

Penggunaan *K-Means* dan *FP-Growth* dalam Mengidentifikasi Pola Penjualan Menu untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Rumah Makan Mbok Galak

1st Satria Jaya

Teknik Industri, Fakultas Rekayasa Industri

Telkom University Purwokerto

JL. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto, Banyumas, 53147, Indonesia

satriajaya@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Ridho Ananda

Teknik Industri, Fakultas Rekayasa Industri

Telkom University Purwokerto

JL. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto, Banyumas, 53147, Indonesia

ridho@ittelkom-pwt.ac.id

3rd Muhammad Iqbal Faturhman

Teknik Industri, Fakultas Rekayasa Industri

Telkom University Purwokerto

JL. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto, Banyumas, 53147, Indonesia

iqbalfaturhman@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Rumah makan berupa UMKM di sektor *F&B* memiliki tantangan dalam mempertahankan daya saingnya. Mbok Galak mengalami penurunan penjualan akibat tidak adanya strategi pemasaran. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan menu dan hubungan antar menu menggunakan algoritma *K-Means* yang bekerja dengan mengelompokkan menu berdasarkan kesamaan pola penjualannya dan *FP-Growth* dengan melihat kecenderungan dan hubungan dari menu, guna menghasilkan rekomendasi strategi pemasaran. Data penjualan selama 1 tahun dianalisis menggunakan *K-Means* dengan pendekatan *Dynamic Time Warping* untuk menghitung matriks jarak agar pola tren penjualan dari data dapat dianalisis dan *Multidimensional Scaling* untuk mengubah matriks jarak *DTW* ke bentuk yang bisa diolah algoritma *K-Means*. Data transaksi pelanggan sebanyak 641 transaksi dianalisis menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan aturan asosiasi antar menu. Pengolahan data dilakukan dengan bantuan *MATLAB* dan *RapidMiner*. Hasil *clustering* membagi menu ke dalam 5 klaster berdasarkan tren dan tingkat penjualan dengan melihat karakteristik menu berdasarkan jenis menunya, rata-rata keuntungan, rata-rata transaksi, dan fluktuasi transaksi. Hasil *FP-Growth* berupa kombinasi menu yang sering dibeli bersamaan, terdapat sebanyak 16 aturan asosiasi yang terbentuk dengan menggunakan *threshold minimum support 0.7* dan *minimum confidence 0.9*, serta nilai *lift ratio* ≥ 1 . Berdasarkan hasil analisis, disusun strategi pemasaran berupa *bundling* dan promo untuk membantu meningkatkan daya saing Mbok Galak.

Kata kunci— strategi pemasaran, *K-Means*, *FP-Growth*, *clustering*, *market basket analysis*, rumah makan.

I. PENDAHULUAN

UMKM atau Usaha, Mikro, Kecil, Menengah merupakan suatu bentuk bisnis atau kegiatan usaha yang memiliki skala relatif kecil, bentuk usaha jenis ini biasanya dijalankan oleh berbagai jenis pelaku usaha, seperti kepemilikan pribadi, badan usaha kecil ataupun oleh

sekelompok individual tertentu [1]. UMKM memiliki banyak jenis usaha diberbagai sektor bisnis, salah satu UMKM yang dinilai memiliki dampak signifikan terhadap perekonomian negara adalah UMKM yang bergerak di sektor makanan dan minuman [2]. Jenis UMKM yang bergerak di sektor makanan dan minuman berdasarkan kriteria yang tercantum pada UU No. 20 Tahun 2008, adalah usaha rumah makan, salah satu contohnya adalah rumah makan yang menjadi subjek penelitian terkait implementasi *CRM* karya Supriyadi dkk yang dirilis pada tahun 2020 [3].

Operasional usaha dalam prosesnya memiliki banyak tantangan dan masalah, pada jenis usaha UMKM contoh masalah yang biasanya ditemui adalah terkait dengan ketatnya persaingan dengan bisnis serupa yang mengharuskan adanya upaya-upaya tertentu untuk mempertahankan pelanggan dan menonjol di tengah banyaknya pilihan yang tersedia [4]. Upaya yang dapat diterapkan pada UMKM rumah makan biasanya berkaitan dengan strategi pemasaran. Strategi pemasaran, yang merupakan seperangkat rencana aksi untuk mencapai tujuan di arena pasar, berperan penting dalam membantu UMKM mencapai hasil yang optimal [5].

Strategi pemasaran yang optimal dapat dilakukan dengan bantuan penerapan teknologi digital ke dalam proses perancangannya. Pemanfaatan teknologi digital dapat membantu usaha dalam mempertahankan konsumen yang ada dengan menerapkan strategi yang sesuai [6]. Penelitian ini akan berfokus pada proses perancangan saran strategi pemasaran yang berbasis data, data yang digunakan yaitu berupa data historis penjualan selama 1 tahun. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan data transaksi rumah makan sebanyak 641 transaksi untuk analisis *FP-Growth*. Penelitian akan dilakukan di rumah makan Mbok Galak karena usaha ini sedang menghadapi permasalahan nyata yang relevan dengan tujuan penelitian. Rumah makan Mbok Galak merupakan bagian dari UMKM sektor makanan dan

minuman yang memiliki dampak signifikan terhadap perekonomian. Peningkatan kinerja dari usaha rumah makan dapat memberikan *insight* berharga yang juga dapat diaplikasikan ke UMKM sejenis [7].

Rumah makan Mbok Galak dipilih karena terdapat permasalahan berupa tidak adanya penerapan strategi pemasaran pada RM Mbok Galak, hal ini turut menyebabkan turunnya kemampuan rumah makan Mbok Galak dalam bersaing. Maka dari itu, diperlukan strategi pemasaran yang tepat sesuai dengan kondisi rumah makan mbok galak. Dampak dari tidak adanya strategi pemasaran rumah makan berimbas pada penjualan rumah makan, daya saingnya dengan bisnis serupa, serta stagnasi bisnis, hal ini dapat ditinjau dari penurunan penjualan menu selama 1 tahun yang dimulai dari bulan Februari 2024 sampai dengan Januari 2025. Penjualan yang relatif menurun mengakibatkan kerugian bagi usaha rumah makan Mbok Galak. Kurangnya daya saing rumah makan Mbok Galak merupakan salah satu dampak yang terjadi akibat tidak adanya strategi pemasaran yang mumpuni, hal ini menyebabkan pendapatan bulanan rumah makan tidak kunjung membaik dan menghambat perkembangan bisnis rumah makan.

Berdasarkan kerugian yang dihadapi, hal-hal berikut juga dikhawatirkan dapat turut membantu memberikan efek negatif terhadap kualitas operasional dan juga penjualan rumah makan, selain itu penjualan harian Mbok Galak juga menunjukkan jika terdapat kekosongan transaksi. Maka dari itu, diperlukan strategi pemasaran yang dapat membantu rumah makan dalam mempertahankan daya saingnya, hal ini dapat dicapai salah satunya dengan membuat strategi pemasaran yang sesuai dengan metode *clustering* menggunakan algoritma *K-Means* dan *MBA* dengan *FP-Growth*.

K-Means memungkinkan dilakukannya analisis data historis penjualan sesuai dengan paramater yang ditetapkan, dalam penelitian ini karakteristik yang akan digunakan adalah terkait tren penjualan dan tingkat penjualan selama satu tahun dari setiap menu makanan dan minuman yang ada, hal ini ditujukan untuk melihat menu mana yang paling berpotensi untuk dijadikan prioritas dalam pembuatan strategi pemasaran, selain itu akan dicari juga hubungan antar menu yang dijual melalui pola asosiasi menggunakan metode *MBA* dengan algoritma *FP-Growth*, pola dari aturan asosiasi ini akan menunjukan hubungan dan kecenderungan antar menu yang sering dibeli secara bersamaan. Pola yang didapat dari pengelompokan dan juga hubungannya bisa dijadikan sebagai informasi yang digunakan untuk membuat strategi pemasaran yang berbasis data. Pendekatan yang dapat digunakan untuk dataset penjualan menu rumah makan yang terbagi dalam bentuk penjualan mingguan.

Pendekatan *K-Means* dipilih karena memungkinkan untuk menganalisis pola yang sama dari tiap menu yang terjual, sehingga dapat menghasilkan pengelompokan menu sesuai dengan kebutuhan analisis [8]. Selanjutnya identifikasi hubungan menu dilakukan dengan metode *market basket analysis* dengan algoritma *FP-Growth* untuk mencari pola seberapa sering menu dibeli bersamaan dengan menu lainnya dan kekuatan hubungan antara menu yang dibeli [9]. Hasil dari penggunaan *MBA* berupa informasi pola asosiasi atau hubungan antar menu yang dibeli oleh

pelanggan, contohnya menu A cenderung dibeli bersamaan dengan menu B, dan C. Hal ini akan turut membantu analisis untuk membuat strategi pemasaran bersamaan dengan hasil *clustering* [10]. Strategi pemasaran yang dibuat akan berupa *bundling* menu seperti contohnya paket menu tervaforit, promo seperti *sales* pada jam-jam tertentu, serta saran pemasaran alternatif yang dibuat dari informasi yang diperoleh dari hasil analisis pengolahan data yang mengacu pada informasi pola pengelompokan menu dan juga pola asosiasi menu.

II. KAJIAN TEORI

A. K-Means

Algoritma *K-Means* adalah metode *clustering* yang digunakan untuk menganalisis dan mengelompokkan data dalam jumlah besar dengan waktu yang relatif cepat. Algoritma ini telah diterapkan dalam berbagai bidang, seperti pengelompokan data penjualan di toko retail guna meningkatkan manajemen stok dan strategi penjualan. Selain itu, *K-Means* juga dapat digunakan dalam bidang strategi *Customer Relationship Management (CRM)*, bidang kesehatan kesehatan, dan lain-lain. Hal ini menunjukkan bahwa *K-Means* sangat fleksibel dan berguna dalam berbagai analisis berbasis data [11].

B. Dynamic Time Warping

Dynamic Time Warping (DTW) adalah metode pengukuran jarak yang digunakan untuk membandingkan dua deret waktu yang mungkin memiliki kecepatan atau panjang yang berbeda. *DTW* sangat berguna ketika data mengalami fluktuasi atau perubahan dari waktu ke waktu, sehingga metode pengukuran jarak sederhana seperti *Euclidean* tidak lagi efektif. Jarak *Euclidean* hanya cocok untuk data statis yang tidak berubah seiring waktu, sedangkan data deret waktu bersifat dinamis dan memerlukan pendekatan yang mampu menyesuaikan pergeseran waktu antar objek. Oleh karena itu, metode ini dapat menjadi solusi alternatif yang lebih tepat dalam membentuk matriks kedekatan untuk data deret waktu dengan mempertimbangkan perbedaan pola antar datanya [12].

C. Multidimensional Scaling

Multidimensional Scaling (MDS) adalah teknik analisis data yang digunakan untuk memetakan posisi sejumlah objek dalam ruang dua dimensi berdasarkan tingkat kemiripan atau jarak antar objek tersebut. Tujuan utamanya adalah menyajikan hubungan antar objek secara visual sehingga pola kemiripan atau perbedaan di antara objek-objek tersebut dapat terlihat lebih jelas. Penggunaan *MDS* berfokus pada objek yang mirip dan akan ditempatkan berdekatan, sedangkan yang tidak mirip akan berjauhan. *MDS* digunakan dalam analisis data dengan melihat tingkat kesamaan/kemiripan dan perbedaan (*similarity & dissimilarity*) antar objek, hal ini disebut dengan proximity [13].

D. FP-Growth

FP-Growth adalah algoritma yang dirancang untuk mengidentifikasi himpunan item yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam kumpulan data besar, seperti transaksi penjualan. Pendekatan dengan algoritma *FP-Growth* mampu menghasilkan pola dari produk yang sering muncul tanpa harus menganalisis dataset secara manual,

sehingga algoritma ini sangat cocok digunakan pada dataset untuk menemukan pola hubungan antar item yang signifikan, misalnya dalam *MBA* [14].

III. METODE

A. K-means Clustering

Penelitian ini data yang digunakan adalah data historis penjualan rumah makan Mbok Galak selama 12 bulan. Pengumpulan data dilakukan secara manual dari rumah makan dengan menggunakan laptop dan aplikasi *microsoft excel*. Selain mengumpulkan data awal, dilakukan juga studi literatur terkait penelitian yang akan dilakukan. Setelah data sudah terkumpul kemudian dilanjutkan dengan proses KDD untuk memperoleh hasil. KDD (*Knowledge Discovery in Database*) secara garis besar dibagi ke beberapa tahapan, yaitu *data selection*, *pre-processing*, perhitungan matriks jarak, konfigurasi matriks dengan *multidimensional scaling*, proses *clustering* dengan *MATLAB*, evaluasi klaster yang terbentuk dengan *Silhouette* & interpretasi hasil.

Tahap pertama dalam KDD adalah *data selection*, yaitu pemilihan data yang akan digunakan untuk analisis, pada tahap ini tidak semua data operasional rumah makan relevan jadi perlu untuk dipilih agar memudahkan analisis. Pemilihan data yang digunakan dalam *clustering* ini berfokus pada data tren penjualan selama 1 tahun yang terbagi dalam bentuk data *time series* mingguan, sedangkan variabel lain seperti total penjualan, keuntungan, dan jenis menu digunakan sebagai acuan tinjauan hasil dari *clustering* pada data *time series* yang diolah. Selanjutnya, *pre-processing*.

Berikutnya dilakukan proses perhitungan jarak antar data *time series* yang dianalisis, perhitungan jarak dilakukan dengan menggunakan metode *dynamic time warping*, metode ini memperhitungkan jarak antar data penjualan yang melihat kedekatan (*proximity*) antar tren penjualan selama 1 tahun. Penggunaan *DTW* ditujukan untuk menangkap tren penjualan yang ada dalam data. Setelah matriks jarak diperoleh, kemudian dilakukan konfigurasi matriks dengan *Multidimensional Scalling (MDS)* untuk keperluan *clustering* [14].

Proses *clustering* dilakukan dengan *K-Means*. Proses pengelompokan dilakukan pada data hasil *MDS*. Pengelompokan dengan *K-Means* bertujuan untuk membagi objek ke dalam *cluster* berdasarkan karakteristiknya. Objek-objek yang memiliki kemiripan akan dikelompokkan dalam *cluster* yang sama, sedangkan objek dengan karakteristik berbeda akan dimasukkan ke *cluster* yang lain [15]. Setelah dilakukan *clustering*.

TABEL 1.
KRITERIA SILHOUETTE

Nilai <i>Silhouette</i>	Kriteria
0.71 - 1.00	Klaster Kuat
0.51 - 0.70	Klaster Baik
0.26 - 0.50	Klaster Lemah
≤ 0.25	Klaster Buruk

Kriteria klaster yang dibuat dapat ditinjau dari nilai *silhouette* mengikuti standar *Kauffman* dan *Roesseeuw* yang terpapar pada Tabel 1 [16].

B. Market Basket Analysis FP-Growth

Tahap pertama algoritma *FP-Growth* adalah pemilihan data, berupa data transaksi rumah makan Mbok Galak yang berjumlah 641 transaksi dari keseluruhan menu yang berjumlah 36 menu makanan dan minuman. Selanjutnya dilakukan *pre-processing* data untuk memastikan bahwa data yang digunakan bersih, relevan, dan siap untuk dianalisis [17]. Data transaksi akhir kemudian diubah menjadi bentuk *binomial* dengan rentang data 0-1 dengan bantuan operator *Numerical to Binomial* pada aplikasi *Rapidminer* [18].

Proses analisis utama dilakukan dengan menggunakan fungsi operator *FP-Growth* untuk memilih algoritma yang digunakan, setelah itu dilanjutkan dengan operator *Create Association Rules* pada *Rapidminer*. Sebelum dilakukan *running* proses, terdapat penentuan nilai *support* dan *confidence*. Pengujian *FP-Growth* dilakukan dengan bantuan aplikasi *Rapidminer* pada data transaksi rumah makan, jadi nilai dapat ditentukan secara langsung pada aplikasi. Analisis *asociation rules* umumnya menggunakan nilai *minimum support* dan *confidence* secara umum telah ditentukan terlebih dahulu oleh peneliti [19], tetapi nilai awal yang ditetapkan (*default value*) adalah 0.3 (30%) sedangkan nilai *minimum confidence* sebesar 0.8 (80%) [20].

Penelitian ini menggunakan nilai *minimum support* & *confidence* 0.7 dan 0.9 agar aturan yang diperoleh kuat dan efektif [21]. Proses diakhiri dengan interpretasi dan pemilihan hasil aturan asosiasi dengan nilai *lift ratio* terbaik [22].

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

1. K-Means Clustering

Perhitungan Matriks *Proximity Dynamic Time Warping* dilakukan pada data penjualan menu mingguan selama satu tahun memiliki tren penjualan yang berbeda setiap minggunya. *Dynamic Time Warping* digunakan untuk menganalisis jarak antar tren dari tiap menu yang terjual dengan menghitung *proximity* atau kedekatan antar pola tren penjualan tiap minggunya selama 1 tahun. Metode ini digunakan agar pola tren penjualan bisa dimasukkan ke dalam analisis *K-Means*. Proses *Dynamic Time Warping* dilakukan menggunakan bantuan aplikasi *MATLAB*.

Hasil dari perhitungan jarak menggunakan *Dynamic Time Warping* tidak dapat digunakan untuk proses *K-Means* secara langsung karena matriks jarak tidak dapat dihitung menggunakan algoritma *K-Means*. Maka diperlukan transformasi data matriks jarak ke dalam bentuk yang dapat diolah dengan *K-Means*. Hal yang dapat dilakukan adalah menggunakan *Multidimensional Scalling (MDS)* untuk melakukan transformasi matriks jarak ke dalam konfigurasi matriks yang dapat diolah *K-Means*. Transformasi *MDS* dilakukan dengan bantuan *MATLAB*.

Pada tahapan ini, fungsi *MDS(proximity)* digunakan untuk mengubah data jarak antar menu yang disimpan dalam matriks *proximity* menjadi posisi dalam ruang berdimensi lebih rendah, sehingga data dapat diolah lebih lanjut menggunakan algoritma seperti *K-Means*. Fungsi ini menghasilkan *conf_op*, yaitu hasil konfigurasi posisi tiap menu setelah transformasi dengan *MDS*. Potongan dari hasil *MDS* dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL 2.
KONFIGURASI MDS

X1	X2
-314.563	-475.812
522.982	-830.235
-199.431	-570.020
111.114	-512.808
-876.008	158.461
-510.579	-422.179
-1.651.221	1.131.208
1.755.305	-926.803
4.251.801	950.360
251.613	-570.932
763.218	-795.173
-1.042.258	385.171
-1.219.949	611.608
-1.998.999	1.506.913
308.533	-741.352
111.760	-532.167
...	...
...	...

Proses *clustering* dilakukan dengan algoritma *K-Means*, serta evaluasi dilihat dari nilai *silhouette*-nya. Kriteria klaster yang dibuat dapat ditinjau dari nilai *silhouette* mengikuti standar *Kauffman* dan *Roesseeuw* [23].

InspectedK	[1,2,3,4,5,6,7]
CriterionValues	[NaN,0.8978,0.7084,0.6549,0.7133,0.7306,0.6773]
CriterionName	'Silhouette'

GAMBAR 1.

HASIL EVALUASI SILHOUETTE

Berdasarkan hasil evaluasi, diketahui jika klaster yang terbentuk termasuk klasifikasi klaster kuat, hal ini merujuk pada nilai *silhouette* dengan rentang 0.71 - 1.00. Jumlah klaster menu dibagi ke dalam 5 *cluster* dengan nilai *silhouette* 0.7133 sesuai **Gambar 1**. Pemilihan klaster ini merujuk pada nilai *Silhouette* dengan kriteria klaster kuat dan juga persebaran data yang lebih baik daripada pembagian klaster lainnya. Berikut hasil klaster pada **Tabel 3**.

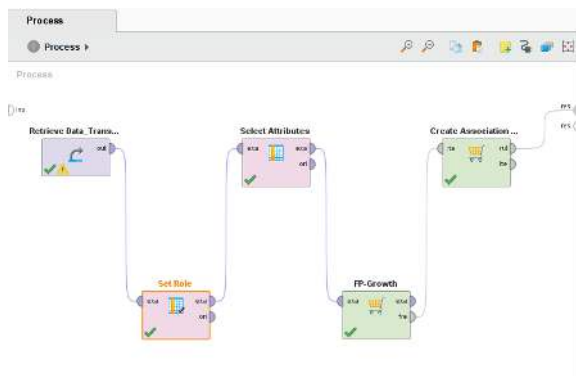
TABEL 3.
HASIL KLASTER K-MEANS

Item	Total terjual	Profit	Jenis	Cluster
Ayam Bakar	18	126000	makanan	1
Cah Kangkung	55	137500	makanan	1
Cah Touge	16	32000	makanan	1
Kopi	35	38500	minuman	1
Mie Galak	40	180000	makanan	1

Item	Total terjual	Profit	Jenis	Cluster
Mujair Mangut	18	118800	makanan	1
Tahu Tempe Penyet	50	150000	makanan	1
Telur Mangut	44	127600	makanan	1
Teh Botol	38	90250	minuman	1
Tahu Tempe Goreng	8	23000	makanan	1
Ayam Penyet	689	3014375	makanan	2
Es Teh	949	664300	minuman	2
Air Es	31	13950	minuman	3
Ati Ampela Mangut	39	113100	makanan	3
Ati Ampela Penyet	105	294000	makanan	3
Cumi Penyet	79	884800	makanan	3
Mujair Penyet	98	514500	makanan	3
Ayam Crispy	98	441000	makanan	3
Teh Manis Panas	65	29250	minuman	3
Telur Penyet	63	176400	makanan	3
Udang Mangut	65	409500	makanan	3
Udang Penyet	25	165000	makanan	3
Air Mineral	118	118000	minuman	4
Ayam Mangut	309	2587875	makanan	4
Bebek Mangut	109	1201725	makanan	4
Bebek Penyet	197	2275350	makanan	4
Cumi Mangut	83	1016750	makanan	4
Es Jeruk	420	378000	minuman	4
Lele Mangut	130	370500	makanan	4
Lele Penyet	225	590625	makanan	4
Lemon Tea	222	199800	minuman	4
Teh Tawar	117	52650	minuman	4
Ayam Hemat	10	30000	makanan	5
Chocolate	2	3250	minuman	5
Soft Drink	0	0	minuman	5
Tahu Tempe Mangut	8	24000	makanan	5

2. Association Rules FP-Growth

Tahap awal pengolahan data transaksi dengan *FP-Growth* adalah mengubah data transaksi ke bentuk *binomial*, selanjutnya penentuan nilai *min support* dan *min confidence*. Sebelum proses dimulai, karena data transaksi biasanya sangat banyak, fokus analisis cenderung hanya dilakukan pada *item-item* yang sering dibeli. Oleh karena itu, nilai *minimum* untuk *support* dan *confidence* sudah ditentukan sebelum proses analisis dilakukan. Nilai *default* yang biasa digunakan adalah 0,3 (30%) untuk *support* dan 0,8 (80%) untuk *confidence*. Penelitian ini menggunakan *minimum support & confidence* berturut-turut 0.7 dan 0.9. Selanjutnya analisis dilakukan dengan *Rapidminer* menggunakan 5 operator yang dapat dilihat pada **Gambar 2**.



GAMBAR 2.

PROSES FP-GROWTH RAPIDMINER

Proses *FP-Growth* yang dilakukan dengan *Rapidminer* menghasilkan 16 *rules* atau aturan yang sudah memenuhi *threshold min support* dan *confidence* yang telah ditentukan. Adapun hasil dari *rules* yang terbentuk dapat dilihat pada Tabel 4.

TABEL 4.

ATURAN ASOSIASI FP-GROWTH

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence
1	Ayam Mangut	Teh Tawar	0,747	0,907
2	Ati Ampela Penyet	Teh Tawar	0,832	0,91
3	Bebek Penyet	Ati Ampela Penyet	0,799	0,916
4	Teh Tawar, Bebek Penyet	Ati Ampela Penyet	0,733	0,916
5	Bebek Penyet	Teh Tawar	0,8	0,918
6	Penyet, Bebek Penyet	Teh Tawar	0,733	0,918
7	Teh Tawar	Ati Ampela Penyet	0,832	0,919
8	Jeruk	Teh Tawar	0,75	0,921
9	Lemon Tea	Teh Tawar	0,76	0,922
10	Ayam Mangut	Ati Ampela Penyet	0,761	0,924
11	Penyet, Lemon Tea	Teh Tawar	0,71	0,925
12	Ati Ampela Penyet, Jeruk	Teh Tawar	0,7	0,926
13	Jeruk	Ati Ampela Penyet	0,757	0,929
14	Lemon Tea	Ati Ampela Penyet	0,768	0,932
15	Teh Tawar, Jeruk	Ati Ampela Penyet	0,7	0,933

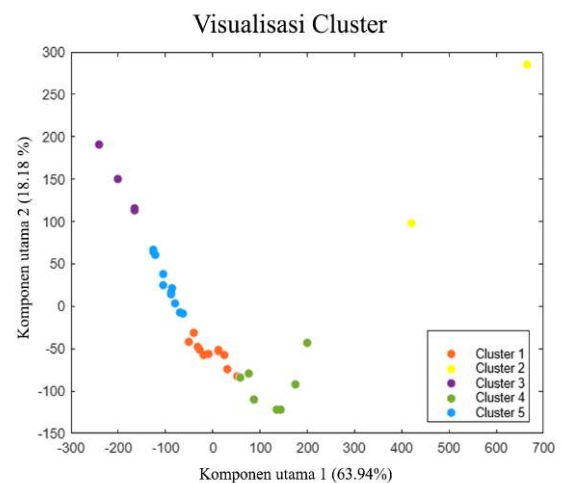
No	Premises	Conclusion	Support	Confidence
16	Teh Tawar, Lemon Tea	Ati Ampela Penyet	0,71	0,934

Berdasarkan hasil aturan asosiasi dapat terlihat jika tiap-tiap *rules* berada direntang *min support* & *confidence*. *Premises* menunjukkan menu yang dibeli cenderung dibeli secara bersamaan dengan menu yang ada pada kolom *Conclusion*.

B. Pembahasan

1. K-Means Clustering

Berdasarkan hasil kluster seperti yang terlihat pada Tabel 3 diketahui bahwa masing-masing menu tergabung pada kluster tertentu sesuai dengan pola tren penjualannya. Visualisasi dari 5 kluster yang terbentuk dapat dilihat pada Gambar 3.



GAMBAR 3.

VISUALISASI PERSEBARAN KLASSTER

Berdasarkan visualisasi kluster pada persentase yang diperoleh untuk komponen utama 1 adalah sebesar 63.94% dan komponen utama 2 sebesar 18.18% hal ini menunjukkan visualisasi kluster dapat menggambarkan lebih dari 80% data keseluruhan. Kriteria dari tiap kluster ditinjau dari menu, total terjualnya, jenis menu, rata-rata penjualan, fluktuasi penjualan / standar deviasi (SD), dan juga rata-rata keuntungannya. Sehingga dapat disimpulkan jumlah menu dan karakteristik dari masing-masing kluster adalah sebagai berikut.

TABEL 5.

KRITERIA KLASSTER 1

Menu	Total terjual	Jenis	K	Mean Sales	SD	Mean Profit
Ayam Bakar	18	makanan	1	0	1,16	Rp126.000
Cah Kangkung	55	makanan	1	1	1,34	Rp137.500
Cah Touge	16	makanan	1	0	0,78	Rp32.000
Kopi	35	minuman	1	1	1,21	Rp38.500
Mie Galak	40	makanan	1	1	1,61	Rp180.000
Mujair Mangut	18	makanan	1	0	0,74	Rp118.800
Tahu Tempe Penyet	50	makanan	1	0	0,57	Rp150.000
Telur Mangut	44	makanan	1	1	1,48	Rp127.600

Menu	Total terjual	Jenis	K	Mean Sales	SD	Mean Profit
Teh Botol	38	minuman	1	1	4,57	Rp90.250
Tahu Tempe Goreng	8	makanan	1	1	1,37	Rp23.000
Rata-rata			1	1		Rp102.365

Klaster 1 pada **Tabel 5** menunjukkan kumpulan menu dengan mayoritas makanan dengan perbandingan jenis menu 5:1, rata-rata keuntungan Rp102.365, serta terdapat rata-rata transaksi sejumlah 1 produk terjual pada setiap minggunya dalam satu tahun, dengan kestidakstabilan transaksi sebesar 1 transaksi. Maka dari itu, transaksi menu yang terjual setiap minggunya dalam setahun ada di rentang $[1-1, 1+1] = [0,2]$.

TABEL 6.
KRITERIA KLASSTER 2

Menu	Total terjual	Jenis	K	Mean Sales	SD	Mean Profit
Ayam Penyet	689	makanan	2	12	17,67	Rp3.014.375
Es Teh	949	minuman	2	15	27,21	Rp664.300
Rata-rata			14	22		Rp1.839.338

Klaster 2 pada **Tabel 6** menunjukkan kumpulan menu dengan perbandingan jenis menu yang seimbang, keuntungan rata-rata Rp1.839.338, serta terdapat rata-rata transaksi sejumlah 14 produk terjual pada setiap minggunya dalam satu tahun, dengan kestidakstabilan transaksi sebesar 22 transaksi. Maka dari itu, transaksi menu yang terjual setiap minggunya dalam setahun ada di rentang $[14 - 22, 14 + 22] = [0, 36]$.

TABEL 7.
KRITERIA KLASSTER 3

Item	Total terjual	Jenis	K	Mean Sales	SD	Mean Profit
Air Es	31	minuman	3	1	2,12	Rp13.950
Ati Ampela Mangut	39	makanan	3	1	2,91	Rp113.100
Ati Ampela Penyet	105	makanan	3	2	7,30	Rp294.000
Cumi Penyet	79	makanan	3	2	3,98	Rp884.800
Mujair Penyet	98	makanan	3	1	4,46	Rp514.500
Ayam Crispy	98	makanan	3	2	2,46	Rp441.000
Teh Manis Panas	65	minuman	3	1	2,82	Rp29.250
Telur Penyet	63	makanan	3	1	2,17	Rp176.400
Udang Mangut	65	makanan	3	1	1,56	Rp409.500
Udang Penyet	25	makanan	3	1	2,39	Rp165.000
Rata-rata			1	3		Rp304.150

Klaster 3 pada **Tabel 7** menunjukkan kumpulan menu dengan perbandingan jenis menu mayoritas makanan 4:1, keuntungan rata-rata Rp304.150 serta terdapat rata-rata transaksi sejumlah 1 produk terjual pada setiap minggunya dalam satu tahun, dengan kestidakstabilan transaksi sebesar 3 transaksi. Maka dari itu, transaksi menu yang terjual setiap minggunya ada di rentang $[1 - 3, 1 + 3] = [0, 4]$.

TABEL 8.
KRITERIA KLASSTER 4

Menu	Total terjual	Jenis	K	Mean Sales	SD	Mean Profit
Air Mineral	118	minuman	4	2	6,82	Rp118.000
Ayam Mangut	309	makanan	4	5	13,72	Rp2.587.875
Bebek Mangut	109	makanan	4	2	6,07	Rp1.201.725
Bebek Penyet	197	makanan	4	3	8,29	Rp2.275.350
Cumi Mangut	83	makanan	4	1	5,01	Rp1.016.750
Es Jeruk	420	minuman	4	7	11,79	Rp378.000
Lele Mangut	130	makanan	4	2	9,32	Rp370.500
Lele Penyet	225	makanan	4	4	12,04	Rp590.625
Lemon Tea	222	minuman	4	4	13,85	Rp199.800
Teh Tawar	117	minuman	4	2	7,64	Rp52.650
Rata-rata			3	9		Rp879.128

Klaster 4 pada **Tabel 8** menunjukkan kumpulan menu dengan perbandingan jenis menu yang relatif didominasi makanan dengan rasio 3:2, keuntungan rata-rata Rp879.128, serta terdapat rata-rata transaksi sejumlah 3 produk terjual pada setiap minggunya dalam satu tahun, dengan kestidakstabilan transaksi sebesar 9 transaksi. Maka dari itu, transaksi menu yang terjual setiap minggunya dalam setahun ada di rentang $[3 - 9, 3 + 9] = [0, 12]$.

TABEL 9.
KRITERIA KLASSTER 5

Item	Total terjual	Jenis	K	Mean Sales	SD	Mean Profit
Ayam Hemat	10	makanan	5	0	0,56	Rp30.000
Chocolate	2	minuman	5	0	0,18	Rp3.250
Soft Drink	0	minuman	5	0	0,00	Rp0
Tahu Tempe Mangut	8	makanan	5	0	0,43	Rp24.000
Rata-rata			0	0		Rp14.313

Klaster 5 pada **Tabel 9** menunjukkan kumpulan menu dengan perbandingan jenis menu yang seimbang, keuntungan rata-rata Rp14.313, serta terdapat rata-rata transaksi sejumlah 0 produk terjual pada setiap minggunya dalam satu tahun, dengan kestidakstabilan transaksi sebesar 0 transaksi. Maka dari itu, transaksi menu yang terjual setiap minggunya ada di rentang $[0 - 0, 0 + 0] = [0, 0]$.

2. Association Rules FP-Growth

Ilustrasi visualisasi hubungan *FP-Growth* dapat dilihat pada **Gambar 4**. Setiap kotak dalam grafik mewakili *rules* yang ditemukan, dengan panah yang menunjukkan hubungannya. Aturan ditampilkan dalam format "*Rule X (support / confidence)*", *support* menggambarkan seberapa sering kombinasi item tersebut muncul dan *confidence* menunjukkan seberapa kuat hubungan antar item tersebut dalam transaksi.



GAMBAR 4.

GRAFIK RULES FP-GROWTH

Berdasarkan hasil analisis asosiasi, ditemukan 16 aturan terbaik sesuai *threshold* yang ditentukan. Teh Tawar dan Ati Ampela Penyet muncul sebagai item kunci yang sering dibeli bersamaan dengan menu lain. Contohnya, pembeli Ayam Mangut (*Rule 1*) dan Ati Ampela Penyet (*Rule 2*) cenderung juga membeli Teh Tawar, dengan confidence di atas 90%. Bebek Penyet sering dibeli bersama Ati Ampela Penyet (*Rule 3*) dan Teh Tawar (*Rule 5*), bahkan dalam kombinasi keduanya (*Rule 4* dan 6) tetap mengarah pada pembelian Teh Tawar. Pola sebaliknya juga terlihat, pembeli Teh Tawar cenderung membeli Ati Ampela Penyet (*Rule 7*). Menu minuman seperti Jeruk dan *Lemon Tea* juga berasosiasi kuat dengan Teh Tawar (*Rule 8–9*), dan kombinasi keduanya dengan Ati Ampela Penyet (*Rule 11–12, 15–16*) memperkuat pola tersebut. Selain itu, pembeli Jeruk atau *Lemon Tea* juga cenderung membeli Ati Ampela Penyet (*Rule 13–14*). Temuan ini menunjukkan bahwa Teh Tawar dan Ati Ampela Penyet sangat sentral dalam pola pembelian dan dapat dimanfaatkan dalam strategi bundling, promosi, atau pemasaran menu.

3. Strategi Pemasaran

Berdasarkan masalah pada kasus di penelitian ini, berikut merupakan beberapa saran pembuatan paket / *bundling*, dan saran alternatif yang dibuat berdasarkan hasil *K-Means* dan *FP-Growth*.

TABEL 10.

STRATEGI PEMASARAN

No.	Acuan	Item	Strategi	Keterangan
1.	<i>Rule 3, 4, 6.</i> Klaster 3, 4.	Teh Tawar + Ati Ampela Penyet + Bebek Penyet	Paket Andalan Penyet	Paket menu yang dibuat berdasarkan klaster menu dan aturan asosiasi.

No.	Acuan	Item	Strategi	Keterangan
2.	<i>Rule 8, 9, 13, 14.</i> Klaster 3, 4	Teh Tawar + Es Jeruk / Lemon Tea + Ati Ampela Penyet	Paket Segar Hemat	Paket menu yang dibuat berdasarkan klaster menu dan aturan asosiasi.
3.	<i>Rule 1, 10.</i> Klaster 3, 4	Ayam Mangut + Teh Tawar + Ati Ampela Penyet	Paket Kombo Favorit	Paket menu yang dibuat berdasarkan klaster menu dan aturan asosiasi.
4.	Klaster 2	Ayam penyet, Es teh	Paket <i>Happy Hour</i>	Promo diskon pada menu terfavorit pada jam / hari tertentu.
5.	Analisis klaster dan aturan asosiasi	Label “Menu favorit”, “Sering dibeli bersama”	Penambahan label pada menu / poster	Membuat menu lebih menarik dan menambah variasi desain.
6.	Paket menu yang disarankan	Poster fisik / digital	Poster paket menu	Memberikan informasi paket menu pada pelanggan dengan cara yang menarik.
7.	Poster digital, paket menu, promo diskon	Postingan media sosial	Melakukan promosi dengan bantuan media sosial untuk paket menu baru / promosi spesial.	Menambah jangkauan promosi melalui media sosial.

Strategi *bundling* menu dikembangkan berdasarkan hasil *FP-Growth* dan *K-Means*. Paket yang dirancang, menggabungkan menu yang sering dibeli bersamaan dan berasal dari klaster dengan tingkat keuntungan dan kestabilan penjualan yang baik. Strategi tambahan seperti *happy hour* dan pelabelan menu juga digunakan untuk menarik perhatian pelanggan. *Happy hour* menawarkan potongan harga pada menu tertentu di waktu khusus, misalnya saat jam makan siang, sehingga dapat meningkatkan penjualan di jam sepi. Sementara itu, desain visual seperti poster paket menu dan label dibuat untuk memperkuat promosi. Pemanfaatan *platform* digital seperti Instagram menjadi kunci untuk menjangkau konsumen yang lebih luas, terutama kalangan muda yang aktif di media sosial. Gabungan antara analisis data, strategi bundling, dan promosi digital diharapkan dapat meningkatkan penjualan secara keseluruhan serta membantu usaha kuliner tetap kompetitif.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi pola penjualan menu di Rumah Makan Mbok Galak dengan pendekatan berbasis data menggunakan algoritma *K-Means* dan *FP-Growth*. Melalui pengelompokan dengan *K-Means*, menu makanan dan minuman dapat diklasifikasikan ke dalam 5 klaster berbeda berdasarkan rata-rata keuntungan, kestabilan penjualan, jenis menu, serta frekuensi pembelian mingguannya. Pengelompokan ini membantu memahami karakteristik setiap menu secara efektif. Selain itu, analisis *MBA* berhasil mengidentifikasi pola pembelian menu yang sering dibeli bersamaan. Hasil ini menjadi dasar dalam merancang strategi *bundling* menu yang lebih menarik dan sesuai dengan kebiasaan pelanggan. Berdasarkan hasil analisis, penelitian ini memberikan wawasan dalam menyusun promosi yang lebih efektif guna meningkatkan daya tarik serta nilai transaksi konsumen.

REFERENSI

- [1] Aaron, F., Tanamas, W., Wijaya, S., Prasetyo, E., & Tias, R. F. (2024). *Dynamic Time Warping Pada Metode K-Means Untuk Pengelompokan Data Trend Penjualan Produk*. 02, 100–109.
- [2] Al Farisi, S., Iqbal Fasa, M., & Suharto. (2022). Peran Umkm (Usaha Mikro Kecil Menengah) Dalam Meningkatkan Kesejahteraan Masyarakat. *Jurnal Dinamika Ekonomi Syariah*, 9(1), 73–84. <https://doi.org/10.53429/jdes.v9ino.1.307>
- [3] Almeida, D., & Graciella Juanda, G. (2021). Analisis Multidimensional Scaling dan k-Means Clustering untuk Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Tingkat Pengangguran. *E-Prosiding Nasional | Departemen Statistika FMIPA Universitas Padjadjaran*, 10, 08. <http://prosiding.statistics.unpad.ac.id/index.php/prosid-ingnasional/article/view/75>
- [4] Ariati, I., Norsa, R. N., Akhsan, L., & Heikal, J. (2023). Segmentasi Pelanggan Menggunakan K-Means Clustering Studi Kasus Pelanggan Uht Milk Greenfield. *Cerdika: Jurnal Ilmiah Indonesia*, 3(7), 729–743. <https://doi.org/10.59141/cerdika.v3i7.639>
- [5] Ariyanto, D. (2022). Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means untuk Klasifikasi Penyakit Infeksi Saluran Pernafasan Akut. *Jurnal Sistim Informasi Dan Teknologi*, 4, 13–18. <https://doi.org/10.37034/jsisfotek.v4i1.117>
- [6] Ayubi, A. Al, Achmadi, H., & Ayubi, A. Al. (2024). *Enrichment: Journal of Management Customer profiling with k-means clustering and product recommendation with market basket analysis for strategy marketing MSMEs*. 14(2).
- [7] Ibrahim, F., Putra, B. S., Azhra, F. H., & Fadhlurrohman, N. (2021). Analysis of marketing strategy at setia stores using ahp, clustering, and ar-mba method. *International Journal of Industrial Optimization*, 2(2), 125. <https://doi.org/10.12928/ijio.v2i2.4369>
- [8] Idham, Rosika, H., & Yuliadi. (2024). *IMPLEMENTASI RAPIDMINER UNTUK CLESTERING DATA PENJUALAN PAKAIAN MENGGUNAKAN METODE K-MEANS*. 5, 221–231.
- [9] Mamuriyah, N., Chairunnisa, C., Putri, A. S. A., & ... (2021). Strategi Pemasaran Dalam Meningkatkan Hasil Penjualan Rumah Makan Padang Gadih Minang. *National Conference ...*, 3, 469–478. <https://journal.uib.ac.id/index.php/nacospro/article/view/5973>
- [10] Muhamad Andika, A., Suarna, N., & Dana, R. D. (2023). Analisa Dataset Asosiasi Penjualan Menggunakan Metode FP-Growth. *Jurnal Teknologi Ilmu Komputer*, 2(1), 80–88. <https://doi.org/10.56854/jtik.v2i1.108>
- [11] Nurahman, N., Maulana, A., Suprianur, A., & Faruq, F. U. (2023). Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Menu Minuman Di Jingga Coffee. *Jurnal Global Ilmiah*, 1(1), 8–17. <https://doi.org/10.55324/jgi.v1i1.2>
- [12] Rifai, B., & Mychelisda, E. (2023). Model Percepatan Adopsi Teknologi Digital Industri Makanan Minuman Berbasis Potensi Lokal Menuju Industri 4.0 Untuk Mendukung Ketahanan Pangan Nasional. *TheJournalish: Social and Government*, 4(5), 211–231. <http://thejournalish.com/ojs/index.php/thejournalish/>
- [13] Santoso, M. H. (2021). Application of Association Rule Method Using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom. *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, 1(2), 54–66. <https://doi.org/10.47709/brilliance.v1i2.1228>
- [14] Simangunsong, B. N., Manalu, M. R., & Medan, U. I. (2023). Testing the K-Means Clustering Algorithm in Processing Student Assignment Grades Using the RapidMiner Application. *Journal of Data Science*, 1, 51–60.
- [15] Sulistiono, & Mulyana, M. (2020). 02+-+JADKES+2020+Vol+1+No+2+Angga+Mumuh. 1(2), 127–134. <https://doi.org/10.374/jadkes.v1i2.512>
- [16] Supriyono, Arifin, M., & Nugraha, F. (2020). Implementasi CRM Berbasis E-Commerce Pada Rumah Makan Ulam Sari Kudus. *Jurnal SIMETRIS*, 11(1), 333–340.
- [17] Syifa, N., & Fahmi, R. N. (2021). Implementasi Metode K-Means Clustering dalam Analisis Persebaran UMKM di Jawa Barat. *JOINS (Journal of Information System)*, 6(2), 211–220. <https://doi.org/10.33633/joins.v6i2.5310>
- [18] Talia, A. H., Suarna, N., & Pratama, D. (2024). Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Analisis Pola Transaksi Untuk Optimalisasi Pengelolaan Data Transaksi Di Toko Lia. *Jurnal Kecerdasan Buatan Dan Teknologi Informasi*, 3(1), 26–36. <https://doi.org/10.69916/jkbt.v3i1.108>
- [19] Tanuwijaya, K., & Sikomena, A. (2024). *PENDAMPINGAN PEMANFAATAN TEKNOLOGI DIGITAL SEBAGAI STRATEGI PEMASARAN UMKM*

NURUL ISMIATI.

- [20] Triyandana, G., Putri, L. A., & Umaidah, Y. (2022). Penerapan Data Mining Pengelompokan Menu Makanan dan Minuman Berdasarkan Tingkat Penjualan Menggunakan Metode K-Means. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 6(1), 40–46. <https://doi.org/10.30871/jaic.v6i1.3824>
- [21] Vera-Vera, J. F., & Roldán-Nofuentes, J. A. (2024). A robust alternating least squares K-means clustering approach for times series using dynamic time warping dissimilarities. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 21(3), 3631–3651. <https://doi.org/10.3934/mbe.2024160>
- [22] Munfarijah, V., & Lucia, D. (2020). Implementation of FP-Growth Algorithm in Determining Food Package Recommendation in Sunan Giri Ribs Meatball Restaurant. *International Journal of Computer Applications*, 176(24), 15–20. <https://doi.org/10.5120/ijca2020920225>
- [23] Nurahman, N., Maulana, A., Suprianur, A., & Faruq, F. U. (2023). Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Menu Minuman Di Jingga Coffee. *Jurnal Global Ilmiah*, 1(1), 8–17. <https://doi.org/10.55324/jgi.v1i1>.

