

IMPLEMENTASI K-MEANS RFM DAN HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING ADDITIVE DALAM SISTEM BUSINESS INTELLIGENCE UNTUK STRATEGI PENGELOLAAN PELANGGAN PADA PERUSAHAAN TRANSPORTASI.

Belfania Priandini¹, Marsani Asfi², Lena Magdalena³

^{1,2,3}Universitas Catur Insan Cendekia

¹belfaniapriandini06@gmail.com, ²marsani.asfi@cic.ac.id, ³lena.magdalena@cic.ac.id

ABSTRACT

The growth of customer data in the transportation industry drives the need for analytical systems capable of segmenting customers objectively and strategically. This study aims to apply the K-Means Clustering method based on the Recency, Frequency, and Monetary (RFM) model for customer segmentation and utilize the Holt-Winters Exponential Smoothing Additive method to forecast passenger numbers. The dataset comprises 10,440 customer transactions from PT XYZ during the 2022–2024 period. RFM values were calculated, normalized, and processed using the K-Means algorithm to produce three customer clusters: Loyal, Regular, and Passive. Subsequently, the Holt-Winters method was employed to forecast passenger numbers, achieving the smallest Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 6.88%, indicating a high level of accuracy. The results were visualized through an interactive dashboard using Tableau, enabling management to make data-driven decisions. This research demonstrates that integrating segmentation and forecasting methods into a Business Intelligence system can enhance the effectiveness of marketing strategies and the operational efficiency of the company.

Keywords : *Customer Segmentation, K-Means, RFM, Holt-Winters Exponential Smoothing, Business Intelligence.*

I. PENDAHULUAN

Di era digital, perusahaan dituntut untuk mampu memanfaatkan data sebagai dasar dalam merumuskan strategi bisnis yang efektif. Salah satu pendekatan yang relevan dalam konteks tersebut adalah penerapan sistem Business Intelligence yang memungkinkan perusahaan untuk melakukan analisis data secara lebih terstruktur. PT XYZ merupakan penyedia layanan transportasi antarkota yang beroperasi di wilayah Jawa Barat dan sekitarnya. Pertumbuhan jumlah pelanggan dari tahun ke tahun seiring dengan ekspansi operasional menghasilkan akumulasi data transaksi dalam jumlah besar. Namun demikian, pemanfaatan data tersebut masih bersifat konvensional dan belum sepenuhnya mendukung proses analisis perilaku pelanggan secara komprehensif. Akibatnya, strategi pemasaran dan pelayanan yang diterapkan belum berbasis segmentasi yang terukur, sehingga kurang optimal dalam menjangkau kebutuhan spesifik masing-masing kelompok pelanggan. Segmentasi pelanggan merupakan proses penting dalam strategi pemasaran, yang bertujuan untuk mengidentifikasi kelompok pelanggan berdasarkan pola perilaku mereka [1]. Pendekatan Recency, Frequency, Monetary (RFM) menyediakan kerangka kerja untuk mengukur keterlibatan pelanggan terhadap perusahaan. Dengan menggabungkan model RFM dan algoritma K-Means Clustering, perusahaan dapat mengelompokkan pelanggan ke dalam klaster yang lebih homogen, sehingga strategi pemasaran dapat disesuaikan secara lebih personal dan efisien [2].

Penelitian ini secara khusus memfokuskan pada penerapan metode K-Means RFM sebagai dasar dalam membangun sistem segmentasi pelanggan. Tujuan utamanya adalah untuk menghasilkan visualisasi data yang informatif dan membantu pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam pengelolaan relasi pelanggan. Dengan dukungan visualisasi dashboard interaktif, hasil segmentasi dapat digunakan sebagai acuan dalam pengembangan strategi retensi, promosi, dan pelayanan pelanggan [3]. Selain itu, penelitian ini

juga mengimplementasikan metode Holt-Winters Exponential Smoothing untuk melakukan peramalan jumlah pelanggan berdasarkan data runtut waktu, sehingga perusahaan dapat memperoleh gambaran prediksi tren penumpang di masa mendatang [4]. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem Business Intelligence (BI) berbasis dashboard interaktif yang mengintegrasikan hasil segmentasi pelanggan menggunakan algoritma K-Means RFM serta peramalan jumlah pelanggan dengan metode Holt-Winters Exponential Smoothing. Melalui visualisasi data yang informatif dan adaptif, sistem ini diharapkan dapat memberikan dukungan pengambilan keputusan yang lebih tepat, cepat, dan berbasis data, serta meningkatkan efektivitas strategi pemasaran dan efisiensi operasional Perusahaan [5]. Hasil segmentasi pelanggan pada penelitian ini menunjukkan adanya tiga klaster utama, yaitu pelanggan loyal, biasa, dan pasif. Temuan ini konsisten dengan penelitian terdahulu [6],[7], yang juga menggunakan metode K-Means berbasis RFM dan memperoleh pola klasterisasi serupa dengan tiga hingga empat segmen pelanggan. Perbedaannya, penelitian ini tidak hanya berhenti pada tahap segmentasi, tetapi juga mengintegrasikan hasil klasterisasi ke dalam dashboard Business Intelligence interaktif, sehingga hasil analisis dapat langsung dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan manajerial. Pada aspek peramalan, metode Holt-Winters Exponential Smoothing menghasilkan MAPE sebesar 6,88%, sedangkan dalam studi peramalan jumlah penumpang domestik di Bandara Sultan Syarif Kasim II. Selain itu, penelitian Faizah et al. (2023) [8] melaporkan penerapan ensembel Holt-Winters untuk peramalan jumlah penumpang di Bandara Sepinggan Balikpapan dengan hasil MAPE 5,64%, yang menunjukkan bahwa strategi ensembel dapat meningkatkan akurasi prediksi. Dengan demikian penelitian ini terletak pada integrasi metode K-Means RFM untuk segmentasi pelanggan dan metode Holt-Winters Exponential Smoothing

untuk peramalan jumlah penumpang ke dalam satu sistem Business Intelligence berbasis dashboard interaktif. Pendekatan ini memberikan kontribusi yang lebih komprehensif dibandingkan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada salah satu aspek, yaitu segmentasi pelanggan atau peramalan secara terpisah.

II. METODE PENELITIAN

A. DESAIN PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain longitudinal, karena data transaksi pelanggan dianalisis dalam periode tiga tahun (2022–2024). Desain ini dipilih untuk mengamati pola perilaku pelanggan secara konsisten dari waktu ke waktu, sekaligus menggabungkan metode segmentasi pelanggan dengan algoritma K-Means RFM serta peramalan jumlah penumpang menggunakan metode Holt-Winters Exponential Smoothing.

B. POPULASI DAN SAMPEL

Populasi penelitian ini adalah seluruh transaksi pelanggan PT XYZ selama periode 2022–2024 dengan total 10.440 transaksi. Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah total sampling, sehingga seluruh populasi dianalisis tanpa reduksi data. Dengan demikian, hasil penelitian merepresentasikan kondisi aktual dan tidak dipengaruhi oleh bias pemilihan sampel.

C. SUMBER DATA

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh melalui observasi dan wawancara dengan pihak PT XYZ serta rekaman sistem transaksi internal perusahaan. Data mencakup nomor pelanggan, tanggal transaksi, dan total nilai transaksi.

D. VALIDASI DAN RELIABILITAS DATA

Validitas data dijamin karena bersumber langsung dari sistem resmi perusahaan yang digunakan dalam operasional harian. Reliabilitas data diperoleh melalui proses data cleaning, yaitu penghapusan duplikasi, koreksi format tanggal dan angka, serta penanganan data yang tidak lengkap atau tidak logis.

E. METODE PENGUMPULAN DATA

1. Identifikasi Masalah

Tahap awal penelitian ini difokuskan pada identifikasi permasalahan yang dihadapi oleh PT XYZ, sistem Business Intelligence yang mampu mengelola dan menganalisis data transaksi pelanggan secara efektif. Permasalahan utama meliputi belum diterapkannya pendekatan analitis berbasis model RFM dan algoritma K-Means untuk segmentasi pelanggan, metode tersebut berperan penting dalam mendukung pengambilan keputusan strategis secara berbasis data.

2. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk memperoleh dasar teoritis yang relevan, dengan menelaah referensi ilmiah terkait konsep *Business Intelligence*, algoritma K-Means, model RFM, Kajian ini menjadi landasan dalam perancangan dan pengembangan sistem yang diusulkan.

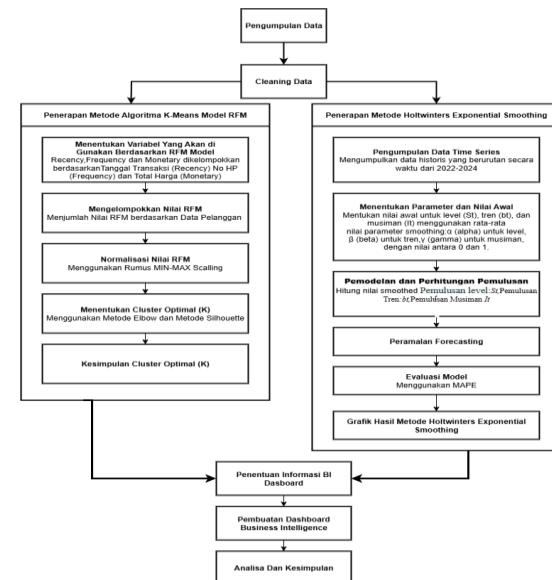
3. Observasi dan Wawancara

Pengumpulan data dilakukan melalui observasi

langsung terhadap aktivitas operasional serta wawancara dengan pihak terkait di PT XYZ. Data primer yang diperoleh, khususnya data transaksi pelanggan, digunakan sebagai dasar dalam analisis segmentasi pelanggan untuk mendukung pengembangan sistem *Business Intelligence*.

D. METODE PENELITIAN YANG DIGUNAKAN

Penelitian ini menerapkan algoritma K-Means Clustering berbasis model RFM, Algoritma K-Means digunakan untuk melakukan segmentasi pelanggan berdasarkan tiga variabel utama, yaitu recency, frequency, dan monetary, yang merepresentasikan perilaku transaksi pelanggan. Proses segmentasi ini bertujuan untuk mengidentifikasi kelompok pelanggan homogen guna mendukung strategi pemasaran yang lebih terarah. Metode ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi analisis serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif dalam perencanaan operasional dan pengembangan layanan perusahaan. K-Means model RFM adalah metode segmentasi pelanggan yang menggabungkan analisis perilaku berdasarkan tiga variabel utama—recency, frequency, dan monetary—with algoritma K-Means Clustering. Nilai RFM yang telah dinormalisasi digunakan sebagai dasar untuk mengelompokkan pelanggan ke dalam klaster yang memiliki karakteristik serupa, guna mendukung strategi bisnis yang lebih tepat sasaran. Metode *K-Means Clustering* diterapkan dalam penelitian ini karena mampu memberikan solusi berbasis data terhadap kebutuhan analisis pelanggan dan peramalan permintaan. *K-Means* digunakan untuk melakukan segmentasi pelanggan berdasarkan nilai *recency*, *frequency*, dan *monetary* (RFM), sehingga perusahaan dapat mengidentifikasi kelompok pelanggan dengan karakteristik serupa secara objektif. Hasil dari analisis ini diharapkan dapat membantu perusahaan dalam menyusun strategi pelayanan dan pemasaran yang lebih efektif serta mendukung efisiensi operasional. Tools yang digunakan dalam penelitian ini adalah Tableau. Berikut ini adalah Gambaran dari tahapan penelitian yang dilakukan penulis.



Gambar 1 Alur Metode Penelitian

1. Data Set
Dataset diperoleh melalui observasi dan wawancara dengan pihak terkait di PT XYZ, mencakup data transaksi pelanggan selama periode 2022–2024. Data yang telah direkap dalam Microsoft Excel ini digunakan sebagai dasar analisis segmentasi pelanggan dan peramalan jumlah pelanggan.
2. Cleaning Data
Pembersihan data merupakan tahap krusial dalam pengolahan data, yang bertujuan untuk menghilangkan duplikasi, kesalahan, ketidaksesuaian format, serta nilai yang tidak logis atau tidak lengkap. Proses ini memastikan kualitas data yang baik guna mendukung hasil analisis yang valid dan akurat.
3. Penerapan Metode K-Means Model RFM
 - a. Penentuan Variabel RFM
Variabel yang digunakan meliputi:
 - Recency: dihitung berdasarkan tanggal transaksi terakhir,
 - Frequency: berdasarkan jumlah nomor pelanggan (No. HP) yang bertransaksi,
 - Monetary: berdasarkan total nilai transaksi (Total Harga).
 - b. Perhitungan Nilai RFM
Setiap pelanggan dihitung nilai recency, frequency, dan monetary-nya untuk memperoleh profil perilaku yang menjadi dasar segmentasi.
 - c. Normalisasi Data RFM
Nilai RFM dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling* agar ketiga variabel berada dalam skala yang sama (0–1), sehingga mencegah dominasi salah satu variabel saat proses klasterisasi.
 - d. Penentuan Jumlah Klaster (K)
4. Penerapan Metode Holtwinters Exponential Smoothing
 - a. Pengumpulan Data
Menggunakan data time series tahun 2022–2024.
 - b. Penentuan Nilai Awal
Hitung nilai awal untuk level (St), tren (bt), dan musiman (It) menggunakan rata-rata.
 - c. Penentuan Parameter Smoothing
 - α (alpha) untuk level
 - β (beta) untuk tren
 - γ (gamma) untuk musiman Nilainya antara 0–1.
 - d. Pemodelan & Pemulusan
Gunakan rumus Holt-Winters untuk menghitung level, tren, dan musiman:
Yt: Nilai actual
s: Panjang musim
St, bt, It: Komponen model
 - e. Peramalan (Forecasting)
Hitung nilai prediksi masa depan dengan mempertimbangkan St, bt, dan It.
 - f. Evaluasi Model
Gunakan MAPE (Mean Absolute Percentage Error); semakin kecil nilainya, semakin akurat.
- g. Visualisasi
Hasil divisualisasikan dalam grafik: menampilkan data aktual, tren, musiman, dan forecast.
5. Penentuan Informasi BI Dashboard
Menentukan kebutuhan informasi, sumber data, dan KPI yang sesuai dengan tujuan analisis.
6. Pembuatan Dashboard BI
Membangun visualisasi data interaktif menggunakan tools Tableau.
7. Analisis dan Kesimpulan
Menganalisis data dari dashboard dan menyusun kesimpulan untuk mendukung pengambilan keputusan.

III. HASIL DAN PEMABAHASAN

Pada bagian ini disajikan hasil dari implementasi metode penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya, yang meliputi proses pengolahan data, perhitungan dan normalisasi nilai RFM (Recency, Frequency, Monetary), penerapan algoritma K-Means Clustering untuk segmentasi pelanggan, serta visualisasi hasil analisis dalam bentuk dashboard interaktif berbasis Tableau. Setiap tahapan dijabarkan secara sistematis untuk menunjukkan efektivitas model dalam mengelompokkan pelanggan berdasarkan perilaku transaksi mereka, serta potensi pemanfaatannya dalam mendukung pengambilan keputusan strategis perusahaan.

A. PEMABAHASAN PERHITUNGAN METODE K-MEANS MODEL RFM

1. Data Set

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi pelanggan PT XYZ periode 2022–2024, dengan total 10.440 pelanggan. Dataset mencakup informasi nomor pelanggan, tanggal transaksi, dan total nilai pembelian. Data ini menjadi dasar dalam analisis RFM dan segmentasi menggunakan algoritma K-Means Clustering.

Tabel 1 Dataset yang di Gunakan tahun 2022-2024

NO	NO_HP	TGL_TRANSAKSI	TOTAL_HARGA
1	#####	2022-01-01	100000
2	#####	2022-01-01	300000
3	#####	2022-01-01	210000
4	#####	2022-01-01	300000
5	#####	2022-01-01	280000
6	#####	2022-01-02	500000
..
3459	#####	2024-12-31	400000
3460	#####	2024-12-31	300000
3461	#####	2024-12-31	300000

Tabel 2 Variabel yang digunakan dalam metode

Kolom	Komponen	Keterangan
TGL_TRANSAKSI	Recency	Selisih Hari Dari Transaksi Terakhir Terhadap Tanggal Transaksi
NO HP	Frequency	Jumlah Transaksi Per pelanggan
TOTAL_HARGA	Monetary	Total Nilai Pembelian Per Pelanggan

2. Skor atau Nilai RFM

Penghitungan nilai RFM dilakukan untuk mengevaluasi perilaku pelanggan berdasarkan tiga indikator utama: Recency (jarak waktu sejak transaksi terakhir), Frequency (jumlah transaksi), dan Monetary (total nilai transaksi). Nilai RFM ini mencerminkan tingkat aktivitas dan kontribusi pelanggan. Pada Tabel ditampilkan data RFM dari 536 pelanggan selama tiga tahun terakhir, yang menjadi dasar segmentasi dalam analisis lanjutan menggunakan algoritma K-Means.

Tabel 3 Skor atau Nilai RFM

NO	NO_HP	Recency	Frequency	Monetary
1.	#####	80	12	4300000
2.	#####	323	2	500000
3.	#####	252	6	1500000
4.	#####	737	2	300000
5.	#####	38	7	1610000
6.	#####	65	2	400000
...
...
535	#####	136	13	320000
536	#####	26	11	360000

3. Normalisasi Nilai RFM

Normalisasi nilai RFM dilakukan untuk menyamakan skala antar variabel Recency, Frequency, dan Monetary yang memiliki satuan berbeda, sehingga mencegah dominasi salah satu variabel dalam proses segmentasi. Proses ini menggunakan Min-Max Normalization, dengan rentang nilai antara 0 hingga 1, agar analisis K-Means dapat berjalan lebih akurat dan seimbang. Normalisasi meningkatkan validitas hasil klasterisasi serta memudahkan interpretasi. Proses ini diterapkan pada seluruh data pelanggan.

Tabel 4 Normalisasi Nilai RFM

No.	NO HP	Recency	Frequency	Monetary
1.	#####	0,921771913	0,55	0,5833
2.	#####	0,692742696	0,05	0,0555
3.	#####	0,759660697	0,25	0,1944
4.	#####	0,302544769	0,05	0,0277
...
...
536	#####	0,1273	0,6	0,43055
537	#####	0,0235	0,5	0,48611

Tabel 4 merupakan hasil dari normalisasi Nilai RFM yang akan digunakan untuk metode K-means RFM

4. Menentukan Nilai K Menggunakan Elbow

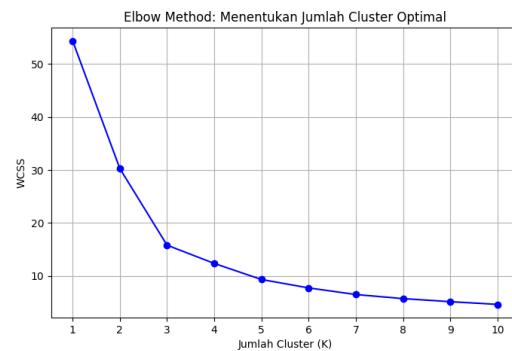
Penentuan jumlah klaster (K) yang optimal dalam algoritma K-Means merupakan tahap krusial untuk menghasilkan segmentasi yang akurat. Salah satu metode yang digunakan adalah metode Elbow, yang menghitung nilai Within-Cluster Sum of Squares (WCSS) untuk berbagai nilai K. Nilai WCSS menunjukkan seberapa dekat data dalam satu klaster

terhadap pusat klasternya. Titik "elbow" pada grafik menunjukkan K optimal, yaitu saat penurunan WCSS mulai melambat secara signifikan.

Tabel 5 Menentukan Nilai K Menggunakan Elbow

Jumlah Cluster (K)	WCSS
1	54,40706902
2	30,2856005
3	15,81561695
4	12,36113401
5	9,329839317
6	7,739191986
7	6,493349738
8	5,717685219
9	5,140902898
10	4,627146007

Tabel 5 merupakan Hasil perhitungan WCSS untuk nilai K antara 1 hingga 10 menunjukkan penurunan signifikan dari K = 1 (54,41) ke K = 3 (15,82). Setelah K = 3, penurunan WCSS melambat, menandakan bahwa penambahan klaster tidak lagi menghasilkan peningkatan signifikan. Berdasarkan metode Elbow, titik optimal berada pada K = 3, sehingga jumlah klaster tersebut dipilih sebagai representasi terbaik struktur data pelanggan.



Gambar 2 Grafik Metode Elbow

Gambar 2 merupakan Grafik Elbow menunjukkan penurunan tajam nilai WCSS dari K = 1 hingga K = 3, kemudian melandai pada K > 3. Titik elbow terjadi pada K = 3, yang menjadi jumlah klaster optimal karena menambah klaster setelahnya tidak memberikan pengurangan WCSS yang signifikan. Pemilihan ini menghasilkan segmentasi yang efisien dan representatif tanpa risiko overfitting.

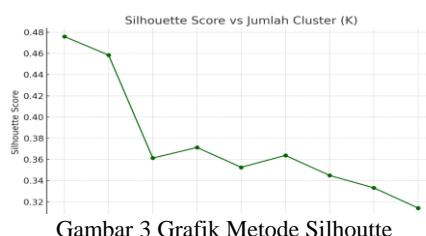
5. Menentukan Nilai K menggunakan Metode Silhouette

Metode Silhouette Score digunakan untuk mengevaluasi kualitas klasterisasi K-Means berdasarkan data RFM. Metode ini menilai seberapa baik data cocok dengan klasternya dan seberapa jauh dari klaster lain. Nilai Silhouette yang tinggi menunjukkan klaster yang jelas dan terpisah dengan baik. Dengan demikian, metode ini membantu menentukan jumlah klaster yang optimal secara kuantitatif dan memastikan segmentasi pelanggan yang valid dan stabil untuk analisis lanjutan.

Tabel 6 Menentukan Nilai K menggunakan Metode Silhouette

Jumlah Cluster (K)	Silhouette Score
2	0,4235
3	0,4602
4	0,3788
5	0,3698
6	0,3675
7	0,3534
8	0,3569
9	0,3428
10	0,334

Tabel 6 merupakan Hasil evaluasi menggunakan Silhouette Score menunjukkan bahwa nilai tertinggi, yaitu 0,4602, diperoleh saat jumlah klaster K = 3. Setelah K = 3, skor cenderung menurun, mengindikasikan penurunan kualitas klasterisasi. Oleh karena itu, K = 3 dipilih sebagai jumlah klaster optimal karena memberikan pemisahan dan kepadatan antar-klaster yang paling baik dalam segmentasi data RFM pelanggan.



Gambar 3 Grafik Metode Silhouette

Gambar 3 merupakan Grafik Silhouette Score menunjukkan bahwa nilai tertinggi sebesar 0,4602 dicapai pada K = 3, mendapatkan kualitas pemisahan antar klaster yang paling optimal. Setelah K = 3, skor menurun, sehingga penambahan klaster justru menurunkan efektivitas segmentasi. Oleh karena itu, jumlah klaster optimal untuk data RFM ini adalah tiga klaster, dan nilai ini digunakan dalam proses segmentasi pelanggan dengan algoritma K-Means.

6. Menentukan Nilai K Akhir

Penentuan jumlah klaster (K) yang optimal dalam segmentasi pelanggan menggunakan algoritma K-Means dilakukan dengan dua metode, yaitu Elbow dan Silhouette Score.

Metode Elbow menunjukkan penurunan nilai WCSS yang signifikan hingga K = 3, setelah itu penurunan melandai. Hal ini mengindikasikan bahwa K = 3 merupakan titik elbow yang paling optimal.

Metode Silhouette Score digunakan untuk mengevaluasi kualitas pemisahan klaster. Nilai tertinggi, yaitu 0,4602, juga diperoleh saat K = 3, menunjukkan pemisahan klaster yang baik dan representatif. Berdasarkan kedua metode tersebut, ditetapkan bahwa jumlah klaster optimal adalah tiga klaster (K = 3). Tabel 7 merupakan hasil segmentasi berdasarkan rata-rata nilai RFM adalah sebagai berikut:

Tabel 7 Keterangan Nilai K

Cluster	Interpretasi
0	Biasa : Belum terlalu lama beli, tapi tidak terlalu sering atau besar
1	Loyal : Sering beli, jumlah belanja besar, dan baru-baru ini transaksi

2	Pasif : Sudah lama tidak beli, jarang beli, dan belanjanya kecil
---	--

Hasil klasterisasi menggunakan algoritma K-Means berdasarkan nilai Recency, Frequency, dan Monetary (RFM) menghasilkan tiga klaster utama

BULAN	PAX
2022-01-01	244
2022-02-01	252
2022-03-01	295
2022-04-01	287
2022-05-01	265
2022-06-01	296
2022-07-01	306
2022-08-01	260
2022-09-01	276
2022-10-01	300
2022-11-01	299
2022-12-01	318
2023-01-01	253
2023-02-01	286
2023-03-01	308
2023-04-01	276
2023-05-01	314
2023-06-01	280
2023-07-01	312
2023-08-01	255
2023-09-01	329
2023-10-01	252
2023-11-01	275
2023-12-01	304
2024-01-01	300
2024-02-01	269
2024-03-01	301
2024-04-01	286
2024-05-01	245
2024-06-01	327
2024-07-01	275
2024-08-01	294
2024-09-01	308
2024-10-01	265
2024-11-01	309
2024-12-01	304

yang merepresentasikan perilaku pelanggan:

1. Cluster 0 (Biasa)

Pelanggan dalam klaster ini masih aktif melakukan transaksi, namun dengan frekuensi dan nilai belanja yang sedang. Kelompok ini memiliki potensi untuk ditingkatkan loyalitasnya melalui strategi pemasaran yang lebih personal.

2. Cluster 1 (Loyal)

Merupakan pelanggan aktif dengan frekuensi tinggi, nilai transaksi besar, dan waktu transaksi yang baru. Klaster ini sangat penting karena memberikan kontribusi terbesar terhadap pendapatan perusahaan. Perlu dijaga melalui program loyalitas dan penghargaan khusus.

3. Cluster 2 (Pasif)

Terdiri dari pelanggan yang jarang bertransaksi, memiliki nilai belanja rendah, dan waktu transaksi yang sudah lama. Kelompok ini berisiko ditinggalkan dan perlu diaktifkan kembali melalui promosi atau penawaran eksklusif.

F. PEMBAHASAN PERHITUNGAN METODE HOLTWINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING ADDITIVE

1. Menentukan Data Timeseries

Penentuan data time series merupakan tahap awal

yang esensial dalam penerapan metode Holt-Winters Exponential Smoothing dengan pendekatan aditif. Data yang dipilih harus menunjukkan pola tren dan musiman yang bersifat aditif, di mana fluktuasi musiman tidak bergantung pada nilai dasar data. Pemilihan data yang tepat memungkinkan perhitungan nilai awal komponen level, tren, dan musiman secara optimal, sehingga menghasilkan model peramalan yang lebih akurat dan dapat diandalkan dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data historis

Tabel 8 Data Timeseries

Tabel 8 merupakan dataset yang digunakan untuk menggunakan metode holtwinters exponential smoothing

2. Inisialisasi Parameter

Parameter yang digunakan dalam metode Holt-Winters Triple Exponential Smoothing terdiri dari alpha (α), beta (β), dan gamma (γ). nilai awal ketiga parameter tersebut umumnya diinisialisasi dalam rentang 0.1 hingga 0.9 untuk menemukan kombinasi nilai pemulusan yang optimal. Contoh inisialisasi parameter ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 9 Inisialisasi Parameter

Alpha	Beta	Gamma
0,1	0,1	0,1

Tabel 9 menunjukkan inisialisasi parameter alpha, beta dan gamma dengan nilai 0.1 untuk setiap parameter yang akan digunakan dalam perhitungan.

3. Inisialisasi Nilai Awal Smoothing

Inisialisasi smoothing pada metode Holt-Winters Additive berperan penting dalam membentuk nilai awal level, tren, dan musiman. Ketepatan inisialisasi menentukan kemampuan model dalam menyesuaikan pola data, sehingga menghasilkan prediksi yang akurat.

4. Perhitungan Nilai Awal Level

Perhitungan nilai awal level pada metode Holt-Winters Additive bertujuan menentukan komponen dasar data time series sebelum dilakukan proses smoothing secara menyeluruh.

Tabel 10 Nilai Awal Level

Periode	Level
(Januari 2022 – Desember 2022)	283,1666667
(Januari 2023 – Desember 2023)	287

Tabel 10 menyajikan nilai awal level tahun 2022 dan 2023 yang digunakan sebagai acuan awal dalam estimasi komponen level pada metode Holt-Winters Additive untuk membentuk peramalan periode selanjutnya.

5. Perhitungan Nilai Awal Tren

Nilai awal tren pada metode Holt-Winters Additive ditentukan berdasarkan rata-rata perubahan antar periode dalam satu siklus musiman penuh.

6. Perhitungan Nilai Awal Seasonal

Nilai awal musiman pada metode Holt-Winters Additive dihitung dari selisih antara nilai aktual dan

rata-rata tiap periode dalam satu siklus musiman penuh, mencerminkan pola musiman historis.

Tabel 11 Perhitungan Nilai Awal Seasonal

Bulan dan Tahun	Nilai Aktual (PAX)	Seasonal
Januari 2022	244	-39,16666667
Februari 2022	252	-31,16666667
Maret 2022	295	11,83333333
April 2022	287	3,83333333
Mei 2022	265	-18,16666667
Juni 2022	296	12,83333333
Juli 2022	306	22,83333333
Agustus 2022	260	-23,16666667
September 2022	276	-7,16666667
Oktober 2022	300	16,83333333
November 2022	299	15,83333333
Desember 2022	318	34,83333333
Januari 2023	253	-34
Februari 2023	286	-1
Maret 2023	308	21
April 2023	276	-11
Mei 2023	314	27
Juni 2023	280	-7
Juli 2023	312	25
Agustus 2023	255	-32
September 2023	329	42
Oktober 2023	252	-35
November 2023	275	-12
Desember 2023	304	-17

Tabel 11 menunjukkan nilai inisialisasi awal komponen musiman pada model Holt-Winters Additive yang digunakan sebagai parameter awal dalam peramalan berdasarkan pola musiman historis.

7. Perhitungan Persamaan Smoothing Untuk Level

Tabel 12 Perhitungan Persamaan Smoothing Untuk Level

Bulan dan Tahun	Nilai Aktual (PAX)	Level
Januari 2023	253	284,3541667
Februari 2023	286	286,8541667
Maret 2023	308	284,7541667
April 2023	276	282,3541667
Mei 2023	314	288,3541667
Juni 2023	280	281,8541667
Juli 2023	312	284,0541667
Agustus 2023	255	282,9541667
September 2023	329	288,7541667
Oktober 2023	252	278,6541667
November 2023	275	281,0541667
Desember 2023	304	282,0541667
Januari 2024	300	291,94375
Februari 2024	269	285,54375
Maret 2024	301	286,54375
April 2024	286	288,24375
Mei 2024	245	280,34375
Juni 2024	327	291,94375
Juli 2024	275	283,54375
Agustus 2024	294	291,14375
September 2024	308	285,14375
Oktober 2024	265	288,54375
November 2024	309	290,64375
Desember 2024	304	287,24375

Tabel 12 menyajikan hasil pemulusan nilai level pada model Holt-Winters Additive untuk Januari 2023–Desember 2024, yang menjadi dasar dalam

proses peramalan selanjutnya.

8. Perhitungan Persamaan Smoothing untuk Trend

Tabel 13 Perhitungan Persamaan Smoothing untuk Trend

Bulan dan Tahun	Nilai Aktual (PAX)	Trend
Januari 2023	253	0,40625
Februari 2023	286	0,65625
Maret 2023	308	0,44625
April 2023	276	0,20625
Mei 2023	314	0,80625
Juni 2023	280	0,15625
Juli 2023	312	0,37625
Agustus 2023	255	0,26625
September 2023	329	0,84625
Okttober 2023	252	-0,16375
November 2023	275	0,07625
Desember 2023	304	0,17625
Januari 2024	300	0,738125
Februari 2024	269	0,098125
Maret 2024	301	0,198125
April 2024	286	0,368125
Mei 2024	245	-0,421875
Juni 2024	327	0,738125
Juli 2024	275	-0,101875
Agustus 2024	294	0,658125
September 2024	308	0,058125
Okttober 2024	265	0,398125
November 2024	309	0,608125
Desember 2024	304	0,268125

Tabel 13 menunjukkan nilai pemulusan tren pada model Holt-Winters Additive untuk Januari 2023– Desember 2024. Komponen ini mencerminkan arah perubahan data dan dihitung menggunakan parameter β (beta) sebagai bagian dari proses pembaruan peramalan.

9. Perhitungan Persamaan Smoothing Untuk Seasonal

Tabel 14 Hasil Perhitungan Persamaan Smoothing Untuk Seasonal

Bulan dan Tahun	Nilai Aktual (PAX)	Seasonal
Januari 2023	253	-38,38541667
Februari 2023	286	-28,13541667
Maret 2023	308	12,97458333
April 2023	276	2,81458333
Mei 2023	314	-13,78541667
Juni 2023	280	11,36458333
Juli 2023	312	23,34458333
Agustus 2023	255	-23,64541667
September 2023	329	-2,425416667
Okttober 2023	252	12,48458333
November 2023	275	13,64458333
Desember 2023	304	33,54458333
Januari 2024	300	-29,794375
Februari 2024	269	-2,554375
Maret 2024	301	20,345625
April 2024	286	-10,124375
Mei 2024	245	20,765625
Juni 2024	327	-2,794375
Juli 2024	275	21,645625
Agustus 2024	294	-28,514375
September 2024	308	40,085625
Okttober 2024	265	-33,854375
November 2024	309	-8,964375
Desember 2024	304	16,975625

Tabel menampilkan nilai pemulusan musiman pada model Holt-Winters Additive untuk Januari 2023 hingga Desember 2024. Nilai ini mencerminkan pola musiman tahunan yang dihitung menggunakan parameter γ (gamma) dan berperan sebagai penyesuaian dalam peramalan agar sesuai dengan pola periodik data historis.

10. Perhitungan Peramalan Untuk m Periode Selanjutnya

Tabel 15 Hasil Perhitungan Peramalan Untuk m Periode Selanjutnya

Bulan dan Tahun	Nilai Aktual (PAX)	Forecast
Januari 2023	253	244,3194444
Februari 2023	286	252,3194444
Maret 2023	308	295,3194444
April 2023	276	287,3194444
Mei 2023	314	265,3194444
Juni 2023	280	296,3194444
Juli 2023	312	306,3194444
Agustus 2023	255	260,3194444
September 2023	329	276,3194444
Okttober 2023	252	300,3194444
November 2023	275	299,3194444
Desember 2023	304	318,3194444
Januari 2024	300	253,2708333
Februari 2024	269	286,2708333
Maret 2024	301	308,2708333
April 2024	286	276,2708333
Mei 2024	245	314,2708333
Juni 2024	327	280,2708333
Juli 2024	275	312,2708333
Agustus 2024	294	255,2708333
September 2024	308	329,2708333
Okttober 2024	265	252,2708333
November 2024	309	275,2708333
Desember 2024	304	304,2708333

Tabel 14 menyajikan hasil peramalan menggunakan model Holt-Winters metode aditif untuk periode Januari 2023 hingga Desember 2024. Peramalan ini merupakan kombinasi dari komponen level, tren, dan musiman, serta digunakan sebagai dasar evaluasi akurasi model melalui penghitungan MAPE.

11. Pengujian Menggunakan MAPE

Pengujian model dilakukan menggunakan 729 kombinasi parameter α , β , dan γ (masing-masing dari 0,1 hingga 0,9) pada metode Holt-Winters Exponential Smoothing model Additive. Evaluasi dilakukan berdasarkan nilai MAPE untuk menentukan tingkat kesalahan peramalan. Semakin kecil nilai MAPE, maka model dianggap semakin akurat. Kombinasi parameter optimal dipilih berdasarkan MAPE terkecil, dengan periode musiman ditetapkan selama 12 bulan. Hasil pengujian disajikan pada tabel berikut.

Tabel 16 Hasil Pengujian Menggunakan MAPE

NO	Alpha	Beta	Gamma	MAPE
1.	0,1	0,1	0,1	7,32%
2.	0,1	0,1	0,2	7,62%
3.	0,1	0,1	0,3	7,90%
4.	0,1	0,1	0,4	8,16%
5	0,1	0,1	0,5	8,39%

7.	0,1	0,1	0,7	8,78%
8.	0,1	0,1	0,8	9,12%
9.	0,1	0,1	0,9	9,69%
10.	0,1	0,2	0,1	6,88%
11.	0,1	0,2	0,2	7,59%
...
...
...
526	0,7	0,5	0,3	13,24%
527	0,7	0,5	0,4	13,52%
528	0,7	0,5	0,5	13,66%
...
...
...
727	0,9	0,9	0,7	28,22%
728	0,9	0,9	0,8	31,34%
729	0,9	0,9	0,9	35,12%

Tabel 16 menyajikan hasil pengujian MAPE dari 729 kombinasi parameter α , β , dan γ (0,1–0,9) pada metode Holt-Winters Exponential Smoothing model Additive. Hasil menunjukkan bahwa kombinasi parameter optimal dengan nilai MAPE terkecil sebesar 6,88% diperoleh pada $\alpha=0,1$, $\beta=0,2$, dan $\gamma=0,1$. Kombinasi ini digunakan dalam perhitungan akhir untuk peramalan jumlah penumpang menggunakan metode Holt-Winters Additive.

Tabel 17 Hasil Peramalan Menggunakan metode holtwinters

Bulan dan Tahun	Aktual	Forecasting
Januari 2023	253	253,6628633
Februari 2023	286	274,785559
Maret 2023	308	311,9693979
April 2023	276	304,1452363
Mei 2023	314	286,8912337
Juni 2023	280	323,3754556
Juli 2023	312	309,3411617
Agustus 2023	255	281,271124
September 2023	329	324,141425
Okttober 2023	252	296,1575982
November 2023	275	300,5720018
Desember 2023	304	320,4521258
Januari 2024	300	268,0212832
Februari 2024	269	274,9733953
Maret 2024	301	309,7138379
April 2024	286	295,4565309
Mei 2024	245	286,4494557
Juni 2024	327	306,7709252
Juli 2024	275	299,4540965
Agustus 2024	294	267,9910931
September 2024	308	315,0592917
Okttober 2024	265	278,9006282
November 2024	309	287,0029951
Desember 2024	304	312,4270942

Berdasarkan Tabel 17 hasil peramalan jumlah penumpang dari Januari 2023 hingga Desember 2024 diperoleh menggunakan parameter optimal ($\alpha=0,1$, $\beta=0,2$, $\gamma=0,1$). Data aktual tahun 2022 digunakan sebagai dasar inisialisasi. Perbandingan antara nilai forecast dan aktual menghasilkan nilai MAPE sebesar 6,88%, yang menunjukkan tingkat kesalahan peramalan yang relatif rendah.

12. Grafik Aktual vs Forecasting

Hasil peramalan jumlah penumpang menggunakan metode Holt-Winters Exponential Smoothing model Additive dengan parameter $\alpha = 0,1$, $\beta = 0,2$, dan $\gamma = 0,1$ dapat divisualisasikan melalui grafik yang membandingkan data aktual dan data hasil forecast.



Gambar 4 Grafik Aktual vs Forecasting 2023

Gambar 4 menunjukkan grafik perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan jumlah penumpang tahun 2023 menggunakan metode Holt-Winters model Additive. Garis biru mewakili data aktual, sedangkan garis merah menunjukkan hasil forecast. Grafik memperlihatkan bahwa model mampu mengikuti pola tren dan musiman dengan cukup baik, meskipun terdapat deviasi pada bulan tertentu seperti Juni dan September. Secara keseluruhan, arah pergerakan forecast sejalan dengan data aktual, yang mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang memadai dalam memproyeksikan jumlah penumpang.



Gambar 5 Grafik Aktual vs Forecasting 2024

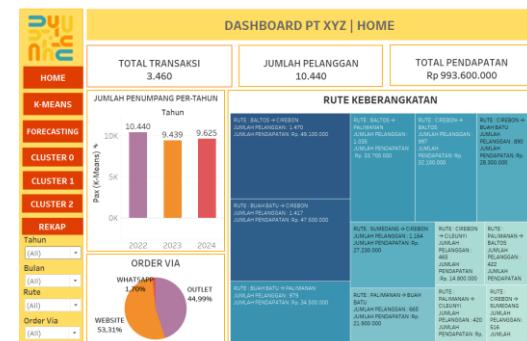
Gambar 5 memperlihatkan grafik hasil peramalan jumlah penumpang tahun 2024 menggunakan metode Holt-Winters model Additive. Garis biru menunjukkan data aktual, sedangkan garis merah mewakili nilai forecast. Secara umum, model mampu menghasilkan prediksi yang mendekati nilai aktual, meskipun terdapat deviasi pada beberapa bulan, seperti Januari, Juni, dan Juli. Meskipun terdapat selisih nilai, pola tren forecast tetap mengikuti arah perubahan data aktual, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam meramalkan pola data di masa depan.

G. HASIL MENGGUNAKAN METODE K-MEANS MODEL RFM

1. Visualisasi Interface

Berikut Ini adalah tampilan visual dari sistem Business Intelligence Dashboard menggunakan Tools Tableau

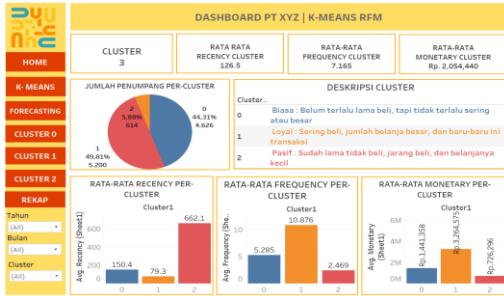
A. Dashboard PT XYZ – HOME



Gambar 6 Rancangan Dashboard Home

Pada Gambar 6 menampilkan halaman utama dashboard yang menyajikan hasil segmentasi pelanggan menggunakan metode K-Means berbasis RFM (Recency, Frequency, Monetary). Dashboard ini menampilkan total pelanggan per cluster, nilai rata-rata RFM, deskripsi tiap cluster, serta visualisasi berupa diagram pie dan grafik batang untuk membantu memahami karakteristik pelanggan secara informatif dan interaktif.

B. Dashboard PT XYZ – K – MEANS RFM



Gambar 7 Dashboard PT XYZ – K – MEANS RFM

Pada Gambar 7 menampilkan halaman utama dashboard yang menyajikan hasil segmentasi pelanggan menggunakan metode K-Means berbasis RFM (Recency, Frequency, Monetary). Dashboard ini menampilkan total pelanggan per cluster, nilai rata-rata RFM, deskripsi tiap cluster, serta visualisasi berupa diagram pie dan grafik batang untuk membantu memahami karakteristik pelanggan secara informatif dan interaktif.

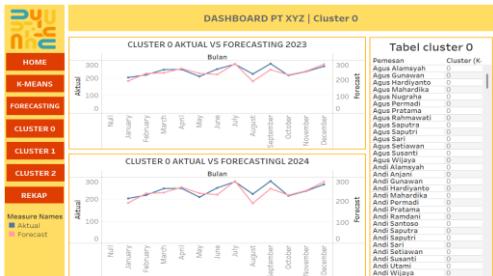
C. Dashboard PT XYZ – Holtwinters Exponential Smoothing



Gambar 8 Dashboard PT XYZ – Holtwinters Exponential Smoothing

Gambar 8 menampilkan dashboard menggunakan metode holtwinters exponential smoothing menunjukkan grafik aktual vs forecasting 2023 dan 2024.

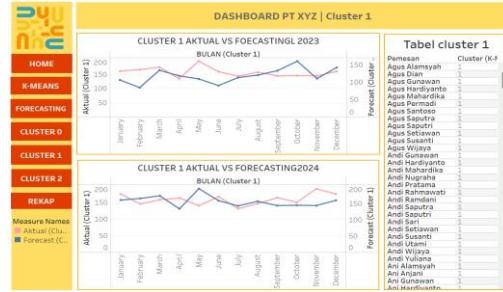
D. Dashboard PT XYZ – CLUSTER 0



Gambar 9 Dashboard PT.XYZ - CLUSTER 0

Gambar 9 menampilkan dashboard untuk Cluster 0 yang menunjukkan grafik data jumlah penumpang tahun 2023–2024 sedangkan tabel di samping menampilkan daftar pelanggan dalam cluster ini. Dashboard ini membantu menunjukkan jumlah penumpang dan data penumpang Cluster 0 secara lebih spesifik.

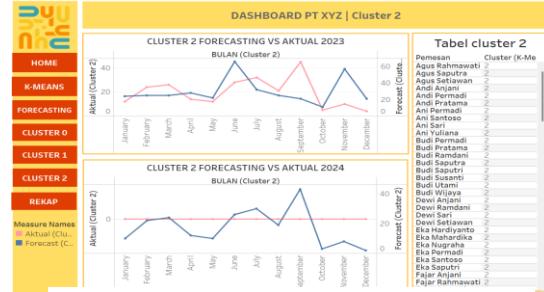
E. Dashboard PT XYZ – CLUSTER 1



Gambar 10 Dashboard PT XYZ – CLUSTER 1

Gambar 10 menampilkan dashboard untuk Cluster 1 yang menunjukkan grafik data jumlah penumpang tahun 2023–2024 sedangkan tabel di samping menampilkan daftar pelanggan dalam cluster ini. Dashboard ini membantu menunjukkan jumlah penumpang dan data penumpang Cluster 2 secara lebih spesifik.

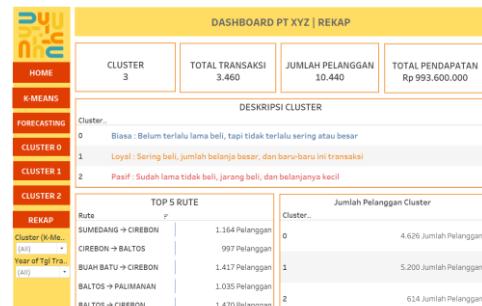
F. Dashboard PT XYZ – CLUSTER 2



Gambar 11 Dashboard PT XYZ – CLUSTER 2

Gambar 11 menampilkan dashboard untuk Cluster 2 yang menunjukkan grafik data jumlah penumpang tahun 2023–2024 sedangkan tabel di samping menampilkan daftar pelanggan dalam cluster ini. Dashboard ini membantu menunjukkan jumlah penumpang dan data penumpang Cluster 2 secara lebih spesifik.

G. Dashboard PT XYZ – REKAP



Gambar 12 Dashboard PT XYZ – REKAP

Gambar 12 menampilkan dashboard rekap yang merangkum informasi total 3 cluster, 3.460 transaksi, 10.440 pelanggan, dan total pendapatan sebesar Rp 993.600.000. Terdapat deskripsi masing-masing cluster (Biasa, Loyal, Pasif), top 5 rute dengan pelanggan terbanyak, serta distribusi jumlah pelanggan per cluster. Dashboard ini membantu memantau performa bisnis dan segmentasi pelanggan secara menyeluruh.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem Business Intelligence (BI) untuk segmentasi pelanggan menggunakan algoritma K-Means Clustering berbasis model Recency, Frequency, dan Monetary (RFM) serta metode peramalan Holt-Winters Exponential Smoothing Additive. Dari hasil segmentasi terhadap 10.440 pelanggan PT XYZ periode 2022–2024, diperoleh tiga klaster utama: *Loyal*, *Biasa*, dan *Pasif*. Klaster *Loyal* menjadi kelompok pelanggan yang memberikan kontribusi terbesar terhadap pendapatan perusahaan. Metode K-Means terbukti efektif dalam mengelompokkan pelanggan berdasarkan perilaku transaksional secara objektif, sedangkan model Holt-Winters memberikan hasil peramalan yang cukup akurat dengan nilai MAPE sebesar 6,88%. Visualisasi hasil analisis dalam bentuk dashboard interaktif menggunakan Tableau juga terbukti membantu manajemen dalam memahami karakteristik pelanggan dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dan strategis.

Kontribusi Terhadap Penelitian: Integrasi metode K-Means RFM untuk segmentasi pelanggan dan Holt-Winters Exponential Smoothing untuk peramalan jumlah penumpang ke dalam sistem Business Intelligence berbasis dashboard interaktif, melalui penerapan analisis data yang terstruktur dan praktis. Pendekatan ini tidak hanya mendukung evaluasi pelanggan berdasarkan pola transaksi, tetapi juga memperkuat kemampuan prediksi permintaan yang relevan dengan strategi retensi dan pelayanan pelanggan. Dengan membangun sistem yang mampu mengidentifikasi segmen prioritas serta memberikan proyeksi berbasis data, penelitian ini turut memperluas cakupan aplikasi metode K-Means RFM dan Holt-Winters dalam konteks industri jasa transportasi. Selain itu, hasil penelitian ini menjadi landasan metodologis yang kuat bagi studi lanjutan terkait analisis perilaku pelanggan, forecasting permintaan, serta penerapan sistem pendukung keputusan dalam praktik manajemen operasional modern.

IV. REFERENSI

- [1] P. Indra Pangestu, T. Iman Hermanto, and D. Irmayanti, “ANALISIS SEGMENTASI PELANGGAN BERBASIS RECENCY FREQUENCY MONETARY (RFM) MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS,” *JATI J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 3, pp. 1486–1492, Oct. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7171.
- [2] W. A. Silamantha, K. Hadiono, and U. Stikubank, “Analisis RFM dan K-Means Clustering untuk Segmentasi Pelanggan pada PT. Sanutama Bumi Arto,” vol. 5, no. 3, 2024.
- [3] M. F. Fadhillah, A. L. A. Suyoso, and I. Puspitasari, “Segmentasi Pelanggan dengan Algoritma Clustering Berdasarkan Atribut Recency, Frequency dan Monetary (RFM): Customer Segmentation with Clustering Algorithm Based on Recency, Frequency, and Monetary (RFM) Attributes,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 48–56, Nov. 2024, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1491.
- [4] Muhammad Nur, Eis Nur Rizki, Abdul Alimul Karim, and Resy Kumala Sari, “Peramalan Jumlah Penumpang Domestik Pada Bandar Udara Sultan Syarif Kasim II Dengan Menggunakan Metode Winter’s Exponential Smoothing,” *J. Teknol. Dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 3, no. I, pp. 57–66, Mar. 2024, doi: 10.55826/tmit.v3i1.302.
- [5] “Business Intelligence Terhadap Data Pelanggan Menggunakan Metode Clustering Multidimensi Untuk Segmentasi Pelanggan (Studi Kasus PT Gama Inovasi Berdikari).”
- [6] I. Ariati, R. N. Norsa, L. Akhsan, and J. Heikal, “SEGMENTASI PELANGGAN MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING STUDI KASUS PELANGGAN UHT MILK GREENFIELD,” *Cerdika J. Ilm. Indones.*, vol. 3, no. 7, pp. 729–743, Jul. 2023, doi: 10.59141/cerdika.v3i7.639.
- [7] B. E. Adiana, I. Soesanti, and A. E. Permanasari, “ANALISIS SEGMENTASI PELANGGAN MENGGUNAKAN KOMBINASI RFM MODEL DAN TEKNIK CLUSTERING,” *J. Terap. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 23–32, Apr. 2018, doi: 10.21460/jutei.2018.21.76.
- [8] Muhammad Nur, Eis Nur Rizki, Abdul Alimul Karim, and Resy Kumala Sari, “Peramalan Jumlah Penumpang Domestik Pada Bandar Udara Sultan Syarif Kasim II Dengan Menggunakan Metode Winter’s Exponential Smoothing,” *J. Teknol. Dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 3, no. I, pp. 57–66, Mar. 2024, doi: 10.55826/tmit.v3i1.302.