

REKOMENDASI PAKET MENU PADA KOPI MESRA ABADI MENGGUNAKAN ALGORITMA *FP-GROWTH* DAN *K-MEANS*

Nizar Maulana Arrasyid, Eka Dyar Wahyuni, Amalia Anjani Arifiyanti

Sistem Informasi, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

Jl. Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya

21082010157@student.upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Penurunan penjualan di Kopi Mesra Abadi, yang turun dari surplus 131,6% pada Oktober 2023 menjadi 37,96% pada Maret 2024, menunjukkan perlunya strategi promosi yang lebih relevan untuk mencapai target penjualan per bulan. Penelitian ini bertujuan untuk merancang strategi promosi yang lebih relevan dengan menggunakan analisis pola pembelian pelanggan dan menu yang sering dibeli bersamaan. Metodologi yang digunakan mencakup dua algoritma: FP-Growth dan K-Means Clustering. FP-Growth digunakan untuk menemukan Frequent Itemsets dan Association Rules guna mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dibeli bersama. K-Means Clustering digunakan untuk mengelompokkan pelanggan ke dalam tiga klaster berdasarkan waktu pembelian di tiga sesi: Sesi 1 (09.00-13.59), Sesi 2 (14.00-16.59), dan Sesi 3 (17.00-23.59). Hasil penelitian menunjukkan bahwa pembagian pelanggan ke dalam klaster per sesi membantu merancang paket menu yang sesuai dengan preferensi mereka. Sebagai contoh, Sesi 1 Klaster 0 lebih memilih "Nasi Ayam Pedas" dan "Teh O" untuk makan siang, Sesi 2 Klaster 2 memilih "Nasi Ayam Telor Asin" dan "Nasi Goreng Mawut" untuk pulang kerja, dan Sesi 3 Klaster 2 memilih paket Executive Meeting dengan "Kopi Butter," "Kopi Karamel," dan "Kopi Baileys." Penerapan FP-Growth dan K-Means membantu merancang paket menu yang menarik dan mencapai target penjualan.

Kata kunci : Data Mining, Rekomendasi Paket Menu, CRISP-DM, FP-Growth, K-Means.

1. PENDAHULUAN

Kedai kopi dengan konsep kopitiam saat ini semakin berkembang pesat di berbagai wilayah di Indonesia, termasuk di Surabaya, Jawa Timur. Konsep ini berasal dari gabungan kata kopi dan tiam dalam bahasa Hokkian yang berarti kedai kopi, dan pertama kali diperkenalkan di Malaysia sebelum merambah negara serumpun seperti Singapura dan Indonesia. Di Surabaya, tren ini semakin diminati dan banyak bermunculan kedai kopi dengan nuansa Melayu-Tionghoa, salah satunya adalah Kopi Mesra Abadi yang terletak di JATIM EXPO Surabaya.

Kopi Mesra Abadi merupakan salah satu usaha yang bergerak di bidang kuliner, khususnya minuman kopi, yang menawarkan berbagai pilihan produk dengan harapan untuk menarik konsumen. Namun, meskipun telah menyediakan produk yang bervariasi, penjualan yang tidak stabil menjadi kendala utama yang dihadapi oleh perusahaan ini. Hal ini disebabkan oleh lemahnya daya tarik promosi yang tidak mampu mendorong konsumen untuk mencoba varian produk atau melakukan pembelian ulang. Akibatnya, volume penjualan tidak mencapai target yang telah ditetapkan.

Berdasarkan data historis transaksi pada Tabel 1 selama enam bulan (Oktober 2023 hingga Maret 2024), dapat dilihat bahwa penjualan Kopi Mesra Abadi menunjukkan tren penurunan yang signifikan, dari mencapai 131,6% di bulan Oktober 2023 menjadi hanya 37,96% di bulan Maret 2024. Oleh karena itu, untuk mengatasi penurunan ini, perusahaan perlu menerapkan strategi promosi yang lebih tepat sasaran dan efisien, salah satunya dengan memanfaatkan analisis data mining untuk merancang paket menu yang sesuai dengan preferensi pelanggan.

Sebagai solusi, diperlukan strategi pemasaran yang lebih relevan dan inovatif untuk meningkatkan minat beli konsumen. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan menggunakan analisis data historis transaksi untuk merancang rekomendasi paket menu yang lebih menarik. Dalam hal ini, analisis pola pembelian pelanggan dan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan dapat memberikan wawasan berharga untuk menentukan paket menu yang tepat dan dapat meningkatkan penjualan. Dua metode data mining yang relevan untuk mendukung hal ini adalah *Association Rules* dan *Clustering*.

Metode *Association Rules* dapat digunakan untuk mencari pola atau hubungan antar item yang sering muncul dalam transaksi, yang dapat membantu perusahaan dalam mengidentifikasi menu yang sering dibeli bersamaan. Algoritma yang biasa digunakan dalam hal ini adalah Apriori dan *FP-Growth*, di mana *FP-Growth* memiliki keunggulan dalam hal kecepatan proses dibandingkan Apriori [1]. Sementara itu, metode *Clustering*, dengan algoritma *K-Means*, dapat digunakan untuk mengelompokkan pelanggan

Tabel 1. Capaian Target

Bulan	Target(RP)	Penjualan(RP)	Capaian Target
Okt-2023	30.000.000	39.448.000	131,6%
Nov-2023	30.000.000	34.585.000	115,2%
Des-2023	30.000.000	27.761.000	92,03%
Jan-2024	30.000.000	17.566.000	58,55%
Feb-2024	30.000.000	15.704.000	52,35%
Mar-2024	30.000.000	11.390.000	37,96%

berdasarkan pola pembelian mereka, sehingga memungkinkan perusahaan untuk menargetkan segmen pasar yang lebih spesifik dan meningkatkan efektivitas promosi [2].

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* dalam menghasilkan rekomendasi paket menu yang sering dibeli bersamaan serta untuk menerapkan algoritma *K-Means Clustering* dalam menganalisis pola pembelian dan preferensi pelanggan di Kopi Mesra Abadi. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam merancang strategi promosi yang lebih relevan guna meningkatkan penjualan dan memenuhi target yang telah ditetapkan oleh perusahaan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Association Rules

Association rules adalah teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan pola atau hubungan antar item yang sering muncul bersamaan dalam transaksi. Proses ini membantu dalam analisis permintaan produk dan penerapan strategi pemasaran yang lebih tepat berdasarkan pola pembelian pelanggan [3].

Dalam konteks *association rules*, terdapat tiga metrik utama untuk mengevaluasi kualitas hubungan antar item:

- **Support** mengukur seberapa sering item atau kombinasi item muncul dalam transaksi. Metrik ini penting untuk menentukan relevansi suatu aturan, dengan semakin tinggi support, semakin signifikan pula aturan tersebut dalam dataset.

- **Formula Support :**

$$\text{Support } (A, B) = \frac{\text{jumlah transaksi } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi}} \times 100\%$$

- **Confidence** mengukur tingkat kepastian bahwa item kedua akan dibeli jika item pertama sudah dibeli. Dengan kata lain, ini menunjukkan kekuatan hubungan antar item yang ada dalam suatu aturan asosiasi.

- **Formula Confidence :**

$$\text{Confidence } (A, B) = \frac{\text{jumlah transaksi } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi } A} \times 100\%$$

- **Lift** adalah rasio antara probabilitas aturan terjadi dengan asumsi independensi antara item-item yang ada. Lift memberikan gambaran lebih jelas apakah hubungan antar item dalam aturan lebih kuat dibandingkan hubungan yang terjadi secara acak.

- **Formula Lift Ratio :**

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{support } (A, B)}{\text{Support } A \times \text{Support } B}$$

Ketiga metrik ini—support, confidence, dan lift—digunakan bersama untuk mengevaluasi dan mengidentifikasi aturan asosiasi yang *interesting* atau menarik, berdasarkan seberapa sering hubungan tersebut muncul dan seberapa kuat hubungannya dalam dataset [4], [5].

2.2. CRISP-DM

CRISP-DM adalah metode standar dalam data mining yang terdiri dari enam fase, yaitu: Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling, Evaluation, dan Deployment. Metode ini digunakan untuk memastikan bahwa proses data mining dapat memberikan solusi yang sesuai dengan kebutuhan Bisnis [4].

2.3. Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

FP-Growth adalah algoritma yang lebih efisien dibandingkan Apriori dalam menemukan frequent itemsets, dengan menggunakan FP-Tree untuk menyimpan informasi pola secara lebih kompak. Algoritma ini lebih cepat karena tidak memerlukan proses generate candidate secara eksplisit. *FP-Growth* juga lebih cocok untuk dataset besar karena mengurangi overhead dibandingkan algoritma sebelumnya [6]. Di dalam algoritma FP-Growth terbagi menjadi beberapa tahap yaitu:

- a. Tahap Pembangkitan Conditional Pattern Base
- b. Tahap Pembangkitan Conditional FP-Tree
- c. Tahap Pencarian Frequent Itemset

2.4. Clustering

Clustering adalah metode pengelompokan data berdasarkan kemiripan antar objek. Salah satu teknik *Clustering* yang populer adalah *K-Means*, yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa klaster berdasarkan kedekatannya. Metode ini sangat efektif dalam segmentasi pelanggan dan menemukan pola distribusi data [7].

2.5. K-Means

K-Means adalah algoritma sederhana namun kuat dalam pengelompokan data. Data dikelompokkan berdasarkan kedekatannya dengan centroid yang dihitung pada setiap iterasi. Proses ini diulang hingga posisi centroid stabil [8], [9].

2.6. Davies Bouldin Index (DBI)

Davies Bouldin Index digunakan untuk mengevaluasi kualitas klaster dengan mengukur rasio antara jarak antar klaster dan distribusi dalam klaster. Klaster dianggap optimal jika nilai DBI mendekati nol, yang menunjukkan pemisahan yang baik antar klaster [10], [11].

2.7. Penelitian Terdahulu

Pada penelitian yang berjudul "Analisa Data Transaksi Penjualan Barang Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth" yang dilakukan oleh [12], peneliti membandingkan algoritma Apriori dan *FP-Growth* untuk mencari algoritma mana yang lebih banyak menghasilkan pola dengan waktu yang lebih sedikit. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* lebih banyak menampilkan pola yang dihasilkan dan dengan waktu yang lebih singkat dibandingkan dengan algoritma Apriori. Sebagai contoh, pada aturan dengan support ≥ 0.5 , algoritma

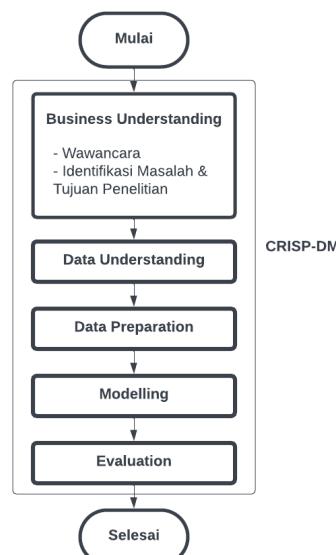
Apriori menghasilkan 5 aturan, sedangkan *FP-Growth* menghasilkan 338 aturan. Begitu pula dengan aturan Lift, Apriori menghasilkan 14 aturan dalam 0,0051 detik, sementara *FP-Growth* menghasilkan 137 aturan dalam 0,0068 detik.

Selain itu, penelitian yang berjudul “Implementasi Data Mining Untuk Penjualan Paket Promosi Pada I-Mobil Dengan Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth Pada PT. Indomarco Prismatama”, berfokus pada penentuan paket promosi berdasarkan barang menggunakan *FP-Growth*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat mempermudah pihak I-Mobil dalam menentukan barang yang akan dijadikan sebagai paket promosi.

Terakhir, penelitian yang berjudul “Analisis Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Association Rule - Market Basket Analysis dan Clustering Analysis (Studi Kasus: Jore Coffee & Eatery)” yang dilakukan oleh [7] mengkaji pola perilaku pembelian konsumen untuk meningkatkan penjualan dan memenuhi target penjualan menggunakan algoritma *FP-Growth* dan algoritma *K-Means*. Berdasarkan hasil pengolahan data, pada proses *Clustering* dengan bantuan software SPSS, didapatkan tiga klaster yang terbentuk, yaitu Klaster Loyal Customers dengan 1247 data, Klaster Big Customers dengan 3 data, dan Klaster Impulsive Customers dengan 356 data. Pada analisis AR-MBA dengan bantuan software RapidMiner, menggunakan data hasil Klaster 1 yang memiliki nilai tertinggi sebanyak 1247 data, diperoleh 9 aturan dengan 8 aturan valid yang dapat digunakan sebagai rekomendasi.

3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian adalah cara sistematis untuk mencapai tujuan penelitian, mengumpulkan data, dan menganalisis informasi.



Gambar 1. Diagram Alir Metodologi Penelitian

Pada tahap pertama, yaitu *Business Understanding*, wawancara dengan pihak Kopi Mesra Abadi akan dilakukan untuk memahami masalah yang dihadapi terkait penurunan penjualan dan loyalitas pelanggan. Tujuan utama dari wawancara ini adalah untuk mengidentifikasi masalah yang ada serta menentukan tujuan penelitian dan harapan dari pihak kafe dalam pengembangan strategi promosi berbasis data. Selanjutnya, pada tahap *Data Understanding*, data transaksi penjualan yang berlangsung antara Oktober 2023 hingga Maret 2024 akan dikumpulkan dan dianalisis. Data ini akan mencakup berbagai atribut transaksi, yang kemudian digunakan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan dan mengidentifikasi waktu pembelian yang optimal. Tahap berikutnya, yaitu *Data Preparation*, melibatkan pemilihan, pembersihan, dan transformasi data yang telah dikumpulkan. Data yang relevan akan dipilih dan dibersihkan dari data yang tidak diperlukan, serta format data akan disesuaikan agar konsisten dan siap digunakan untuk analisis lebih lanjut dengan algoritma *FP-Growth* dan *K-Means*. Pada tahap *Modelling*, dua algoritma utama akan diterapkan: *FP-Growth* untuk menemukan pola asosiasi antar produk dan *K-Means* untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan pola pembelian mereka. Hasil dari kedua model ini akan digunakan untuk memberikan rekomendasi paket menu yang sesuai dengan preferensi pelanggan berdasarkan klaster yang terbentuk. Terakhir, pada tahap *Evaluation*, model yang dihasilkan akan dievaluasi dengan menggunakan metrik tertentu. *FP-Growth* akan dievaluasi dengan metrik seperti *Support*, *Confidence*, dan *Lift*, sementara *K-Means* akan dievaluasi menggunakan *Davies-Bouldin Index* untuk menilai kualitas klaster yang terbentuk.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Business Understanding

Business Understanding dimulai dengan wawancara yang dilakukan dengan pemilik kafe, Kak Alfin, untuk menggali informasi lebih dalam mengenai permasalahan yang dihadapi oleh Kopi Mesra Abadi. Wawancara ini mengungkapkan bahwa kafe ini menghadapi penurunan penjualan yang signifikan, dari 131,6% pencapaian target pada Oktober 2023 menjadi hanya 37,96% pada Maret 2024. Salah satu penyebab utama penurunan ini adalah kurangnya daya tarik promosi, yang menyebabkan banyak pelanggan hanya melakukan pembelian satu kali dan tidak kembali lagi. Hal ini juga mengindikasikan rendahnya loyalitas pelanggan serta ketidakrelevan dalam strategi promosi yang diterapkan.

Untuk mengatasi permasalahan ini, penelitian ini bertujuan merancang strategi promosi berbasis data menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis kombinasi menu yang sering dibeli bersama dan *K-Means Clustering* untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat dihasilkan rekomendasi paket menu yang lebih relevan dengan

preferensi pelanggan dan waktu pembelian yang optimal.

Tujuan utama dari implementasi strategi ini adalah untuk meningkatkan penjualan melalui paket menu yang disesuaikan dan meningkatkan loyalitas pelanggan dengan menawarkan pengalaman yang lebih personal. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan memberikan solusi yang mengoptimalkan strategi promosi dan membantu mencapai target penjualan yang lebih baik di masa depan.

Tabel 2. Data Penjualan

NT	Menu	I	SID	SIT	GT
8891	Teh Limun, Nasi Ayam Telor Asin	2	2023-09-30	13:26:28	Rp41.810
2113	Vanillicci	1	2023-09-30	13:27:01	Rp28.250
4810	Teh O, Teh Strawberry	2	2023-09-30	13:29:08	Rp21.470
4062	Kopi, Kopi	2	2023-09-30	14:09:00	Rp27.120
6239	Teh O, Teh O	2	2023-09-30	14:11:02	Rp18.080

Note : (NT) Nomor Transaksi, (I) Items, (SID) Sales In Date, (SIT) Sales In Time, (GT) Grand Total

Atribut transaksi penjualan terlihat pada Tabel 2 mencakup informasi seperti nomor transaksi, produk yang dibeli (Menu), jumlah produk (Items), waktu transaksi (Sales In Date dan Sales In Time), serta total transaksi (Grand Total). Untuk analisis *FP-Growth*, data dari kolom Menu akan digunakan untuk menemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersama per klaster. Sementara itu, algoritma *K-Means Clustering* akan menggunakan kolom Sales In Time, Items, dan Grand Total untuk mengidentifikasi pola pembelian yang optimal berdasarkan waktu transaksi dan jumlah pembelian.

4.3. Data Preparation

Tahap Data Preparation dalam penelitian ini mencakup beberapa langkah penting untuk mempersiapkan data sebelum diterapkan pada proses pemodelan, meliputi pembersihan data, eksplorasi data, seleksi data, serta transformasi dataset. Langkah-langkah ini bertujuan untuk menyesuaikan data agar lebih relevan dengan kebutuhan analisis dan mengatasi ketidaksesuaian antara data yang tersedia dengan metode yang akan diterapkan.

4.4. Cleaning

Pada tahap pembersihan data, dilakukan penghapusan item duplikat dalam kolom Menu untuk meningkatkan akurasi analisis asosiasi dengan algoritma *FP-Growth*. Fungsi khusus digunakan untuk memisahkan item berdasarkan koma, menghapus duplikasi, dan menggabungkan item yang unik kembali menjadi sebuah string yang dapat diproses lebih lanjut.

4.5. Data Selection

Pemilihan data dilakukan dengan membagi transaksi ke dalam tiga sesi berdasarkan waktu, yaitu Sesi 1 09.00 – 13.59 (pagi), Sesi 2 14.00 – 16.59 (siang), dan Sesi 3 17.00 – 23.59 (malam). Data yang telah disaring berdasarkan sesi ini kemudian dipilih

4.2. Data Understanding

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa transaksi penjualan dari Kopi Mesra Abadi selama periode Oktober 2023 hingga Maret 2024. Data ini mencakup berbagai atribut yang berkaitan dengan transaksi penjualan, dibagi menjadi dua kategori utama: data menu dan atribut transaksi penjualan.

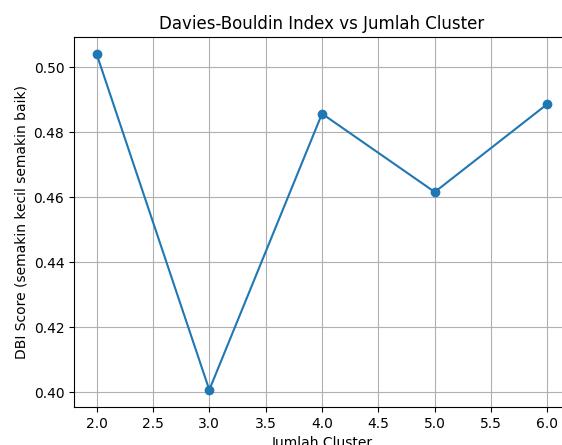
kolom-kolom numerik yang relevan seperti Items, Sales In Time, dan Grand Total untuk digunakan dalam proses *Clustering* dengan algoritma *K-Means*. Selain itu, kolom Menu digunakan untuk menganalisis asosiasi antar produk menggunakan *FP-Growth*.

4.6. Transformasi Dataset

Untuk mempersiapkan data untuk analisis lebih lanjut, transformasi dilakukan dengan metode One-Hot Encoding kemudian digunakan dalam proses *Clustering* dan analisis *FP-Growth*. Proses encoding dilakukan dengan bantuan library yang menghasilkan matriks biner yang memudahkan analisis asosiasi antara produk yang sering dibeli bersamaan.

4.7. Modelling

Pada tahap modelling diawali I mencari nilai DBI untuk Evaluasi Klaster sebelum masuk

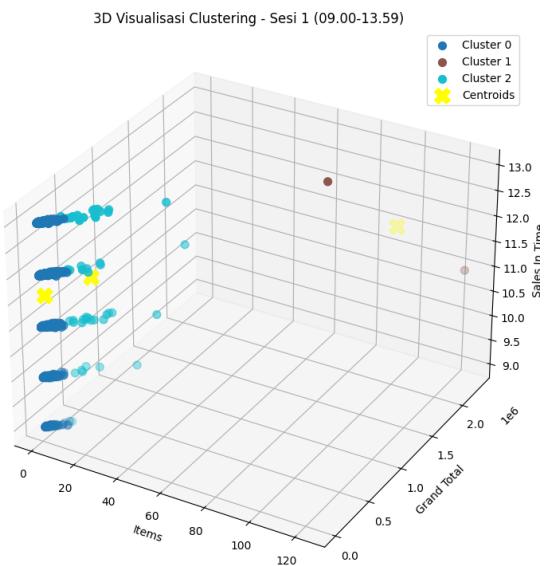


Gambar 2. Hasil Davies Bouldin Index

Pada Gambar 2, hasil pengujian ditampilkan dalam bentuk grafik yang menunjukkan hubungan antara jumlah klaster dan nilai Davies-Bouldin Index (DBI). Dari hasil visualisasi ini, dapat dilihat bahwa nilai K optimal untuk *Clustering* adalah K = 3, karena

memberikan nilai DBI terendah dibandingkan jumlah klaster lainnya. Nilai DBI yang lebih rendah menunjukkan kualitas klaster yang lebih baik. Oleh karena itu, nilai $K = 3$ digunakan dalam proses pemodelan *K-Means Clustering* untuk masing-masing sesi waktu yang telah ditentukan.

4.8. Algoritma K-Means



Gambar 3. Visualisasi Klasterisasi Sesi 1

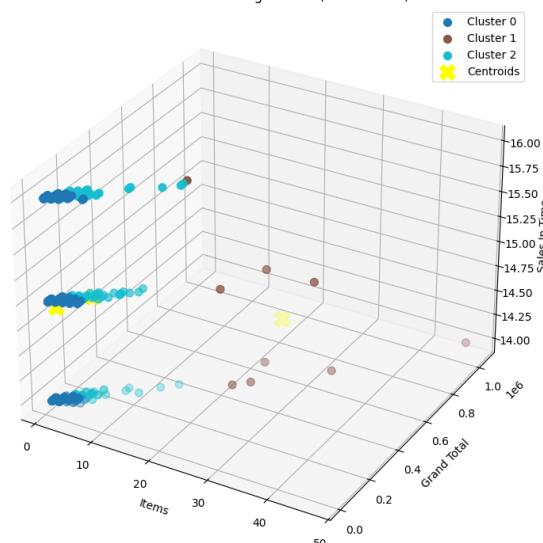
Pada Gambar 3, visualisasi 3D untuk Sesi 1 (09.00-13.59) menunjukkan tiga klaster berbeda: Klaster 0 (biru muda), Klaster 1 (coklat), dan Klaster 2 (biru tua). Setiap titik mewakili transaksi yang dikelompokkan berdasarkan Items, Grand Total, dan Sales In Time. Klaster 0 memiliki Items yang lebih rendah dan waktu transaksi yang lebih cepat, sementara Klaster 2 menunjukkan penjualan tertinggi dengan Items dan Grand Total yang lebih besar. Centroid dari masing-masing klaster ditandai dengan simbol bintang kuning, yang menunjukkan pusat dari setiap kelompok.

Pada Tabel 3, ditampilkan statistik deskriptif untuk Sesi 1 (09.00-13.59) berdasarkan hasil *Clustering* yang terbagi menjadi tiga klaster: Klaster 0, Klaster 1, dan Klaster 2. Untuk Klaster 0, rata-rata Items yang dibeli adalah 2.21 dengan total penjualan (Grand Total) sebesar 39,184.51 dan rata-rata Sales In Time sebesar 11.59 jam. Klaster 1 menunjukkan rata-rata Items yang jauh lebih tinggi, yaitu 102.5, dengan total penjualan sebesar 1,945,297.5 dan rata-rata Sales In Time 12 jam. Sedangkan Klaster 2 memiliki rata-rata Items sebanyak 14.62, dengan total penjualan 305,241.23 dan rata-rata Sales In Time sedikit lebih rendah, yaitu 11.79 jam. Jumlah transaksi untuk masing-masing klaster adalah 1,052 transaksi untuk Klaster 0, 2 transaksi untuk Klaster 1, dan 53 transaksi untuk Klaster 2.

Tabel 3. Statistik Deskriptif Sesi 1

	Klaster_0	Klaster_1	Klaster_2
Items	2.21	102.5	14.62
Grand Total	39184.51	1945297.5	305241.23
Sales In Time	11.59	12.0	11.79
Jumlah Data	1052.00	2.0	53.00

3D Visualisasi Clustering - Sesi 2 (14.00-16.59)



Gambar 4. Visualisasi Klasterisasi Sesi 2

Pada Gambar 4, visualisasi 3D untuk Sesi 2 (14.00-16.59) menunjukkan tiga klaster yang terbentuk: Klaster 0 (biru muda), Klaster 1 (coklat), dan Klaster 2 (biru tua). Setiap klaster menunjukkan pola transaksi yang berbeda. Klaster 0 memiliki jumlah Items yang lebih sedikit dan Sales In Time yang lebih lama, sementara Klaster 2 memiliki jumlah Items yang lebih banyak dan Sales In Time yang lebih cepat. Setiap titik mewakili transaksi, dan centroid dari setiap klaster ditandai dengan simbol bintang kuning, yang menunjukkan pusat dari masing-masing kelompok.

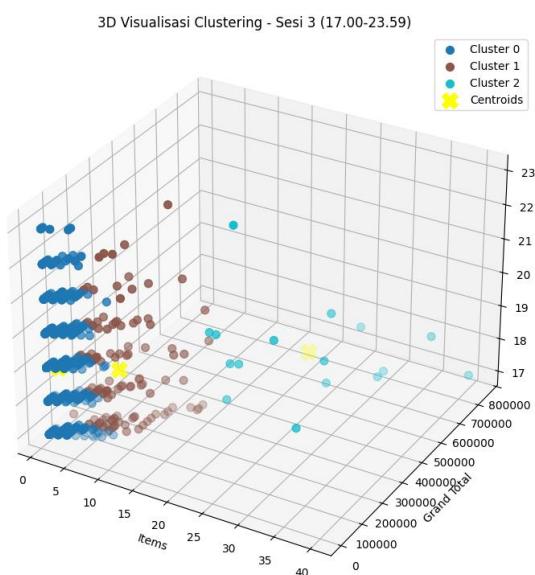
Pada Tabel 4, ditampilkan statistik deskriptif untuk Sesi 2 (14.00-16.59) berdasarkan hasil *Clustering* pada tiga klaster: Klaster 0, Klaster 1, dan Klaster 2. Klaster 0 memiliki rata-rata Items sebanyak 1.80, dengan total penjualan (Grand Total) sebesar 30,153.13 dan rata-rata Sales In Time sebesar 14.93 jam. Klaster 1 memiliki rata-rata Items lebih tinggi, yaitu 26.89, dengan total penjualan sebesar 548,976.0 dan rata-rata Sales In Time 14.56 jam. Klaster 2 memiliki rata-rata Items sebanyak 5.67, dengan total penjualan 116,302.52 dan rata-rata Sales In Time hampir sama dengan klaster lainnya, yaitu 14.98 jam. Jumlah transaksi untuk masing-masing klaster adalah 695 transaksi untuk Klaster 0, 9 transaksi untuk Klaster 1, dan 123 transaksi untuk Klaster 2.

Tabel 4. Statistik Deskriptif Sesi 2

	Klaster_0	Klaster_1	Klaster_2
Items	1.80	26.89	5.67
Grand Total	30153.13	548976.00	116302.52
Sales In Time	14.93	14.56	14.98
Jumlah Data	695.00	9.00	123.00

Tabel 5. Statistik Deskriptif Sesi 3

	Klaster_0	Klaster_1	Klaster_2
Items	1.96	7.08	23.75
Grand Total	33767.03	143923.75	499065.75
Sales In Time	18.91	18.56	18.12
Jumlah Data	1142.00	131.00	16.00



Gambar 5. Visualisasi Klasterisasi Sesi 3

Pada Gambar 5, visualisasi 3D untuk Sesi 3 (17.00-23.59) menunjukkan tiga klaster yang terbentuk: Klaster 0 (biru muda), Klaster 1 (coklat), dan Klaster 2 (biru tua). Klaster 0 memiliki Items yang lebih sedikit dan Grand Total yang lebih rendah dibandingkan klaster lainnya, sementara Klaster 2 menunjukkan transaksi dengan jumlah Items dan Grand Total yang paling tinggi. Setiap titik dalam grafik mewakili transaksi, dan centroid untuk masing-masing klaster ditandai dengan simbol bintang kuning, yang menunjukkan pusat dari masing-masing kelompok. Visualisasi ini memperjelas pola transaksi berdasarkan waktu dan klaster yang terbentuk.

Pada Tabel 5, ditampilkan statistik deskriptif untuk Sesi 3 (17.00-23.59) berdasarkan hasil *Clustering* pada tiga klaster: Klaster 0, Klaster 1, dan Klaster 2. Klaster 0 memiliki rata-rata Items sebanyak 1.96, dengan total penjualan (Grand Total) sebesar 33,767.03 dan rata-rata Sales In Time sebesar 18.91 jam. Klaster 1 memiliki rata-rata Items sebanyak 7.08, dengan total penjualan sebesar 143,923.75 dan rata-rata Sales In Time 18.56 jam. Klaster 2 menunjukkan transaksi dengan rata-rata Items sebanyak 23.75, total penjualan sebesar 499,065.75, dan rata-rata Sales In Time 18.12 jam. Jumlah transaksi untuk masing-masing klaster adalah 1,142 transaksi untuk Klaster 0, 131 transaksi untuk Klaster 1, dan 16 transaksi untuk Klaster 2.

4.9. Algoritma FP-Growth

Hasil analisis *FP-Growth* per klaster pada setiap sesi menunjukkan jumlah aturan (rules) yang dihasilkan untuk setiap klaster. Pada Sesi 1, Klaster 0 menghasilkan 16 aturan, sementara Klaster 2 menghasilkan 336 aturan. Di Sesi 2, Klaster 0 menghasilkan 2 aturan, dan Klaster 2 menghasilkan 48 aturan. Pada Sesi 3, Klaster 0 menghasilkan 4 aturan, Klaster 1 menghasilkan 118 aturan, dan Klaster 2 menghasilkan 100 aturan. Hasil ini menunjukkan variasi jumlah aturan yang dihasilkan tergantung pada sesi dan klaster yang dianalisis. Dua aturan dengan lift tertinggi akan dijelaskan, dengan nilai lift yang sudah diurutkan dari yang tertinggi hingga terendah.

Pada tabel 6 Sesi 1 (09.00-13.59), hasil *FP-Growth* untuk Klaster 0 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Nasi Ayam Pedas cenderung juga membeli Teh O dengan confidence 52.4% dan lift 3.044. Kombinasi ini cocok untuk paket makan siang ekonomis. Sebaliknya, pelanggan yang membeli Teh O hanya 6.1% juga membeli Nasi Ayam Pedas, namun dengan lift 3.044, menjadikannya opsi fleksibel untuk berbagai menu lainnya.

Tabel 6. Sesi 1 Klaster 0

Antecedent	Consequent	Sup	Conf	Lift
Nasi Ayam Pedas	Teh O	0.01	0.52	3.04
Teh O	Nasi Ayam Pedas	0.01	0.06	3.04

Pada tabel 7 Klaster 2, hasil *FP-Growth* menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Mie Nusantara Kuah sangat mungkin juga membeli Nasi Daging Rendang dengan confidence 83.3% dan lift 6.310, ideal untuk paket makan siang grup. Sebaliknya, pelanggan yang membeli Nasi Daging Rendang juga cenderung membeli Mie Nusantara Kuah dengan confidence 71.4% dan lift 6.310, cocok untuk paket makan siang variatif untuk grup atau keluarga besar.

Tabel 7. Sesi 1 Klaster 2

Ant	Cons	Sup	Conf	Lift
Mie Nusantara Kuah	Nasi Daging Rendang	0.09	0.83	6.31
Nasi Daging Rendang	Mie Nusantara Kuah	0.09	0.71	6.31

Pada tabel 8 Sesi 2 (14.00-16.59) di Klaster 0, hasil *FP-Growth* menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Teh O sering membeli Kentang Goreng dengan confidence 7.1% dan lift 1.211. Paket ini cocok untuk camilan sore hari. Sebaliknya, pelanggan yang

membeli Kentang Goreng juga sering membeli Teh O dengan confidence 24.4% dan lift 1.211, direkomendasikan untuk paket "Snack Sore Hemat".

Tabel 8. Sesi 2 Klaster 0

Ant	Cons	Sup	Conf	Lift
Teh O	Kentang Goreng	0.01	0.07	1.21
Kentang Goreng	Teh O	0.01	0.24	1.21

Pada tabel 9 Sesi 2 di Klaster 2, pelanggan yang membeli Nasi Ayam Telor Asin memiliki kemungkinan 29.4% untuk juga membeli Nasi Goreng Mawut dengan lift 2.783, ideal untuk paket makan sore untuk dua orang. Sebaliknya, pelanggan yang membeli Nasi Goreng Mawut lebih sering menambahkan Nasi Ayam Telor Asin dengan confidence 38.5% dan lift 2.783, cocok untuk paket "Paket Duo Favorit Sore".

Tabel 9. Sesi 2 Klaster 2

Ant	Cons	Sup	Conf	Lift
Nasi Ayam Telor Asin	Nasi Goreng Mawut	0.04	0.29	2.78
Nasi Goreng Mawut	Nasi Ayam Telor Asin	0.04	0.38	2.78

Pada tabel 10 Sesi 3 (17.00-23.59) di Klaster 0, pelanggan yang membeli Teh O memiliki kemungkinan 6.2% untuk membeli Mie Nusantara Goreng dengan lift 2.369, ideal untuk Paket Malam Santai. Sebaliknya, pelanggan yang membeli Mie Nusantara Goreng lebih sering juga membeli Teh O dengan confidence 46.7% dan lift 2.369, cocok untuk Paket Malam Lengkap.

Tabel 10. Sesi 3 Klaster 0

Ant	Cons	Sup	Conf	Lift
Teh O	Mie Nusantara Goreng	0.01	0.06	2.36
Mie Nusantara Goreng	Teh O	0.01	0.46	2.36

Pada tabel 11 Sesi 3 di Klaster 1, pelanggan yang memesan Mangga Mojito sangat mungkin juga memesan Strawberry Mojito dengan confidence 41% dan lift 4.96, cocok untuk paket Mojito Duo. Sebaliknya, pelanggan yang memesan Strawberry Mojito juga cenderung memesan Mangga Mojito dengan confidence 45.5% dan lift 4.96, memperkuat ide untuk menawarkan paket bundling ini untuk acara santai atau pesta kecil.

Tabel 11. Sesi 3 Klaster 1

Ant	Cons	Sup	Conf	Lift
Mangga Mojito	Strawberry Mojito	0.03	0.41	4.96
Strawberry Mojito	Mangga Mojito	0.03	0.45	4.96

Pada tabel 12 Sesi 3 di Klaster 2, hasil *FP-Growth* menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli

Kopi Butter dan Kopi Karamel selalu membeli Kopi Baileys dengan confidence 100% dan lift 2.783, mencerminkan preferensi kuat terhadap kombinasi kopi spesial. Paket Kopi Premium cocok untuk acara besar atau gathering. Selain itu, pelanggan yang membeli Kopi Baileys juga sangat mungkin memesan Kopi Butter dan Kopi Karamel dengan confidence 71.4% dan lift 2.286, menjadikan Kopi Baileys entry point untuk upselling paket kopi premium.

Tabel 12. Sesi 3 Klaster 2

Ant	Cons	Sup	Conf	Lift
Kopi Butter, Kopi Karamel	Kopi Butter, Kopi Karamel	0.31	1.00	2.28
Kopi Baileys	Kopi Butter, Kopi Karamel	0.31	0.71	2.28

4.10. Evaluation

Evaluasi terhadap model *K-Means Clustering* dilakukan untuk menentukan jumlah *klaster* (K) yang optimal, menggunakan metrik *Davies-Bouldin Index* (DBI), yang mengukur seberapa baik klaster terpisah dan kekompakkan antar klaster. Nilai DBI yang lebih kecil menunjukkan pemisahan dan kekompakkan klaster yang lebih baik. Berdasarkan pengujian dengan nilai K mulai dari 2 hingga 6, hasilnya menunjukkan K optimal adalah K = 3, yang memberikan nilai DBI terendah. Evaluasi terhadap algoritma *FP-Growth* dilakukan dengan menggunakan metrik standar dalam analisis asosiasi, yaitu *support*, *confidence*, dan *lift*. *Support* mengukur frekuensi kombinasi item dalam transaksi, *confidence* mengukur probabilitas item kedua muncul jika item pertama dibeli, dan *lift* mengukur kekuatan hubungan antar item. Minimum *support* ditentukan dinamis berdasarkan jumlah data di setiap klaster, dengan batas minimal 0.01 atau 5 transaksi, dan hanya aturan dengan nilai $lift \geq 1.0$ yang dianggap valid. Hasil evaluasi menunjukkan aturan asosiasi dengan *lift* tinggi yang relevan dan disaring berdasarkan nilai tertinggi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini mengimplementasikan algoritma *FP-Growth* dan *K-Means Clustering* untuk merancang rekomendasi paket menu berbasis pola pembelian pelanggan di Kopi Mesra Abadi. Dengan pembagian waktu menjadi tiga sesi (Sesi 1: 09.00 - 13.59, Sesi 2: 14.00 - 16.59, dan Sesi 3: 17.00 - 23.59), algoritma *K-Means* digunakan untuk mengelompokkan pelanggan menjadi tiga klaster berdasarkan Sales in Time, Items, dan Grand Total, dengan nilai K-optimal adalah 3. Setiap sesi mencerminkan pola transaksi yang berbeda, memungkinkan perancangan paket menu yang disesuaikan, seperti Paket Makan Siang Hemat, Paket Pulang Ngantor, dan Paket Executive Meeting. Melalui *FP-Growth*, ditemukan kombinasi item yang sering dibeli bersamaan, seperti Nasi Ayam Pedas dan Teh O pada Sesi 1, yang mencerminkan preferensi pelanggan untuk paket makan siang hemat. Penerapan kedua algoritma ini memberikan dasar yang kuat untuk merancang rekomendasi paket menu yang relevan

dengan waktu transaksi dan pola pembelian pelanggan, yang diharapkan dapat mendukung strategi promosi yang lebih relevan dan meningkatkan kepuasan pelanggan serta mencapai target penjualan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. E. Simanjuntak and Windarto, "Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 4, pp. 914–923, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2300.
- [2] A. Abdulhafedh, "Incorporating K-means, Hierarchical Clustering and PCA in Customer Segmentation," *J. City Dev.*, vol. 3, no. 1, pp. 12–30, 2021, doi: 10.12691/jcd-3-1-3.
- [3] R. Wandri and A. Hanafiah, "Analysis of Information Technology (IT) Goods Sales Patterns Using the FP-Growth Algorithm," *IT J. Res. Dev.*, vol. 6, no. 2, pp. 130–141, 2022, doi: 10.25299/itjrd.2022.8155.
- [4] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [5] M. Syahrir and F. Fatimatuzzahra, "Association Rule Integrasi Pendekatan Metode Custom Hashing dan Data Partitioning untuk Mempercepat Proses Pencarian Frekuensi Item-set pada Algoritma Apriori," *MATRIX J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 20, no. 1, pp. 149–158, 2020, doi: 10.30812/matrik.v20i1.833.
- [6] L. Henando, "ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH UNTUK ANALISA PERBANDINGAN DATA PENJUALAN LEPTOP BERDASARKAN MERK YANG DIMINATI KONSUMEN (STUDI KASUS : INDOCOMPUTER PAYAKUMBUH)," *J-Click*, vol. 8, no. 1, pp. 32–41, 2021.
- [7] S. A. Fadhilah, "Analisis Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Association Rule-Market Basket Analysis Dan Clustering Analysis (Studi Kasus: Jore Coffee & Eatery)," 2022.
- [8] M. Rafi Nahjan, Nono Heryana, and Apriade Voutama, "Implementasi Rapidminer Dengan Metode Clustering K-Means Untuk Analisa Penjualan Pada Toko Oj Cell," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 101–104, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6094.
- [9] G. G. D. A. Manalu, "IMPLEMENTASI METODE DATA MINING K-MEANS CLUSTERING TERHADAP DATA PEMBAYARAN TRANSAKSI MENGGUNAKAN BAHASA PEMROGRAMAN PYTHON PADA CV DIGITAL DIMENSI Dodi," *Raspberry Pi OS Syst. Adm. with Syst. Python*, vol. 8, no. 1, pp. 175–305, 2023, doi: 10.1201/b23421-3.
- [10] D. A. A. Muhibin, S. K. Alfandara, N. Surojudin, "ANALISIS DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS UNTUK CLUSTERING PENJUALAN STUDI KASUS DAPUR BU IPUNG," vol. 12, no. 14, pp. 1–7, 2024.
- [11] N. P. Gantara and I. Ali, "Penerapan Metode K-Means Clustering Pada Penjualan Barang Di Sports Station," *E-Link J. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 18, no. 1, p. 28, 2023, doi: 10.30587/e-link.v18i1.5339.
- [12] A. Sudianto and H. Bahtiar, "Analisa Data Transaksi Penjualan Barang Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth," vol. VI, pp. 103–108, 2023.