

Implementasi *K-Means Clustering* Pada Transaksi Menu

^{1*}Arya Cahya Fajarulloh, ²Rony Heri Irawan, ³Lilia Sinta Wahyuniar

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹aryac5240@gmail.com, ²rony@unpkediri.ac.id, ³li2asint@gmail.com

Penulis Korespondens : Arya Cahya Fajarulloh

Abstrak— Penelitian ini dilatarbelakangi oleh sistem pencatatan transaksi pada Angkringan Mbok'e yang masih dilakukan secara manual sehingga berisiko kehilangan data dan menyulitkan analisis pola pembelian pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk merancang aplikasi transaksi berbasis teknologi informasi dengan menerapkan metode *K-Means clustering* guna mengelompokkan data transaksi berdasarkan tingkat penjualan menu. Metode *K-Means* dipilih karena mampu mengelompokkan data dalam jumlah besar secara efisien. Sistem dikembangkan menggunakan pendekatan *waterfall* dan diuji menggunakan metode *Blackbox Testing*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan pengelompokan yang baik dengan nilai *silhouette score* sebesar 0.71 serta performa klasifikasi dengan akurasi 97%, presisi 97%, *recall* 96%, dan *f1 score* sebesar 97%. Informasi yang dihasilkan dapat dimanfaatkan untuk mendukung strategi pemasaran dan pengelolaan menu secara lebih efektif.

Kata Kunci— Aplikasi Transaksi, *K-Means Clustering*, Pemilihan Menu, Pola Pembelian, Sistem Informasi.

Abstract— This study is motivated by the transaction recording system at Angkringan Mbok'e, which is still performed manually, leading to risks of data loss and difficulties in analyzing customer purchasing patterns. This study aims to design a transaction application based on information technology by applying the *K-Means clustering* method to group transaction data based on menu sales levels. The *K-Means* method was chosen because it is capable of efficiently grouping large amounts of data. The system was developed using the *waterfall* approach and tested using *Blackbox Testing*. The results show that the system is able to produce good clustering with a *silhouette score* of 0.71 and classification performance with an accuracy of 97%, precision of 97%, recall of 96%, and an *f1 score* of 97%. The information generated can be utilized to support marketing strategies and menu management more effectively.

Keywords— transaction application, *K-Means clustering*, menu selection, purchasing patterns, information system

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi memberikan pengaruh terhadap proses pengelolaan data transaksi pada usaha kuliner dan UMKM [1]. Penerapan aplikasi transaksi berbasis website mampu meningkatkan efisiensi pencatatan data penjualan serta membantu proses pengolahan data secara terstruktur [2]. Selain digunakan sebagai media transaksi, data penjualan juga dapat dimanfaatkan untuk mengetahui pola pembelian pelanggan menggunakan metode *K-Means Clustering* [3]. Metode *K-Means Clustering* merupakan salah satu algoritma yang digunakan

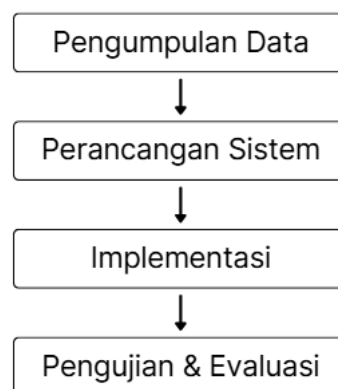
untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan tertentu [4]. Algoritma ini banyak diterapkan pada pengelompokan data penjualan karena memiliki proses perhitungan yang sederhana dan efisien [5].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa *K-Means* mampu diterapkan pada analisis penjualan produk, clustering transaksi, dan segmentasi pelanggan [6][7]. Selain itu, metode *clustering* juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi performa penjualan produk berdasarkan tingkat penjualannya [8]. Penerapan algoritma *K-Means* juga telah digunakan dalam pengelompokan data penjualan berdasarkan pola penjualan produk untuk membantu proses analisis tingkat transaksi secara lebih efektif [9]. Selain itu, evaluasi metode *clustering* menggunakan *silhouette score* menunjukkan bahwa *K-Means* mampu menghasilkan kualitas *cluster* yang baik pada berbagai jenis dataset [10].

Angkringan Mbok'e masih melakukan pencatatan transaksi secara manual sehingga proses pengelolaan data penjualan belum optimal. Owner mengalami kesulitan dalam memahami pola penjualan menu karena data transaksi hanya disimpan dalam bentuk catatan transaksi biasa [3]. Oleh karena itu, penelitian ini merancang aplikasi transaksi berbasis website dengan menerapkan metode *K-Means Clustering* untuk mengidentifikasi pola penjualan menu berdasarkan data transaksi [2][5].

II. METODE

Penelitian ini menggunakan metode waterfall yang terdiri dari tahapan pengumpulan data, perancangan sistem, implementasi, pengujian, dan evaluasi.



Gambar 1. Metode *Waterfall*

1. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan data transaksi penjualan Angkringan Mbok'e periode Juni 2023 hingga Mei 2024 yang digunakan sebagai dataset pada proses *K-Means Clustering*.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

No	ID Menu	Nama Menu	Jumlah	Total	Kasir	Tanggal Input
1	BR019	Lemon tea(Es/Panas)	3	18000	DAFFA	01 February

						2024, 18:20
2	BR018	Es Milo	3	18000	DAFFA	01 February 2024, 18:32
3	BR005	Susu Ketan	2	16000	DAFFA	01 February 2024, 18:40
4	BR022	Penyetan Telur	4	40000	DAFFA	01 February 2024, 18:50
5	BR026	Sate Sosis Besar	1	5000	DAFFA	01 February 2024, 19:07
6	BR007	Good Day (Es/Panas)	1	7000	DAFFA	01 February 2024, 19:24
7	BR005	Susu Ketan	1	8000	DAFFA	01 February 2024, 19:39
8	BR021	Penyetan Ayam	2	20000	DAFFA	01 February 2024, 19:49

2. Perancangan Sistem

Pada tahap perancangan sistem, aplikasi melakukan pemrosesan data al (*preprocessing*) dan rekapitulasi data penjualan. Data transaksi mentah yang ditarik dari basis data dikonversi ke dalam tipe data numerik pada kolom jumlah dan tipe data datetime pada kolom tanggal input. Sistem kemudian melakukan penyaringan data (*filtering*) berdasarkan periode tahun dan bulan (YYYY-MM) sesuai dengan parameter yang dipilih oleh pengguna.

Proses selanjutnya adalah melakukan rekapitulasi dan pengelompokan data transaksi penjualan menjadi total penjualan per menu. Hal ini dilakukan untuk menyederhanakan data transaksi yang bersifat eceran agar mempermudah proses pencarian pola menggunakan metode *K-Means Clustering*. Sebelum dilakukan perhitungan klasterisasi, menu-menu tersebut dikelompokkan terlebih dahulu berdasarkan kategori barang, seperti minuman, makanan, dan jajanan. Perhitungan akumulasi total penjualan untuk setiap menu dilakukan menggunakan rumus penjumlahan (*sum*) pada Persamaan (1):

$$J_i = \sum_{k=1}^n Q_{ik} \quad (1)$$

J_i = total penjualan menu ke-i

Q_{ik} = jumlah penjualan menu ke-i pada transaksi ke-k

n = jumlah transaksi dalam periode yang dipilih

Tabel 2. Data Sebelum SUM

No	ID Menu	Nama Menu	Jumlah	Total	Kasir	Tanggal Input
1	BR019	Lemon tea(Es/Panas)	3	18000	DAFFA	01 February 2024, 18:20
2	BR018	Es Milo	3	18000	DAFFA	01 February 2024, 18:32
3	BR005	Susu Ketan	2	16000	DAFFA	01 February 2024, 18:40
4	BR022	Penyetan Telur	4	40000	DAFFA	01 February 2024, 18:50
5	BR026	Sate Sosis Besar	1	5000	DAFFA	01 February 2024, 19:07

6	BR007	Good Day (Es/Panas)	1	7000	DAFFA	01 February 2024, 19:24
7	BR005	Susu Ketan	1	8000	DAFFA	01 February 2024, 19:39
8	BR021	Penyetan Ayam	2	20000	DAFFA	01 February 2024, 19:49

Tabel 3. Data Setelah *SUM*

ID Barang	Nama Menu	Kategori	Periode	Jumlah
BR001	Teh (Es / Panas)	Minuman	2024-02	39
BR002	Kopi Hitam	Minuman	2024-02	46
BR021	Penyetan Ayam	Makanan	2024-02	47
BR022	Penyetan Telur	Makanan	2024-02	45
BR025	Kacang	Jajanan	2024-02	69
BR026	Sate Sosis Besar	Jajanan	2024-02	28

Data hasil akumulasi total penjualan per kategori ini (Tabel 3) akan menjadi variabel masukan satu dimensi (X) yang ditransformasikan ke dalam matriks 2D untuk diproses oleh algoritma *K-Means*. Langkah-langkah perhitungan *K-Means Clustering* satu dimensi di dalam sistem dirancang sebagai berikut.

2.1 Penentuan jumlah *cluster* (K)

Sistem menentukan jumlah klaster secara dinamis untuk setiap kategori dengan batas maksimal 4 klaster melalui baris kode berikut:

$$K = \min(4, n) \quad (2)$$

2.2 Inisialisasi Pusat Klaster (*Centroid*)

Menentukan pusat *cluster* awal.

Kategori ID: 7

Step: centroid_awal

```
[
    25.5,
    42.83333333333333,
    14.799999999999999,
    19
]
```

Gambar 2. Centroid Kategori minuman

2.3 Perhitungan Jarak Data ke Centroid

Setelah diperoleh nilai *centroid* awal, langkah selanjutnya adalah menghitung jarak antara data penjualan menu dengan setiap *centroid* menggunakan metode *Euclidean Distance*. Perhitungan jarak ini bertujuan untuk menentukan kedekatan suatu data terhadap masing-masing *cluster*.

$$d(x,y) = \sqrt{\{(x_1 - y_1)^2\}} \quad (3)$$

Keterangan:

$d(x,y)$ = jarak antara data dan *centroid*

x_1 = nilai data penjualan

y_1 = nilai *centroid*

Sebagai contoh, data menu BR001 (Teh Es/Panas) pada kategori minuman.

$$d(1,1) = \sqrt{\{(39 - 25.5)^2\}} \quad (4)$$

$$d(1,1) = 13.5 \quad (5)$$

$$d(1,2) = \sqrt{\{(39 - 42.83)^2\}} \quad (6)$$

$$d(1,2) = 3.83 \quad (7)$$

$$d(1,3) = \sqrt{\{(39 - 14.8)^2\}} \quad (8)$$

$$d(1,3) = 24.2 \quad (9)$$

$$d(1,4) = \sqrt{\{(39 - 19)^2\}} \quad (10)$$

$$d(1,4) = 20 \quad (11)$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa jarak terkecil terdapat pada *centroid* kedua (C2) dengan nilai jarak sebesar 3,83. Oleh karena itu, data menu BR001 dialokasikan ke *Cluster* 2. Hasil perhitungan jarak seluruh data kategori minuman dapat dilihat pada

Gambar 3, Perhitungan jarak pada data menu lainnya dilakukan menggunakan prosedur yang sama hingga diperoleh *cluster* terdekat untuk setiap menu.

ID	Jumlah	C1	C2	C3	C4	Cluster
BR001	39	13.5	3.83333333333333	24.2	20	2
BR002	46	20.5	3.16666666666667	31.2	27	2
BR003	25	0.5	17.8333333333333	10.2	6	1
BR004	19	6.5	23.8333333333333	4.2	0	4
BR005	15	10.5	27.8333333333333	0.2	4	3
BR006	40	14.5	2.83333333333333	25.2	21	2
BR007	43	17.5	0.166666666666667	28.2	24	2
BR008	24	1.5	18.8333333333333	9.2	5	1
BR009	21	4.5	21.8333333333333	6.2	2	4
BR010	24	1.5	18.8333333333333	9.2	5	1
BR011	29	3.5	13.8333333333333	14.2	10	1
BR012	16	9.5	26.8333333333333	1.2	3	3
BR013	18	7.5	24.8333333333333	3.2	1	4
BR014	19	6.5	23.8333333333333	4.2	0	4
BR015	19	6.5	23.8333333333333	4.2	0	4
BR016	15	10.5	27.8333333333333	0.2	4	3
BR017	18	7.5	24.8333333333333	3.2	1	4
BR018	14	11.5	28.8333333333333	0.8	5	3
BR019	47	21.5	4.16666666666667	32.2	28	2
BR020	14	11.5	28.8333333333333	0.8	5	3
BR028	42	16.5	0.833333333333333	27.2	23	2

Gambar 3. Hasil Perhitungan Jarak Kategori Minuman

2.4 Hasil Akhir Cluster

Setelah proses perhitungan jarak dan pembaruan *centroid* selesai, algoritma *K-Means* menghasilkan pengelompokan akhir pada setiap menu berdasarkan tingkat penjualannya. Setiap menu akan menjadi anggota *cluster* yang memiliki karakteristik penjualan yang serupa. Hasil akhir *clustering* ditunjukkan berisi informasi menu, jumlah penjualan, dan *cluster* hasil pengelompokan. Selanjutnya, *cluster* tersebut akan diberi label agar lebih mudah diinterpretasikan.

ID	Nama	Jumlah	Cluster
BR001	Teh (Es / Panas)	39	2
BR002	Kopi Hitam	46	2
BR003	Es Susu Soda	25	1
BR004	Kopi Ijo	19	4
BR005	Susu Ketan (Es / Panas)	15	3
BR006	Es Josua	40	2
BR007	Good Day (Es / Panas)	43	2
BR008	Es Kubeu	24	1
BR009	Cappuccino Es / Panas	21	4
BR010	Kopi Ijo Susu	24	1
BR011	Kopi Susu	29	1
BR012	Susu Putih (Es / Panas)	16	3
BR013	Susu Coklat (Es / Panas)	18	4
BR014	Coklat (Es / Panas)	19	4
BR015	Teh Tarik (Es / Panas)	19	4
BR016	Wedang Jahe	15	3
BR017	Es Beng-Beng	18	4
BR018	Es Milo	14	3
BR019	Lemon Tea (Es / Panas)	47	2
BR020	Nutrisari (Es / Panas)	14	3
BR028	Jeruk (Es / Panas)	42	2

Gambar 4. Hasil Akhir Kategori Minuman

2.5 Pelabelan Otomatis

Setelah diperoleh hasil akhir *clustering*, sistem melakukan pelabelan otomatis untuk memberikan makna pada setiap *cluster*. Pelabelan dilakukan dengan mengurutkan nilai rata-rata penjualan setiap *cluster* dari yang terkecil hingga terbesar. *Cluster* dengan rata-rata penjualan terendah diberi label Kurang Laku, diikuti Sedang, Laku, dan *cluster* dengan rata-

rata penjualan tertinggi diberi label *BestSeller*. Hasil pelabelan ini memudahkan pengguna dalam mengidentifikasi tingkat penjualan setiap menu berdasarkan hasil *clustering*.

Minuman

ID	Menu	Jumlah	Cluster	Kategori
BR001	Teh (Es / Panas)	39	2	Best Seller
BR002	Kopi Hitam	46	2	Best Seller
BR003	Es Susu Soda	25	1	Laku
BR004	Kopi ijo	19	4	Sedang
BR005	Susu Ketan (Es / Panas)	15	3	Kurang Laku
BR006	Es Josua	40	2	Best Seller
BR007	Good Day (Es / Panas)	43	2	Best Seller
BR008	Es Kubisu	24	1	Laku
BR009	Cappuccino Es / Panas	21	4	Sedang
BR010	Kopi ijo Susu	24	1	Laku
BR011	Kopi Susu	29	1	Laku
BR012	Susu putih (Es / Panas)	16	3	Kurang Laku
BR013	Susu coklat (Es / Panas)	18	4	Sedang
BR014	Coklat (Es / Panas)	19	4	Sedang
BR015	Teh Tarik (Es / Panas)	19	4	Sedang
BR016	Wedang Jahe	15	3	Kurang Laku
BR017	Es Beng-Beng	18	4	Sedang
BR018	Es Milo	14	3	Kurang Laku
BR019	Lemon tea (Es / Panas)	47	2	Best Seller
BR020	Nutrisari (Es / Panas)	14	3	Kurang Laku
BR028	Jeruk (Es / Panas)	42	2	Best Seller

Gambar 5. Hasil Pelabelan Kategori Minuman

3. Implementasi

Implementasi sistem dilakukan dengan membangun aplikasi kasir berbasis web yang mengintegrasikan algoritma *K-Means Clustering* untuk mengelompokkan menu berdasarkan jumlah penjualan. Sistem dikembangkan menggunakan *Python Flask* sebagai *backend*, *MySQL* sebagai basis data. Hasil *clustering* digunakan untuk mengelompokkan menu ke dalam kategori Kurang Laku, Sedang, Laku, dan *BestSeller*.

The screenshot shows a web application interface for K-Means Clustering results. It features a sidebar with navigation options like Dashboard, Data Master, Transaksi, and Pengaturan Toko. The main content area displays three tables: Minuman, Makanan, and Jajanan. Each table lists menu items with their IDs, names, sales volume, cluster number, and category label. The labels are color-coded: green for Best Seller, blue for Laku, orange for Sedang, and red for Kurang Laku. A 'Download Data' button is visible at the bottom.

Gambar 6. Tampilan *K-Means Clustering*

4. Pengujian & Evaluasi

Pengujian dan evaluasi dilakukan untuk menilai kualitas hasil pengelompokan menu menggunakan metode *K-Means Clustering*. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan

menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Silhouette Coefficient*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan keseluruhan hasil pengelompokan, *Precision* digunakan untuk mengukur ketepatan prediksi pada setiap kelas, *Recall* digunakan untuk mengukur kemampuan sistem dalam mengidentifikasi data pada kelas yang sesuai, sedangkan *F1-Score* digunakan untuk menilai keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*. Selain itu, *Silhouette Coefficient* digunakan untuk mengevaluasi kualitas *cluster* yang terbentuk berdasarkan tingkat kemiripan data dalam *cluster* yang sama dan keterpisahannya terhadap *cluster* lainnya.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (12)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (13)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (14)$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (15)$$

Keterangan:

TP = jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar.

TN = jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai bukan anggota suatu kelas.

FP = jumlah data yang salah diklasifikasikan ke suatu kelas.

FN = jumlah data yang seharusnya berada pada suatu kelas tetapi tidak berhasil diidentifikasi.

Accuracy = tingkat ketepatan keseluruhan hasil klasifikasi.

Precision = tingkat ketepatan hasil pengelompokan.

Recall = tingkat keberhasilan sistem dalam mengidentifikasi data pada suatu kelas.

F1-Score = rata-rata harmonik antara *Precision* dan *Recall*.

$$s(i) = \frac{b(i)-a(i)}{\max(a(i),b(i))} \quad (16)$$

Keterangan:

(*S(i)*) = nilai *Silhouette Coefficient* untuk data ke-*i*.

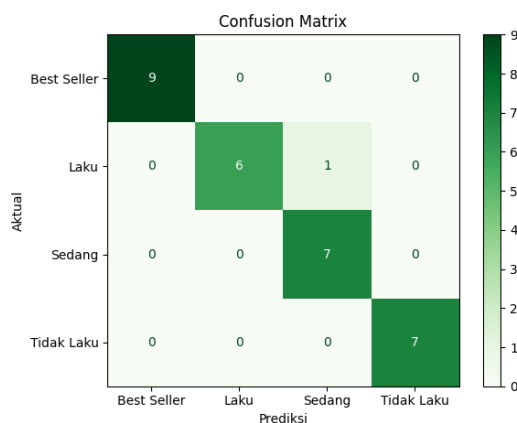
(*a(i)*) = rata-rata jarak data ke-*i* terhadap seluruh anggota dalam *cluster* yang sama.

(*b(i)*) = rata-rata jarak data ke-*i* terhadap anggota pada *cluster* terdekat lainnya.

Pada penelitian ini, hasil pengujian menunjukkan nilai *Accuracy* sebesar 97%, *Precision* sebesar 97%, *Recall* sebesar 96%, *F1-Score* sebesar 97%, dan *Silhouette Coefficient* sebesar 0,71. Nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang tinggi menunjukkan bahwa hasil pengelompokan memiliki tingkat ketepatan yang baik. Selain itu, nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,71 menunjukkan bahwa struktur *cluster* yang dihasilkan termasuk dalam kategori sangat kuat, sehingga metode *K-Means Clustering* mampu mengelompokkan menu berdasarkan tingkat penjualan dengan baik.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Silhouette Coefficient*. Selain itu, hasil klasifikasi divisualisasikan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat tingkat ketepatan pengelompokan menu.



Gambar 7. *Confusion Matrix*

Visualisasi performa model dengan akurasi 97%. Seluruh data klaster *BestSeller* (9 data), *Sedang* (7 data), dan *Tidak Laku* (7 data) terklasifikasi sempurna. Namun, terdapat 1 kesalahan prediksi pada kategori *Laku* yang terklasifikasi ke klaster *Sedang* karena kemiripan karakteristik jumlah penjualan yang membuat jarak antar-pusat klaster (*centroid*) menjadi sangat dekat.

Tabel 4. Matrix Evaluasi

Matrix evaluasi	
Metode evaluasi	Nilai
<i>Accuracy</i>	97%
<i>Precision</i>	97%
<i>Recall</i>	96%
<i>F1-Score</i>	97%
<i>Silhouette Coefficient</i>	0.71

Berdasarkan Tabel 4 diperoleh nilai *Accuracy* sebesar 97%, *Precision* sebesar 97%, *Recall* sebesar 96%, dan *F1-Score* sebesar 97%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa hasil pengelompokan memiliki tingkat ketepatan yang tinggi. Selain itu, nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,71 menunjukkan bahwa struktur *cluster* yang terbentuk termasuk kategori sangat kuat, sehingga metode *K-Means* mampu mengelompokkan menu berdasarkan tingkat penjualan dengan baik.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa aplikasi transaksi berbasis website dengan penerapan metode *K-Means Clustering* berhasil

dikembangkan untuk mengidentifikasi pola penjualan menu berdasarkan data transaksi. Sistem mampu menghasilkan informasi pengelompokan menu ke dalam kategori *BestSeller*, Laku, Sedang, dan Tidak Laku. Informasi hasil *clustering* ditampilkan dalam bentuk visualisasi dan laporan sehingga mempermudah *owner* dalam memahami pola penjualan menu. Sistem yang dikembangkan sebagai media informasi pola penjualan menu berdasarkan hasil *clustering* data transaksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Matuan, E. Dude, A. Mallo, H. Yowey, Y. S. Patey, and H. Sutejo, "Application of the K-Means Method for Grouping Product Data Based on Sales Level," *J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 292–305, Jan. 2026, doi: 10.51903/53pfrd78.
- [2] M. R. Dzikrillah, D. H. Gutama, D. P. Wijaya, and D. Danianti, "Implementasi Algoritma K-Means dalam Pengelompokan Tingkat Transaksi Produk PPOB Nusantara," *J. Inform. Polinema*, vol. 10, no. 3, pp. 341–350, May 2024, doi: 10.33795/jip.v10i3.4917.
- [3] N. Afiasari, N. Suarna, and N. Rahaningsi, "Implementasi Data Mining Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Clustering dengan Metode K-Means," *J. SAINTEKOM*, vol. 13, no. 1, pp. 100–110, Mar. 2023, doi: 10.33020/saintekom.v13i1.402.
- [4] A. R. Sinaga and G. D. Pranata, "Clustering Data Penjualan Produk pada Toko Yudha dngan Algoritma K-Means," *SisInfo J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 135–139, Jun. 2023, doi: 10.37278/sisinfo.v3i2.638.
- [5] S. Rismawati, S. S. Hilabi, B. Priyatna, and A. Hananto, "PENGELOMPOKAN PENJUALAN PRODUK DENGAN MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING : STUDI KASUS ANALISIS PENJUALAN COFFEE SHOP OLEH KAGGLE.COM," *J. Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, Jun. 2025, doi: 10.32546/jusin.v6i1.3078.
- [6] A. Hernita, N. T. Lapatta, S. Saputra, and M. Akbar, "CLUSTERING OF E-WALLET USAGE BASED ON TRANSACTION PATTERNS USING K-MEANS," *PILAR Nusa Mandiri J. Comput. Inf. Syst.*, vol. 22, no. 1, pp. 30–36, 2026, doi: 10.33480/pilar.v22i1.8292.
- [7] E. Yulyanti, S. Yuliyatini, and G. Triyono, "Segmentasi Spasio-Temporal Performa Penjualan Produk Sepatu Menggunakan Algoritma K-Means," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 6, no. April, pp. 750–761, 2026, doi: 10.57152/malcom.v6i2.2609.
- [8] K. Eric, P. S. Ade, and N. N. Marlince, "Clustering Penjualan Terbaik Dengan Sum Of Squares Error Dan Menentukan Nilai K Menggunakan Algoritma K-Means," *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 23, no. 2, pp. 387–393, Aug. 2024, doi: 10.53513/jis.v23i2.9716.
- [9] A. Yahya and R. Kurniawan, "Implementasi Algoritma K-Means untuk Pengelompokan Data Penjualan Berdasarkan Pola Penjualan," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 350–358, Jan. 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1773.
- [10] S. Fourteen Sogema, A. Anugrah Bintang Putra Hakim, M. Putra Aninda Niko, J. Shabrina Aulia, M. Winoto Adji, and Z. Alfian, "Perbandingan Hasil Klasterisasi K-Means Berdasarkan Silhouette Score dan Inertia Pada 5 Dataset Berbeda," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 9, no. 2, pp. 23356–23368, 2025, doi: 10.31004/jptam.v9i2.30330.