

# Business Intelligence untuk Segmentasi Pelanggan dengan Metode K-Means di Mizumi Onsen

M. Kemal Aditya Hananta<sup>1</sup>, Eko Budi Susanto<sup>2</sup>, Devi Sugianti<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Institut Widya Pratama, Pekalongan, Indonesia

<sup>1</sup>[kemaladitya271@gmail.com](mailto:kemaladitya271@gmail.com), <sup>2</sup>[ekobudi.s@stmik-wp.ac.id](mailto:ekobudi.s@stmik-wp.ac.id), <sup>3</sup>[Devisuganti.iwp@gmail.com](mailto:Devisuganti.iwp@gmail.com)

**ABSTRACT** – *A more responsive and data-driven marketing strategy is crucial for the hospitality sector given the increasingly fierce competition. Mizumi Onsen, an onsen hotel located in Wonosobo, despite having a wealth of customer information, has not been able to optimally utilize this data to obtain accurate market segmentation. This study aims to use the K-Means Clustering algorithm combined with Business Intelligence, not only to identify customer segments but also to improve digital marketing strategies to be more efficient and targeted. The data in this study includes 1,049 customer transactions from January to July 2025, with 753 valid transactions after the cleaning process, as well as external data from Instagram Insight to compare audience profiles. The research process includes data collection, cleaning, feature engineering using Python, segmentation with K-Means, and visualization of results through Google Looker Studio. The analysis indicates four main segments: High Value (17.4%), dominated by women aged 35-44 from Jakarta; Medium-High Value (10.3%), with a similar dominance from Jakarta and Semarang; Medium-Low Value (42.8%), which is the largest segment with mostly women aged 25-44 from Jakarta; and Low Value (29.7%), which is also dominated by women aged 25-34 from Jakarta. Business Intelligence dashboard visualization provides an in-depth understanding of customer demographics, geography, behavior, and value. The findings of this study emphasize that combining K-Means with Business Intelligence not only improves the accuracy of customer segmentation, but also provides a strategic basis for designing responsive, effective, and sustainable digital promotions in the hospitality industry.*

**Keywords:** Business Intelligence; Customer Segmentation; K-Means Clustering;

**ABSTRAK** – Strategi pemasaran yang lebih responsif dan berbasis data sangat penting untuk sektor perhotelan mengingat persaingan yang semakin ketat. Mizumi Onsen sebagai hotel onsen yang terletak di Wonosobo, meskipun memiliki banyak informasi tentang pelanggan, belum berhasil memanfaatkan data tersebut secara optimal untuk mendapatkan segmentasi pasar yang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan algoritma K-Means Clustering yang dikombinasikan dengan Business Intelligence, tidak hanya untuk mengenali segmen pelanggan, tetapi juga untuk memperbaiki strategi pemasaran digital agar lebih efisien dan tepat sasaran. Data dalam penelitian ini mencakup 1.049 transaksi pelanggan dari Januari hingga Juli 2025 dengan 753 transaksi yang valid setelah proses pembersihan, serta data eksternal dari Instagram Insight untuk membandingkan profil audiens. Proses penelitian mencakup pengumpulan data, pembersihan, rekayasa fitur menggunakan Python, segmentasi dengan K-Means, dan visualisasi hasil melalui Google Looker Studio. Analisis mengindikasikan adanya empat segmen utama: High Value (17,4%) yang didominasi oleh perempuan berusia 35-44 tahun dari Jakarta; Medium-High Value (10,3%) dengan dominasi serupa berasal dari Jakarta dan Semarang; Medium-Low Value (42,8%) yang merupakan segmen terbesar dengan sebagian besar perempuan berusia 25-44 tahun dari Jakarta; dan Low Value (29,7%) yang juga didominasi oleh perempuan berusia 25-34 tahun dari Jakarta. Visualisasi dasbor Business Intelligence memberikan pemahaman mendalam terkait demografi, geografi, perilaku, dan nilai pelanggan. Temuan penelitian ini menekankan bahwa penggabungan K-Means dengan Business Intelligence tidak hanya meningkatkan ketepatan segmentasi pelanggan, tetapi juga menyediakan dasar strategis dalam merancang promosi digital yang responsif, efektif, dan berkelanjutan di dunia perhotelan.

**Kata Kunci:** Business Intelligence; Segmentasi Pelanggan; K-Means Clustering;

## 1. PENDAHULUAN

Industri perhotelan menjalani operasional yang sangat kompetitif dan dinamis, ditandai dengan banyaknya properti baru dan karakteristik konsumen yang cepat berubah [1]. Adopsi strategi pemasaran yang adaptif dan inovatif diperlukan oleh pemilik bisnis perhotelan di tengah persaingannya yang sangat ketat [2]. Banyak hotel yang secara rutin mengumpulkan data pelanggan, termasuk Mizumi Onsen. Salah satu hotel atau resort bernama Mizumi Onsen yang mengusung konsep

onsen berlokasi di Wonosobo, Jawa Tengah, menawarkan kolam rendam air hangat khas Jepang dan memberikan pengalaman menginap dengan nuansa yang sejuk dan penuh dengan pemandangan alam. Sebagai hotel yang ditujukan untuk wisatawan lokal dan keluarga, Mizumi Onsen rutin mengumpulkan data pelanggan melalui sistem reservasi. Namun, dalam merencanakan strategi pemasaran masih menggunakan asumsi dan insting [3], [4]. Metode analisis data yang salah akan menghambat hotel dalam menentukan secara akurat segmen pelanggan yang paling berpengaruh serta pada



This work is licensed under a  
Creative Commons Attribution 4.0 International License

saat membuat promosi yang efektif dan dipersonalisasi , hal ini bisa menyebabkan hilangnya inefisiensi operasional dan peluang bisnis [1], [2]. Maka dari itu, untuk mempertahankan daya saing bisnis perlu transisi menggunakan strategi pemasaran yang didasari oleh data.

Peningkatan keefektifan operasional dan memperkuat posisi pasar dengan memanfaatkan data pelanggan akan menjadi kunci keberhasilan. Pada konteks ini, *Business Intelligence* dapat menjadi solusi bagi organisasi untuk menganalisis data yang mentah menjadi sebuah informasi yang berharga, dan proses pengambilan keputusan akan menjadi lebih proaktif dan cerdas [5]. Melalui penerapan *business intelligence*, akan membantu hotel dalam mengukur efektivitas pemasaran dengan akurat, menggambarkan tren pasar, dan menganalisis karakteristik pelanggan. Urgensi pada penelitian ini adalah kebutuhan yang mendesak di industri akomodasi untuk berganti dari pemasaran konvensional ke metode yang lebih fokus dan berbasis data. Hal ini berarti semua upaya promosi akan lebih menghemat sumber daya dan sangat sesuai dengan yang dibutuhkan dan preferensi spesifik dari berbagai karakteristik pelanggan [6].

Penelitian terdahulu menyatakan strategi pemasaran menjadi fondasi penting dengan ditentukannya segementasi pelanggan. Metode data mining, algoritma K-Means *Clustering* efektif dalam membuat kelompok-kelompok pelanggan berdasarkan perilaku, demografis, sampai dengan karakteristik pelanggan [7], [8]. Algoritma K-Means digunakan pada penelitian sebelumnya di industri perhotelan untuk membantu identifikasi segmen konsumen, untuk menentukan rancangan strategi pemasaran yang lebih akurat dan terarah [3], [9]. Perkembangan konsep *Business Intelligence* terlihat pesat, implementasi dashboard visual untuk memberikan pengamatan mendalam tentang performa bisnis dan dapat membantu pengambilan keputusan yang strategis bagi semua sektor [5], [10].

Meskipun sudah banyak studi tentang segmentasi pelanggan dengan dashboard *Business Intelligence* dan K-Means, masih ada celah yang signifikan dalam literatur, terutama penggabungan kedua bidang ini secara komprehensif. Studi yang ada membahas K-Means *clustering* dan *Business Intelligence* secara terpisah, atau implementasinya bukan dibidang perhotelan [11]. Belum banyak penelitian yang mengaitkan secara spesifik *business intelligence* dengan segmentasi pelanggan yang dihasilkan dari algoritma K-Means untuk khusus optimalisasi strategi pemasaran di industri perhotelan. Kebaruan pada penelitian ini terletak diupaya mengintegrasikan hasil analisis K-Means *Clustering* yang divisualisasikan pada dashboard *Business Intelligence*. Hal ini dapat membantu tim *marketing* mengetahui informasi profil pelanggan secara spesifik, mengenal segmen pasar bagi Mizumi Onsen, untuk mengembangkan dan mengevaluasi strategi pemasaran yang lebih adaptif, fleksibel, dan berbasis bukti.

Berdasarkan latar belakang, urgensi, dan celah yang telah ditemukan, penelitian ini bertujuan untuk membantu tim *marketing* dalam mengoptimalkan strategi pemasaran Mizumi Onsen dengan mengimplementasikan

*Business Intelligence* dan metode K-Means berdasarkan data untuk menentukan segmentasi pelanggan. Tujuan khusus dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi dan menganalisis karakteristik segmen pelanggan Mizumi Onsen dengan menggunakan algoritma K-Means, serta untuk merancang dan mengembangkan dasbor *Business Intelligence* yang mampu menampilkan hasil segmentasi pelanggan secara menyeluruh untuk membantu menciptakan dan mengevaluasi strategi pemasaran yang lebih efisien. Oleh karena itu, penelitian ini dirumuskan dalam pertanyaan: bagaimana Mizumi Onsen dapat menentukan segmen pelanggan sekaligus meningkatkan strategi pemasaran berbasis data dengan menggabungkan *Business Intelligence* dan algoritma K-Means agar strategi yang dihasilkan lebih responsif dan akurat?

## 2. DASAR TEORI

### A. Business Intelligence

*Business Intelligence* merupakan teknologi yang dapat membantu mempercepat pengambilan keputusan dengan mengumpulkan, menganalisis, dan menampilkan secara visual data bisnis [12]. BI dapat membantu perusahaan mengolah dan menganalisis data secara *real-time*, menjadi dasar pengambilan keputusan yang efektif dan strategis [13]. Dengan BI, penyusunan strategi bisnis dapat lebih akurat dan cepat karena organisasi dapat mengaksesnya secara *real-time* [14]. Bagian penting dari sistem BI mencakup *Data Warehouse* sebagai sumber data yang terintegrasi, *Business Analytics* untuk pengolahan dan analisis data, *Business Performance Management* untuk memantau performa, serta *interface* yang menyajikan informasi menggunakan dashboard visualisasi [15].

*Business Intelligence* sangat penting untuk mendukung mekanisme manajerial dan strategis serta memberikan informasi yang akurat dan bermanfaat bagi pengambilan keputusan [16]. Penerapan BI dapat membantu dalam menentukan atau memahami segmentasi pelanggan dan merancang strategi pemasaran agar lebih terarah atau tepat sasaran [17]. Dengan memahami kebutuhan pasar secara menyeluruh dan membantu mengembangkan produk atau layanan, *business intelligence* juga dapat membantu perusahaan menjadi lebih inovatif dan kompetitif [14]. Berbagai studi menunjukkan BI dapat memaksimalkan performa organisasi dengan meningkatkan profitabilitas, efisiensi operasional, dan produktivitas [12].

### B. Segmentasi Pelanggan

Segmentasi pelanggan adalah metode dasar dalam merencanakan strategi pemasaran yang mengaitkan proses segmentasi pasar yang luas dan beragam menjadi kumpulan pelanggan yang lebih spesifik berdasarkan karakteristik, perilaku, atau kebutuhan yang serupa [18]. Pengelompokan pelanggan menjadi hal yang sangat penting, karena menentukan karakteristik pelanggan yang sama dan eksplorasi perilaku pelanggan dapat membantu perusahaan menyusun strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran untuk meningkatkan *revenue* bisnis [19]. Maka dari itu, perancangan strategi yang lebih efisien dan efektif



perlu dilakukan segmentasi untuk mendapatkan informasi mendalam tentang karakteristik pelanggan [18]. Tujuan utama bagi industri ritel adalah memaksimalkan alokasi sumber daya dan memperbesar keuntungan [20]. Di samping itu, di tengah persaingan pasar yang dinamis, segmentasi yang efektif dapat membantu upaya meningkatkan daya saing bisnis dan memperkuat loyalitas pelanggan [21].

Variabel yang digunakan dalam menentukan segmentasi seperti: faktor demografis, geografis, psikografis, serta perilaku transaksional [22]. Segmentasi pasar yang relevan biasanya dibentuk oleh faktor perilaku seperti kebiasaan belanja [23]. Dalam Implementasinya, identifikasi dan pengelompokan pelanggan berdasarkan karakteristik dapat dianalisis menggunakan algoritma K-Means Clustering [19], [24]. Perusahaan dapat menggunakan K-Means untuk kategorisasi pelanggan berdasarkan data seperti nilai transaksi dan jumlah pembelian [20]. Untuk memaksimalkan pengalaman pelanggan dan meningkatkan pengambilan keputusan yang strategis, sangat penting untuk menerapkan segmentasi berbasis data [21].

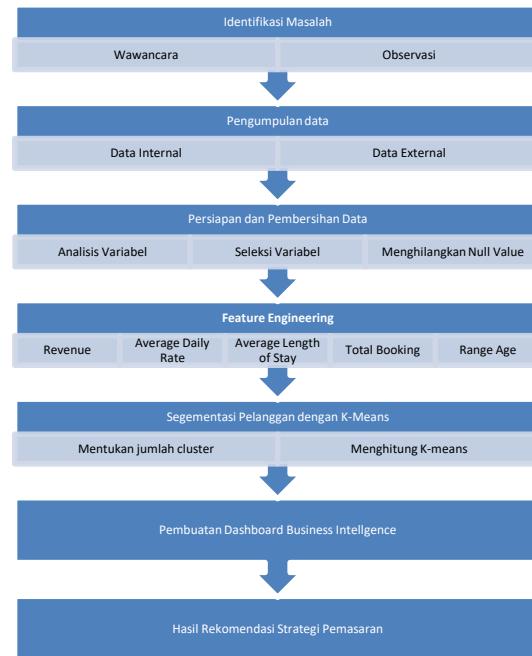
### C. Algoritma K-Means

Metode clustering non-hierarki yang dikenal sebagai algoritma K-Means mengelompokkan data ke dalam berbagai *cluster* berdasarkan karakteristik yang sebanding, yang memastikan bahwa data yang serupa berada dalam satu *cluster* [8], [25]. Tujuannya adalah membagi data menjadi  $k$  kelompok yang sama [20], [26]. Proses dimulai dengan menentukan jumlah cluster ( $k$ ) dan menginisialisasi *centroid* dari dataset secara acak [27], [28]. Setiap titik data kemudian diberikan ke *centroid* terdekat, biasanya dengan menggunakan *Euclidean Distance* [23], [28]. Menghitung dan memperbarui posisi rata-rata semua titik data di *Centroid* [20], [27], dan proses berlanjut sampai pusat data mencapai ketstabilan atau batas iterasi maksimum [27], [28].

## 3. METODOLOGI

Bagian ini menyajikan metode penelitian yang diterapkan secara menyeluruh. Ini termasuk desain penelitian kuantitatif menggunakan pendekatan studi kasus, metode pengumpulan dan pengolahan data, penggunaan algoritma K-Means untuk analisis segmentasi pelanggan, dan pembuatan dashboard Business Intelligence.

Penelitian ini akan mengimplementasikan *business intelligence* menggunakan tahapan-tahapan serta menggunakan metode algoritma K-Means di Mizumi Onsen.



Gambar 1. Tahapan penelitian segmentasi pelanggan

### A. Identifikasi Masalah

Penelitian ini Dimulai dengan melakukan wawancara dan observasi di Mizumi Onsen, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi masalah utama dalam pengelolaan data pelanggan dan strategi pemasaran yang telah digunakan.

### B. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari data internal dan eksternal. Data internal didapatkan dari database Mizumi Onsen. Data internal tersebut memiliki catatan transaksi sebanyak 1.049 dalam periode Januari-Juli 2025. Variabel yang ada di data internal mencakup identitas pelanggan dan detail reservasi. Sementara itu, data eksternal diperoleh dari insight Instagram pada periode Mei-Agustus 2025. Data eksternal tidak digunakan sebagai acuan dalam penelitian ini, melainkan hanya sebagai perbandingan.

### C. Persiapan dan Pembersihan Data

Untuk memastikan dan konsistensi dataset yang digunakan dalam penelitian, perlu dilakukan tahapan persiapan dan pembersihan. Melakukan pengecekan isi setiap variabel dari 1.049 transaksi yang dikumpulkan dari database internal Mizumi Onsen untuk menemukan data yang kosong atau inkonsistensi. Agar tidak menimbulkan bias pada proses analisis, transaksi yang memiliki nilai kosong pada salah satu variabel akan dihapus. Setelah proses ini, data yang menjadi dasar penelitian ini, dari 1.049 transaksi menjadi 753 transaksi yang valid.

Tahap ini tidak hanya membersihkan, tetapi juga menambah variabel baru: umur, jenis kelamin, tipe kamar, dan harga kamar. Penambahan variabel untuk analisis segmentasi dapat memberikan gambaran yang



lebih lengkap karena informasi pada dataset lebih diperkaya. Setelah variabel ditambahkan, dilakukan penyaringan untuk dijadikan variabel utama dalam penelitian ini. Ada enam variabel utama yang relevan dengan tujuan penelitian ini yaitu, usia, jenis kelamin, kota asal, lama menginap, tipe kamar, dan harga kamar.

#### D. Pengolahan Data (Feature Engineering)

Tahapan pengolahan data menggunakan python melalui proses *feature engineering*. Dari enam variabel utama yang sudah dipilih, ada tambahan variabel turunan untuk keperluan analisis, diantaranya:

1. Total Pendapatan (*Revenue*): dihitung dengan mengalikan harga kamar dengan waktu menginap.
2. Average Daily Rate (ADR): dihitung sebagai pendapatan rata-rata per malam dengan mengalikan pendapatan/lama menginap.
3. Average Length of Stay (ALOS): lama menginap rata-rata untuk setiap reservasi.
4. Total Booking: jumlah transaksi yang dilakukan oleh setiap pelanggan.
5. Range Age: Umur pelanggan dibagi menjadi kelompok yang berbeda:  $\leq 17$ , 18–24, 25–34, 35–44, 45–54, 55–64 dan lebih dari 65 tahun.

Dataset yang dihasilkan dari proses ini terdiri dari variabel utama dan variabel turunan yang siap digunakan untuk analisis klasterisasi.

#### E. Segmentasi Pelanggan dengan K-Means

Dilakukan pra-pemrosesan data sebelum mengimplementasikan algoritma K-Means. Variabel numerik (ADR, ALOS, *Revenue*, Total Booking) distandarisasi menggunakan *StandardScaler*, sementara *One-Hot Encoding* mengubah variabel kategori, seperti jenis kelamin, kategori usia, tipe kamar, dan kota asal, menjadi data numerik. Setelah pra-pemrosesan, penerapan metode Elbow dan perhitungan Silhouette Score untuk mengevaluasi jumlah klaster yang optimal dengan melakukan percobaan nilai k dari 3 hingga 6. Menurut hasil evaluasi jumlah kluster yang ideal sebanyak 4 kluster. Kemudian algoritma K-Means digunakan untuk membuat empat segmen pelanggan, yang secara konseptual dapat dilabeli sebagai *High Value*, *Medium-High*, *Medium-Low*, dan *Low Value*. Analisis selanjutnya dapat menggunakan dataset yang dihasilkan dari klasterisasi dan diekspor dalam format CSV.

#### F. Pembuatan Dashboard Business Intelligence

Google Looker Studio dijadikan sarana untuk membangun dashboard *business intelligence* dan dataset akhir hasil pengolahan python akan dijadikan sumber utamanya. Dashboard ini menampilkan visualisasi distribusi pelanggan berdasarkan atribut demografis (usia, jenis kelamin, kota asal), perilaku (lamanya menginap, tipe kamar), nilai ekonomi (pendapatan, ADR, ALOS), dan segmentasi pelanggan berdasarkan hasil K-Means. Selain itu, dashboard dilengkapi dengan filter interaktif yang dapat membantu dalam eksplorasi data dengan baik. Filter-filter ini mencakup rentang usia, jenis kelamin, kota asal, dan tipe kamar.

#### G. Interpretasi Hasil dan Rekomendasi Strategis

Pada tahap akhir, untuk memahami karakteristik masing-masing segmentasi pelanggan perlu dilakukan analisis yang mendalam dari hasil klasterisasi. Karakteristik ini kemudian diaplikasikan untuk membuat rekomendasi strategi pemasaran sesuai dengan masing-masing segmen. Misalnya, segmen pelanggan dengan kontribusi pendapatan tertinggi dapat diberi prioritas untuk anggaran promosi, sedangkan segmen lain dapat berkonsentrasi pada strategi engagement atau kesadaran. Karakteristik dari masing-masing segmen yang diperoleh dari analisis klaster dan dashboard business intelligence dapat menentukan rekomendasi strategi pemasaran agar lebih akurat dan terarah.

### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### Identifikasi Masalah

Berdasarkan hasil temuan observasi dan wawancara langsung dengan tim *marketing* Mizumi Onsen, asumsi dan intuisi masih menjadi dasar dalam pelaksanaan promosi digital dan perancangan strategi pemasaran. Data pelanggan belum digunakan dengan maksimal, data tersebut tulis untuk keperluan pencatatan administratif saja, belum digunakan untuk menjadi dasar analisis yang mendalam. Adanya kesenjangan dalam kondisi ini antara kebutuhan informasi strategis yang dibutuhkan untuk manajemen dan data yang tersedia belum digunakan dengan maksimal.

Perlunya implementasi *business intelligence* yang ditunjukkan dari identifikasi permasalahan yang mampu mengolah dan menganalisis data secara mendalam, data yang sudah dianalisis dapat menghasilkan informasi yang sangat akurat dan lebih bernilai. Proses analisis akan digabungkan dengan algoritma K-Means, data pelanggan dikelompokkan ke dalam segmen tertentu sehingga dapat membantu perusahaan dalam merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, efisien, tepat sasaran, dan berbasis data.

#### Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dua sumber data, yaitu data internal dan data eksternal. Data internal diperoleh dari database yang dikelola oleh *front office* di Mizumi Onsen. Data terdiri dari 9 variabel, tercatat data transaksi dengan total 1.049 pada periode Januari-Juli 2025. Data tersebut mencerminkan identitas dan perilaku pelanggan, dan menjadi sumber utama untuk analisis segmentasi dalam penelitian ini.

Selain data internal, penelitian ini juga menggunakan data eksternal diperoleh dari *insight instagram ads* yang difilter pada periode Mei-Agustus 2025 (90 hari). Data dapat memberikan gambaran lebih luas tentang audiensi digital Mizumi Onsen.

Pada Gambar 2, terlihat mayoritas audiens Instagram Mizumi Onsen adalah perempuan (55,3%), dibandingkan dengan laki-laki (44,7%). Selanjutnya terlihat pada Gambar 3, segmen terbesar dari audiens Instagram menunjukkan bahwa kelompok usia 25–34 tahun (44,7%) dan 35–44 tahun (37,7%). Sementara itu,



Gambar 4 menunjukkan secara geografis dominasi wilayah berasal dari Jakarta (27,4%), diikuti oleh Semarang, Bekasi, dan beberapa kota lain di Jawa Tengah.



**Gambar 2.** Distribusi Jenis Kelamin Audiens Instagram.



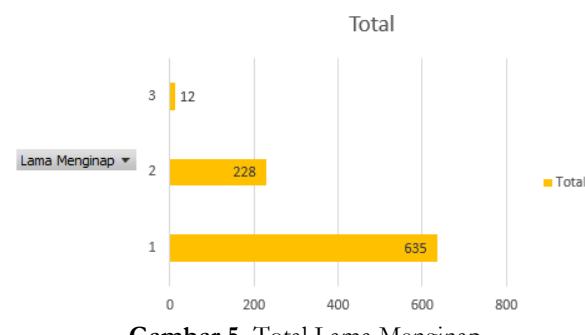
**Gambar 3.** Rentang Usia Audiens Instagram.



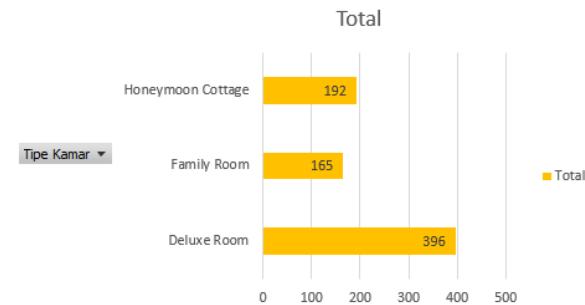
**Gambar 4.** Lokasi Populer Audiens Instagram.

Berdasarkan representasi data yang ada dalam Gambar 5–7, terdapat pola yang tampak cukup jelas dalam perilaku tamu dan penetapan harga kamar. Gambar 5 mengindikasikan bahwa sebagian besar pengunjung menginap selama satu malam (635 pelanggan), dengan sejumlah kecil yang memilih untuk menginap dua malam (228 pelanggan), dan hanya

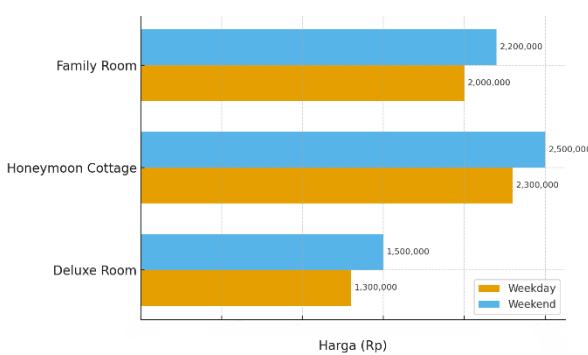
sekelompok kecil yang bertahan lebih lama. Di Gambar 6, distribusi jenis kamar menunjukkan bahwa Deluxe Room adalah yang paling banyak dipilih (396 pelanggan), diikuti oleh Honeymoon Cottage (192 pelanggan) dan Family Room (165 pelanggan). Selanjutnya, Gambar 7 menggambarkan variasi harga berdasarkan jenis hari (hari kerja dan akhir pekan), di mana tarif untuk akhir pekan selalu lebih tinggi dibandingkan dengan hari kerja, mencerminkan peningkatan permintaan saat akhir pekan. Ini menunjukkan bahwa pendekatan diferensiasi harga hotel telah selaras dengan perilaku pasar, di mana durasi menginap yang singkat dan pilihan jenis kamar tertentu menjadi faktor utama bagi pelanggan.



**Gambar 5.** Total Lama Menginap



**Gambar 6.** Tipe Kamar Berdasarkan Total Pelanggan



**Gambar 7.** Harga Kamar Berdasarkan Jenis Hari Persiapan dan Pembersihan Data

Melakukan verifikasi database internal Mizumi Onsen yang berjumlah 1.049 catatan transaksi pelanggan. Hasil dari pengecekan menunjukkan masih ada yang bernilai kosong pada beberapa variabel, seperti kota asal yang tidak tercatat. Seluruh data yang bernilai kosong akan dihapus untuk menghindari kesalahan dan potensi bias dalam analisis. Setelah proses pembersihan, jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini berkang menjadi 753 transaksi valid.



Setelah proses pembersihan, untuk memperkaya dan menyesuaikan penelitian ini diperlukan penambahan variabel pada dataset. Variabel tambahan tersebut meliputi umur pelanggan, jenis kelamin, tipe kamar, dan harga kamar. Analisis data yang relevan dengan keperluan segmentasi pasar menjadi tujuannya, penambahan variabel pada dataset tidak hanya berisi data administratif melainkan dijadikan kebutuhan untuk analisis data.

Setelah data dibersihkan dan diperbanyak, enam variabel utama akan digunakan pada penelitian ini, yaitu usia, jenis kelamin, kota asal, lama menginap, tipe kamar, dan harga kamar, sehingga perlu dilakukan filtrasi variabel yang tidak diperlukan. Keenam variabel dipilih karena dianggap paling mencerminkan karakteristik pelanggan dan sesuai dengan tujuan segmentasi yang akan dilakukan di tahap selanjutnya.

**Tabel 1.** Jumlah Data Sebelum dan Sesudah Pembersihan

Keterangan	Jumlah Transaksi
Data mentah awal	1.049
Data tidak valid (null)	296
Data valid setelah cleaning	753

### Pengolahan Data (Feature Engineering)

Agar mendapatkan informasi yang lebih signifikan dalam analisis segmentasi pelanggan, dilakukan proses *feature engineering* untuk menambah variabel pada dataset yang diperlukan pada penelitian ini. Pembuatan variabel baru diturunkan dari enam variabel yang sudah ditentukan sebelumnya untuk menambah nilai strategis dalam memahami karakteristik pelanggan.

Variabel pertama adalah Total Pendapatan (*Revenue*), dihitung dengan mengalikan harga kamar dengan lama menginap:

$$\text{Revenue} = \text{Harga Kamar} \times \text{Lama Menginap}$$

(Rumus 1)

Variabel ini sangat penting karena menunjukkan seberapa besar setiap pelanggan dalam berkontribusi terhadap pendapatan Mizumi Onsen.

Kemudian, untuk merepresentasikan rata-rata pendapatan per malam dibentuklah variabel *Average Daily Rate* (ADR). Perhitungannya sesuai dengan rumus berikut:

$$\text{ADR} = \frac{\text{Revenue}}{\text{Lama Menginap}}$$

(Rumus 2)

Untuk mengetahui nilai performa harga kamar, ADR menjadi indikator utama dalam industri perhotelan.

Selanjutnya, variabel *Average Length of Stay* (ALOS) digunakan untuk menyajikan durasi rata-rata pelanggan menginap. Nilai ALOS dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{ALOS} = \frac{\text{Lama Menginap}}{\text{Jumlah Booking}}$$

(Rumus 3)

Karakteristik pelanggan terhadap pemanfaatan layanan akomodasi disajikan oleh variabel ini.

Selain itu, untuk menentukan total transaksi pelanggan Mizumi Onsen sesuai dengan jumlah data internal, ditambahkan variabel Total Booking.

Terakhir, dibentuk variabel *Range Age*, yaitu pengelompokan usia ke dalam kategori:  $\leq 17$  tahun, 18–24 tahun, 25–34 tahun, 35–44 tahun, 45–54 tahun, 55–64 tahun, dan  $\geq 65$  tahun. Tujuan dari kategorisasi ini untuk merancang analisis demografi dan strategi pemasaran berbasis data lebih mudah.

Dengan menerapkan proses *feature engineering*, dataset final menjadi lebih informatif karena tidak hanya mencakup data mentah melainkan mencakup variabel turunan yang dapat membantu analisis *clustering*. Sebagai hasilnya, data yang semula bersifat administratif diubah menjadi data analitis yang bernali untuk pengambilan keputusan strategis.

### Segmentasi Pelanggan dengan K-Means

Setelah mendapatkan dataset yang dihasilkan dari proses *feature engineering*, tahap selanjutnya adalah implementasi algoritma K-Means *Clustering* untuk menentukan segmentasi pelanggan. Proses ini diawali dengan pra-pemrosesan data, melakukan standarisasi variabel numerik (ADR, ALOS, Revenue, dan Total Booking) menggunakan *StandardScaler*, sedangkan untuk variabel kategorikal (jenis kelamin, range usia, tipe kamar, kota asal) dimodifikasi dalam bentuk numerik menggunakan *One-Hot Encoding*.

#### Penentuan Jumlah Cluster

Perhitungan jumlah cluster yang optimal menggunakan dua metode, yaitu *Elbow Method* dan *Silhouette Score*. Fungsi objektif K-Means yang digunakan adalah meminimalkan nilai Within-Cluster Sum of Squares (WCSS):

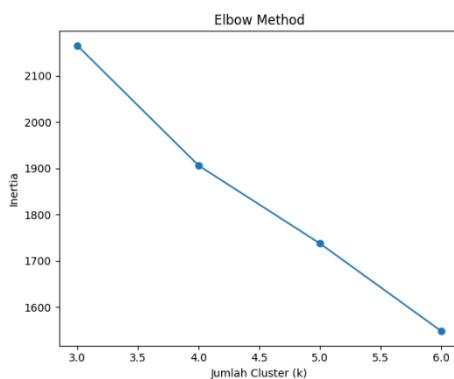
$$\text{WCSS} = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k} ||x_i - \mu_k||$$

(Rumus 4)

Pada rumus tersebut,  $K$  menunjukkan jumlah cluster yang dibentuk,  $C_k$  merepresentasikan himpunan anggota cluster ke-  $k$ ,  $x_i$  adalah data ke-  $i$  dalam cluster  $C_k$ , dan  $\mu_k$  merupakan centroid dari cluster ke- $k$ . Rumus ini digunakan untuk menghitung seberapa dekat data dalam satu cluster dengan pusat cluster-nya, sehingga semakin kecil nilai WCSS maka semakin baik kualitas clustering.

Pada Elbow Method, grafik WCSS diplot terhadap nilai  $k$ . Jumlah cluster optimal ditentukan pada titik “siku” (elbow) di mana penurunan WCSS mulai melambat.





Gambar 8. Grafik Elbow Method

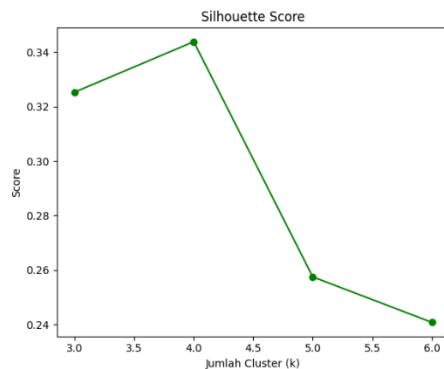
Selain itu, kualitas cluster dinilai dengan *Silhouette Coefficient* (*S*), yang dapat dihitung dengan formula berikut:

$$S = \frac{b(i) - a(i)}{\max \{a(i), b(i)\}}$$

(Rumus 5)

Keterangan:

Dalam rumus tersebut,  $a(i)$  merupakan rata-rata jarak data  $i$  ke semua titik dalam cluster yang sama, sedangkan  $b(i)$  adalah rata-rata jarak data  $i$  ke titik data pada cluster terdekat yang berbeda. Nilai *S* berada dalam rentang  $-1$  hingga  $+1$ , di mana semakin mendekati  $+1$  berarti pemisahan antar cluster semakin baik, sedangkan nilai yang mendekati  $0$  menunjukkan cluster yang tumpang tindih, dan nilai negatif menandakan bahwa data lebih cocok dimasukkan ke cluster lain..



Gambar 9. Grafik Silhouette Score

Berdasarkan kedua metode tersebut, diperoleh bahwa jumlah cluster optimal adalah 4 (empat cluster).

### Hasil Segmentasi K-Means

Algoritma K-Means mengklasifikasikan pelanggannya ke dalam empat kategori yang berbeda, yaitu:

- Cluster High Value:** jumlah pelanggan sedikit, kontribusi pendapatan yang lebih besar, ADR tinggi, dan durasi menginap yang lebih lama.
- Cluster Medium-High:** tamu dengan durasi tinggal panjang tetapi ADR menengah.
- Cluster Medium-Low:** ADR relatif tinggi namun lama menginap rendah.

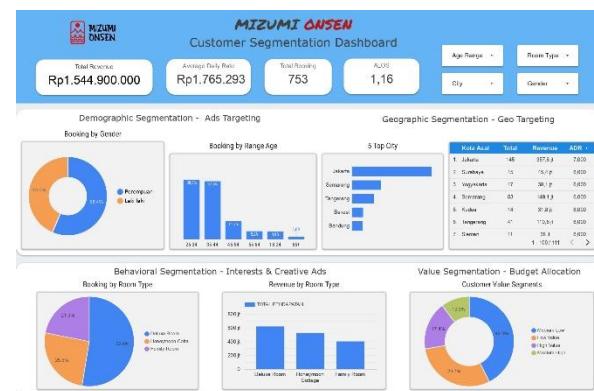
- Cluster Low Value:** jumlah pelanggan tertinggi, tetapi kontribusi pendapatan terkecil.

Hasil *clusterisasi* ini disimpan dalam format dataset yang dilengkapi dengan label *cluster*, selanjutnya akan dimanfaatkan dalam perancangan dashboard *business intelligence* pada tahap berikutnya.

### Pembuatan Dashboard Business Intelligence

#### Tampilan Umum Dashboard

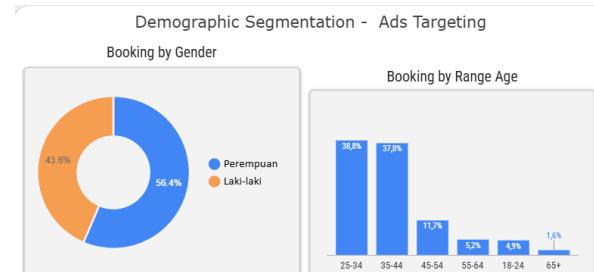
Penelitian ini melakukan pengembangan dashboard *business intelligence* yang memiliki indikator kinerja utama (Total Revenue, ADR, Total Booking, ALOS), serta empat dimensi segmentasi pelanggan. Untuk membuat analisis lebih mudah, dashboard ini memiliki filter interaktif berupa rentang usia (age range), jenis kelamin (gender), kota asal (city), dan tipe kamar (room type). Link akses ke dashborad *business intelligence* Mizumi Onsen: <https://lookerstudio.google.com/s/qRqJGVB-GWs>



Gambar 10. Tampilan Dashboard Business Intelligence

#### Segmentasi Demografis (Ads Targeting)

Berdasarkan Gambar 11. Pelanggan Mizumi Onsen dengan jenis kelamin Perempuan lebih mendominasi sekitar 56,4% dibandingkan 43,6%. Dari sisi usia, kelompok paling besar berasal dari kategori umur dengan rentang tahun 25–34 (38,8%) dan 35–44 tahun (37,8%), sedangkan usia lainnya memiliki yang lebih sedikit.



Gambar 11. Segmentasi Demografis – Booking by Gender dan Booking by Range Age

#### Segmentasi Geografis (Geo Targeting)

Menurut Gambar 12. Jakarta mendominasi pelanggan Mizumi Onsen dengan total transaksi 145 yang menghasilkan total pendapatan Rp.347,8 juta, dengan ADR Rp.1,734 juta. Semarang menduduki peringkat



kedua dengan catatan 53 transaksi dengan total *revenue* Rp.149,1 juta, dan ADR Rp.1,765 juta. Sedangkan Tangerang berada di urutan ketiga dengan total 41 transaksi dan menghasilkan pendapatan Rp.110,6 juta, dan ADR Rp.1,813 juta.

Kota-kota lain memiliki kontribusi yang relatif kecil. Misalnya, Bekasi memberikan 21 transaksi senilai 52,5 juta rupiah, Bandung memberikan 20 transaksi senilai 54,9 juta, Yogyakarta memberikan 17 transaksi senilai 38,1 juta, dan Surabaya memberikan 15 transaksi senilai 45,4 juta rupiah. Data ini menunjukkan bahwa pelanggan berasal dari berbagai wilayah utama Jawa dan sekitarnya, meskipun jumlah transaksi di kota-kota tersebut lebih sedikit.

Geographic Segmentation - Geo Targeting

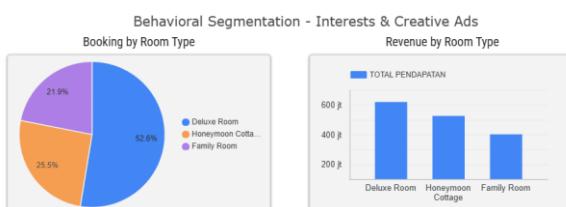


Gambar 12. Segmentasi Geografis – Top 5 City dan Distribusi Revenue per Kota

#### Segmentasi Perilaku (Behavioral Segmentation – Interest & Creative Ads)

Pada Gambar 13, karakter pelanggan dibagi berdasarkan tipe kamar yang dipesan dan kontribusinya terhadap *revenue*. Dihitung dari jumlah transaksi, Deluxe Room dengan porsi 52,6%, diikuti oleh Honeymoon Cottage sebesar 25,5%, dan Family Room sebesar 21,9%.

Dapat dilihat dari total *revenue*, kamar dengan tipe Deluxe Room memberikan *revenue* terbesar bagi Mizumi Onsen sebanyak lebih dari Rp600 juta, diikuti oleh Honeymoon Cottage dan Family Room, yang masing-masing menghasilkan sekitar Rp500 juta dan Rp400 juta. Hal ini menunjukkan jenis kamar yang dipilih pelanggan sangat menentukan *revenue* Mizumi Onsen.



Gambar 13. Segmentasi Perilaku – Distribusi Pemesanan dan Pendapatan berdasarkan Tipe Kamar

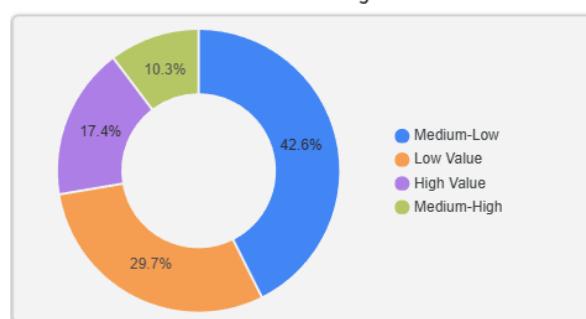
#### Segmentasi Nilai (Value Segmentation – Budget Allocation)

Segmentasi pelanggan yang dihasilkan dari algoritma K-means dapat dilihat pada Gambar 14, pembagian kelompok pelanggan berdasarkan nilai ekonomi dibagi menjadi empat kelompok. Proporsi terbesar adalah *Medium-Low* dengan persentase 42,8%, disusul oleh *Low Value* sebesar 29,7%, *High Value* sebesar 17,4%, serta *Medium-High* dengan persentase 10,3%.

Kontribusi pendapatan dari kelompok menengah ke bawah mendominasi segmentasi pelanggan Mizumi Onsen, meskipun kelompok *High Value* dan *Medium-High* tetap memiliki kontribusi penting karena nilai transaksi dan rata-rata pengeluaran yang lebih besar. Informasi ini memberikan dasar yang kuat untuk mengubah strategi pemasaran berdasarkan tingkat kontribusi masing-masing segmen.

#### Value Segmentation - Budget Allocation

Customer Value Segments



Gambar 14. Segmentasi Nilai – Customer Value Segments hasil K-Means Clustering

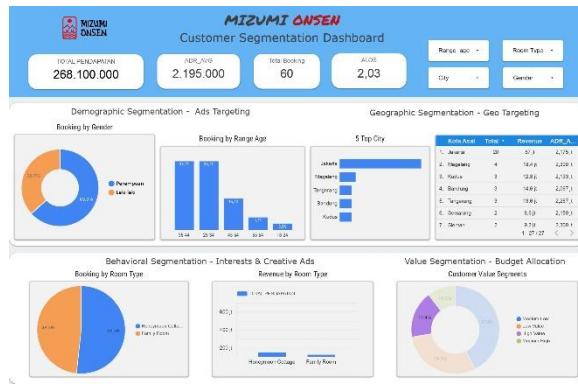
#### Interpretasi Hasil dan Rekomendasi Strategis

Pelanggan Mizumi Onsen dibagi menjadi empat segmen utama dengan perilaku yang berbeda, menurut hasil *clustering* dengan algoritma K-Means dan visualisasi melalui dashboard *Business Intelligence*.

#### Segmen High Value

Kontribusi segmen ini sebesar 17,4% dari total pelanggan. Menurut Gambar 15, dapat diamati bahwa sebagian besar pelanggan didominasi oleh perempuan (63,3%), dengan rentang usia 35-44 tahun (36,7%) dan 25-34 tahun (36,7%), fenomena ini dapat dianggap sebagai hasil dari preferensi konsumen dewasa muda dan paruh baya yang memiliki daya beli lebih kuat dan lebih suka layanan berkualitas tinggi.. Secara geografis, mayoritas pelanggan bertempat di Jakarta dengan total 20 transaksi yang memberikan pendapatan hingga Rp.87 juta, diikuti kota Magelang dan Kudus yang juga berperan sebagai kota potensial, memperluas cakupan geografis di luar kota utama. Ditinjau dari sudut perilaku konsumen, tipe kamar yang paling banyak diminati oleh segmen ini adalah Honeymoon Cottage (51,7%) dengan total pendapatan Rp.147,1 juta, sedangkan Family Room (48,3%) dengan total pendapatan Rp.121 juta. Secara keseluruhan kontribusi pada segmen ini memiliki total pendapatan mencapai Rp.268,1 juta. Pelanggan segmen ini memiliki tingkat loyalitas yang tinggi, nilai belanja yang besar, dan durasi menginap yang cenderung lebih lama. Oleh karena itu, strategi pemasaran yang tepat seharusnya fokus pada promosi eksklusif dan layanan premium untuk mempertahankan bahkan meningkatkan loyalitas pelanggan dan nilai transaksi jangka panjang.





Gambar 15. Segmen High Value

### Segmen Medium-High Value

Segmen Medium-High Value menyumbang 10,3% dari total pelanggan. Pelanggan yang berada disegmen ini mayoritas berjenis kelamin perempuan (65,5%) dengan dominasi usia 35-44 tahun (41,4%) dan 25-34 (32,8%). Pelanggan pada segmen ini sebagian besar berasal dari kota Jakarta dengan total 16 booking dan menyumbang pendapatan sebesar Rp.42,4 juta, diikuti Semarang dan Bekasi yang juga bisa menjadi pilihan selain kota Jakarta. Dilihat dari perilaku pelanggan, kamar dengan tipe Deluxe Room digunakan sepenuhnya dengan persentase mencapai 100%, dengan *revenue* Rp.159,4 juta. Secara keseluruhan, pelanggan segmen Medium-High Value ini umumnya memiliki karakteristik tertentu, seperti preferensi untuk kamar premium seperti Deluxe Room, yang secara konsisten mencerminkan daya beli tinggi dan harapan akan fasilitas berkualitas tinggi, privasi, dan layanan personal, meskipun kuantitas booking tidak terlalu besar. Penawaran eksklusif kamar Deluxe akan menjadi strategi pemasaran terbaik untuk segmen ini.



Gambar 16. Segmen Medium-High Value

### Segmen Medium-Low Value

Segmen Medium-Low Value ini memiliki kontribusi paling besar dari total pelanggan yaitu 42,8%. Menurut Gambar 17, sebagian besar dari segmen ini adalah perempuan (52,7%) dan mayoritas rentang umur 35-44 tahun (39,9%) dan 25-34 tahun (39,5%). Pada segmen ini mayoritas pelanggan berasal dari kota Jakarta dengan total 57 booking dan menyumbang pendapatan mencapai Rp.126,4 juta. Ditinjau dari perilaku pelanggan, Honeymoon Cottage terlihat menjadi pilihan utama di

segmen terbesar ini dengan persentase 54,1%, sementara Family Room menyusul dengan 45,9%. Secara *revenue*, Honeymoon Cottage memperoleh Rp.377,8 juta dan Family Room menghasilkan Rp280,4 juta, sehingga kontribusi totalnya mencapai Rp658,2 juta, yang paling tinggi dibandingkan segmen lain. Dengan karakteristik seperti ini, strategi pemasaran yang relevan untuk segmen ini adalah kampanye promosi *bundling*, seperti paket kamar dengan layanan tambahan, diskon musiman untuk mempertahankan tamu, atau program retensi loyalitas seperti poin, keanggotaan premium, atau *reward* pengalaman eksklusif untuk meningkatkan keterikatan dan kunjungan berulang.



Gambar 17. Segmen Medium-Low Value

### Segmen Low Value

Segmen Low Value memberikan kontribusi sebesar 29,7% dari total jumlah konsumen dan didominasi oleh perempuan sebanyak 56,9%, terutama dalam usia 25-34 tahun yang mencapai 39,5% serta kelompok umur 35-44 tahun dengan jumlah 35,7%. Sebagian besar konsumen berasal dari Jakarta, dengan catatan 77 booking yang menghasilkan *revenue* Rp102 juta, sementara sisanya berasal dari Semarang dan Tangerang. Pola perilaku menunjukkan hampir semua konsumen di segmen ini memilih Deluxe Room, dengan persentase mencapai 99,7%, sehingga total pendapatan yang diperoleh mencapai angka Rp459,2 juta. Meskipun segmen ini memiliki jumlah konsumen yang cukup besar, kontribusi pendapatannya masih lebih rendah jika dibandingkan dengan segmen lainnya. Untuk itu, pendekatan pemasaran yang paling sesuai adalah melaksanakan kampanye kesadaran digital yang hemat biaya, menggunakan iklan berbayar di platform media sosial, dan menawarkan paket promosi jangka pendek guna meningkatkan tingkat konversi.



Gambar 18. Segmen Low Value



### Insight Berdasarkan Dashboard BI

**Demografis:** Sebagian besar konsumen berasal dari rentang umur 25 hingga 44 tahun, dengan perempuan menjadi kelompok yang paling banyak.

**Geografis:** Kota Jakarta dan Semarang mendominasi pelanggan Mizumi Onsen, hal ini dapat menjadi acuan strategi geo-targeting agar dapat difokuskan pada kota-kota besar.

**Perilaku:** Deluxe Room adalah tipe kamar dengan tingkat *revenue* terbesar sekaligus pemesanan tertinggi di Mizumi Onsen.

**Nilai:** Dikarenakan distribusi pelanggan cenderung menengah ke bawah, strategi yang berbeda diperlukan untuk mempertahankan segmen atas dan meningkatkan nilai segmen bawah.

Dengan mempertimbangkan hasil dari analisis data ini, rekomendasi strategi utama adalah mengalokasikan 60 hingga 70 persen anggaran promosi untuk segmen *High Value*, meningkatkan keterlibatan untuk segmen *Medium-High*, menggunakan *bundling* promo untuk segmen *Medium-Low*, dan mendorong kampanye pengetahuan digital untuk segmen *Low Value*.

## 5. KESIMPULAN

### Kesimpulan

Penelitian ini mengungkapkan bahwa penerapan Business Intelligence yang dipadukan dengan algoritma K-Means dapat lebih akurat dalam mendeteksi segmentasi konsumen Mizumi Onsen dibandingkan dengan teknik pemasaran sebelumnya yang hanya mengandalkan perkiraan dan intuisi. Dengan menggunakan data pelanggan secara komprehensif, penelitian ini berhasil menemukan empat segmen utama, yaitu High Value (17,4%) yang didominasi oleh perempuan berusia 35–44 tahun dari Jakarta; Medium-High Value (10,3%) yang juga didominasi oleh perempuan usia 35–44 dengan konsentrasi di Jakarta dan Semarang; Medium-Low Value (42,8%) sebagai segmen terbesar yang terdiri dari perempuan usia 25–34 dan 35–44 dengan dominasi berasal dari Jakarta; serta Low Value (29,7%) yang sebagian besar terdiri dari perempuan berusia 25–34 tahun dari Jakarta.

Hasil dari segmentasi ini ditampilkan dalam bentuk dasbor *Business Intelligence*, yang menyajikan pemahaman yang menyeluruh mengenai penyebaran atribut pelanggan. Visualisasi ini bukan hanya membuat pengenalan pola lebih sederhana, tetapi juga menjadi landasan dalam merencanakan strategi pemasaran digital yang lebih tepat, dapat beradaptasi, dan efektif. Oleh karena itu, penelitian ini menekankan bahwa pemanfaatan K-Means yang dipadukan dengan Business Intelligence dapat meningkatkan strategi pemasaran yang didasarkan pada data di Mizumi Onsen.

Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa studi ini tidak hanya membantu mengenali kelompok pelanggan, tetapi juga menawarkan kerangka kerja yang praktis untuk penggunaan data dalam mendukung pengambilan keputusan strategis dalam sektor perhotelan. Penerapan dashboard interaktif yang telah dikembangkan

menampilkan potensi besar bagi manajemen dalam merancang promosi yang lebih efisien, memperkuat daya saing, serta meningkatkan keberlanjutan bisnis di tengah persaingan yang ketat.

### Saran

Untuk penelitian yang akan datang, disarankan agar analisis dikembangkan dengan memasukkan variabel perilaku digital dari pelanggan, seperti data interaksi di platform media sosial atau pilihan pemesanan secara online, sehingga segmentasi yang dihasilkan dapat semakin tepat dan sesuai dengan tren digital masa kini. Di samping itu, penggunaan algoritma pengelompokan lain juga bisa diperhitungkan sebagai metode pembanding, untuk mengevaluasi keunggulan K-Means dibandingkan dengan algoritma lainnya dalam konteks data industri perhotelan.

## 6. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan rasa syukur dan terima kasih yang mendalam kepada Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada kedua orang tua yang senantiasa memberikan doa, dukungan, dan semangat tiada henti dalam setiap proses. Terima kasih sebesar-besarnya kepada dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, serta masukan yang sangat berharga dalam penyusunan artikel ini. Penulis juga berterima kasih kepada Ghina Adibah Maharami yang selalu memberikan semangat dan menemani selama proses penelitian berlangsung. Tak lupa, apresiasi penulis sampaikan kepada streamer DeanKT (Aldean Tegar) yang turut menemani proses penyelesaian artikel ini, khususnya pada malam hari.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Hermawan, I. M. Darsana, I. G. M. Sukaarnawa, and I. P. Arnawa, “Strategi Pemasaran untuk Meningkatkan Occupancy Kamar Hotel di Bali melalui Peningkatan Kapasitas SDM yang Bekerja Ada Online Travel Agent,” *J. Ekon. Manaj. Pariwisata dan Perhotelan*, vol. 4, no. 3, pp. 512–519, Aug. 2025, doi: 10.55606/jempper.v4i3.5087.
- [2] N. Faradila, “PENERAPAN DIGITAL MARKETING PADA KEPUTUSAN PEMESANAN KAMAR HOTEL,” *J. Ekon. dan Manaj.*, vol. 2, no. 2, pp. 109–115, Jun. 2023, doi: 10.56127/jekma.v2i2.617.
- [3] R. I. Klarita and F. J. Kaunang, “Analisis Target Pemasaran Menggunakan Algoritma K-Means Clustering (Studi Kasus: Hotel Sutan Raja Soreang),” *TeIKA*, vol. 10, no. 2, pp. 107–115, Oct. 2020, doi: 10.36342/teika.v10i2.2380.
- [4] A. Budiyantara, A. K. Wijaya, A. Gunawan, and M. Rolland, “ANALISIS DATA MINING HOTEL BOOKING MENGGUNAKAN MODEL ID3,” *JBASE - J. Bus. Audit Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–12, Apr. 2021, doi:



- [5] 10.30813/jbase.v4i1.2728.  
I. G. B. Widi Atmaja, K. Ngurah Adi Kusuma, I. K. Widiantara, G. Surya Mahendra, and I. G. Iwan Sudipa, "PENERAPAN BUSINESS INTELLIGENCE UNTUK ANALISIS PERKEMBANGAN AKOMODASI PERHOTELAN PROVINSI BALI MENGGUNAKAN TABLEAU," *J. Softw. Eng. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 66–73, Dec. 2021, doi: 10.37859/seis.v3i2.5434.
- [6] A. P. Ardelia and F. B. A. C. Paramita, "STRATEGI DIGITAL MARKETING DALAM EFEKTIVITAS PEMASARAN HOTEL ARIA CENTRA SURABAYA," *RELASI J. Penelit. Komun.*, vol. 05, 2025, [Online]. Available: <https://www.aksiologi.org/index.php/relasi/article/view/2241>
- [7] N. K. Juniatika, N. P. Sutramiani, and K. S. Wibawa, "Customer Segmentation for Optimizing Marketing Strategy at Hotel Puri Mesari Using the K-Means Clustering Method," *J. Ris. Multidisiplin Edukasi*, vol. 2, no. 6, pp. 28–42, Jun. 2025, doi: 10.71282/jurmie.v2i6.382.
- [8] S. I. Murpratiwi, I. G. Agung Indrawan, and A. Aranta, "ANALISIS PEMILIHAN CLUSTER OPTIMAL DALAM SEGMENTASI PELANGGAN TOKO RETAIL," *J. Pendidik. Teknol. dan Kajuru.*, vol. 18, no. 2, p. 152, Sep. 2021, doi: 10.23887/jptk-undiksha.v18i2.37426.
- [9] T. Hidayat and B. E. Putro, "Analisis Karakteristik Konsumen Hotel 'X' dengan Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. Media Tek. dan Sist. Ind.*, vol. 4, no. 2, p. 53, Sep. 2020, doi: 10.35194/jmtsi.v4i2.995.
- [10] R. Akbar and M. Octaviany, "Perancangan Visualisasi Dashboard dan Clustering dengan Menerapkan Business Intelligence pada Dinas DPMPTSP Kabupaten Dharmasraya," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 7, no. 3, p. 340, Dec. 2021, doi: 10.26418/jp.v7i3.49719.
- [11] M. K. Hidayat and R. Fitriana, "PENERAPAN SISTEM INTELIJENSIA BISNIS DAN K-MEANS CLUSTERING UNTUK MEMANTAU PRODUKSI TANAMAN OBAT," *J. Teknol. Ind. Pertan.*, vol. 32, no. 2, pp. 204–219, Aug. 2022, doi: 10.24961/j.tek.ind.pert.2022.32.2.204.
- [12] A. W. Nugroho and A. A. G. S. Utama, "Business Intelligence Systems and Their Impact on Organizational Decision-Making and Performance Outcomes: Literature Review," *Own. Ris. J. Akunt.*, vol. 9, no. 2, pp. 1269–1284, Apr. 2025, doi: 10.33395/owner.v9i2.2646.
- [13] M. R. N. Fajrian, G. A. N. Vroticca, A. R. Pratama, and M. Wicaksono, "Penerapan Dashboard Business Intelligence untuk Meningkatkan Penjualan Mobil : Studi Kasus pada Perusahaan XYZ," *Saturnus J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, pp. 52–60, 2025, [Online].
- [14] Available:  
<https://journal.arteeii.or.id/index.php/Saturnus/article/view/920>  
I. Ahmad, Y. Rahmanto, and R. I. Borman, *Business Intelligence Text Book*, no. 31. Bandarlampung: Universitas Teknokrat Indonesia, 2024. [Online]. Available: [https://publishing.teknokrat.ac.id/wp-content/uploads/2024/08/ISBN\\_Business-Intelligence-Fix-ISBN.pdf](https://publishing.teknokrat.ac.id/wp-content/uploads/2024/08/ISBN_Business-Intelligence-Fix-ISBN.pdf)
- [15] E. Miranda, F. Firmansyah, and D. E. Emerald, "Desain Business Intelligence untuk Manajemen Rumah Sakit," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 11, no. 1, pp. 62–69, 2021, doi: 10.21456/vol11iss1pp62-69.
- [16] A. A. Jabar, R. F. Wijaya, and S. Wahyuni, "Visualisasi Data Kecerdasan Bisnis Untuk Mendukung Analisis Kinerja Bisnis Pada Pt Bmpt," *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 61–74, 2025, doi: 10.46576/djtechno.v6i1.6033.
- [17] D. Kurniawan, S. K. Dewi, and A. A. Ramadhan, "Pengaruh Sistem Bisnis Intelijen pada Perusahaan Gojek," *J. Manaj. dan Pemasar. Digit.*, vol. 3, no. 2, pp. 70–81, 2025, doi: 10.38035/jmpd.v3i2.320.
- [18] S. A. Perdana, S. F. Florentin, and A. Santoso, "ANALISIS SEGMENTASI PELANGGAN MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING STUDI KASUS APLIKASI ALFAGIFT," *Sebatik*, vol. 26, no. 2, pp. 446–457, Dec. 2022, doi: 10.46984/sebatik.v26i2.1991.
- [19] H. Mawarni, G. Testiana, and M. L. Dalafranka, "IMPLEMENTASI ALGORITMA K-MEANS UNTUK SEGMENTASI PELANGGAN PADA PT. BINTANG MULTI SARANA CABANG TUGUMULYO," *J. Komput. dan Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 227–236, Oct. 2023, doi: 10.35508/jicon.v11i2.12478.
- [20] Edy Prayitno, I. J. Perdana, E. Iskandar, B. Heri Winarno, and A. A. Subagyo, "OPTIMALISASI PROFITABILITAS RITEL MELALUI SEGMENTASI PELANGGAN DENGAN K-MEANS CLUSTERING," *Inf. Interaktif J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 3, pp. 113–120, Nov. 2024, doi: 10.37159/jii.v9i3.107.
- [21] D. Irawan, G. Wijaya, and T. T. Warisaji, "Penerapan Algoritma K-Means Clustering untuk Segmentasi Nasabah Bank," *BIOS J. Teknol. Inf. dan Rekayasa Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 47–53, Mar. 2025, doi: 10.37148/bios.v6i1.162.
- [22] H. Afifah, A. Suprapto, A. N. Andina, M. A. F. Habib, A. Sitanini, and Suwali, *Buku Ajar Pemasaran Jasa*. Pemalang: Tiga Cakeawala, 2023. [Online]. Available: <http://repo.uinsatu.ac.id/34263/1/009 - BUKU AJAR PEMASARAN JASA FULL W.pdf>
- [23] M. F. Fadhillah, A. L. A. Suyoso, and I.



- Puspitasari, "Segmentasi Pelanggan dengan Algoritma Clustering Berdasarkan Atribut Recency, Frequency dan Monetary (RFM)," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 48–56, Nov. 2024, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1491. [24]
- N. H. Harani, C. Prianto, and F. A. Nugraha, "Segmentasi Pelanggan Produk Digital Service Indihome Menggunakan Algoritma K-Means Berbasis Python," *J. Manaj. Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 133–146, Oct. 2020, doi: 10.34010/jamika.v10i2.2683. [25]
- M. Wahyudi, Masitha, R. Saragih, and Solikhun, *Data Mining: Penerapan Algoritma K-Means Clustering dan K-Medoids Clustering*, 1st ed. Jakarta: Yayasan Kita Menulis. [26]
- Luh Putu Wiwien Widhyastuti, I. N. Sukajaya, and Kadek Yota Ernanda Aryanto, "The Customer Profiling berdasarkan Model RFM dengan Metode K-Means pada Institusi Pendidikan untuk menunjang Strategi Bisnis di Masa Pandemi Covid-19," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 4, no. 2, pp. 94–108, Aug. 2022, doi: 10.35746/jtim.v4i2.232. [27]
- H. Mukhtar, I. D. Pramaditya, W. S. Weisdiyanto, S. H. Putra, D. Trimuawasih, and A. A. Rilda, "ALGORITMA K-MEANS UNTUK PENGELOMPOKAN PERILAKU CUSTOMER," *J. Softw. Eng. Inf. Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 96–101, Dec. 2021, doi: 10.37859/seis.v4i2.7615. [28]
- Daniela Aedo and Dedi Trisnawarman, "Perancangan Dashboard Analitik Untuk Pemantauan Segmentasi Pelanggan Dengan K-Means Clustering," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 2, Jul. 2025, doi: 10.24912/jiksi.v13i2.34307.

