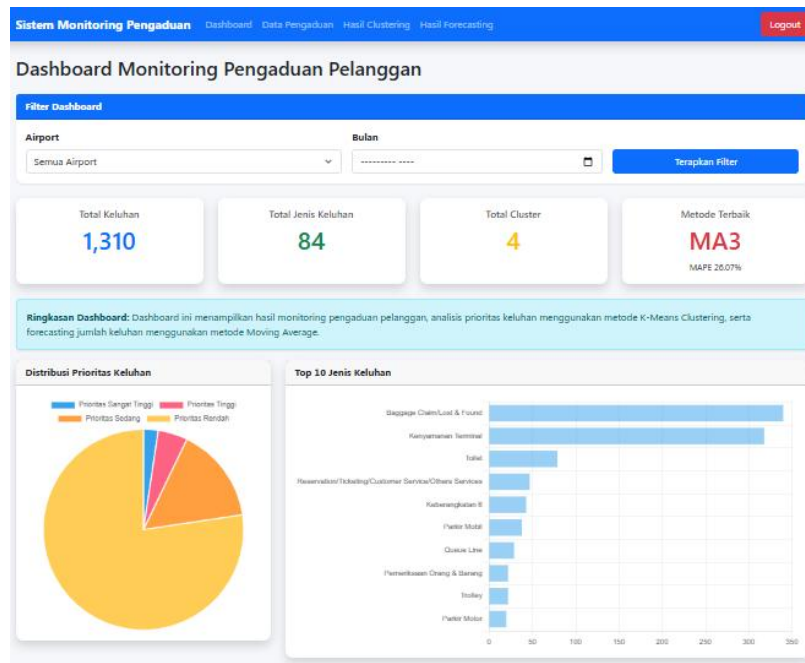
Metode	MAPE (%)
MA3	26.07
MA5	28.84
MA7	34.85

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Moving Average periode 3 (MA3) menghasilkan nilai MAPE sebesar 26,07%, sedangkan MA5 dan MA7 masing-masing menghasilkan nilai 28,84% dan 34,85%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa MA3 memiliki tingkat kesalahan prediksi paling rendah sehingga dipilih sebagai model forecasting yang digunakan dalam dashboard monitoring. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan periode yang lebih pendek lebih sesuai untuk memprediksi jumlah pengaduan pelanggan pada data penelitian yang memiliki fluktuasi antarperiode.

Temuan penelitian ini sejalan dengan penelitian Ameta Tarigan dan Sagala (2021) yang menyatakan bahwa metode Moving Average mampu menghasilkan prediksi yang baik pada data historis dengan pola yang relatif stabil. Selain itu, penelitian Aziza (2022) menunjukkan bahwa pemilihan panjang periode sangat memengaruhi tingkat akurasi hasil forecasting. Evaluasi menggunakan MAPE juga sesuai dengan penelitian Nuha (2024) yang menyatakan bahwa model dengan nilai MAPE paling kecil merupakan model yang memiliki performa prediksi terbaik. Dengan demikian, metode Moving Average periode 3 (MA₃) dinilai mampu memberikan hasil prediksi yang paling sesuai untuk mendukung proses monitoring pengaduan pelanggan pada PT Angkasa Pura Indonesia Site SUB.

3.3. Implementasi Dashboard Monitoring

Hasil analisis menggunakan metode K-Means Clustering dan Moving Average selanjutnya diimplementasikan ke dalam dashboard monitoring pengaduan pelanggan berbasis web menggunakan framework Laravel dengan basis data MySQL. Dashboard dikembangkan untuk mengintegrasikan data pengaduan pelanggan, hasil pengelompokan kategori layanan, serta hasil forecasting ke dalam satu sistem yang dapat diakses secara interaktif. Implementasi dashboard bertujuan mempermudah pengguna dalam melakukan monitoring kondisi layanan secara real-time, mengevaluasi tren pengaduan pelanggan, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data (Pressman, 2015; Subecz, 2021; Wahyudi et al., 2022)



Gambar 4. Dashboard Monitoring Pengaduan Pelanggan

Dashboard utama menampilkan informasi ringkasan berupa jumlah pengaduan pelanggan, jumlah kategori layanan, hasil clustering, serta grafik perkembangan jumlah pengaduan pelanggan. Informasi tersebut disajikan dalam bentuk visual sehingga pengguna dapat memahami kondisi layanan dengan lebih cepat dibandingkan penyajian data dalam bentuk laporan konvensional. Selain itu, dashboard menyediakan fitur penyaringan (filter) berdasarkan periode dan kategori layanan sehingga informasi yang ditampilkan dapat disesuaikan dengan kebutuhan pengguna (Marwati et al., 2024; Samuel, 2024).

Sistem Monitoring Pengaduan Dashboard Data Pengaduan Hasil Clustering Hasil Forecasting Logout

Hasil Clustering Keluhan Pelanggan

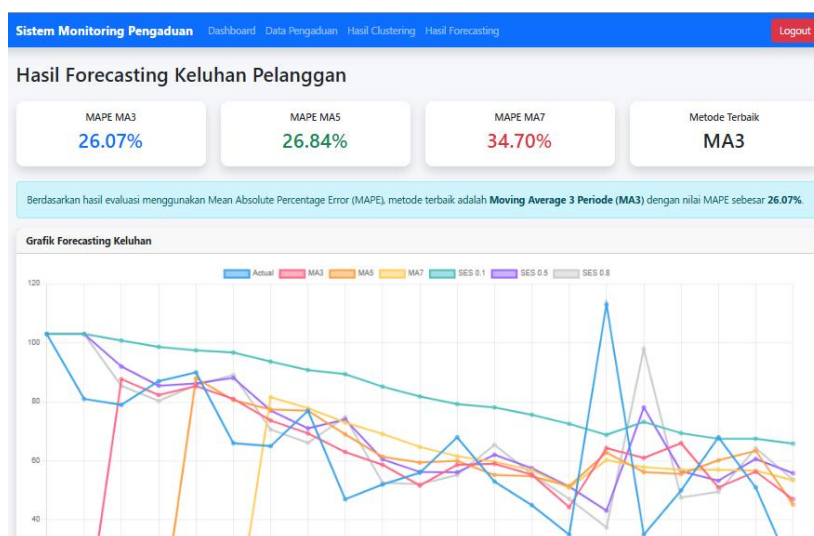
Hasil clustering dilakukan menggunakan metode K-Means berdasarkan jumlah keluhan pada setiap Sub Segment 4. Setiap cluster kemudian dikategorikan menjadi Prioritas Sangat Tinggi, Prioritas Tinggi, Prioritas Sedang, dan Prioritas Rendah.

Data Hasil Clustering

No	Sub Segment 4	Total Keluhan	Cluster	Kategori Cluster
1	Baggage Claim/Lost & Found	340	Cluster 1	Prioritas Sangat Tinggi
2	Kenyamanan Terminal	318	Cluster 1	Prioritas Sangat Tinggi
3	Toilet	79	Cluster 2	Prioritas Tinggi
4	Reservation/Ticketing/Customer Service/Others Services	47	Cluster 2	Prioritas Tinggi
5	Keberangkatan 6	43	Cluster 2	Prioritas Tinggi
6	Parkir Mobil	38	Cluster 2	Prioritas Tinggi
7	Queue Line	29	Cluster 3	Prioritas Sedang
8	Pemeriksaan Orang & Barang	22	Cluster 3	Prioritas Sedang
9	Trolley	22	Cluster 3	Prioritas Sedang
10	Parkir Motor	20	Cluster 3	Prioritas Sedang

Gambar 5, Tampilan Hasil Clustering

Halaman hasil clustering menampilkan kategori layanan yang telah dikelompokkan ke dalam empat tingkat prioritas, yaitu Prioritas Sangat Tinggi, Prioritas Tinggi, Prioritas Sedang, dan Prioritas Rendah. Informasi tersebut membantu pengguna dalam mengidentifikasi kategori layanan yang memerlukan perhatian lebih berdasarkan hasil analisis data. Dengan demikian, proses evaluasi layanan dapat dilakukan secara lebih terarah karena didukung oleh hasil pengelompokan menggunakan algoritma K-Means Clustering (Han et al., 2012; Fadhillah et al., 2025)



Gambar 6. Tampilan Hasil Forecasting

Halaman forecasting menyajikan hasil prediksi jumlah pengaduan pelanggan menggunakan metode Moving Average. Grafik yang ditampilkan memperlihatkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi sehingga pengguna dapat mengamati kecenderungan perubahan jumlah pengaduan pada setiap periode. Penyajian informasi tersebut membantu perusahaan dalam melakukan antisipasi terhadap potensi peningkatan jumlah pengaduan pada periode berikutnya sehingga proses perencanaan peningkatan kualitas layanan dapat dilakukan lebih awal (Makridakis et al., 1998; Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Berdasarkan hasil implementasi, seluruh fitur utama dashboard, meliputi pengelolaan data pengaduan, visualisasi hasil clustering, visualisasi forecasting, serta penyajian statistik keluhan, telah berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Integrasi hasil analisis ke

dalam dashboard menjadikan proses monitoring lebih efektif karena informasi dapat diakses secara cepat, mudah dipahami, dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian Marwati et al. (2024) yang menyatakan bahwa dashboard analitik mampu meningkatkan efektivitas penyajian informasi melalui visualisasi data. Selain itu, penelitian Samuel (2024) juga menjelaskan bahwa pemanfaatan teknologi dashboard berbasis kecerdasan buatan memberikan kemudahan dalam proses analisis dan interpretasi data sehingga mendukung pengambilan keputusan secara lebih cepat.

4. Simpulan

Penelitian ini berhasil membangun Dashboard Monitoring Pengaduan Pelanggan Berbasis K-Means Clustering dan Moving Average pada PT Angkasa Pura Indonesia Site SUB sebagai media monitoring dan evaluasi layanan berbasis data. Berdasarkan hasil Elbow Method, jumlah cluster yang dipilih adalah empat cluster ($K = 4$). Hasil evaluasi menggunakan Silhouette Score pada $K = 4$ sebesar 0,7228 menunjukkan bahwa struktur pengelompokan yang dihasilkan memiliki kualitas yang baik. Keempat cluster tersebut kemudian diinterpretasikan menjadi Prioritas Sangat Tinggi, Prioritas Tinggi, Prioritas Sedang, dan Prioritas Rendah, sehingga dapat membantu perusahaan mengidentifikasi kategori layanan yang membutuhkan penanganan lebih dahulu.

Pada proses forecasting, perbandingan metode Moving Average periode 3, 5, dan 7 menunjukkan bahwa MA3 menghasilkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) paling rendah, yaitu 26,07%, dibandingkan MA5 sebesar 28,84% dan MA7 sebesar 34,85%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MA3 merupakan model yang paling sesuai di antara variasi Moving Average yang diuji karena lebih responsif terhadap fluktuasi jumlah pengaduan antarperiode. Integrasi hasil clustering dan forecasting ke dalam dashboard berbasis web menghasilkan penyajian informasi yang lebih visual, interaktif, dan terpusat. Dashboard tersebut dapat membantu pihak manajemen memantau perkembangan pengaduan, menentukan prioritas perbaikan layanan, mengantisipasi kecenderungan jumlah pengaduan, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data secara lebih terarah. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk mengembangkan dashboard yang mengintegrasikan pengelompokan prioritas layanan dan peramalan jumlah pengaduan telah tercapai.

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data dengan periode pengamatan yang lebih panjang, menerapkan metode forecasting yang mampu menangani pola tren dan musiman yang lebih kompleks, serta membandingkan Moving Average dengan metode lain seperti Exponential Smoothing atau ARIMA. Pengembangan selanjutnya juga dapat mencakup pembaruan data secara otomatis dan penambahan fitur analisis yang lebih adaptif terhadap perubahan kondisi operasional.

5. Ucapan Terima Kasih

Penyelesaian penelitian ini tidak terlepas dari bantuan, dukungan, serta bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Keluarga tercinta, almarhum Bapak Rochmad, almarhumah Ibu Noer Fatichah, istri saya Ina Sapta Rahayu, kakak Rudy Cahyadi Hario Pribadi dan kakak Defi Kurniawati serta keluarga besar atas doa, dukungan moral, kasih sayang, dan motivasi tanpa henti yang diberikan kepada penulis selama menempuh pendidikan.
2. Bapak Eman Setiawan, selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, masukan, dan kesabaran yang luar biasa dalam mengarahkan penulis hingga selesainya penelitian ini.
3. Bapak Made, Ibu Latipah dan Bapak Dzaki, atas segala ilmu, saran, dan kritik membangun yang sangat bermanfaat bagi penyempurnaan karya tulis ini.

4. PT Angkasa Pura Indonesia (khususnya rekan-rekan di Site SUB), yang telah memberikan izin, data, serta dukungan teknis yang sangat krusial bagi keberhasilan analisis pola dan perancangan *dashboard* dalam penelitian ini.
5. Seluruh rekan mahasiswa Program Studi Sistem Informasi, atas kebersamaan dan diskusi produktif yang memberikan banyak inspirasi selama masa perkuliahan.
6. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang telah membantu baik secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian penelitian ini.

Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan di masa depan. Semoga karya tulis ini dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang Sistem Informasi

6. Daftar Pustaka

- Ameta Tarigan, Z., & Sagala, J. R. (2021). *Peramalan (Forecasting) Jumlah Kunjungan Pasien Di Klinik Kasih Ibu Menggunakan Metode Weight Moving Average*. <http://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/jumin>
- Ananda Mustari, K., Assiroj, P., Hartati, B., & Samuel, F. (2024). Implementasi Data Mining Pada Instansi Pemerintahan (Systematic Literature Review). In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Number 3).
- Aziza, J. N. (2022). Perbandingan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, dan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Permintaan Tabung Gas LPG PT Petrogas Prima Services. In *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan / JTMIT* (Vol. 1).
- Badawy, M., Ramadan, N., & Hefny, H. A. (2023). Healthcare predictive analytics using machine learning and deep learning techniques: a survey. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 10(1). <https://doi.org/10.1186/s43067-023-00108-y>
- Fadhillah, M. F., Lovely, A., Suyoso, A., & Puspitasari, I. (2025). Segmentasi Pelanggan dengan Algoritma Clustering Berdasarkan Atribut Recency, Frequency dan Monetary (RFM). 5(1), 48–56. <https://doi.org/10.57152/malcom.v5v1.1491>
- Febri Syawaludin, D., & Hatta, M. (2025). Analysis Of Customer Satisfaction With The Application Of Data Mining Using The K-Means Clustering Method In Cv. Green Publisher Indonesia. *Green Publisher Indonesia. Journal Eduvest*, 5(1). <http://eduvest.greenvest.co.id>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Huda Ahsina, N., Fatimah, F., & Rachmawati, F. (2022). Analisis Segmentasi Pelanggan Bank Berdasarkan Pengambilan Kredit Dengan Menggunakan Metode K-Means Clustering. In *Fitria Rachmawati Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan* (Vol. 8, Number 3).
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice* (3rd ed.). OTexts.
- Kotler, P., & Keller, K. L. (2016). *Marketing Management* (15th ed.). Pearson Education.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and Applications* (3rd ed.). Wiley.
- Marwati, S., Permatasari, H., & Irawan, R. D. (2024). Analisis Dan Visualisasi Data Dashboard Analytic Customer Dalam Membeli Service Kelas Berbasis Web. *Agustus*, 23, 368–378. <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jis/index>

- Murat Basal, Khoulood Moulai, & Anil Cetin. (2025). Predictive Analytics for Customer Behavior Prediction in Artificial Intelligence. *Economics World*, 12(2). <https://doi.org/10.17265/2328-7144/2025.02.006>
- Nuha, H. H. (2024). Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Penggunaannya. *JAPATUM Japatum.Matradipti.Org*, 3(4), 2025. [https://doi.org/10.59328/Japatum.Matradipti.Org.3\(4\).2025](https://doi.org/10.59328/Japatum.Matradipti.Org.3(4).2025)
- Perdana, S. A., Florentin, S. F., & Santoso, A. (2022). Analisis Segmentasi Pelanggan Menggunakan K-Means Clustering Studi Kasus Aplikasi Alfagift. *Sebatik*, 26(2), 420–427. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v26i2.2134>
- Pressman, R. S. (2015). *Software Engineering: A Practitioner's Approach* (8th ed.). McGraw-Hill Education.
- Samuel, K. K. M. (2024). Artificial Intelligence in Big Data Visualization: Advancing Dashboard Technology. *International Journal of Computer Science and Data Engineering*, 1(2), 1–6. <https://doi.org/10.55124/csdb.vii2.263>
- Selvi, C., Sembiring, D., Hanum, L., & Parsaoran Tamba, S. (2022). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Menentukan Judul Skripsi Dan Jurnal Penelitian (Studi Kasus FTIK UNPRI). *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer Prima*, 5(2).
- Subecz, Z. (2021). Web-development with Laravel framework. *Gradus*, 8(1), 211–218. <https://doi.org/10.47833/2021.1.csc.006>
- Wahyudi, J., Asbari, M., Sasono, I., Pramono, T., & Novitasari, D. (2022). *Database Management in MYSQL* (Vol. 6, Number 2).
- Yani, S., Nurhayati, K., Faisal, A., Hartini, D., & Hartini, R. (2024). *Metode Penelitian Kuantitatif (Panduan lengkap Penulisan untuk Karya Ilmiah Terbaik)*. www.buku.sonpedia.com
- Yohanni Syahra, Abdul Fadlil, & Herman Yuliansyah. (2025). Customer Segmentation Using RFM and K-Means Clustering to Support CRM in Retail Industry. *Sinkron*, 9(3), 1108–1119. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i3.14974>