

## Klasterisasi Tingkat Penjualan Kedai Kopi Hallo Burjois Menggunakan Algoritma K-Medoids Sebagai Evaluasi

Pradana Rizki Maulana<sup>1</sup>, April Lia Hananto<sup>2</sup>, Agustia Hananto<sup>3</sup>, Bayu Priyatna<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang

<sup>2</sup>Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang

<sup>3</sup>Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang

<sup>4</sup>Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang

<sup>1</sup>pradanamaulana@mhs.ubpkarawang.ac.id\*, <sup>2</sup>aprilia@ubpkarawang.ac.id, <sup>3</sup>agus.tia@ubpkarawang.ac.id,

<sup>4</sup>bayupriyatna@ubpkarawang.ac.id

### Abstract

As Hallo Burjois shop is experiencing challenges to expand its product range, this research applies the K-Medoids Clustering algorithm to improve promotional strategies by identifying menus that have low levels of buyer interest. The process involved processing daily sales data converted into a monthly format, where the K-Medoids algorithm was used to form three clusters representing high, medium, and low sales levels. The clustering results showed that there were 6 items with low sales, including Americano, Caffe Latte, Dark Choco Caramel, Dimsum, Hazelnut Latte, and Pasta Carbonara. We then adopted the 4P principles (Product, Price, Place & Promotion) to evaluate the lowest selling products. The validity test was conducted using Davies Boulding Index (DBI), showing the accuracy and consistency of the clusterization results of 0.95 in three clusters.

Keywords: K-Medoids Clustering, Promotion Strategy, Data Mining, Sales, RapidMiner

### Abstrak

Kedai Hallo Burjois yang sedang mengalami tantangan untuk memperluas jangkauan produk menu produk, penelitian ini menerapkan algoritma K-Medoids Clustering untuk meningkatkan strategi promosi dengan mengidentifikasi menu-menu yang memiliki tingkat minat pembeli rendah. Proses tersebut melibatkan pengolahan data penjualan harian yang diubah menjadi format bulanan, di mana algoritma K-Medoids digunakan untuk membentuk tiga kluster yang mewakili tingkat penjualan tinggi, sedang, dan rendah. Hasil klasterisasi menunjukkan adanya menu-menu dengan penjualan rendah sebanyak 6 item, antara lain Americano, Caffe Latte, Dark Choco Caramel, Dimsum, Hazelnut Latte, dan Pasta Carbonara. Lalu kami mengadopsi prinsip 4P (Product, Price, Place & Promotion) untuk mengevaluasi produk dengan tingkat penjualan terendah. Uji validitas dilakukan menggunakan Davies Boulding Index (DBI), menunjukkan keakuratan dan konsistensi hasil klasterisasi sebesar 0,95 pada tiga kluster.

Kata kunci: K-Medoids Clustering, Strategi Promosi, Data Mining, Penjualan, RapidMiner

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

### 1. Pendahuluan

Kedai Hallo Burjois, yang awalnya terfokus pada minuman segar dan kemudian berkembang menjadi kedai kopi menengah dengan beragam menu, beroperasi di tengah maraknya usaha sejenis di Kota Karawang [1]. Dengan meningkatnya minat dari berbagai kalangan pembeli, strategi promosi perlu ditingkatkan untuk memperluas jangkauan menu produk [2]. Dari 34 menu utama yang tersedia, sebagian besar tidak menunjukkan peningkatan dan tidak ada pembelian yang dilakukan [3]. Kedai ini mengalami kendala sejak awal pendiriannya dengan nama I'M Burjois pada September 2020, akibat kesalahan dalam strategi promosi [4].

Dalam menghadapi tantangan ini, analisis data penjualan menjadi landasan krusial untuk memahami pola pembelian konsumen [5]. Penggunaan data penjualan untuk mendukung klasterisasi penjualan terendah hingga tertinggi tidak bisa hanya berdasarkan sistem perhitungan yang sederhana. Oleh karena itu, diperlukan analisis data penjualan guna memastikan

hasil kajian yang akurat dan sesuai [6]. Dengan analisis efektif, dapat diidentifikasi menu yang diminati dan kurang diminati, guna membuka peluang untuk perbaikan menu produk (Dengan analisis efektif, dapat diidentifikasi menu yang diminati dan kurang diminati serta strategi promosi yang semakin baik akan mempercepat atau menambah keinginan konsumen untuk berminat dan melakukan pembelian) [7]. Dengan kemampuan Teknologi Informasi, perolehan dan analisis data yang efisien, memainkan peran penting dalam pemanfaatan data sebagai sumber informasi berharga [8,9].

Dalam konteks ini, penelitian menggunakan Data Mining dengan metode *clustering* dan algoritma K-Medoids untuk mengelompokkan data penjualan di Kedai Hallo Burjois [10]. *Clustering*, sebagai teknik data mining, membantu mengelompokkan data [11]. Algoritma K-Medoids dipilih untuk membentuk tiga kelompok kluster, mengidentifikasi produk dengan tingkat penjualan tertinggi hingga terendah, dengan pengujian menggunakan *excel* dan *RapidMiner* [12].

Penelitian sejenis sebelumnya telah menyelidiki data mining yang menggunakan algoritma *clustering* K-Medoids. Penelitian tersebut dilakukan oleh Eduardus Hardika dalam jurnalnya mengenai Implementasi Algoritma Pengelompokan k-Medoids terhadap Pola Kluster Kejahatan di Yogyakarta. Hasil penelitian ini menghasilkan tiga kluster, menunjukkan bahwa algoritma K-Medoids dapat efektif mengelompokkan pola kejahatan menjadi tiga tingkat, diantaranya 4 aturan tergolong kejahatan tingkat tinggi, 6 aturan tergolong kejahatan tingkat menengah, dan 8 aturan tergolong kejahatan tingkat rendah [13]. Selanjutnya penelitian Alia dan Dudih menggunakan algoritma *clustering* K-Medoids untuk melakukan analisis dan menentukan gaji karyawan yang sesuai dengan kebutuhan. Metode ini diterapkan berdasarkan nilai keahlian karyawan dalam menetapkan gaji dan diklasterisasi menggunakan perhitungan K-Medoids. Hasilnya, didapatkan tiga kluster dari 50 sampel karyawan. Kluster pertama terdiri dari 24 karyawan dengan gaji tertinggi, kluster kedua terdiri dari 16 karyawan dengan gaji sedang, dan kluster ketiga terdiri dari 10 karyawan dengan gaji terendah [14]. Sedangkan penelitian lainnya oleh Indra dan rekan-rekannya menerapkan K-Medoids *Clustering* dalam meramalkan kelayakan pemohon kredit mobil. Metode ini dapat digunakan untuk memprediksi kelayakan pemohon kredit mobil dengan *clustering* K-Medoids. Pada halaman yang membahas iterasi pertama hingga iterasi ketiga dari K-Medoids, hasilnya menunjukkan bahwa dari 40 data konsumen, jumlah konsumen yang termasuk dalam kelompok pertama (C1) adalah dua, yang berarti mereka layak menerima kredit [15]. Terdapat juga pada penelitian Ghufron dan timnya menerapkan *Clustering* K-Medoids untuk data akreditasi perguruan tinggi. Dalam penelitian ini, mereka menggabungkan perhitungan bobot matriks akreditasi perguruan tinggi untuk mengklasifikasikan program studi. Hasilnya menunjukkan bahwa klasifikasi K-Medoids yang digunakan termasuk dalam kategori kluster yang baik, dievaluasi dengan menggunakan *Davies Boulding Index* dengan nilai evaluasi kluster [16]. Dan yang terakhir penelitian Halimatusakdiah dan rekan-rekan melakukan penerapan Algoritma K-Medoids untuk mengelompokkan balita stunting di Indonesia. Metode ini digunakan pada pengelompokan balita yang mengalami stunting, dengan menggunakan 2 kluster. Data yang berasal dari Badan Pusat Statistik, dengan subjek prevalensi stunting pada tahun 2015-2018 di 34 provinsi di Indonesia, dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan informasi yang berguna. Implementasinya dapat dilakukan dengan metode data mining, contoh penerapannya menggunakan Algoritma K-Medoids *Clustering* [17].

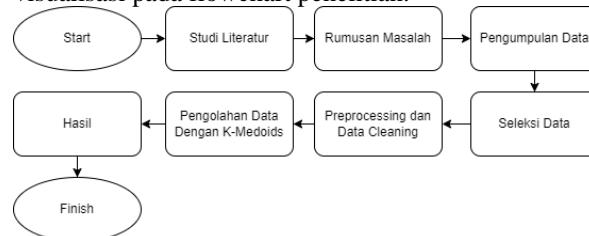
Penelitian ini berbeda dengan penelitian sejenis sebelumnya, fokusnya terletak pada klasifikasi menu produk menjadi tiga kelompok berdasarkan tingkat penjualan, dengan memanfaatkan algoritma *clustering*

yang identik, namun dengan tujuan yang lebih spesifik [18]. Pemilihan algoritma K-medoids dalam data mining dipilih karena memiliki daya tarik dalam menggali informasi secara menyeluruh dan memberikan hasil informasi yang tepat. Algoritma ini dipilih karena gagasan klasterisasinya mirip dengan gagasan K-means, satu-satunya perbedaan utamanya adalah bahwa algoritma ini menggunakan objek perwakilan, atau medoids, sebagai pusat kluster untuk setiap kluster, berbeda dengan K-means yang menggunakan rata-rata. Keunggulan ini membuatnya lebih *user-friendly* dan lebih mudah dihitung secara manual [19]. Melalui analisis ini, diharapkan pemilik kedai dapat memahami performa penjualan produknya dan meningkatkan strategi promosi pada produk dengan minat rendah [20]. Hasil dari penelitian pun tidak hanya mendapatkan kesimpulan dari klasterisasi saja, Namun, kami menerapkan strategi 4P atau *Marketing Mix* sebagai alat pemasaran taktis yang dapat dikendalikan untuk menerapkan proses bisnis. Strategi 4P sendiri terdiri dari *product*, *price*, *place* dan *promotion*, lalu ini akan diterapkan pada klasterisasi penjualan terendah [21]. Untuk meningkatkan nilai pada penjualan kluster yang kurang diminati, strategi ini menggabungkan berbagai kegiatan *marketing* untuk membuat kombinasi terbaik serta mengetahui data pengelompokan tersebut maka Algoritma K-Medoids digunakan pada penelitian ini. Dimana Algoritma K-Medoids memiliki keakuratan data yang validasi pengelompokannya yang cukup baik untuk data skala besar. Selain itu Algoritma K-Medoids cukup sederhana dan dapat dipahami dengan mudah [22,23].

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Tahapan Penelitian

Proses penelitian ini melibatkan observasi, pengumpulan data, serta pembuatan dan pengolahan rumus di *Microsoft Excel* menggunakan algoritma K-Medoids. Selanjutnya, peneliti menerapkan algoritma ini dengan bantuan *RapidMiner* untuk memverifikasi keakuratan data yang diuji, yang dapat diikuti melalui visualisasi pada flowchart penelitian.



Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Penelitian

#### Keterangan:

##### a. Studi Literatur

Pada tahap ini, upaya untuk mendapatkan informasi tentang metode atau masalah yang dihadapi dilakukan dengan menyelidiki informasi dari berbagai artikel jurnal penelitian sebelumnya yang membahas konsep Data Mining, Algoritma K-

- Medoids, dan bahan lain yang dapat membantu mencapai tujuan penelitian.
- b. Rumusan Masalah
- Fokus utama penelitian ini adalah mengidentifikasi produk-menu dengan minat pembeli yang rendah selama proses penjualan dan menemukan cara untuk meningkatkannya. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan pemahaman kita tentang bisnis Hallo Burjois dan strategi pengelolaan data dan promosi yang berhasil.
- c. Pengumpulan Data
- Pada tahapan ini, dataset dikumpulkan dari informasi penjualan yang telah disediakan, kemudian data tersebut akan dilakukan proses pengolahan melalui aplikasi *Excel*, yang nantinya akan menjadi sampel data yang digunakan dalam rangka penelitian ini.
- d. Seleksi Data
- Seleksi data pada Kedai Hallo Burjois melibatkan proses pemilihan dan penyaringan informasi dari berbagai sumber, terutama terkait dengan penjualan menu harian. Data yang dipilih kemudian diolah untuk menghasilkan dataset yang representatif, fokus pada menu utama yang memiliki dampak signifikan pada kinerja kedai. Proses seleksi data ini dilakukan dengan keakuratan dan relevansi informasi yang akan digunakan dalam analisis dan implementasi algoritma K-Medoids *Clustering*.
- e. *Preprocessing* dan *Data Cleaning*
- Preprocessing* dan *data cleaning* pada data penjualan menu harian menjadi bulanan merupakan langkah krusial dalam memastikan kualitas dan akurasi dataset yang digunakan. Proses ini melibatkan beberapa tahapan:
1. Pembersihan Data (*Data Cleaning*), mengidentifikasi dan penanganan nilai yang kosong dan fokus pada menu utama yang berkontribusi signifikan terhadap kinerja kedai, membuang menu-menu tambahan yang mungkin tidak relevan.
  2. Transformasi Data (*Data Transformation*), mengubah data penjualan harian menjadi format bulanan dengan penggabungan total penjualan.
  3. Normalisasi dan Standarisasi, pemastian data memiliki skala seragam untuk mencegah efek perbedaan skala dalam algoritma clustering dan menyelaraskan format data agar mudah diolah dan dipahami oleh algoritma.
- f. Pengolahan Data K-Medoids
- Data diolah dalam rangka menyelesaikan permasalahan dengan menerapkan Algoritma K-Medoids untuk klasterisasi menjadi tiga kluster, yang diproses melalui aplikasi *Microsoft Excel* secara manual, dan pendekatan ini diperkuat dengan pemanfaatan alat bantu yaitu *tools RapidMiner* untuk meningkatkan akurasi hasil.
- g. Hasil
- Langkah paling akhir dalam menyelesaikan permasalahan adalah mencapai hasil keputusan dari hasil penelitian.
- ### 2.2. Data Mining
- Data mining adalah cabang ilmu pengetahuan yang mencakup banyak bidang dan mencakup berbagai teknik *machine learning*, pengenalan pola, statistik, basis data, dan visualisasi. Tujuan dari bidang ini adalah untuk menemukan masalah dan mendapatkan informasi penting dari basis data besar dengan menggunakan berbagai pendekatan dan metode ilmiah [24]. Data mining berperan dalam merencanakan langkah-langkah dan menyediakan informasi yang akurat untuk melakukan prediksi berdasarkan pola-pola dari sejarah dan situasi terkini. Melalui otomatisasi pengambilan keputusan, data mining dapat membantu perusahaan mengelola alokasi dana dengan lebih efisien, membawa dampak positif terhadap pengurangan biaya [25]. Penelitian ini memanfaatkan algoritma K-Medoids sebagai sarana untuk menentukan peningkatan menu produk secara *clustering* [26].
- ### 2.3. Clustering
- Clustering*, atau pengelompokan, merupakan metode analisis data yang digunakan untuk menemukan pola dan hubungan dalam kumpulan data. Proses pengelompokan objek atau data menjadi kelompok-kelompok yang memiliki kesamaan tertentu berdasarkan karakteristik tertentu [27]. *Clustering* memiliki peran yang signifikan dalam menangani berbagai masalah, seperti analisis pola, pengambilan keputusan, *machine learning*, dan data mining. Teknik *clustering* telah menjadi salah satu pendekatan yang sangat dikenal dan umum digunakan dalam konteks data mining. Dalam proses data mining, berbagai teknik dari berbagai bidang ilmu digabungkan, seperti statistik, pengenalan pola, teknologi *database* dan data *warehouse*, dan masih banyak lagi [28].
- ### 2.4. Algoritma K-Medoids
- Algoritma *Partitioning Around Medoids (PAM)*, juga dikenal sebagai algoritma K-Medoids, adalah suatu teknik untuk menunjukkan kelompok melalui medoid [29]. Algoritma K-Medoids berfungsi untuk mengurangi jumlah perbedaan antara titik data di setiap kluster yang memiliki titik data yang dipilih sebagai pusat (medoid). Ciri khas algoritma ini adalah pusat kluster terletak di antara titik datanya. Metode jarak geometris digunakan untuk menghitung jarak antara objek dan pusat (medoid). Metode ini memastikan bahwa objek yang dipilih secara acak memiliki kemiripan yang sangat besar dengan objek medoidnya [18]. K-Medoids memiliki tahapan dasar sebagai berikut:
- a. Menentukan jumlah pada kluster yang diinginkan untuk inisialisasi (k).

b. Alokasi setiap objek ke kluster terdekat dengan menggunakan rumus perhitungan jarak *Euclidean Distance* seperti yang ditunjukkan dalam rumus berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

- c. Mengambil objek secara acak dari setiap kluster untuk diposisikan sebagai calon medoid yang baru.
- d. Menentukan jarak antara masing-masing objek dalam setiap kluster dan calon medoid yang baru.
- e. Nilai total simpangan ( $S$ ) diperoleh dengan mengurangi nilai total jarak yang baru dengan nilai total jarak yang sebelumnya. Jika nilai  $S$  negatif atau kurang dari nol, maka kelompok objek yang baru dibentuk sebagai medoid.
- f. Lakukan proses pengambilan objek secara acak berulang sampai perhitungan total simpangan tidak mengalami perubahan, sehingga dapat membentuk kelompok anggota kluster yang bersifat stabil.

### 2.5. RapidMiner

*RapidMiner* adalah sebuah aplikasi dengan sumber terbuka yang berfungsi sebagai perangkat untuk menjalankan analisis prediktif. Selain itu, dapat dianggap sebagai solusi untuk melakukan analisis prediksi, data mining, dan *text mining*. K-Medoids adalah salah satu dari banyak algoritma prediktif dan deskriptif yang digunakan [30,31], Tujuan *RapidMiner* adalah untuk membantu pengguna membuat pilihan terbaik [32].

## 3. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari penjualan kedai kopi Hallo Burjois, yang mencakup 41 menu produk. Peneliti melakukan pembersihan data dengan menghilangkan menu-menu tambahan, sehingga tersisa 34 menu produk yang dianggap sebagai menu utama. Metode yang dipilih untuk pengolahan data adalah K-Medoids, dan proses ini melibatkan penggunaan rumus secara manual di aplikasi *Excel* serta pengujian secara otomatis menggunakan aplikasi *RapidMiner*. Penelitian akan menjelaskan secara rinci tahapan pengolahan data menggunakan metode tersebut, mulai dari pemilihan menu utama hingga implementasi rumus dan alat bantu yang digunakan.

### 3.1. Pengolahan Data

Poin rekapitulasi data akan disajikan pada tahap awal pengolahan data sampai proses rumus *Excel* dilakukan secara manual. Proses ini melibatkan penentuan nilai kluster hingga perhitungan iterasi.

#### 3.1.1 Rekapitulasi Data

Dalam proses awal pengolahan data, rekapitulasi dataset yang diperoleh dalam format *Excel* akan diolah menggunakan teknik *clustering* dengan algoritma K-Medoids. Berikut adalah tabel dataset yang telah melalui tahap pembersihan data, menyajikan menu

produk utama dari kedai Hallo Burjois serta dilakukan transformasi data menjadi data bulanan.

Tabel 1. Dataset Penjualan Kedai Burjois

NO	Menu Produk	M1	M2	M3	M4	M5
1	Americano	36	80	63	45	57
2	Banana Latte	119	126	145	114	98
3	Banana Smoothies ...	108	132	122	100	89
4	Burjo Coffee Oatmilk	87	102	151	102	100
5	Burjo Machiatto	81	122	147	109	71
6	Cafe Latte	62	73	42	64	32
...	...	...	...	...	...	...
30	Strawberry Sparkling	102	122	127	109	99
31	Strawberry Tea	109	140	166	119	105
32	Tubruk	89	127	160	112	64
33	V60	126	140	158	84	77
34	Vanilla Latte	126	147	122	100	109

Dalam Tabel 1 terdapat data penjualan awal produk selama 5 bulan dari oktober 2023 hingga februari 2024 yang telah melewati tahap pembersihan dan transformasi data pada kedai Hallo Burjois. Ada 34 menu produk utama yang akan dijalani proses pengolahan menggunakan Algoritma K-Medoids. Tabel berikutnya akan digunakan sebagai titik pusat awal yang akan digunakan untuk menentukan nilai cluster.

#### 3.1.2 Menentukan Nilai Kluster

Dalam penerapan teknik klasterisasi dengan menggunakan algoritma K-Medoids, data subyek penelitian diolah dan disesuaikan untuk memenuhi kebutuhan analisis. Proses ini bertujuan agar model yang dihasilkan mampu mengelompokkan data dengan efektif sesuai dengan kriteria yang ditetapkan. Pilihan data untuk kluster C1, C2, dan C3 dilakukan berdasarkan fungsi algoritma, yang disesuaikan dengan tujuan penelitian untuk mengevaluasi kinerja dan akurasi data. Hasil dari dataset tersebut kemudian dibagi menjadi tiga kluster, di mana pemilihan kluster dilakukan secara acak pada iterasi pertama untuk menentukan kategori medoids tinggi, sedang, dan rendah. Nilai pusat kluster yang terpilih pada iterasi tersebut kemudian digunakan sebagai acuan pada tabel 2.

Tabel 2. Nilai Pusat Cluster

NO	Menu Produk	M1	M2	M3	M4	M5
1	Pasta Carbonara	47	75	87	98	24
2	Tubruk	89	127	160	112	64
3	Snack Platter	137	121	145	108	99

Setelah menetapkan pusat kluster secara acak dengan memilih hasil maksimum, rata-rata, dan minimum untuk memperoleh pola yang lebih akurat, langkah selanjutnya melibatkan perhitungan jarak antara setiap pusat kluster dengan variabel menggunakan rumus *Euclidean Distance*. Proses ini dilakukan dengan mengukur sejauh apa setiap variabel terletak dari pusat kluster yang telah ditetapkan. Rumus *Euclidean Distance* digunakan sebagai metode pengukuran jarak, seperti yang dapat diilustrasikan pada contoh berikut:

$$C1(1, 1) = \sqrt{(47-36)^2 + (75-80)^2 + (87-63)^2 + (98-45)^2 + (24-57)^2} = 67.9705$$

$$C2(2, 1) = \sqrt{(89-36)^2 + (127-80)^2 + (160-63)^2 + (112-45)^2 + (64-57)^2} = 137.7135$$

$$C3(3, 1) = \sqrt{(137-36)^2 + (121-80)^2 + (145-63)^2 + (108-45)^2 + (99-57)^2} = 156.0096$$

Setelah menghitung semua jarak, hasil perhitungan *Euclidean Distance* akan ditampilkan dalam tabel berikut:

Tabel 3. Hasil Perhitungan Iterasi 1

N O	Menu Produk	C1	C2	C3	Kedek atan	Klu ster
1	Americano	67.97 058	137.7 135	156.0 096	67.97 058	1
2	Banana	129.9	47.81	19.64	19.64	3
	Latte	269	213	688	688	
3	Banana	111.4	50.98	40.68	40.68	3
	Smoothies	63	039	169	169	
	...					
4	Burjo	110.5	45.89	54.16	45.89	2
	Coffee	305	118	641	118	
	Oatmilk					
5	Burjo	96.41	17.77	62.65	17.77	2
	Machiato	058	639	78	639	
6	Cafe Latte	58.94	144.5	157.9	58.94	1
		065	579	968	065	
	...	...	...	...	...	
30	Strawberry	112.1	50.16	39.38	39.38	3
	Sparkling	606	971	274	274	
31	Strawberry	145.9	48.32	41.74	41.74	3
	Tea	863	184	925	925	
32	Tubruk	107.6	0	61.69		
		708		279	0	2
33	V60	136.0	49.94	41.36	41.36	3
		588	997	424	424	
34	Vanilla	140.9	73.36	38.60	38.60	3
	Latte	929	212	052	052	
	Total Cost			1676.		
				928		

Tabel di atas baru saja menghasilkan perhitungan jarak kedekatan untuk setiap objek pada iterasi pertama, hasilnya ditunjukkan dalam Tabel 3, yang menunjukkan bahwa Kluster 1 menghasilkan 5 item menu, Kluster 2 menghasilkan 13 item menu, dan Kluster 3 menghasilkan 16 item menu pada iterasi pertama. Selanjutnya, perhitungan ulang dilakukan untuk setiap kluster dengan menggunakan perhitungan yang sama, di mana nilai centroid (non-medoid) ditentukan kembali setelah proses ini, langkah-langkah tersebut sama dilakukan seperti sebelumnya.

Tabel 4. Nilai Pusat Kluster Baru

NO	Menu Produk	M1	M2	M3	M4	M5
1	Pasta Carbonara	47	75	87	98	24
2	Burjo Coffee Oatmilk	87	102	151	102	100
3	Snack Platter	137	121	145	108	99

Setelah memilih centroid baru maka dihitung kembali dengan rumus seperti sebelumnya, berikut adalah hasil dari perhitungan iterasi yang ke 2:

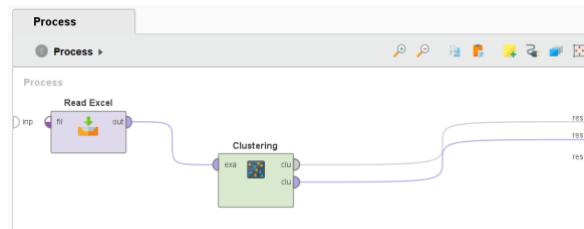
Tabel 5. Hasil Perhitungan Iterasi 2

N O	Menu Produk	C1	C2	C3	Kedek atan	Klu ster
1	Americano	67.97 058	126.2 022	156.0 096	67.97 058	1
2	Banana	129.9	42.23	19.64	19.64	3
	Latte	269	742	688	688	
3	Banana	111.4	48.03	40.68	40.68	3
	Smoothies	63	124	169	169	
	...					
4	Burjo	110.5	0	54.16 641	0	2
	Coffee	305				
	Oatmilk					
5	Burjo	96.41	36.63	62.65	36.63	2
	Machiato	058	332	78	332	
	...	...	...	...	...	
30	Strawberry	112.1	35.36	39.38	35.36	2
	Sparkling	606	948	274	948	
31	Strawberry	145.9	49.66	41.74	41.74	3
	Tea	863	89	925	925	
32	Tubruk	107.6	45.89	61.69	45.89	2
		708	118	279	118	
33	V60	136.0	62.18	41.36	41.36	3
		588	521	424	424	
34	Vanilla	140.9	66.87	38.60	38.60	3
	Latte	929	301	052	052	
	Total Cost				1721. 078	

Tabel 5 mencerminkan hasil perhitungan pada iterasi kedua, di mana perhitungan dihentikan pada iterasi ini karena tidak ada perubahan data yang beralih ke kluster lain serta nilai kedekatannya lebih besar dari hasil iterasi sebelumnya. Jika pada iterasi 1 hingga iterasi 2 masih terdapat perubahan, maka perhitungan akan dilakukan kembali hingga diperoleh hasil pada iterasi yang sesuai. Langkah selanjutnya melibatkan pengolahan data menggunakan *RapidMiner* untuk mendapatkan hasil yang optimal dan akurat.

### 3.2. Proses Pengolahan Menggunakan *RapidMiner*

Selanjutnya Peneliti akan mencoba untuk melakukan pengujian menggunakan rapidminer untuk mengetahui hasil dari perhitungan secara manual yang telah dihitung sebelumnya. Penggunaan *RapidMiner* tersebut tetap menggunakan metode K-Medoids yang nantinya akan membentuk kluster yang akurat sesuai kebutuhan. Berikut adalah proses pengolahan dataset untuk mencari nilai kluster tertinggi hingga terendah.



Gambar 2. Proses Clustering

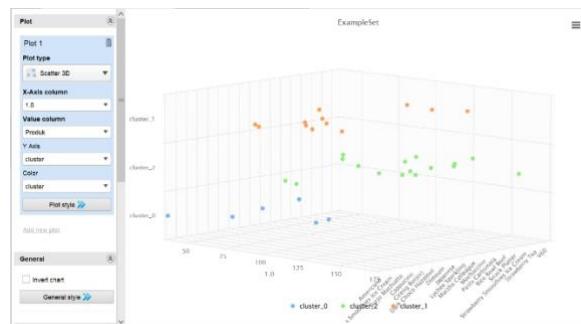
Pada Gambar 2, dijelaskan langkah awal memasukkan data dari *Excel* ke dalam *RapidMiner* lalu memasukkan tiga nilai karena penelitian ini membagi data menjadi tiga kluster. Selanjutnya, jalankan proses untuk

mendapatkan hasil *clustering* dari Algoritma K-Medoids yang diaplikasikan menggunakan RapidMiner. Visualisasi hasil *clustering* dapat ditemukan pada gambar dibawah ini.

Row No.	NO	cluster	Produk	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0
1	1	cluster_0	Americano	36	80	63	45	57
2	2	cluster_2	Banana Latte	119	126	145	114	98
3	3	cluster_2	Banana Sosse	108	132	122	100	89
4	4	cluster_1	Burjo Coffe ...	87	102	151	102	100
5	5	cluster_1	Burjo Macchiato	81	122	147	109	71
6	6	cluster_0	Cafe Latte	62	73	42	64	32
7	7	cluster_1	Cappuccino	112	83	129	53	52
8	8	cluster_1	Caramel Latte	128	89	132	101	31
9	9	cluster_1	Creamy Butters	101	71	162	67	38
10	10	cluster_0	Dark Choco ...	104	89	92	109	51
11	11	cluster_1	Dark Choco ...	83	137	144	83	66
12	12	cluster_0	Dark Chocolate	104	97	134	91	37
13	13	cluster_0	Dimsum	102	69	129	73	77
14	14	cluster_0	Hazelnut Latte	54	40	37	53	58
15	15	cluster_1	Japanese	91	122	104	95	54
16	16	cluster_2	Lemon Tea	125	103	139	102	101

Gambar 3. Hasil Pengolahan *Clustering*

Di bagian ini, data berhasil diolah sebagaimana terlihat pada gambar di atas. Setelah proses *clustering* selesai, gambar selanjutnya menampilkan visualisasi menggunakan chart atau grafik anggota kelompok di dalam kluster.



Gambar 4. Grafik Clustering Scatter 3D

Dalam representasi kluster yang ditunjukkan pada Gambar 4, terdapat 34 barang yang ditunjukkan melalui plot dispersi atau balon. Dalam RapidMiner, produk yang termasuk dalam Kluster\_0, Kluster\_1, dan Kluster\_2 diidentifikasi sebagai grup kluster yang kurang diminati; Kluster\_1 menunjukkan grup kluster yang sedang, dan Kluster\_2 menunjukkan grup kluster yang paling diminati. Kluster ini dan produk anggotanya menunjukkan kesesuaian dengan hasil perhitungan manual. Namun, nilai awal kluster tidak ditentukan dengan cara yang sama seperti dalam perhitungan manual saat menggunakan alat RapidMiner. Namun, hasil yang diperoleh dari RapidMiner tidak terlalu berbeda dengan model kluster manual. Setelah menyelesaikan proses *input* dataset untuk 34 menu Kedai Hallo Burjois, gambar yang akan ditunjukkan untuk hasil model nilai kluster sebagai berikut:

## Cluster Model

Cluster 0: 6 items  
Cluster 1: 12 items  
Cluster 2: 16 items  
Total number of items: 34

Gambar 5. Kesimpulan Hasil Kluster

Sebagaimana dapat diamati pada gambar 5, analisis kluster dari 34 kumpulan data menghasilkan tiga kluster yang disebut sebagai C\_0, C\_1, dan C\_2, dengan masing-masing berisi 6, 12, dan 16 pada setiap klusternya. Hasil akhir setelah perhitungan manual dan pemanfaatan perangkat *RapidMiner* mengonfirmasi keakuratan dari pengelompokan tersebut.

Tabel 6. Hasil Kedekatan Klasterisasi

Kluster	Anggota Kluster	Jumlah
C0	1, 6, 10, 13, 14, 23	6
C1	4, 5, 7, 8, 9, 11, 12, 15, 21, 31, 32, 33	12
C2	2, 3, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 34	16

Setelah melakukan perhitungan menggunakan Algoritma K-Medoids pada 34 item data dan menggunakan alat *RapidMiner*, tabel di atas menunjukkan hasil *clustering* dengan anggota kluster dan jumlah anggotanya. Tabel 6 mencatat 6 item menu dengan penjualan paling minim, termasuk *Americano*, *Caffe Latte*, *Dark Choco Caramel*, *Dimsum*, *Hazelnut Latte*, dan *Pasta Carbonara*. Kami juga melakukan pengujian keabsahan menggunakan *Davies Bouldin index (DBI)* untuk menilai efektivitas pengelompokan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Berikut adalah tabel uji validitasnya sebagai berikut:

Tabel 7. Uji Validitas DBI Index

Kluster	Nilai DBI
2	1.043439
3	0.959127
4	1.086159
5	1.152927
6	1.028788
7	1.107972
8	1.177731
9	0.997789

Kami menguji kluster dari 2 hingga 9 kluster, dan nilai terendah yang diperoleh adalah 0,95 pada 3 kluster. Semakin rendah nilai DBI, semakin baik kualitas dan akurasi kluster tersebut. Lalu untuk meningkatkan penjualan produk-produk tersebut, diperlukan strategi promosi yang mengadopsi prinsip 4P, yaitu *Product*, *Price*, *Place*, dan *Promotion*. Sebagai contoh, dapat memberikan pertimbangan untuk menghilangkan salah satu dari enam produk, membuat paket *bundling*, mengubah rasa dan kemasan, atau mengevaluasi kembali nilai jualnya dan aspek lainnya.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini menggunakan Algoritma K-Medoids *Clustering* untuk menganalisis data penjualan di Kedai Hallo Burjois. Melalui langkah-langkah metodologi, mulai dari studi literatur hingga pengolahan data secara manual dan diuji menggunakan *software* pengolahan data, penelitian ini berhasil mengidentifikasi tiga tingkat minat pembeli terhadap berbagai menu kedai. Walaupun dataset yang digunakan bersifat statis, hasil kluster yang konsisten memberikan pemahaman yang baik terkait performa setiap menu.

Dalam kesimpulan, penelitian ini menggunakan algoritma K-Medoids berhasil mengidentifikasi 3 kluster dengan tingkat penjualan tertinggi, sedang dan terendah. Penelitian ini berfokus terhadap nilai penjualan terendah untuk dievaluasi kembali, pada kluster salah satu kluster terdapat 6 item produk dengan penjualan terendah, antara lain *Americano*, *Caffe Latte*, *Dark Choco Caramel*, *Dimsum*, *Hazelnut Latte*, dan *Pasta Carbonara*. Melalui uji validitas menggunakan *DBI index*, nilai yang diperoleh sebesar 0,95 pada 3 kluster menunjukkan kualitas pengelompokan yang baik. Hal ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang keberhasilan strategi penjualan dan memberikan pandangan bagi pengembangan strategi promosi yang lebih efektif. Dengan menyoroti produk-produk yang memiliki penjualan rendah, langkah-langkah perbaikan dan peningkatan dapat difokuskan untuk memperbaiki kinerja penjualan secara keseluruhan.

Namun, perlu diingat bahwa penelitian ini masih memberikan gambaran awal, dan terdapat ruang untuk penelitian lanjutan dengan melibatkan faktor-faktor yang lebih kompleks dan dinamis untuk mendapatkan gambaran yang lebih lengkap tentang perilaku pembeli dalam konteks bisnis kedai kopi. Strategi 4P ini juga harus terus diperbarui dan disesuaikan dengan perkembangan tren pasar dan perubahan preferensi konsumen. Oleh karena itu, penelitian mendukung konsep perbaikan berkelanjutan pada semua produk, menjadikannya sebagai langkah krusial dalam menjaga dan meningkatkan nilai jual produk di Kedai Hallo Burjois.

#### Daftar Rujukan

- [1] A. Juliano, Rasim, and Sugiyatno, "Algoritma Apriori Untuk Pola Penjualan Pada Kedai Kopi Studi Kasus: Kedai Kopioko," *J. Students' Res. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 29–38, 2022, doi: 10.31599/jsrcs.v3i1.1148.
- [2] A. Mahwar and R. Sibarani, "Penerapan Algoritma K-Means Untuk Segmentasi Konsumen Kedai Kopi," *J. Satya Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 42–49, 2023, doi: 10.59134/jsk.v5i2.386.
- [3] N. N. Merliani, N. I. Khoerida, N. T. Widiawati, L. A. Triana, and P. Subarkah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 1, pp. 9–16, 2022, doi: 10.25077/teknosi.v8i1.2022.9-16.
- [4] S. Sutanto and H. Dunan, "Analisis Strategi Promosi Dalam Meningkatkan Penjualan Kopi Pada Cafe Sweetcup Coffee, Bandar Lampung," *Jambura*, vol. 6, no. 2, pp. 504–511, 2023, [Online]. Available: <http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/JIMB>
- [5] F. A. Saputra and A. Iskandar, "Data Mining Penerapan Asosiasi Apriori Dalam Penentuan Pola Penjualan," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 4, no. 4, pp. 778–788, 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4043.
- [6] A. Lia Hananto *et al.*, "Analysis of Drug Data Mining with Clustering Technique Using K-Means Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1908, no. 1, pp. 0–8, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1908/1/012024.
- [7] D. L. Radji and S. Kasim, "Pengaruh Strategi Promosi Terhadap Keputusan Pembelian Pada Delizza Pizza Kota Gorontalo," *Aksara J. Ilmu Pendidik. Nonform.*, vol. 4, no. 1, p. 17, 2020, doi: 10.37905/aksara.4.1.17-26.2018.
- [8] A. Hananto, A. Hananto, B. Priyatna, and B. Huda, "EasyChair Preprint Application of the K-Means Algorithm in Determining the Best-Selling Restaurants on the Shopee Food Application in Karawang City APPLICATION OF THE K-MEANS ALGORITHM IN DETERMINING THE BEST-SELLING RESTAURANTS ON," 2023.
- [9] L. Setiyani, M. Wahidin, D. Awaludin, and S. Purwani, "Analisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Data Mining Naïve Bayes: Systematic Review," *Fakt. Exacta*, vol. 13, no. 1, p. 35, 2020, doi: 10.30998/faktorexacta.v13i1.5548.
- [10] I. Virgo, S. Defit, and Y. Yuhandri, "Klasterisasi Tingkat Kehadiran Dosen Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 2, pp. 23–28, 2020, doi: 10.37034/jsisfotek.v2i1.17.
- [11] Y. Diana *et al.*, "Analisa Penjualan Menggunakan Algoritma K-Medoids Untuk Mengoptimalkan Penjualan Barang," *JOISIE J. Inf. Syst. Informatics Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 97–103, 2023.
- [12] A. Z. Kamalia *et al.*, "Penerapan Algoritma K-Means Dalam Klasterisasi Penjualan Laptop," vol. 13, no. 3, pp. 133–138, 2022.
- [13] E. H. S. Atmaja, "Implementation of k-Medoids Clustering Algorithm to Cluster Crime Patterns in Yogyakarta," *Int. J. Appl. Sci. Smart Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 33–44, 2019, doi: 10.24071/ijasst.v1i1.1859.
- [14] A. A. Argasah and D. Gustian, "Data Mining Analysis To Determine Employee Salaries According To Needs Based on the K-Medoids Clustering Algorithm," *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 29–36, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.1.154>
- [15] I. F. Tarigan, D. Hartama, and I. S. Saragih, "Penerapan Data Mining Pada Prediksi Kelayakan Pemohon Kredit Mobil Dengan K-Medoids Clustering," *KLIK Kaji. Ilm. Inform.* ..., vol. 1, no. 4, pp. 170–179, 2021, [Online]. Available: <http://www.djournals.com/klik/article/view/153>
- [16] Gufron, B. Surarso, and R. Gernowo, "Implementation Of K-Medoids Clustering For High Education Accreditation Data," *J. Ilm. KURSOR*, vol. 10, no. 3, pp. 119–128, 2020.
- [17] H. Pohan, M. Zarlis, E. Irawan, H. Okprana, and Y. Pranayama, "Penerapan Algoritma K-Medoids dalam Pengelompokan Balita Stunting di Indonesia," *JUKI J. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 97–104, 2021, doi: 10.53842/juki.v3i2.69.
- [18] A. A. D. Sulistyawati and M. Sadikin, "Penerapan Algoritma K-Medoids Untuk Menentukan Segmentasi Pelanggan," *Sistemasi*, vol. 10, no. 3, p. 516, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i3.1332.
- [19] B. Riyanto, "Penerapan Algoritma K-Medoids Clustering Untuk Pengelompokan Penyebaran Diare Di Kota Medan (Studi Kasus: Kantor Dinas Kesehatan Kota Medan)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 562–568, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1659.
- [20] R. U. B. Barus, I. Gunawan, B. E. Damanik, I. Parlina, and W. Saputra, "Pengelompokan Data Penjualan Mie Berdasarkan Bulan Dengan Menggunakan Algoritma K-Medoids," *J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 2, pp.

- [21] 141–156, 2021, doi: 10.54082/jiki.15.  
D. Riandika and A. U. Hamdani, “Implementasi E-Commerce Dengan Teknik SEO dan Strategi Pemasaran 4P Untuk Meningkatkan Penjualan Produk Aksesoris Motor Pada XYZ Motoshop,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 3, p. 785, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i3.2242.
- [22] A. U. Hamdani and A. Himawan, “Implementasi Model E-Commerce Untuk Meningkatkan Penjualan Pakaian Menggunakan Content Management System, Search Engine Optimization Dan Strategi Marketing 4P,” *IDEALIS Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 608–614, 2020, doi: 10.36080/idealis.v3i2.2728.
- [23] W. T. Saputro, M. Murhadi, and H. M. Jumasa, “Menemukan Pola Sebaran Vaksinasi Data Covid-19 di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means,” *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 02, pp. 244–250, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i02.5551.
- [24] A. J. P. Sibarani, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [25] A. Damuri, U. Riyanto, H. Rusdianto, and M. Aminudin, “Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 8, no. 6, p. 219, 2021, doi: 10.30865/jurikom.v8i6.3655.
- [26] D. A. Silitonga, A. P. Windarto, D. Hartama, and Sumarno, “Penerapan Metode K-Medoid pada Pengelompokan Rumah Tangga Dalam Perlakuan Memilah Sampah Menurut Provinsi,” *Semin. Nas. Sains Teknol. Inf. SENSASI 2019 ISBN*, vol. 2, pp. 313–318, 2019.
- [27] M. Melladina, D. E. Putra, and L. Muheini, “Penerapan Data Mining Pemasaran Produk Menggunakan Metode Clustering,” *J. Tek. Inf. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, p. 160, 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.458.
- [28] S. Paembonan and H. Abduh, “Penerapan Metode Silhouette Coefficient untuk Evaluasi Clustering Obat,” *PENA Tek. J. Ilm. Ilmu-Ilmu Tek.*, vol. 6, no. 2, p. 48, 2021, doi: 10.51557/pt\_jiit.v6i2.659.
- [29] F. Harahap, “Perbandingan Algoritma K Means dan K Medoids Untuk Clustering Kelas Siswa Tunagrahita,” *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 2, no. 4, pp. 191–197, 2021.
- [30] D. Ardiansyah, “Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Calon Peserta Lomba Cerdas Cermat Siswa Smp Dengan Menggunakan Aplikasi Rapid Miner,” *J. Inkofar*, vol. 1, no. 2, pp. 5–12, 2019, doi: 10.46846/jurnalinkofar.v1i2.29.
- [31] M. Rajagukguk, R. Dewi, E. Irawan, J. T. Hardinata, and I. S. Damanik, “Implementasi Association Rule Mining Untuk Menentukan Pola Kombinasi Makanan Dengan Algoritma Apriori,” vol. 10, no. 3, pp. 248–254, 2020.
- [32] D. Pascalina, R. Widhiastono, and C. Juliane, “Pengukuran Kesiapan Transformasi Digital Smart City Menggunakan Aplikasi Rapid Miner,” *Technomedia J.*, vol. 7, no. 3, pp. 293–302, 2022, doi: 10.33050/tmj.v7i3.1914.