

## IMPLEMENTASI K-MEANS UNTUK PENENTUAN KEPUTUSAN PENJUALAN JUS (STUDI KASUS CAFÉ JUS XYZ)

Alfred Yulius Arthadi Putra<sup>1</sup>, Fredrikus Suarezsaga<sup>2</sup>, Kristina<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Widya Dharma Pontianak

<sup>2,3</sup> Program Studi Sistem Informasi, Universitas Widya Dharma Pontianak

Jl. HOS Cokroaminoto No. 445, Pontianak – Kalimantan Barat, Indonesia

Email: <sup>1</sup>[alfred@widyadharm.ac.id](mailto:alfred@widyadharm.ac.id), <sup>2</sup>[suarezsaga@widyadharm.ac.id](mailto:suarezsaga@widyadharm.ac.id), <sup>3</sup>[kristina@widyadharm.ac.id](mailto:kristina@widyadharm.ac.id)

### ABSTRAK

Usaha penjualan jus buah oleh Café Jus XYZ (nama usaha disamarkan) di Pontianak, Kalimantan Barat menghadapi persaingan yang ketat akibat banyaknya usaha serupa. Kondisi ini menuntut pemilik melakukan pengambilan keputusan berbasis data untuk menentukan prioritas promosi dan pengelolaan stok bahan baku. Penelitian ini memanfaatkan algoritma K-Means untuk mengelompokkan performa menu berdasarkan data transaksi penjualan yang diambil dari sistem kasir periode Juli–September 2025 sebanyak 1.250 transaksi. Data transaksi berbentuk daftar item per transaksi, sehingga dilakukan proses pemisahan item dan agregasi untuk memperoleh jumlah transaksi yang memuat tiap menu. Dari 13 menu yang tersedia, terdapat 10 menu yang tercatat terjual pada periode pengamatan dan digunakan dalam analisis. Hasil K-Means dengan  $k=3$  menghasilkan tiga kategori, yaitu Penjualan Tinggi, Penjualan Sedang, dan Penjualan Rendah. Menu Mango menjadi satu-satunya menu pada kategori Penjualan Tinggi. Enam menu (Avocado, Green Tea, Melon, Melon Lychee, Red Guava, dan Watermelon) masuk kategori Penjualan Sedang, sedangkan tiga menu (*Apple*, *Cookies n Cream*, dan *Orange*) masuk kategori Penjualan Rendah. Selain menghasilkan klaster, kualitas klaster dievaluasi menggunakan metrik internal (WCSS, Silhouette, Davies-Bouldin, dan Calinski-Harabasz) untuk mendukung pemilihan jumlah klaster. Hasil klaster menjadi dasar rekomendasi promosi dan evaluasi menu bagi Café Jus XYZ.

Kata kunci: K-Means, Klasterisasi Penjualan, Rekomendasi Menu, Sistem Pendukung Keputusan

### ABSTRACT

The fruit juice sales business of Café Jus XYZ (business name anonymized) in Pontianak, West Kalimantan, faces intense competition due to the large number of similar businesses. This condition requires data-driven decisions to prioritize promotions and manage raw-material inventory. This study applies the K-Means algorithm to group menu performance using sales transaction data collected from the point-of-sale system during July–September 2025 (1,250 transactions). Each transaction contains a list of purchased items; therefore, the data are split into individual items and aggregated to obtain the number of transactions containing each menu. Although the café offers 13 menu variants, only 10 menus were sold during the observation period and were included in the analysis. The K-Means result with  $k=3$  produces three categories: High, Medium, and Low Sales. Mango is the only menu item in the High Sales category. Six menu items (Avocado, Green Tea, Melon, Melon Lychee, Red Guava, and Watermelon) belong to the Medium Sales category, while three items (*Apple*, *Cookies n Cream*, and *Orange*) fall into the Low Sales category. In addition to clustering, cluster quality is evaluated using internal metrics (WCSS, Silhouette, Davies-Bouldin, and Calinski-Harabasz) to support the choice of the number of clusters. The clustering output is then used to derive recommendations for promotion and menu evaluation.

*Keywords: K-Means, Sales Clustering, Menu Recommendation, Decision Support System*

## 1. PENDAHULUAN

Usaha kuliner makanan dan minuman saat ini bertumbuh dengan sangat pesat [1]. Hal ini didukung dengan kemudahan bagi pelaku usaha untuk menjalankan usaha di bidang makanan, baik dari segi izin pemerintah maupun akses ke pemodal. Salah satunya café yang berjualan minuman sehat seperti jus. Banyaknya usaha café yang berjualan jus menyebabkan munculnya banyak varian. Varian minuman jus dihasilkan dari kombinasi dari bahan, rasa, ukuran, juga topping. Pemilik usaha tidak cukup hanya mengandalkan perkiraan dalam menjual produk di tengah persaingan yang ketat di bidang usaha kuliner ini. Perkiraan dapat dilakukan berdasarkan data. Perkiraan yang dilakukan berdasarkan data dapat menghasilkan keputusan yang tepat [2].

Café Jus XYZ merupakan salah satu café yang menjual produk minuman sehat jus buah. Café ini menyediakan 13 varian menu. Pada periode pengambilan data (Juli–September 2025), hanya 10 menu yang tercatat



terjual dan menjadi fokus analisis. Dalam sehari, jumlah jus yang terjual rata-rata dapat mencapai 20–30 transaksi. Menu yang disajikan tidak semua disukai; beberapa menu tampak memiliki peminat yang rendah. Pemilik mengalami kesulitan menentukan menu mana yang layak dipromosikan, menu mana yang sebaiknya dikurangi atau dimodifikasi, serta prioritas stok buah atau bahan agar tidak terjadi overstock atau terbuang [3][4].

Saat ini, pencatatan transaksi penjualan Café Jus XYZ sudah menggunakan sistem informasi kasir umum. Selain sistem informasi kasir, Café Jus XYZ juga menggunakan pencatatan manual di buku rekapitulasi. Namun, di dalam sistem informasi kasir tidak memiliki fitur pengolahan data untuk kepentingan pendukung keputusan. Sehingga, selama ini analisis dilakukan dengan melihat secara sekilas rekap transaksi harian dan menerka mana produk yang paling laku. Sistem pendukung keputusan (SPK) merupakan sistem yang diperlukan untuk membantu Café Jus XYZ dalam menghadapi persaingan yang ketat saat ini. SPK yang dibutuhkan oleh Café Jus XYZ adalah pengelompokan menu berdasarkan performa penjualan dan prioritas keputusan stok dan promosi.

Pengelompokan menu berdasarkan performa penjualan dapat dikaitkan dengan salah satu metode dalam data mining, yaitu klusterisasi. Proses klusterisasi merupakan proses yang menemukan pola atau pengetahuan dari data, dalam kasus ini adalah data penjualan jus. Klusterisasi digunakan untuk mengelompokkan objek berdasarkan kemiripan sehingga kemiripan dalam kluster tinggi dan perbedaan antar kluster tinggi; pendekatan ini membantu pengambilan keputusan bisnis berbasis pola pembelian[5]. Metode klusterisasi yang cocok dalam kasus ini adalah K-Means. K-Means dapat mengelompokkan menu berdasarkan fitur numerik seperti frekuensi transaksi, jumlah penjualan, dan omzet [4][6]. Proses K-Means membutuhkan proses komputasi yang ringan sehingga cocok untuk diimplementasikan di kasus-kasus yang kecil [7]. Selain itu, hasil klusterisasi juga mudah diinterpretasikan oleh pengguna. K-Means dapat berkontribusi dalam penentuan keputusan di Café Jus XYZ dengan mengelompokkan berdasarkan pola penjualannya.

Penelitian mengenai K-Means di penjualan sudah dilakukan oleh beberapa peneliti. Penelitian menganalisis penjualan parfum dengan mengelompokkan berdasarkan 3 fitur, yaitu stok awal, stok akhir, dan stok terjual [8]. Pengelompokan yang terbentuk ada 3, yaitu laris, sedang, dan kurang laris. Penelitian ini menyajikan hasil klusterisasi tanpa menghubungkan ke SPK. Penelitian selanjutnya membahas mengenai pengelompokan produk berdasarkan data penjualan [6]. Hasil cluster yang terbentuk ada 2, yaitu laris dan tidak laris. Penelitian selanjutnya membahas mengenai klusterisasi minuman kemasan di warung makan [9]. Fitur yang dimiliki ditransformasikan ke RFM (*Recency, Frequency, Monetary*). Hasilnya diteruskan ke K-Means. Perhitungan K-Means digunakan untuk evaluasi stok. Dari semua penelitian sebelumnya, belum ada yang mengintegrasikan hasil dengan rule-based yang eksplisit.

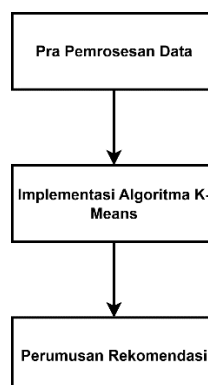
Klusterisasi pada kasus ini terletak pada karakter data transaksi yang bersifat multi-item, sehingga data mentah tidak langsung menunjukkan performa tiap menu. Tanpa proses pemisahan item dan agregasi, pemilik hanya melihat rekap transaksi yang sulit dibandingkan antar menu dan antar periode. Dengan klusterisasi, batas kategori penjualan (tinggi/sedang/rendah) ditentukan secara *data-driven* dan dapat diperbarui secara berkala, sehingga keputusan promosi, evaluasi menu, dan pengadaan bahan lebih konsisten dibandingkan ambang batas yang ditetapkan secara subjektif.

Berdasarkan masalah di atas, metode K-Means dapat digunakan dalam kasus penjualan di Café Jus XYZ. Metode ini dapat menunjukkan pola penjualan dengan klusterisasi sehingga memudahkan pemilik melihat mana menu yang memiliki kemiripan dengan menu lainnya. Selain itu, pengelompokan ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar rekomendasi SPK untuk pengelolaan menu dan stok. Hasilnya dapat membantu pemilik mengidentifikasi menu unggulan, menu yang perlu dipromosikan, dan menu yang perlu dievaluasi.

## 2. METODE PENELITIAN

### Tahapan Penelitian

Penelitian ini merupakan kelanjutan dari penelitian sebelumnya [10], sehingga penggunaan data masih menggunakan data di artikel sebelumnya. Penelitian ini tersusun menggunakan diagram alur yang terstruktur. Penelitian ini terdiri dari 3 bagian, seperti ditunjukkan di Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Tahapan Penelitian

## Pra Pemrosesan Data

### Sumber Data dan Karakteristik *Dataset*

Data transaksi diambil dari sistem kasir (*point-of-sale*) Café Jus XYZ (nama disamarkan) di Pontianak, Kalimantan Barat, pada periode Juli-September 2025. Dataset berisi 1.250 transaksi, di mana setiap baris transaksi memuat ID transaksi dan daftar item jus yang dibeli pada transaksi tersebut (*multi-item*). Café menyediakan 13 varian menu, namun pada periode pengamatan hanya 10 menu yang tercatat terjual; tiga menu lain tidak memiliki transaksi sehingga tidak disertakan dalam proses klusterisasi.

Pra pemrosesan data dilakukan agar data transaksi dapat diproses oleh K-Means yang membutuhkan fitur numerik. Tahapan yang dilakukan meliputi: (1) pembersihan data (menghapus data kosong/duplikat dan menyeragamkan penulisan nama menu), (2) pemisahan (*splitting*) daftar item per transaksi menjadi baris per item, (3) agregasi untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat tiap menu (*support count*), serta (4) penyiapan fitur (*feature preparation*) berupa vektor numerik yang akan digunakan pada proses klusterisasi. Contoh data mentah ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Penjualan Produk Jus

Transaksi	Item Terjual
1	Mango, Melon lychee, Melon
2	Red Guava, Mango, Apple
3	Melon, Red Guava
4	Mango
5	Watermelon, Avocado
.....	.....
1250	Apple

*Dataset* pada Tabel 1 memperlihatkan struktur data transaksi, yaitu ID transaksi dan daftar item jus yang dibeli. Karena satu transaksi dapat memuat beberapa item sekaligus, maka kolom Item Terjual perlu diubah ke bentuk tabular dengan memisahkan setiap item menjadi satu baris (Tabel 2). Transformasi ini memastikan setiap kemunculan item dapat dihitung secara konsisten pada tahap agregasi.

Tabel 2. Data Setelah Dipisah Per Item

Transaksi	Item Terjual	Item
1	Mango, Melon lychee, Melon	Mango
1	Mango, Melon lychee, Melon	Melon Lychee
1	Mango, Melon lychee, Melon	Melon
2	Red Guava, Mango, Apple	Red Guava
2	Red Guava, Mango, Apple	Mango
2	Red Guava, Mango, Apple	Apple
.....	.....	.....
1250	Apple	Apple

Setelah data dipisah per item (Tabel 2), dilakukan agregasi per menu untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat menu tersebut (*support count*). Secara formal, untuk setiap menu  $m$ , nilai agregasi dihitung sebagai:  $count(m) = |\{t : m \in items(t)\}|$ . Hasil agregasi ditunjukkan pada Tabel 3. Nilai  $count(m)$  kemudian digunakan sebagai fitur utama pada proses K-Means. Pada *dataset* ini, pencatatan tidak menyertakan kuantitas per transaksi, sehingga total kemunculan menu setara dengan jumlah transaksi yang memuat menu tersebut.

#### Algoritma 1. Pseudocode agregasi item per transaksi

```

Input: data transaksi  $D = \{(t_i, items_i)\}$ ; Output: count per menu  $C$ 
1  $C \leftarrow$  dictionary kosong
2 for setiap transaksi  $(t, items)$  dalam  $D$  do
3   for setiap item  $m$  dalam  $items$  do
4      $m \leftarrow$  normalisasi_nama( $m$ )
5     if  $m$  tidak ada di  $C$  then  $C[m] \leftarrow 0$ 
6      $C[m] \leftarrow C[m] + 1$ 
7 return  $C$ 

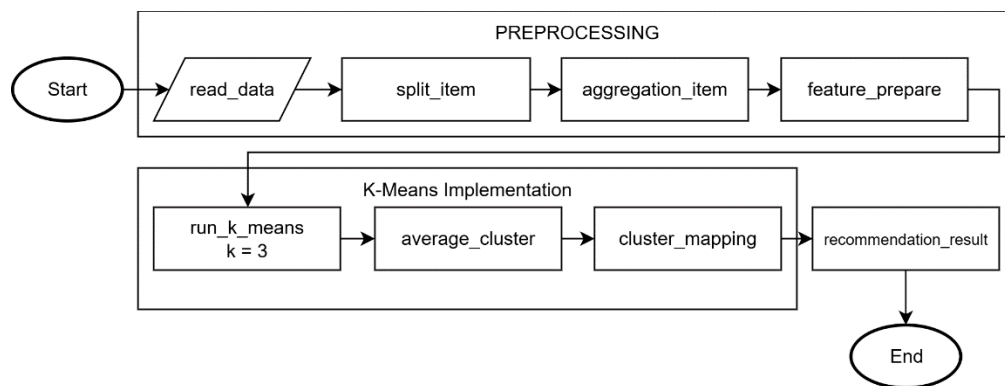
```

Tabel 3. Agregasi Data Item Terjual

Item	Total Kemunculan
Apple	199
Avocado	246
Cookies n Cream	171
Green Tea	270
Mango	630
Melon	295
Melon Lychee	228
Orange	131
Red Guava	281
Watermelon	252

### Implementasi Algoritma K-Means

K-Means merupakan algoritma *unsupervised learning* untuk mengelompokkan data ke dalam  $K$  cluster dengan meminimalkan jumlah kuadrat jarak dalam cluster (*within-cluster sum of squares/WCSS*). Konsep K-Means diperkenalkan oleh MacQueen [11] dan banyak digunakan karena sederhana serta efisien. Dalam penelitian ini, setiap menu direpresentasikan sebagai vektor fitur berbasis hasil agregasi  $count(m)$ , kemudian dikelompokkan menjadi  $K$  cluster menggunakan jarak Euclidean.



Gambar 2. Diagram Implementasi K-Means

Nilai  $K$  ditentukan sebanyak 3. Penentuan jumlah cluster ( $K$ ) dilakukan dengan mempertimbangkan dua aspek: (1) kebutuhan bisnis untuk membedakan menu dalam tiga level keputusan (tinggi/sedang/rendah), serta (2) validasi internal berbasis data. Secara teknis, nilai  $K$  dieksplorasi pada rentang  $K=2$  sampai  $K=6$  dan dievaluasi menggunakan  $WCSS$  (*elbow method*), *Silhouette coefficient* yang diperkenalkan oleh Rousseeuw [11], Davies-Bouldin Index (DBI), dan Calinski-Harabasz Index (CHI) [12][13]. Hasil evaluasi di Tabel 4 menunjukkan penurunan  $WCSS$  yang tajam dari  $K=2$  ke  $K=3$  (indikasi titik elbow), sehingga  $K=3$  dipilih sebagai kompromi yang baik antara kualitas kluster dan interpretabilitas untuk. Setelah menentukan  $k=3$ , maka inialisasi *centroid* awal dilakukan dengan memilih tiga titik awal. Kemudian untuk setiap  $i$ , dihitung jarak Eucladian ke tiap centroid  $c_1$ ,  $c_2$ , dan  $c_3$  seperti ditunjukkan di Persamaan (1).

$$d(i, c_k) = \sqrt{\sum_j (x_{ij} - c_{kj})^2} \quad (1)$$

Untuk setiap cluster  $k$ , centroid baru dihitung sebagai rata-rata semua titik (jus) di cluster seperti ditunjukkan di Persamaan (2).

$$c_{kj}^{new} = \frac{1}{|C_k|} \sum_{i \in C_k} x_{ij} \quad (2)$$

Proses ini dilakukan secara berulang dengan mengikuti nilai iterasi sampai konvergen. Proses iteratif berhenti Ketika perubahan *centroid* yang sangat kecil atau jumlah iterasi maksimum tercapai. Setelah K-Means selesai, maka nilai rata-rata tiap cluster dihitung untuk melihat karakter dari masing-masing cluster.

Tabel 4. Evaluasi Internal untuk Pemilihan Jumlah Cluster ( $K$ )

K	WCSS	Silhouette	DBI	CHI
2	23412.00	0.757	0.107	49.12
3	5362.00	0.538	0.327	105.62
4	2812.75	0.400	0.389	116.87
5	1018.00	0.400	0.320	204.02
6	626.00	0.311	0.226	212.84

### Perumusan Rekomendasi

Perumusan rekomendasi dilakukan dengan mengurutkan *cluster* berdasarkan rata-rata Jumlah Transaksi dari nilai terkecil hingga terbesar. Cluster dengan nilai terendah akan menjadi pertimbangan promosi dan penjualan, begitu juga dengan *cluster* tertinggi akan dipertimbangkan sebagai penjualan dan promosi.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Karakteristik Umum Cluster K-Means

Hasil implementasi K-Means menghasilkan tiga kelompok utama penjualan menu jus. Pada penelitian ini, fitur yang digunakan berupa jumlah transaksi yang memuat suatu menu (*support count*). Ringkasan karakteristik masing-masing cluster ditunjukkan pada Tabel 5, termasuk rata-rata jumlah transaksi per cluster dan proporsi rata-rata terhadap total transaksi.

Tabel 5. Ringkasan Statistik Cluster Hasil K-Means

ID Cluster	Cluster	Rata-Rata Jumlah Transaksi	Proporsi Rata-Rata (%)	Jumlah Menu
0	Penjualan Sedang	262	20.96	6
1	Penjualan Tinggi	630	50.40	1
2	Penjualan Rendah	167	13.36	3

Berdasarkan Tabel 4, terlihat bahwa *cluster* tiga memiliki rata-rata jumlah transaksi tertinggi. Hal ini menunjukkan bahwa menu-menu yang tergabung dalam *cluster* ini secara konsisten dipesan oleh pelanggan dan berkontribusi signifikan terhadap jumlah penjualan. Sebaliknya, cluster 1 memiliki rata-rata jumlah transaksi paling rendah dengan jumlah menu yang relatif lebih banyak, sehingga menggambarkan kumpulan menu yang jarang dipesan dan memiliki kinerja penjualan yang lemah. *Cluster* 2 berada di antara keduanya, dengan rata-rata penjualan moderat dan jumlah menu yang terbanyak dari kedua cluster lain.

Perbedaan rata-rata penjualan yang cukup mencolok tersebut menjadi dasar penetapan label kategori bisnis. Cluster dengan rata-rata penjualan tertinggi ditetapkan sebagai kategori “Penjualan Tinggi”, *cluster* dengan nilai tengah sebagai “Penjualan Sedang”, dan *cluster* dengan rata-rata terendah sebagai “Penjualan Rendah”. Dengan demikian, hasil K-Means tidak hanya memberikan pembagian cluster secara numerik, tetapi juga dapat diterjemahkan langsung ke dalam kategori yang relevan bagi pengambilan keputusan. Karakteristik umum ketiga cluster menunjukkan bahwa K-Means berhasil memisahkan menu jus ke dalam kelompok yang secara kuantitatif dan bisnis dapat dibedakan dengan jelas.

Validasi internal untuk konfigurasi K=3 menghasilkan nilai *Silhouette* sebesar 0.538, DBI sebesar 0.327, dan CHI sebesar 105.62. Nilai ini menunjukkan pemisahan klaster yang cukup jelas pada data satu dimensi, sementara pemilihan K=3 dipertahankan karena paling sesuai untuk kebutuhan kategorisasi keputusan (tinggi/sedang/rendah).

### Analisis Menu Sesuai Kategori

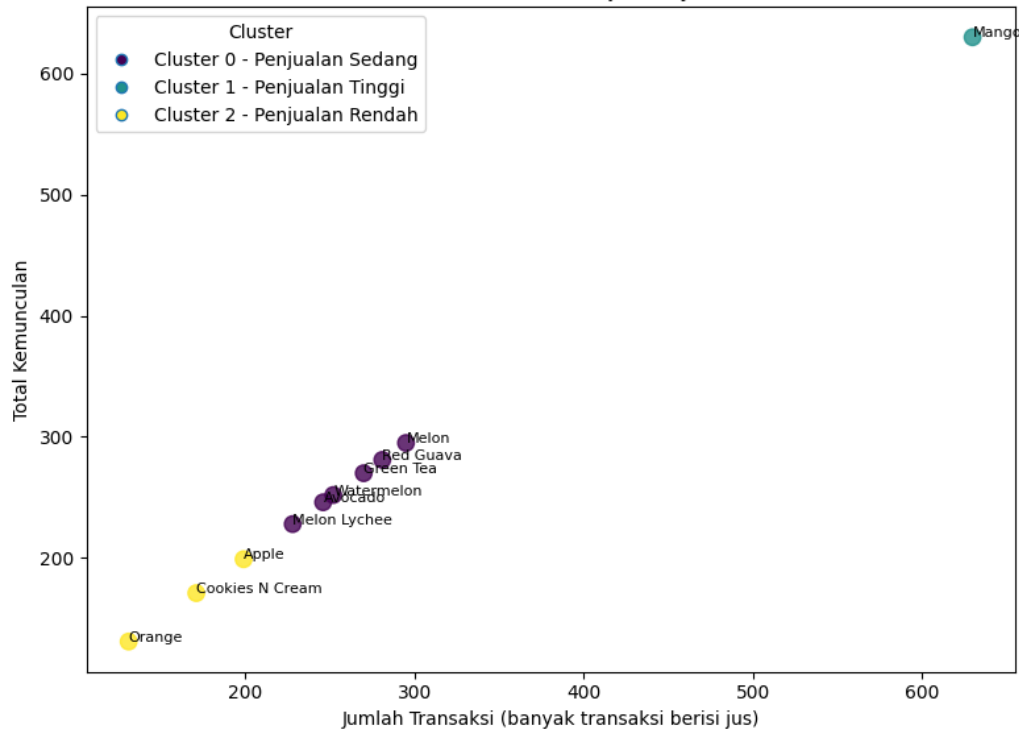
Berdasarkan hasil klasterisasi, kategori penjualan diisi oleh seluruh menu yang ada di *dataset*. Persebaran menu sesuai dengan kategori ditunjukkan di Tabel 6. Berdasarkan Tabel 6, klaster penjualan rendah memiliki 3 menu yaitu *Avocado*, *Cookies n Cream*, dan *Orange*. Jika dilihat dari jumlah kemunculan, maka menu yang masuk ke kategori rendah adalah menu yang berada di bawah 200 transaksi. Klaster penjualan sedang memiliki 6 menu, yaitu *Avocado*, *Green Tea*, *Melon*, *Melon Lychee*, *Red Guava*, dan *Watermelon*. Kemiripan antara keenam menu ini ada di jumlah transaksi dan total kemunculan, di mana keenam menu ini memiliki angka kemunculan yang saling berdekatan. Klaster penjualan tinggi hanya memiliki 1 menu, yaitu menu *Mango* yang memiliki kemunculan jauh dari semua menu, yaitu 630.

Tabel 6. Ringkasan Persebaran Menu ke Cluster

Item	Jumlah Transaksi	Total Kemunculan	Cluster	Kategori Cluster
<i>Apple</i>	199	199	2	Penjualan Rendah
<i>Avocado</i>	246	246	0	Penjualan Sedang
<i>Cookies n Cream</i>	171	171	2	Penjualan Rendah
<i>Green Tea</i>	270	270	0	Penjualan Sedang
<i>Mango</i>	630	630	1	Penjualan Tinggi
<i>Melon</i>	295	295	0	Penjualan Sedang
<i>Melon Lychee</i>	228	228	0	Penjualan Sedang
<i>Orange</i>	131	131	2	Penjualan Rendah
<i>Red Guava</i>	281	281	0	Penjualan Sedang
<i>Watermelon</i>	252	252	0	Penjualan Sedang

### Visualisasi Persebaran Menu

Persebaran menu yang dihasilkan oleh K-Means menunjukkan pengelompokan yang sesuai dengan kemiripan antar menu. Kemiripan antar menu ini dilihat dari fitur jumlah transaksi dan total kemunculan. Visualisasi persebaran dapat dilihat di Gambar 3.



Gambar 3. Persebaran Klasterisasi Menu

Gambar 3 menunjukkan sebaran menu jus berdasarkan jumlah transaksi dan total kemunculan, yang kemudian dikelompokkan menggunakan algoritma K-Means. Sumbu horizontal merepresentasikan jumlah transaksi yang memuat suatu menu jus, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan total kemunculan menu tersebut dalam keseluruhan data penjualan. Setiap titik pada grafik mewakili satu jenis jus, dan warna titik menunjukkan keanggotaan *cluster*, yaitu *Cluster 0* (Penjualan Sedang), *Cluster 1* (Penjualan Tinggi), dan *Cluster 2* (Penjualan Rendah).

Berdasarkan Gambar 3, dapat diketahui bahwa titik yang merepresentasikan Mango berada jauh di sisi kanan atas grafik dan masuk dalam *Cluster 1*, yang mengindikasikan bahwa menu ini memiliki jumlah transaksi dan kemunculan paling besar dibandingkan menu lainnya. Sementara itu, menu seperti *Avocado*, *Green Tea*, *Melon*, *Melon Lychee*, *Red Guava*, dan *Watermelon* membentuk kelompok yang relatif rapat di bagian tengah grafik dan diklasifikasikan ke dalam *Cluster 0*, yang menunjukkan tingkat penjualan menengah dengan nilai transaksi yang saling berdekatan. Adapun *Apple*, *Cookies n Cream*, dan *Orange* berada di area kiri bawah dengan nilai transaksi dan kemunculan yang lebih rendah, sehingga tergolong ke dalam *Cluster 2*.

### Rekomendasi untuk Café Jus XYZ

Berdasarkan hasil pengelompokan oleh algoritma K-Means, dapat dibuat kumpulan rekomendasi sebagai pengambilan keputusan. Menu *Mango* dapat ditempatkan sebagai kategori Penjualan Tinggi dan harus diperlakukan sebagai menu inti. Rekomendasi untuk pengambilan keputusan yang dapat diusulkan adalah menu ini selalu dipastikan tersedia dan menjadi prioritas utama dalam pengadaan bahan. Selain itu menjadi fokus utama promosi. Penempatan menu dapat ditampilkan di posisi teratas di papan menu dan disertakan sebagai komponen utama dalam paket/*bundling*.

Untuk kategori Penjualan Sedang (*Avocado*, *Green Tea*, *Melon*, *Melon Lychee*, *Red Guava*, *Watermelon*), dapat diperlakukan sebagai kandidat pengembangan. Menu-menu ini dapat dimasukkan ke program promosi berkala (diskon, *bundling* dengan *Mango*, atau varian topping/harga baru) dan memantau perubahan penjualan dalam periode tertentu.

Kategori Penjualan Rendah (*Apple*, *Cookies n Cream*, *Orange*) dapat dievaluasi untuk keberlanjutannya. Menu ini harus ditinjau ulang, jalankan uji promo terbatas. Dengan demikian, proses pengambilan keputusan dapat terbantu dengan melihat menu-menu yang tidak efektif dan promosi apa yang harus disesuaikan dengan kategori penjualan yang rendah ini.

#### 4. SIMPULAN

Pengambilan keputusan merupakan pekerjaan yang penting dalam dunia usaha. Algoritma K-Means dapat dijadikan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan, apalagi jika data yang harus dianalisis banyak. Menu yang terjual di Café Jus XYZ sebanyak 1.250 transaksi menghasilkan 3 kluster, yaitu kluster penjualan tinggi, kluster penjualan rendah, dan kluster penjualan sedang. *Mango* merupakan satu-satunya menu yang masuk ke kluster penjualan tinggi. *Avocado*, *Green Tea*, *Melon*, *Melon Lychee*, *Red Guava*, dan *Watermelon* masuk ke kluster penjualan sedang. *Apple*, *Cookies n Cream*, *Orange* masuk ke kluster penjualan rendah. Berdasarkan kluster menu, beberapa rekomendasi dapat diberikan kepada Café Jus XYZ, seperti menu *Mango* dapat dijadikan promosi utama dan populer kepada pelanggan. Untuk menu yang berada di kategori rendah, maka dapat dievaluasi dari berbagai sisi menu.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Arinal and I. Rusmarhadi, "Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Strategi Penjualan Produk Umkm Raja Geprek pada Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori," *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 7, no. 5, pp. 1482–1494, Sep. 2024, doi: 10.31539/intecom.v7i5.11673.
- [2] T. Wahyudi, N. Sa'adah, and D. Puspitasari, "Penerapan Metode K-Means pada Data Penjualan Untuk Mendapatkan Produk Terlaris Di PT. Titian Nusantara Boga," *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 228–236, 2023.
- [3] A. Salsabiela, A. P. Kuncoro, P. Subarkah, and P. Arsi, "Rekomendasi Restock Barang di Toko Pojok UMKM Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 87–92, Apr. 2024, doi: 10.37802/joti.v5i2.554.
- [4] B. K. Padang and R. Kurniawan, "Clustering Data Penjualan Kopi Sidikalang Menggunakan Metode K-Means," *SENTRI: Jurnal Riset Ilmiah*, vol. 4, no. 8, pp. 1188–1197, Aug. 2025, doi: 10.55681/sentri.v4i8.4400.
- [5] K. Tabianan, S. Velu, and V. Ravi, "K-Means Clustering Approach for Intelligent Customer Segmentation Using Customer Purchase Behavior Data," *Sustainability*, vol. 14, no. 12, p. 7243, Jun. 2022, doi: 10.3390/su14127243.
- [6] A. Nugraha, O. Nurdiawan, and G. Dwilestari, "Penerapan Data Mining Metode K-Means Clustering Untuk Analisa Penjualan Pada Toko Yana Sport," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 6, no. 2, pp. 849–855, Nov. 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5755.
- [7] S. D. Prasetiani and N. Rochmawati, "Penerapan Data Mining Untuk Clustering Menu Favorit Menggunakan Algoritma K-Means (Studi Kasus Kedai Expo)," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 3, no. 03, pp. 278–286, Jan. 2022, doi: 10.26740/jinacs.v3n03.p278-286.
- [8] R. Riadi and Mesran, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Analisa Penjualan Parfume," *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, vol. 2, no. 4, pp. 138–145, Jun. 2023, doi: 10.47065/jieec.v2i4.1181.
- [9] A. N. M. Hadi Yansah, E. Y. Puspaningrum, and A. M. Rizky, "Implementasi Kombinasi Metode Rfm Dan Algoritma K-Means Untuk Klasterisasi Penjualan Minuman Kemasan," *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara*, vol. 2, pp. 122–126, Nov. 2021, doi: 10.33005/santika.v2i0.96.
- [10] A. Y. A. Putra, "Studi Komparasi Algoritma Apriori, Eclat, dan FP-Growth Untuk Pendukung Keputusan di Café Jus Xyz," *HOAQ (High Education of Organization Archive Quality) : Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 16, no. 1, pp. 92–100, May 2025, doi: 10.52972/hoaq.vol16no1.p92-100.
- [11] P. J. Rousseeuw, "Silhouettes: A graphical Aid to The Interpretation and Validation of Cluster Analysis," *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 20, pp. 53–65, Nov. 1987, doi: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.
- [12] M. Gagolewski, M. Bartoszuk, and A. Cena, "Are cluster Validity Measures (in) Valid?," *Information Sciences*, vol. 581, pp. 620–636, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.ins.2021.10.004.
- [13] D. Chicco, A. Campagner, A. Spagnolo, D. Ciucci, and G. Jurman, "The Silhouette coefficient and the Davies-Bouldin index are more informative than Dunn index, Calinski-Harabasz index, Shannon entropy, and Gap statistic for unsupervised clustering internal evaluation of two convex clusters," *PeerJ Computer Science*, vol. 11, p. e3309, Nov. 2025, doi: 10.7717/peerj-cs.3309.