

IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK PENINGKATAN PENJUALAN DI FWAMART JL. BUNGA CEMPAKA MEDAN

Shelly Novaliana¹, Alfonsus Situmorang², Imelda Sri Dumayanti³

^{1,2,3}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

Info Artikel

Histori Artikel:

Received, Sept 24, 2025

Revised, Okt 10, 2025

Accepted, Okt 11, 2025

Keywords:

Data Mining,

Algoritma Apriori,

Aturan Asosiasi,

Fwamart

Strategi Penjualan

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data transaksi penjualan di Fwamart Jl. Bunga Cempaka Medan dengan menerapkan algoritma Apriori sebagai metode dalam menemukan pola keterkaitan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Selama ini, pengelolaan data transaksi di Fwamart belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis, khususnya dalam penyusunan strategi penataan produk di rak. Melalui penerapan algoritma Apriori, data transaksi diolah untuk menghasilkan *frequent itemset* serta aturan asosiasi dengan parameter *minimum support* sebesar 3% dan *minimum confidence* sebesar 50%. Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Python pada platform Google Colab untuk proses analisis, dengan data transaksi penjualan selama periode Januari hingga Maret 2025 yang mencakup maksimal empat item produk per transaksi. Hasil analisis menunjukkan adanya sejumlah kombinasi produk yang memiliki tingkat keterkaitan tinggi berdasarkan nilai *support* dan *confidence*, seperti hubungan antara produk minuman dan makanan ringan. Temuan ini dapat dimanfaatkan oleh manajemen Fwamart untuk menyusun strategi penataan produk secara lebih efektif, menempatkan produk pelengkap pada area yang berdekatan, serta meningkatkan potensi pembelian tambahan oleh pelanggan. Dengan demikian, penerapan algoritma Apriori terbukti mampu mengubah data transaksi menjadi informasi berharga yang dapat mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data, khususnya dalam upaya peningkatan penjualan dan optimalisasi tata letak produk di Fwamart Jl. Bunga Cempaka Medan

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Shelly Novalina P,
Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Methodist Indonesia, Medan,
Jl. Hang Tuah No.8, Medan - Sumatera Utara.
Email: shellynovalina@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Era ritel kontemporer ditandai dengan intensitas kompetisi yang semakin tinggi dalam konteks digitalisasi bisnis, dimana kemampuan organisasi untuk memahami dan merespons pola perilaku konsumen melalui analisis data telah menjadi faktor penentu utama dalam memelihara keunggulan kompetitif dan keberlangsungan operasional perusahaan[1]. Fwamart Jl. Bunga Cempaka Medan, yang merupakan unit usaha ritel dengan fokus pada distribusi produk-produk kebutuhan harian konsumen termasuk bahan pangan pokok, perlengkapan rumah tangga, produk makanan dan minuman dalam kemasan, serta beragam barang keperluan konsumen lainnya, telah mengadopsi sistem kasir digital yang secara menyeluruh dan terstruktur merekam keseluruhan transaksi penjualan dengan mencatat elemen-elemen fundamental seperti spesifikasi produk, jumlah unit yang dibeli, waktu terjadinya transaksi, dan metode pembayaran yang digunakan pelanggan. Meskipun demikian, walaupun akumulasi data transaksional yang masif telah tersedia dalam infrastruktur sistem, pemanfaatan data tersebut untuk tujuan analitik dan perumusan strategi bisnis

masih belum mencapai tingkat optimal, khususnya dalam hal pengenalan produk-produk dengan performa penjualan tertinggi dan pengidentifikasian pola pembelian bersamaan antar produk dalam satu transaksi konsumen. Konsekuensi dari absennya kerangka kerja analitis yang terstruktur ini adalah penerapan strategipenataan produk dan konfigurasi display di area penjualan yang masih bersifat konvensional dan mengandalkan intuisi, tanpa mengintegrasikan pertimbangan mengenai korelasi atau keterkaitan antar produk yang berlandaskan pada perilaku pembelian riil konsumen, yang pada gilirannya menyebabkan terlupakannya peluang strategis untuk mengoptimalkan arrangement produk yang berpotensi meningkatkan nilai transaksi melalui strategi penjualan silang dan mendorong pembelian spontan[2]. Situasi ini menjadi perhatian penting mengingat bahwa riset-riset dalam domain manajemen ritel secara konsisten mendemonstrasikan bahwa pengaturan strategis terhadap produk-produk yang memiliki tingkat asosiasi pembelian tinggi pada lokasi-lokasi yang berdekatan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan volume penjualan dan tingkat kepuasan pelanggan[3]. Untuk menangani permasalahan ini, dibutuhkan penerapan pendekatan data mining yang memiliki kemampuan untuk mengungkap pola-pola tersembunyi dan mengidentifikasi hubungan asosiasi antar produk dari kumpulan data transaksi yang ada, dimana algoritma Apriori merupakan salah satu teknik yang telah teruji, banyak digunakan, dan memiliki rekam jejak yang kuat dalam melaksanakan analisis keranjang belanja melalui pendeteksian himpunan item yang sering muncul bersama—yakni kumpulan produk yang memiliki frekuensi kemunculan simultan melebihi ambang batas tertentu—serta membangun kaidah asosiasi yang andal berdasarkan parameter evaluatif support dan confidence yang dapat diukur secara statistik dan diverifikasi[4]. Melalui penerapan algoritma Apriori terhadap data transaksi penjualan Fwamart selama periode Januari sampai dengan Maret 2025.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining merupakan proses ekstraksi pengetahuan dari database melalui analisis data historis untuk menemukan pola, keteraturan, atau hubungan dalam dataset berukuran besar yang dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas pengambilan keputusan di masa depan[5]. Konsep ini juga dikenal sebagai Knowledge Discovery in Database (KDD), yang melibatkan serangkaian tahapan sistematis untuk mengubah data mentah menjadi informasi bernilai. Menurut Han & Kamber, proses KDD terdiri dari tujuh tahapan berurutan yang mencakup: (1) Data Cleaning untuk mengeliminasi noise dan inkonsistensi data; (2) Data Integration untuk menggabungkan data dari berbagai sumber; (3) Data Selection untuk memilih data relevan yang akan dianalisis; (4) Data Transformation untuk mengkonversi data ke dalam format yang sesuai untuk proses mining seperti agregasi atau ringkasan; (5) Data Mining sebagai tahap inti dimana metode analitik diterapkan untuk mengekstraksi pola; (6) Pattern Evaluation untuk mengidentifikasi pola-pola signifikan yang merepresentasikan pengetahuan; dan (7) Knowledge Presentation untuk memvisualisasikan dan menyajikan hasil temuan kepada pengguna dalam format yang mudah dipahami. Melalui proses iteratif ini, data mining memungkinkan organisasi untuk memecahkan masalah bisnis dengan menganalisis data yang tersedia dan menghasilkan wawasan yang actionable untuk mendukung strategi dan operasional perusahaan.

2.2 Association Rules

Association Rule Mining, yang dikenal juga sebagai market basket analysis, merupakan teknik analisis untuk mengidentifikasi pola hubungan atau asosiasi antar item dalam transaksi berdasarkan kebiasaan pembelian konsumen secara bersamaan, seperti temuan Permana yang menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli susu bayi cenderung juga membeli sabun mandi, mengindikasikan adanya keterkaitan kuat yang dapat dimanfaatkan untuk strategi penataan produk dan cross-selling[6]. Dalam menentukan aturan asosiasi yang signifikan, digunakan ukuran ketertarikan (interestingness measure) yang terdiri dari dua parameter utama: support dan confidence, dimana support menunjukkan frekuensi kemunculan kombinasi item tertentu dalam keseluruhan transaksi dengan nilai minimal umumnya 15%, sedangkan confidence mengukur probabilitas pembelian item B setelah pembelian item A dengan nilai minimal umumnya 60%, sehingga kedua metrik ini berfungsi untuk menyaring aturan yang paling relevan dan bermakna[7]. Penerapan

association rule mining sangat krusial dalam analisis data transaksional karena mampu mengungkap pola-pola laten yang tidak tampak secara eksplisit, memungkinkan perusahaan untuk merumuskan keputusan strategis dalam pengelolaan inventori, perancangan promosi, penataan produk, hingga strategi bundling atau diskon khusus untuk produk-produk yang sering dibeli bersamaan, sehingga tidak hanya meningkatkan pemahaman terhadap perilaku konsumen tetapi juga mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih tepat, terukur, dan berbasis pada analisis data empiris.

2.3 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu metode data mining yang paling umum digunakan untuk menemukan aturan asosiasi dalam analisis data transaksi, dengan tujuan mengidentifikasi pola hubungan antar item dalam database melalui pencarian itemset frekuensi secara efisien [8], [9]. Algoritma ini bekerja berdasarkan prinsip bahwa jika suatu itemset bersifat frekuensi, maka seluruh subset dari itemset tersebut juga frekuensi, dengan tiga tahapan utama [10].

1. Pencarian Itemset 1-item

Algoritma mengidentifikasi dan menghitung frekuensi kemunculan setiap item tunggal dalam data atau frekuensi kemunculan yang lebih dari nilai minimum *support* yang ditentukan sebelumnya

Mencari *support* 1 item menggunakan rumus 2.1.

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \dots \dots \dots (2.1)$$

2. Pembentukan kandidat itemset:

Itemset kandidat yang berisi dua item atau lebih dibuat dengan menggunakan hasil dari tahap sebelumnya (iterasi 1). Jika nilai minimum tidak sesuai, maka proses berhenti. Mencari *support* 2 item atau lebih menggunakan rumus 2.2

$$Support(A, B) = \frac{\text{transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \dots \dots \dots (2.2)$$

3. Pembentukan aturan asosiasi:

Aturan asosiasi yang memenuhi batas *confidence* minimum juga diidentifikasi berdasarkan hasil *support* dari itemset dalam tahap sebelumnya. Mencari *confidence* menggunakan rumus 2.3.

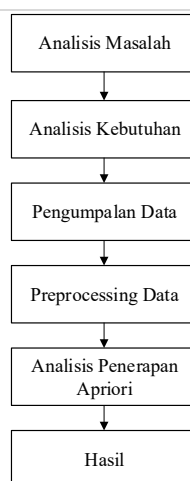
$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi A}} \times 100\% \dots \dots \dots (2.3)$$

2.4 Strategi Peningkatan Penjualan

Strategi peningkatan penjualan merupakan serangkaian metode terstruktur yang dirancang untuk mengakselerasi volume penjualan melalui pemahaman perilaku konsumen dan dinamika pasar, mencakup enam pendekatan utama: promosi dan diskon untuk stimulus jangka pendek, peningkatan kualitas pelayanan yang customer-centric, digital marketing untuk memperluas jangkauan audiens, program loyalitas pelanggan, inovasi produk baru yang responsif terhadap kebutuhan pasar, serta strategi cross-selling dan up-selling untuk meningkatkan nilai transaksi [11]. Keberhasilan strategi ini bergantung pada integrasi teknologi e-commerce dan analytics yang mendukung pendekatan data-driven.

2.5 Metode Penelitian

Kerangka kerja dalam penelitian ini bertujuan untuk menguraikan semua tahapan-tahapan kegiatan yang dilaksanakan pada waktu penelitian agar sesuai dengan tujuan yang telah ditentukan. Adapun bentuk gambar kerangka kerja sistem yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.

Gambar 1 *Framework* Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset

Penelitian ini menggunakan data transaksi penjualan Fwamart Jl. Bunga Cempaka periode Januari–Maret 2025 dengan sampel sebanyak 1.291 transaksi, yang masing-masing terdiri dari maksimal empat item produk. Variabel yang dianalisis meliputi ID transaksi, nama produk, dan frekuensi transaksi. Data diolah menggunakan algoritma Apriori dengan minimum support 3% dan minimum confidence 50%. Nilai support 3% dipilih untuk memastikan kombinasi produk yang dianalisis memiliki frekuensi kemunculan yang cukup signifikan dalam dataset, sedangkan confidence 50% digunakan untuk menjamin bahwa aturan asosiasi yang terbentuk memiliki tingkat kepercayaan yang kuat. Proses analisis dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python pada platform Google Colab guna mengidentifikasi pola asosiasi antarproduk dan menyusun rekomendasi strategi peningkatan penjualan berbasis data, sebagaimana disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1 Dataset(1291 Data)

N o	ID Transaksi	Tanggal	Waktu	Produk	Total Pembayaran	Kasir	Tipe pembayaran	Metode Pembayaran
1	TRX010165	01/01/2025	10:29:00	Sunco 2 l, ALE ALE MIN.ORANGE 24X190 ML/CTN, Fabel pensil 2b	58272	fwamartt@gmail.com	tunai	Cash
2	TRX010189	01/01/2025	10:52:00	OREO strawberryy cream133g	11802	fwamartt@gmail.com	tunai	Cash
3	TRX010344	01/01/2025	11:06:00	Good day cappuccino, pillows coklat, SAMPURNA MLD 12, Sunlight 1000, hot hot pop, saltches20g	83617	fwamartt@gmail.com	tunai	Cash
4	TRX010062	01/01/2025	09:11:00	pulpen snomen, Teh Pucuk 350ml	18688	fwamartt@gmail.com	tunai	Cash
5	TRX010133	01/01/2025	12:00:00	rinso cair, minyak kayu putih 30 ml	25000	fwamartt@gmail.com	tunai	Cash
1	...	...	...					
2	TRX01026	07/01/20	20:16:00	Surya 12 mild, Mancis metro, ABC SARDINES 155G, saltches20g, nabati richeese 50g, walls	47113	fwamartt@gmail.co	tunai	Cash
9	1026	1/20	16:00	Feast vanilla	47113	m	tunai	Cash

3.2 Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan melalui pembersihan dan transformasi data untuk memenuhi kebutuhan analisis. Proses ini diawali dengan eliminasi kolom-kolom yang tidak relevan terhadap analisis asosiasi seperti No, Tanggal, Waktu, Total Pembayaran, Kasir, Tipe Pembayaran, dan

Metode Pembayaran, sehingga dataset hanya menyisakan atribut esensial berupa ID transaksi dan produk yang dibeli. Selanjutnya dilakukan perhitungan jumlah item pada setiap transaksi yang disimpan dalam kolom baru yaitu “Jumlah Item”. Berdasarkan kolom tersebut, dilakukan proses penyaringan data dengan membatasi jumlah produk dalam setiap transaksi maksimal empat produk, sehingga hanya transaksi yang memiliki 1 hingga 4 item produk yang digunakan dalam penelitian ini. Setelah itu data diurutkan berdasarkan ID Transaksi dan Jumlah Item untuk mempermudah proses analisis menggunakan algoritma Apriori. Proses preprocessing ini menghasilkan 856 data transaksi yang telah siap digunakan pada tahap analisis selanjutnya, sebagaimana disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2 Dataset (856 Data)

ID Transaksi	Produk	Jumlah Item
TRX010002	Beras Regar 5kg	1
TRX010003	sabun batang	1
TRX010007	AQUA 1,5L, Surya 12 mild, Aqua sedang 600 ml	4
TRX010008	pop mie dower kuah	1
TRX010019	downy, OREO CHOCO CREAM 133	2
TRX010021	choki choki 10 g, Milo 22 g, SAMPOERNA MILD 16	3
TRX010025	pepsodent 75g, pulpen snomen	2
.....		...
TRX010406	ABC SARDINES 155G, minyak kita 1 liter, nabati richeese 50g	3

3.3 Analisa Menggunakan Metode Apriori

Tahap analisis mengimplementasikan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola asosiasi antarproduk melalui perhitungan metrik support dan confidence dengan threshold minimal 3% dan 30%, dimulai dari pembentukan 1-itemset hingga kombinasi yang memenuhi ambang batas, kemudian mengkonstruksi aturan asosiasi ($A \rightarrow B$) yang menggambarkan hubungan pembelian antarproduk untuk menghasilkan rekomendasi strategis optimalisasi penempatan dan promosi produk di Fwamart Jl. Bunga Cempaka.

1. Pencarian 1 Item-set

Tahap inisialisasi algoritma Apriori dilakukan dengan membentuk 1-itemset yang berisi seluruh produk tunggal beserta frekuensi kemunculannya, kemudian dilakukan filtering dengan mengeliminasi produk yang memiliki nilai support di bawah threshold 3% sehingga hanya produk signifikan yang dipertahankan untuk pembentukan kombinasi itemset selanjutnya, dengan hasil yang disajikan dalam format data tabular biner pada Tabel 3.

Tabel 3 Data Tabular Biner

ID	5	ABC	ALE ALE	A	Aqua	BENGB	Bera	Big	Bi	...	...	yupi
Tra	L	SARDI	MIN.ORANG	Q	sedan	ENG	s	Babol	mo	...	...	ice
nsa		NES	E 24X190	U	g 600	CHOCO	Rega	straw	li 2	...	...	cream
ksi		155G	ML/CTN	A	ml	20 G	r 5kg	20 g	L	...	...	cone
				1						...		7g
TR	0	0	0	0	0	0	1	0	0		...	0
X0										.	...	
100												
02												
TR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	...	0
X0										...	..	
100												
03												
TR	1	0	0	1	1	0	0	0	0	...	...	0
X0										...	.	
100												
07												
TR	0	0	0	0	0	0	0	0	0		.	0

X0											...	
100											.	
08												
TR	0	0		0	0	0	0	0	0	0		0
X0											..	
100												
19												
...	...	...			...						...	
...					.						.	
...												
TR	0	1		0	0	0	0	0	0	0		0
X0											.	
104												
06												

Berikut ini contoh perhitungan dapat dilihat dibawah ini :

Nama Barang : 5L

Jumlah Transaksi : 19

$$S(5L) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung 5L}}{\sum 856} \times 100\% = \frac{19}{856} \times 100\% = 0,02219 \times 100\% = 2,219\%$$

Dengan demikian, produk 5L memiliki *support* sebesar 2,219%, yang memenuhi batas minimum *support* sebesar 3% jadi tidak dapat digunakan untuk pembentukan aturan asosiasi selanjutnya.

2. Pencarian 2 Item-set

Tahap pembentukan 2-itemset dilakukan dengan mengidentifikasi kombinasi pasangan produk yang muncul bersamaan dalam satu transaksi, dimana setiap kombinasi dihitung nilai support-nya menggunakan rumus (jumlah transaksi mengandung kedua produk / total transaksi) × 100%, dan hanya kombinasi dengan support ≥ 3% yang dipertahankan sebagai frequent 2-itemset. Dengan format data biner yang disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4 Format Tabular Biner 2 Itemset

ID Transaksi	Beras Regar 5kg-Good day cappuccino	Beras Regar 5kg-Surya 12 mild	Beras Regar 5kg-Aqua sedang 600 ml	Beras Regar 5kg-Teh Pucuk 500 ml	Beras Regar 5kg-minyak kita 1 liter	Beras Regar 5kg-Chocolatos Drink	...	...	wals semangka-yupi ice cream cone 7g
TR X0 100 02	0	0	0	0	0	0	...	...	0
TR X0 100 03	0	0	0	0	0	0	...	...	0
TR X0 100 07	0	0	1	1	0	0	...	...	0
TR X0 100 19	0	0	0	0	0	0	...	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
TR X0 100 19	0	0	0	0	0	0	...	...	...

Berikut ini contoh perhitungan dapat dilihat dibawah ini :

Nama Barang : Beras Regar 5kg –
Good day cappuccino

Jumlah Transaksi : 4

$$S \left(\begin{array}{l} \text{Beras Regar 5kg –} \\ \text{Good day cappuccino} \end{array} \right) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Beras Regar 5kg – Good day cappuccino}}{\sum 856} \times 100\%$$

$$= \frac{4}{856} \times 100\% = 0,04 \times 100\% = 4\%$$

Kombinasi produk Beras Regar 5kg – Good day cappuccino tidak pernah dibeli bersamaan dalam dataset yang dianalisis, sehingga pasangan produk ini tidak signifikan dan tidak akan digunakan untuk pembentukan aturan asosiasi berikutnya.

3. Perhitungan Confidence

Setelah mendapatkan nilai support dari setiap itemset, dilakukan kalkulasi confidence untuk mengkonstruksi aturan asosiasi yang mengukur tingkat kemungkinan produk B terbeli saat produk A dibeli, dengan threshold minimal confidence 50% .

Nextar Nastar → minyak kita 1 liter

Support(A) : 3,4

Support(AUB) = 3,4

$$C(\text{Nextar Nastar} \rightarrow \text{minyak kita 1 liter}) = \frac{\text{Support}(AUB)}{\text{Support}(A)} \times 100\% = \frac{3,4}{3,4} \times 100\%$$

$$= 100\%$$

Pada aturan asosiasi Nextar Nastar → Minyak Kita 1 Liter, produk Nextar Nastar memiliki nilai *support* sebesar 3,4%. Kemunculan kedua produk secara bersamaan dalam transaksi menghasilkan nilai *support* gabungan yang sama, sehingga diperoleh nilai *confidence* sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa setiap transaksi yang memuat produk Nextar Nastar selalu disertai dengan pembelian Minyak Kita 1 Liter, sehingga mengindikasikan adanya keterkaitan pola pembelian yang kuat antara kedua produk tersebut. Oleh karena itu, aturan asosiasi ini memenuhi nilai *threshold* yang telah ditentukan dan dapat dijadikan sebagai acuan dalam merumuskan strategi penjualan. Selanjutnya, proses evaluasi yang sama diterapkan secara sistematis terhadap seluruh aturan asosiasi yang dihasilkan hingga aturan terakhir pada dataset. Tahapan ini dilakukan untuk memastikan bahwa hanya aturan dengan nilai confidence $\geq 50\%$ yang dipertahankan dan digunakan sebagai dasar dalam penyusunan rekomendasi strategis. Hasil dari proses evaluasi tersebut disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil *Confidence*

Aturan	Support A	Support A,B	Confidenc e
Nextar Nastar → minyak kita 1 liter	0,0339	0,06	100%
Bimoli 2 L → Surya 12 mild	0,0362	0,06	100%
hot hot pop → FRUIT TEA BLK CR 350	0,0315	0,05	100%
FRUIT TEA BLK CR 350 → hot hot pop	0,0327	0,05	100%

Big Babol straw 20 g → supermi kaldu ayam	0,0397	0,06	100%
INDOMIE SOTO MEDAN 63 G → Teh Pucuk 500 ml	0,0432	0,06	100%
jelly → Beras Regar 5kg	0,0362	0,05	100%
supermi kaldu ayam → Big Babol straw 20 g	0,0444	0,06	100%
POCARI SWEART 500 ML → wals semangka	0,0374	0,05	100%
wallsi ce paddle pop rainbow power new 50ml → Good day cappuccino	0,0304	0,04	100%
walls Feast vanilla → minyak kayu putih 30 ml	0,0315	0,04	100%
.....			
Beras Regar 5kg → Fabel pensil 2b	0,0783	0,03	38%

3.4 Implementasi Program Python

Implementasi program Python merupakan proses transformasi konsep desain menjadi sistem fungsional yang operasional melalui serangkaian langkah strategis untuk memastikan sistem dapat beroperasi optimal sesuai kebutuhan yang ditetapkan. Dalam penelitian ini, implementasi dilakukan menggunakan algoritma Apriori dengan Python pada platform Google Colaboratory untuk menganalisis transaksi penjualan Fwamart Jl. Bunga Cempaka.

3.4.1 Membaca dataset file CSV

Preprocessing data dilakukan dengan membaca file data_penjualan.csv ke dalam DataFrame menggunakan Pandas, yang mencakup atribut transaksi seperti ID Transaksi, Tanggal, Produk, dan metode pembayaran, kemudian dilakukan data cleaning berupa eliminasi duplikasi, penanganan missing values, dan standarisasi format untuk memastikan kualitas data sebelum analisis algoritma Apriori, sebagaimana ditampilkan dalam Gambar 2.

	No	ID Transaksi	Tanggal	Waktu	Produk	Total Pembayaran	Email	Tipe pembayaran	Metode Pembayaran	
	0	1	TRX010165	01/01/2025	10:29:00	Banana 2 L, ALE ALE MARI ORANGE 24x180 MLUTH, P...	58272	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	1	2	TRX010169	01/01/2025	10:52:00	OREO strawberry cream133g	11802	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	2	3	TRX010344	01/01/2025	11:06:00	Good day cappuccino, gillows cornst, SAMPURNA...	83617	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	3	4	TRX010082	01/01/2025	11:09:00	garden women, Teh Pucuk 350ml	13688	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	4	5	TRX010133	01/01/2025	11:41:00	meso cak, minyak kayu putih 30 ml	25006	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
	1267	1268	TRX030079	28/03/2025	18:11:00	tha tha datu 7 g, INDOMIE SOTO MEDAN 63 G	17138	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	1269	1289	TRX030282	28/03/2025	18:22:00	indomie goreng rendang, meso cak, satefish20	63804	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	1289	1290	TRX030296	28/03/2025	18:37:00	Fruttes Apple, Supa wedang 030 ml, Fabel pensil...	42338	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	1290	1291	TRX030107	28/03/2025	18:46:00	wallsi ce paddle pop rainbow power new 50ml, p...	184223	fwamart@gmail.com	tunai	Cash
	1291	1292	TRX030034	28/03/2025	18:54:00	Banana 2 L, batu arana, SAMPURNA MLD 15	57295	fwamart@gmail.com	tunai	Cash

Gambar 2 Dataset

3.4.2 Support 1 Item-set

Tahap ini mengkalkulasi nilai support setiap item tunggal dengan membagi frekuensi kemunculan produk terhadap total transaksi menggunakan fungsi apriori dari library mlxtend.frequent_patterns, sehingga menghasilkan daftar produk dengan nilai support yang melampaui threshold minimum sebagai dasar pembentukan frequent itemset dan aturan asosiasi pada tahap selanjutnya, seperti ditampilkan pada Gambar 3.

	Produk	Jumlah Transaksi	Support
0	5L	19.0	0.022196
1	ABC SARDINES 155G	39.0	0.045561
2	ALE ALE MIN. ORANGE 24X190 MUCTN	31.0	0.036215
3	AQUA 1	19.0	0.022196
4	Aqua sedang 600 ml	43.0	0.050234
...	...	...	...
60	supermi kaldu ayam	38.0	0.044393
61	walls Feast vanila	27.0	0.031542
62	wallsi ce paddle pop rainbow power new 50ml	26.0	0.030374
63	walls semangka	38.0	0.044393
64	yupi ice cream cone 7g	34.0	0.039720

Gambar 3 Support 1 Item-set

3.4.3 Support 2 Item-set

Tahap ini mengkalkulasi nilai support untuk 2-itemset dengan membagi frekuensi kemunculan kombinasi dua produk dalam transaksi terhadap total transaksi, dimana nilai support yang tinggi mengindikasikan keterkaitan kuat antarproduk, sehingga hanya pasangan produk yang melampaui threshold minimum support yang dipertahankan sebagai frequent 2-itemset untuk konstruksi aturan asosiasi pada tahap berikutnya, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.

	Kombinasi Produk	Support	Jumlah Transaksi
0	Beras Regar 5kg-Good day cappuccino	0.04	4
1	Beras Regar 5kg-Surya 12 mild	0.05	5
2	Beras Regar 5kg-Aqua sedang 600 ml	0.02	2
3	Beras Regar 5kg-Teh Pucuk 500 ml	0.02	2
4	Beras Regar 5kg-Chocolatos Drink	0.02	2
...	...	...	...
1648	hot hot pop-walls Feast vanila	0.03	3
1649	hot hot pop-wallsi ce paddle pop rainbow power...	0.01	1
1650	bolu Aroma-walls Feast vanila	0.00	0
1651	bolu Aroma-wallsi ce paddle pop rainbow power ...	0.00	0
1652	walls Feast vanila-wallsi ce paddle pop rainbo...	0.00	0

Gambar 4 Support 2 Item-set

3.4.4 Perhitungan Confidence

Tahap ini mengkalkulasi nilai confidence dari aturan asosiasi yang mengukur probabilitas pembelian produk B ketika produk A dibeli, dengan membagi support gabungan (A dan B) terhadap support produk A, dimana nilai confidence yang lebih tinggi mengindikasikan kekuatan hubungan antarproduk yang lebih kuat dan menjadi basis seleksi aturan asosiasi signifikan dalam analisis penjualan, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 5.

	Aturan	Support A	Support A,B	Confidence
0	Nextar Nastar → minyak kita 1 liter	0.0339	0.06	1.0000
1	Bimoli 2 L → Surya 12 mild	0.0362	0.06	1.0000
2	hot hot pop → FRUIT TEA BLK CR 350	0.0315	0.05	1.0000
3	FRUIT TEA BLK CR 350 → hot hot pop	0.0327	0.05	1.0000
4	Big Babol straw 20 g → supermi kaldu ayam	0.0397	0.06	1.0000
...	...	...	...	...
357	Beras Regar 5kg → Sunco 2 l	0.0783	0.03	0.3831
358	Beras Regar 5kg → choki choki 10 g	0.0783	0.03	0.3831
359	Beras Regar 5kg → daia bunga290g	0.0783	0.03	0.3831
360	Beras Regar 5kg → Delfi Cokelat Top 16 g	0.0783	0.03	0.3831
361	Beras Regar 5kg → Fabel pensil 2b	0.0783	0.03	0.3831

Gambar 5 Perhitungan *Confidence*

3.4.5 Penataan Produk di Tiap Rak

Tahap implementasi penataan produk mentransformasi hasil aturan asosiasi dari format pasangan ($A \rightarrow B$) menjadi informasi per-item dengan nomor rak spesifik, melalui ekstraksi nilai keterkaitan terkuat setiap produk baik sebagai antecedent maupun consequent yang kemudian dikonversi menjadi alokasi nomor rak optimal berdasarkan pola pembelian konsumen. Pendekatan ini menghasilkan penempatan produk yang lebih sistematis dan data-driven, menggantikan penataan berbasis intuisi dengan strategi yang didasarkan pada analisis empiris yang telah disederhanakan menjadi rekomendasi penempatan yang jelas dan aplikatif untuk setiap produk, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6 Peletakan Produk di RAK

Produk	Jumlah Transaksi	Support	Interpretasi	Strategi Peletakan	Support (%)
ABC SARDINES 155G	39	0,0455	Hubungan Lemah	Rak 4 - Tempatkan di rak bawah.	4,56
ALE ALE		60748			
MIN.ORANGE 24X190 ML/CTN	31	0,0362	Hubungan Lemah	Rak 4 - Tempatkan di rak bawah.	3,62
		14953			
Aqua sedang 600 ml	43	0,0502	Hubungan Sedang	Rak 3 - Tempatkan di rak tengah dalam kategori yang sama.	5,02
BENGBENG CHOCO 20 G		33645			
	35	0,0408	Hubungan Lemah	Rak 4 - Tempatkan di rak bawah.	4,09
		8785			
Beras Regar 5kg	67	0,0782	Hubungan Kuat	Rak 2 - Letakkan di eye level kategori produk.	7,83
		71028			
Big Babol straw 20 g	34	0,0397	Hubungan Lemah	Rak 4 - Tempatkan di rak bawah.	3,97
		19626			
Bimoli 2 L	31	0,0362	Hubungan Lemah	Rak 4 - Tempatkan di rak bawah.	3,62
		14953			
Chocolatos Drink	41	0,0478	Hubungan Lemah	Rak 4 - Tempatkan di rak bawah.	4,79
		97196			
.....					
yupi ice cream cone 7g	34	0,0397	Hubungan Lemah	Rak 4 - Tempatkan di rak bawah.	3,97
		19626			

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mendemonstrasikan bahwa implementasi algoritma Apriori pada dataset transaksi Fwamart Jl. Bunga Cempaka Medan berhasil mengekstraksi kombinasi produk dengan nilai support $\geq 3\%$ dan confidence $\geq 50\%$, menghasilkan aturan asosiasi yang merepresentasikan pola pembelian bersamaan konsumen secara akurat. Temuan ini memberikan manajemen Fwamart

insights komprehensif mengenai perilaku pembelian pelanggan yang dapat ditranslasikan menjadi strategi actionable dalam aspek promosi terarah, optimalisasi penataan produk berbasis keterkaitan item, dan pengelolaan inventori yang lebih efisien. Secara holistik, riset ini memvalidasi bahwa algoritma Apriori berkontribusi substantif terhadap akselerasi efektivitas strategi penjualan dan peningkatan kualitas decision-making bisnis, menjadikannya pendekatan metodologis yang ilmiah, praktis, dan data-driven untuk transformasi data transaksional menjadi business intelligence yang mendukung formulasi strategi bisnis kompetitif dan responsif terhadap dinamika konsumen

REFERENSI

- [1] D. Meliana, J. Riswati, D. Astuti, P. Manajemen, U. P. Bangsa, and A. B. Ritel, "Analisis Perkembangan Bisnis Ritel Di Indonesia Journal of Business Economics and Management," vol. 01, no. 03, pp. 235–243, 2025.
- [2] W. Ritel and I. Dan, "Analisis Industri Ritel Di Kota Padang Tanpa Keberadaan Dua Pendahuluan Journal of Science Education and Management Business Kajian Pustaka Bisnis Ritel," vol. 1, no. 1, pp. 48–53, 2022.
- [3] S. Syahriani, "Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori," vol. 9, no. 1, pp. 43–52, 2022.
- [4] T. Prasetya, J. E. Yanti, A. I. Purnamasari, and A. R. Dikananda, "Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori," vol. 6, no. 1, pp. 43–52, 2021.
- [5] N. Hendrastuty, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Dalam Evaluasi Hasil Pembelajaran Siswa," vol. 3, pp. 46–56, 2024.
- [6] P. H. Marpaung, N. Sahara, A. Rambe, and F. Suryani, "Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Sibolga," vol. 1, no. 3, pp. 117–122, 2024.
- [7] A. Maulidah and F. A. Bachtiar, "PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULE MINING UNTUK ASOSIASI ULASAN TERHADAP ASPEK TEMPAT WISATA JAWA TIMUR PARK 3 APPLICATION OF ASSOCIATION RULE MINING METHOD FOR ASSOCIATION OF REVIEWS ON ASPECT IN TOURIST ATTRACTION JAWA TIMUR PARK 3," vol. 8, no. 5, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184417.
- [8] M. U. Albab and D. Hidayatullah, "Penerapan Algoritma Apriori pada Sistem Informasi Inventori Toko," vol. 6, pp. 1321–1328, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4160.
- [9] A. S. Sihombing, D. R. Manalu, and A. P. Silalahi, "Penerapan Market Basket Analysis Dengan Metode Apriori Pada Toko Buku Selecta," *J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 42–52, 2022, [Online]. Available: <http://ojs.fikom-methodist.net/index.php/methosisfo>
- [10] D. V. Waas, "Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma," vol. 7, no. 1, pp. 38–45, 2022.
- [11] A. S. Sope *et al.*, "Analisis Strategi Pemasaran Terhadap Peningkatan Penjualan," vol. 1, no. 2, pp. 87–100, 2023.