

ANALISIS POLA PEMBELIAN PELANGGAN MENGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH DAN VISUALISASI DATA DENGAN POWER BI DI TOKO UPK LEUWISARI

Nurhalimah¹, N Nelis Febriani²

^{1,2} (Program Studi Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Cipasung Tasikmalaya)
(Jl. Borolong, Ciawi Jl. Raya Singaparna, RT.03/RW.02, Cilampunghilir, Kec. Padakembang,
Kabupaten Tasikmalaya, Jawa Barat 46466, telp/fax. (0265) 546028)
(e-mail: ¹nurhalimahafriansyah26@gmail.com, ²nelis.sm@uncip.ac.id)

Abstrak

Pemanfaatan data transaksi penjualan pada Toko UPK Leuwisari Jayamukti selama ini belum dilakukan secara maksimal, sehingga nilai informasi strategis yang terkandung di dalamnya belum mampu menopang pengambilan keputusan bisnis secara efektif. Riset ini bertujuan menemukan pola kecenderungan pembelian pelanggan melalui penerapan algoritma FP-Growth, kemudian menampilkan luaran analisisnya dalam bentuk dashboard interaktif berbasis Microsoft Power BI agar lebih mudah diinterpretasikan oleh pihak manajemen toko. Data transaksi yang mencakup rentang waktu Januari sampai Maret 2026 lebih dulu diolah melalui tahapan preprocessing dengan teknik one-hot encoding, dikerjakan menggunakan bahasa pemrograman Python di lingkungan Google Colab, dengan dukungan pustaka pandas untuk pengolahan data serta mlxtend guna menjalankan algoritma FP-Growth. Pembentukan aturan asosiasi ditentukan dengan ambang minimum support sebesar 0,5% serta minimum threshold lift sebesar 1. Dari proses analisis tersebut, diperoleh 18 aturan asosiasi signifikan, dengan keterkaitan paling erat terlihat pada kombinasi produk Terigu Dahlia, Aci Terompet, dan Gula Pasir Raja Gula, dengan nilai lift 13,107, support 0,569%, dan confidence 79,24%. Berdasarkan temuan tersebut, dapat disimpulkan bahwa perpaduan algoritma FP-Growth dengan Power BI mampu mentransformasikan data transaksi menjadi informasi strategis untuk merancang strategi bundling produk, pengelolaan persediaan barang, serta penataan rak penjualan yang lebih optimal.

Kata Kunci: FP-Growth, Market Basket Analysis, Aturan Asosiasi, Power BI, Data Mining

Abstract

The sales transaction data at Toko UPK Leuwisari Jayamukti has not been utilized optimally, causing its strategic information potential to remain untapped in supporting effective business decision-making. This study aims to identify customer purchasing patterns through the implementation of the FP-Growth algorithm and to present the analytical results through an interactive dashboard built with Microsoft Power BI, making the findings easier for store management to interpret. Transaction data covering the period from January to March 2026 was first processed through a preprocessing stage using one-hot encoding, implemented in Python within the Google Colab environment, utilizing the pandas library for data processing and mlxtend for executing the FP-Growth algorithm. The association rule mining process was carried out using a minimum support threshold of 0.5% and a minimum lift threshold of 1. The analysis produced 18 significant association rules, with the strongest relationship found in the combination of Terigu Dahlia, Aci Terompet, and Gula Pasir Raja Gula products, yielding a lift value of 13.107, a support of 0.569%, and a confidence of 79.24%. These findings show that integrating FP-Growth with Power BI effectively transforms transaction data into strategic information supporting product bundling, inventory management, and optimized shelf arrangement.

Keywords: FP-Growth, Market Basket Analysis, Association Rule, Power BI, Data Mining

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong peningkatan pemanfaatan data sebagai sumber informasi strategis dalam berbagai sektor bisnis, termasuk sektor ritel. Namun, pada banyak usaha kecil dan menengah (UMKM), data transaksi masih sering digunakan hanya sebagai arsip administrasi tanpa dilakukan analisis lebih lanjut. Padahal, pengolahan data yang sistematis dapat menghasilkan wawasan penting bagi peningkatan kinerja bisnis [1]. Data mining merupakan salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk mengekstraksi informasi berharga dari kumpulan data dalam jumlah besar. Oleh karena itu, penerapan data mining menjadi semakin penting dalam menghadapi persaingan bisnis yang semakin kompetitif [2]. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam analisis pola pembelian adalah Market Basket Analysis [3]. Dalam proses Market Basket Analysis, *algoritma FP-Growth* menjadi salah satu metode yang dinilai efektif untuk menemukan frequent itemset[4].

Penerapan *algoritma FP-Growth* telah dilakukan pada berbagai bidang usaha dengan hasil yang positif. Penelitian yang dilakukan oleh Jusuf (2023) menunjukkan bahwa *FP-Growth* mampu menghasilkan aturan asosiasi yang signifikan untuk mendukung strategi pemasaran berbasis data. Hasil serupa juga ditemukan pada penelitian Pratiwi dan Widayat (2025) yang memanfaatkan *FP-Growth* untuk optimasi pengelolaan stok barang. Selain itu, penelitian Salsabila et al. (2024) membuktikan bahwa metode ini efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian konsumen pada sektor usaha makanan. Temuan-temuan tersebut memperlihatkan bahwa *FP-Growth* memiliki potensi besar dalam membantu pengambilan keputusan bisnis [5].

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada proses analisis dan perhitungan aturan asosiasi tanpa memperhatikan aspek penyajian informasi. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu menjembatani hasil analisis dengan kebutuhan pengguna [6]. Visualisasi data menjadi salah satu solusi untuk meningkatkan pemahaman terhadap hasil analisis yang kompleks. Salah satu perangkat lunak yang banyak digunakan untuk tujuan tersebut adalah Microsoft Power BI [7] [8]. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan informasi yang lebih mudah dipahami dan dimanfaatkan oleh pengelola usaha [9].

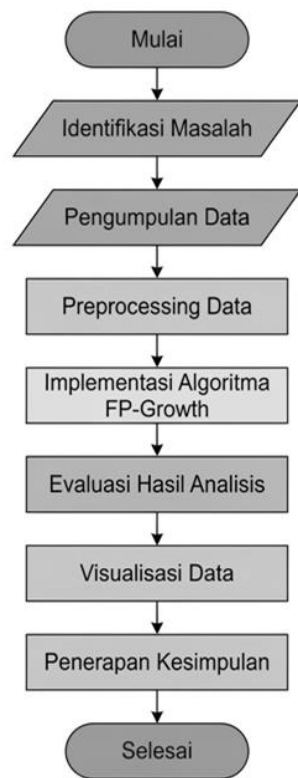
Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan menggunakan *algoritma FP-Growth* serta menyajikan hasilnya melalui visualisasi data Power BI. Integrasi antara teknik data mining dan visualisasi data diharapkan mampu menghasilkan informasi yang lebih efektif dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis. Selain memberikan manfaat praktis bagi Toko UPK yang bertempat di Leuwisari Jayamukti Kabupaten Tasikmalaya, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi bagi UMKM lain yang ingin memanfaatkan data transaksi secara optimal. Kontribusi penelitian terletak pada penggabungan proses analisis pola pembelian dengan penyajian informasi yang interaktif dan mudah dipahami. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung pengembangan penerapan data mining berbasis visualisasi pada sektor usaha kecil dan menengah.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode data mining untuk menganalisis pola pembelian pelanggan dengan *algoritma FP-Growth* berdasarkan data transaksi penjualan pada Toko UPK Leuwisari Jayamukti. Penelitian berfokus pada identifikasi hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan menggunakan teknik association rule mining. Pendekatan ini dipilih karena mampu menghasilkan informasi yang objektif berdasarkan data transaksi aktual.

2.1 Tahapan Penelitian

Setiap tahapan dirancang berdasarkan pendekatan *Data mining* yang meliputi proses pengolahan data hingga menghasilkan informasi yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. Adapun tahapan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Identifikasi Masalah Mengenali permasalahan data transaksi Toko UPK Leuwisari Jayamukti yang belum dimanfaatkan secara optimal untuk analisis bisnis.
2. Pengumpulan Data Mengumpulkan data transaksi penjualan periode Januari–Maret 2026 melalui observasi, wawancara, dan dokumentasi arsip digital toko.
3. *Preprocessing* Data Membersihkan data, menghapus duplikat, menyesuaikan format, dan mentransformasi data ke bentuk *one-hot encoding* agar siap dianalisis.
4. Implementasi *Algoritma FP-Growth* Menerapkan *algoritma FP-Growth* menggunakan *Python* di *Google Colab* dengan library *pandas* dan *mlxtend* untuk menemukan *frequent itemset* dengan *minimum support* 0,5%.
5. Evaluasi Hasil Analisis Mengukur kekuatan aturan asosiasi menggunakan parameter *support*, *confidence*, dan *lift* dengan *minimum threshold lift* sebesar 1.
6. Visualisasi Data Menyajikan hasil aturan asosiasi dalam bentuk *dashboard* interaktif *Power BI* yang memuat informasi produk terlaris, kontribusi *omzet*, dan pola asosiasi antarproduk.
7. Penerapan Kesimpulan Menarik kesimpulan dari hasil analisis sebagai dasar rekomendasi strategi *bundling* produk, pengelolaan stok, dan penataan rak penjualan.

2.2 Data Mining

Data mining merupakan proses analisis dan pemungutan informasi dari kumpulan data yang besar untuk menemukan pola, tren, atau relasi yang berguna dalam pengambilan keputusan. Proses ini melibatkan teknik statistik, pembelajaran mesin, serta *algoritma* untuk mengolah data dan menggali informasi yang signifikan [1].

2.3 Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth, yang merupakan singkatan dari Frequent Pattern Growth, mewakili metodologi penambangan data canggih yang dirancang khusus untuk mengidentifikasi dan mengekstrak pola yang menunjukkan *frekuensi* kejadian yang tinggi dalam berbagai kumpulan

data. *support* dihitung dengan membagi jumlah total transaksi yang berisi itemset tersebut dengan total jumlah transaksi dalam dataset [10].

$$Support(itemset) = \frac{jumlah\ transaksi\ itemset}{jumlah\ transaksi\ dataset} \quad (1)$$

Confidence mengukur seberapa sering aturan asosiasi ditemukan benar, sebagai contoh adalah seberapa sering item B dibeli ketika item A juga dibeli. *Confidence* dinyatakan sebagai persentase dan dihitung sebagai rasio antara *support* dari itemset gabungan (itemset A dan B) dengan *support* dari itemset A

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cup B)}{Support(A)} \quad (2)$$

Lift adalah ukuran untuk mengetahui sejauh mana dua item (A dan B) berkorelasi. *lift* lebih dari 1 menunjukkan bahwa pembelian item A memiliki efek positif pada pembelian item B. Sementara *lift* kurang dari 1 menunjukkan efek negatif. *lift* 1 menunjukkan bahwa pembelian item A dan B bersifat independen.

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (3)$$

2.4 Google Colab

Google Colab dimanfaatkan untuk memproses dataset, mengimplementasikan algoritma seperti FP-Growth, serta menghitung parameter seperti *support*, *confidence*, dan *lift* secara lebih efisien.

2.5 Python

Python diakui sebagai bahasa pemrograman yang sangat *interpretif* yang secara luas dianggap relatif mudah dipelajari, terutama karena penekanannya pada peningkatan keterbacaan kode, yang merupakan aspek penting dalam komunitas pemrograman [11].

2.6 Visualisasi Data

Penerapan visualisasi data sangat krusial dalam memberikan pemahaman mendalam mengenai kinerja penjualan dan pola belanja pelanggan. Sebagai contoh, penggunaan *Power BI* dalam analisis data marketplace berhasil menemukan pola preferensi konsumen dan kategori produk yang paling banyak diminati berdasarkan ulasan serta *rating* pelanggan [5].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian hasil dan pembahasan ini menyajikan seluruh tahapan yang dilakukan dalam penelitian, mulai dari pengumpulan data transaksi, preprocessing, implementasi algoritma FP-Growth, pembentukan aturan asosiasi, hingga visualisasi hasil analisis menggunakan dashboard *Power BI*. Setiap tahapan diuraikan secara sistematis untuk menunjukkan bagaimana data transaksi penjualan Toko UPK Leuwisari Jayamukti diolah dan dianalisis sehingga menghasilkan informasi yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis.

3.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data yang akan digunakan dalam penelitian. Data yang dikumpulkan berupa data transaksi penjualan yang mencakup informasi mengenai item produk yang dibeli dalam setiap transaksi selama periode bulan Januari – Maret 2026.

UPK

LAPORAN PENJUALAN DETAIL

TOKO UPK LEUWISARI

JL. CIGADOG JAYAMUKTI

LEUWISARI TASIKMALAYA

0265-547244

PERIODE : 01/01/26 - 31/01/26

No Transaksi	Tanggal	Dept.	Kode Pel.	Nama Pelanggan	Alamat				
0000117041/KSR/UT M/1225	01/01/2026		PL0001	umum					
No.	Kd. Item	Nama Item	Jml	Satuan	Harga	Pot. %	Total		
1	SWP109	Sweety Silver M30	1,00	PCS	64.000,00	0,00	64.000,00		
2	006727	Mentos Roll Anggur 37G	1,00	PCS	4.000,00	0,00	4.000,00		
			2,00					68.000,00	
Pot. :	0,00	Pajak :	0,00	Biaya :	0,00	Total Akhir :	68.000,00		

0000117043/KSR/UT M/1225	01/01/2026		PL0001	umum					
No.	Kd. Item	Nama Item	Jml	Satuan	Harga	Pot. %	Total		
1	0101811	DJARUM 76 MANGGA	1,00	PCS	16.000,00	0,00	16.000,00		
			1,00					16.000,00	
Pot. :	0,00	Pajak :	0,00	Biaya :	0,00	Total Akhir :	16.000,00		

0000117044/KSR/UT M/1225	01/01/2026		UPKN0283202 3	Solihah	Kp. Nanggorak Babakan, 010/005, Desa. Jayamukti, Kec. Leuwisari				
No.	Kd. Item	Nama Item	Jml	Satuan	Harga	Pot. %	Total		
1	1080871	Royale SOFT HIJAB BLUESAPPHIRE SC	1,00	1 Lusin	5.500,00	2,00	5.390,00		
2	1063213	SOKLIN LIQ HIJAB COOL 20ML	1,00	Rcg	5.500,00	2,00	5.390,00		
			2,00					10.780,00	

Gambar 2. Struk Pembelian Toko UPK

Gambar diatas merupakan sampel dari format data transaksi di Toko UPK yang masih berbentuk struk dan terdiri dari beberapa atribut yaitu No Transaksi, Tanggal, Dept, Kodel Pel, Nama Pelanggan, Alamat, Potongan, Pajak, Biaya dan Total akhir. Data ini masih bersifat semi-terstruktur karena informasi tersusun per transaksi dan item dalam format laporan.

3.2 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan kualitas dan kesiapan data sebelum dianalisis [12] agar siap digunakan dalam proses analisis. Proses ini melibatkan beberapa kegiatan, seperti pembersihan data dari nilai yang tidak lengkap atau tidak valid, penghapusan data duplikat, serta penyesuaian format data agar seragam.

Tabel 1. Data Penjualan Sudah diolah

No Transaksi	Tanggal	Kode Item	Item	Qty	Satuan	Harga	Total Harga	Diskon %	Diskon (Rp)	Total Akhir
0000117041 /KSR/UT	01/01/2026	SWP109	Sweety Silver M30	1	PCS	64,000	64,000	0	0	64,000
0000117041 /KSR/UT	01/01/2026	006727	Mentos Roll Anggur 37G	1	PCS	4,000	4,000	0	0	4,000
0000117043 /KSR/UT	01/01/2026	0101811	DJARUM 76 MANGGA	1	PCS	16,000	16,000	0	0	16,000
0000117044 /KSR/UT	01/01/2026	1080871	Royale SOFT HIJAB BLUESAPPHIRE SC	1	1LUSIN	5,500	5,500	2	110	5,390
0000117044 /KSR/UT	01/01/2026	1063213	SOKLIN LIQ HIJAB COOL 20ML	1	RCG	5,500	5,500	2	110	5,390
0000117045 /KSR/UT	01/01/2026	F0000485	Ceres Festive 90 G	1	PCS	14,000	14,000	4	560	13,440

No Transaksi	Tanggal	Kode Item	Item	Qty	Satuan	Harga	Total Harga	Diskon %	Diskon (Rp)	Total Akhir
0000117045 /KSR/UT	01/01/2026	SASA003	SASA PISANG GORENG	1	PCS	6,500	6,500	4	260	6,240

Tabel diatas merupakan hasil *preprocessing* data, yaitu proses *transformasi* data dari struk menjadi tabel Excel yang terstruktur dan siap dianalisis, di mana setiap *atribut* dipisahkan ke dalam kolom yang konsisten seperti No Transaksi, Tanggal, Kode Pelanggan, Nama Pelanggan, Kode Item, Nama Item, Jumlah, Satuan, Harga, Potongan, dan Alamat; selain itu, data telah dinormalisasi dengan menghilangkan format bertingkat, menyederhanakan penulisan, serta memastikan setiap baris merepresentasikan satu item dalam satu transaksi sehingga memudahkan pengolahan lanjutan seperti analisis pola pembelian menggunakan *algoritma data mining*.

3.3 Implementasi FP-Growth Menggunakan Google Colab

Selanjutnya, setelah data selesai melalui tahap *preprocessing*, data sudah siap dan akan dilakukan pembuatan kode program untuk proses implementasi *algoritma fp-growth*.

```
# Menghilangkan warning (biar output bersih)
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

# import algoritma FP-Growth
from mlxtend.frequent_patterns import fpgrowth

# Mencari kombinasi item yang sering muncul (frequent itemsets)
frequent_itemsets = fpgrowth(
    df_te,
    min_support=0.005,      # minimal muncul 0.5% dari total transaksi
    use_colnames=True       # tampilkan nama item (bukan index)
)

/usr/local/lib/python3.12/dist-packages/jupyter_client/session.py:203: DeprecationWarning:
return datetime.utcnow().replace(tzinfo=utc)
```

Gambar 3. Kode Pemograman *Python* Implementasi Algoritma FP-Growth

Pada gambar diatas, *algoritma FP-Growth* dijalankan melalui *library mlxtend* guna mengidentifikasi pola kombinasi item yang sering muncul dalam data transaksi (*df_te*). Nilai *min_support* ditetapkan sebesar 0,005 yang berarti sebuah item hanya akan diproses apabila kemunculannya mencapai minimal 0,5% dari keseluruhan transaksi yang ada. *Parameter use_colnames=True* digunakan supaya output yang dihasilkan menampilkan nama item secara langsung, bukan berupa angka indeks. Adapun pesan *DeprecationWarning* yang terlihat di bagian bawah bersumber dari *library internal Jupyter* terkait fungsi *datetime.utcnow()*, dan pesan tersebut tidak memengaruhi jalannya proses analisis secara keseluruhan.

3.4 Tahap Pembentukan Pola Asosiasi

Setelah frequent itemset diperoleh, proses berikutnya adalah pembentukan aturan asosiasi menggunakan parameter support, *confidence*, dan lift. Nilai support digunakan untuk mengetahui tingkat kemunculan kombinasi item dalam seluruh transaksi. Nilai *confidence* digunakan untuk mengukur tingkat kepercayaan hubungan antaritem, sedangkan nilai *lift* digunakan untuk mengetahui kekuatan hubungan asosiasi yang terbentuk.

```

# import fungsi association rules
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules

# Membuat aturan asosiasi dari frequent itemsets
rules = association_rules(
    frequent_itemsets,
    metric="lift", # pakai lift sebagai ukuran utama
    min_threshold=1 # ambil yang punya hubungan (lift ≥ 1)
)

Tampilkan output tersembunyi

# Fungsi untuk mengubah kode item → nama item
def convert_to_nama(x):
    return [kode_to_nama.get(i, i) for i in x]

# Terapkan ke kolom antecedents (jika beli ini)
rules["antecedents_nama"] = rules["antecedents"].apply(convert_to_nama)

# Terapkan ke kolom consequents (maka beli ini)
rules["consequents_nama"] = rules["consequents"].apply(convert_to_nama)

# Menghilangkan warning agar output bersih
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

# Mengurutkan rules berdasarkan nilai lift (terkuat di atas)
rules = rules.sort_values(by="lift", ascending=False)

# Menampilkan 10 rule terbaik
print(rules[[
    "antecedents_nama", # jika beli ini
    "consequents_nama", # maka beli ini
    "support",          # seberapa sering muncul
    "confidence",       # tingkat kepercayaan
    "lift"              # kekuatan hubungan
]].head(10))

```

Gambar 4. Kode Pemrograman *Python* Pembentukan Pola Asosiasi

Aturan asosiasi dibentuk dari *frequent itemsets* yang telah diperoleh sebelumnya dengan menggunakan metrik *lift* sebagai tolak ukur utama, di mana hanya aturan dengan nilai *lift* minimal 1 yang akan diikutsertakan dalam hasil analisis. Kode item pada kolom *antecedents* maupun *consequents* kemudian dikonversi menjadi nama item yang sebenarnya agar lebih mudah dipahami. Selanjutnya, seluruh aturan diurutkan dari nilai *lift* tertinggi ke terendah, dan 10 aturan teratas ditampilkan lengkap dengan informasi *support*, *confidence*, serta *lift* sebagai bahan evaluasi kekuatan hubungan antar item.

3.5 Hasil Pola Asosiasi Algoritma FP-Growth

Selanjutnya, setelah mencari pola asosiasi kemudian terbentuklah hasil dari pola asosiasi *algoritma FP-Growth* dalam bentuk tabel di dalam excel sebagai berikut.

Tabel 2. Hasil Pola Asosiasi Algoritma FP-Growth

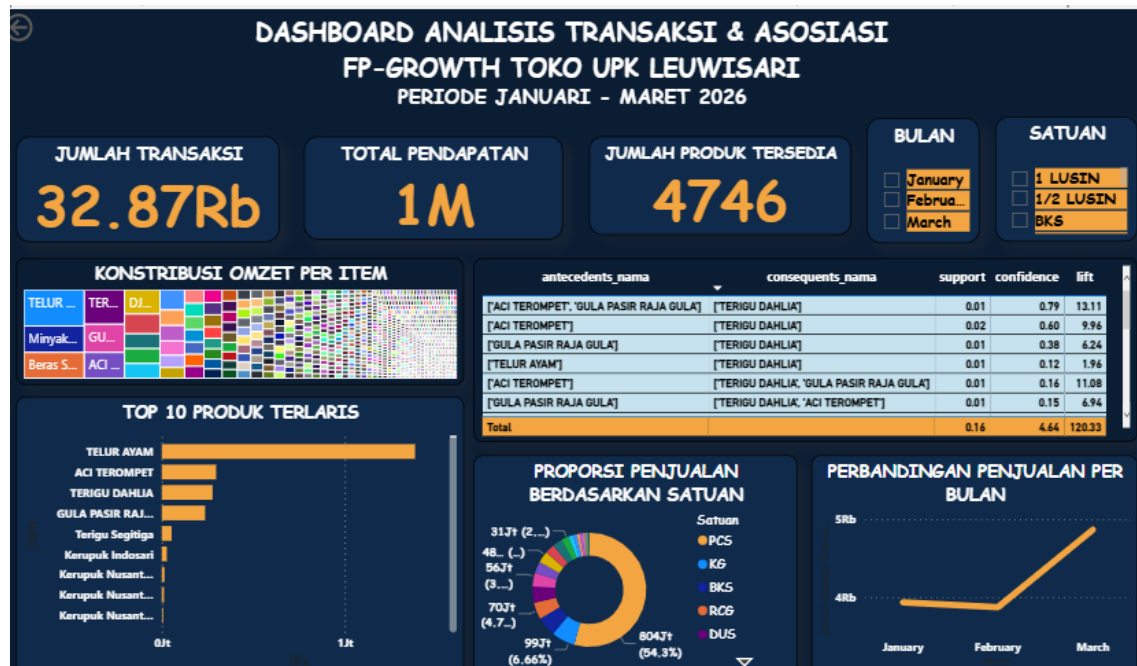
ANTECEDENTS_NA MA	CONSEQUENTS_NA MA	SUPPORT	CONFIDENC E	LIFT
['TERIGU DAHLIA']	['ACI TEROMPET', 'GULA PASIR RAJA GULA']	0.005689251	0.09411173	13.10745055

['ACI TEROMPET', 'GULA PASIR RAJA GULA']	['TERIGU DAHLIA']	0.005689251	0.79237288	13.10745055
['TERIGU DAHLIA', 'GULA PASIR RAJA GULA']	['ACI TEROMPET']	0.005689251	0.38877339	11.08290765
	['TERIGU DAHLIA', 'GULA PASIR RAJA GULA']	0.005689251	0.1621856	11.08290765
['ACI TEROMPET']	['TERIGU DAHLIA']	0.02111412	0.60190807	9.956777161
['TERIGU DAHLIA']	['ACI TEROMPET']	0.02111412	0.34927026	9.956777161
['GULA PASIR RAJA GULA']	['TERIGU DAHLIA', 'ACI TEROMPET']	0.005689251	0.14655172	6.940934612
['TERIGU DAHLIA', 'ACI TEROMPET']	['GULA PASIR RAJA GULA']	0.005689251	0.26945245	6.940934612
['GULA PASIR RAJA GULA']	['TERIGU DAHLIA']	0.01463385	0.37695925	6.235668601
['TERIGU DAHLIA']	['GULA PASIR RAJA GULA']	0.01463385	0.24207348	6.235668601
['ACI TEROMPET']	['GULA PASIR RAJA GULA']	0.007180018	0.20468343	5.272523361
['GULA PASIR RAJA GULA']	['ACI TEROMPET']	0.007180018	0.18495298	5.272523361
['TELUR AYAM']	['Indomie Ayam Bawang 85 gr']	0.005172047	0.07308684	3.052466947
['Indomie Ayam Bawang 85 gr']	['TELUR AYAM']	0.005172047	0.21601017	3.052466947
['GULA PASIR RAJA GULA']	['TELUR AYAM']	0.007027899	0.18103448	2.558221158
['TELUR AYAM']	['GULA PASIR RAJA GULA']	0.007027899	0.09931212	2.558221158
['TELUR AYAM']	['TERIGU DAHLIA']	0.008366546	0.11822872	1.955742204
['TERIGU DAHLIA']	['TELUR AYAM']	0.008366546	0.1383996	1.955742204

Algoritma FP-Growth berhasil menghasilkan sebanyak 18 aturan asosiasi yang disusun berdasarkan urutan nilai *lift* dari yang tertinggi hingga terendah. Keterkaitan paling kuat ditemukan pada kombinasi produk TERIGU DAHLIA, ACI TEROMPET, dan GULA PASIR RAJA GULA dengan perolehan nilai *lift* sebesar 13,10, yang mengindikasikan bahwa ketiga produk tersebut memiliki tingkat kecenderungan yang sangat tinggi untuk dibeli dalam satu waktu transaksi yang sama. Di samping itu, terdapat pula keterkaitan antara TELUR AYAM dengan Indomie Ayam Bawang 85 gr yang menghasilkan nilai *lift* 3,05, serta antara TELUR AYAM dengan GULA PASIR RAJA GULA dengan nilai *lift* 2,55. Pola-pola tersebut secara keseluruhan mencerminkan perilaku pembelian pelanggan yang cenderung memperoleh berbagai produk bahan pokok dan kebutuhan dapur secara bersamaan dalam satu kali transaksi.

3.6 Dashboard Visualisasi Data

Hasil analisis kemudian divisualisasikan menggunakan Microsoft Power BI dalam bentuk dashboard interaktif. Dashboard dibuat untuk mempermudah pengelola toko memahami informasi hasil analisis secara lebih cepat dan informatif.



Gambar 5. Dashboard Toko UPK Leuwisari

Dashboard Analisis Transaksi & Asosiasi *FP-Growth* Toko UPK Leuwisari untuk periode Januari hingga Maret 2026 ini menyajikan informasi secara menyeluruh mengenai kinerja penjualan dan pola pembelian pelanggan. Secara umum, toko memiliki 4.746 produk tersedia dengan total transaksi sebanyak 32,87 ribu dan total pendapatan mencapai 1 miliar rupiah. Dashboard ini menggunakan beberapa komponen visualisasi, antara lain tabel aturan asosiasi yang menampilkan hasil *FP-Growth* berupa kolom *antecedents*, *consequents*, *support*, *confidence*, dan *lift* dengan hubungan terkuat pada kombinasi TERIGU DAHLIA, ACI TEROMPET, dan GULA PASIR RAJA GULA bernilai *lift* 13,11, Grafik batang horizontal untuk menampilkan Top 10 Produk Terlaris yang dipimpin oleh Telur Ayam, ACI Terompet, dan Terigu Dahlia, Grafik garis untuk memperlihatkan perbandingan tren penjualan per bulan yang menunjukkan peningkatan dari Januari hingga Maret, Diagram donat (*pie chart*) untuk menggambarkan proporsi penjualan berdasarkan satuan di mana PCS mendominasi sebesar 54,3%, diikuti DUS 6,66%, BKS 5,61%, KG 4,68%, dan RCG 3,56%, serta *heatmap* pada bagian kontribusi *omzet* per item yang menampilkan distribusi pendapatan dari masing-masing produk secara visual berdasarkan warna.

3.7 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa *algoritma FP-Growth* mampu mengidentifikasi pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan Toko UPK Leuwisari Jayamukti. Proses analisis menghasilkan aturan asosiasi antarproduk yang menunjukkan adanya hubungan pembelian yang cukup signifikan pada beberapa item tertentu. Hal ini membuktikan bahwa data transaksi penjualan dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi strategis untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis [13].

Berdasarkan hasil association rule, produk Terigu Dahlia, Aci Terompet, dan Gula Pasir Raja Gula memiliki hubungan asosiasi yang kuat dengan nilai *lift* yang tinggi. Nilai *lift* lebih dari 1 menunjukkan bahwa hubungan antarproduk tersebut tidak terjadi secara kebetulan, melainkan memiliki keterkaitan dalam pola pembelian pelanggan. Kondisi ini menunjukkan bahwa pelanggan cenderung membeli produk-produk kebutuhan bahan makanan secara bersamaan dalam satu transaksi.

Hubungan asosiasi yang ditemukan dapat dimanfaatkan oleh pihak toko untuk menentukan strategi pemasaran yang lebih efektif. Produk-produk yang memiliki keterkaitan tinggi dapat

ditempatkan pada area rak yang berdekatan guna meningkatkan peluang pembelian impulsif pelanggan. Selain itu, toko juga dapat menerapkan strategi *bundling* produk atau promosi paket untuk meningkatkan nilai transaksi penjualan [14].

Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa *algoritma FP-Growth* mampu bekerja secara efisien dalam menemukan frequent itemset tanpa proses pembangkitan kandidat itemset secara berulang seperti pada algoritma Apriori. Penggunaan struktur FP-Tree membuat proses pengolahan data menjadi lebih cepat dan efisien, terutama ketika jumlah data transaksi cukup besar. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa *FP-Growth* memiliki performa yang baik dalam analisis market basket analysis [10].

Selain analisis pola pembelian, penelitian ini juga menampilkan hasil dalam bentuk dashboard visualisasi menggunakan Microsoft Power BI. Visualisasi data memberikan kemudahan bagi pengguna nonteknis dalam memahami hasil analisis yang sebelumnya hanya ditampilkan dalam bentuk tabel. Dashboard interaktif memungkinkan pengguna melihat informasi penjualan, pola asosiasi, dan kontribusi *omzet* secara lebih jelas dan menarik [15].

Keberadaan fitur filter pada dashboard juga membantu pengguna melakukan analisis berdasarkan periode waktu maupun kategori satuan produk tertentu. Informasi yang dihasilkan menjadi lebih fleksibel dan mudah digunakan sesuai kebutuhan pengelola toko. Visualisasi ini memberikan nilai tambah karena mampu mengubah hasil analisis data mining menjadi informasi yang lebih komunikatif dan aplikatif [11].

Jika dilihat secara menyeluruh, integrasi *algoritma FP-Growth* dan visualisasi Power BI pada penelitian ini berhasil menghasilkan informasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan bisnis pada Toko UPK Leuwisari Jayamukti. Hasil penelitian diharapkan dapat membantu pengelola toko dalam menentukan strategi pemasaran, pengelolaan stok, dan penataan produk secara lebih efektif. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi UMKM lain dalam memanfaatkan data transaksi penjualan sebagai sumber informasi strategis berbasis data mining dan visualisasi data.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa *algoritma FP-Growth* berhasil diterapkan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan pada Toko UPK Leuwisari Jayamukti berdasarkan data transaksi periode Januari hingga Maret 2026, dengan menghasilkan 18 aturan asosiasi yang signifikan setelah melalui tahap *preprocessing* dan implementasi menggunakan *Python* di *Google Colab* dengan parameter *minimum support* 0,5% dan *minimum threshold lift* 1. Hubungan asosiasi terkuat ditemukan pada kombinasi produk TERIGU DAHLIA, ACI TEROMPET, dan GULA PASIR RAJA GULA dengan nilai *lift* tertinggi sebesar 13,107 dan *confidence* 79,24%, yang mengindikasikan bahwa ketiga produk tersebut sangat sering dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Seluruh hasil analisis kemudian divisualisasikan dalam bentuk dashboard interaktif menggunakan Microsoft Power BI yang memuat informasi penjualan, pola asosiasi, dan kontribusi *omzet*, sehingga integrasi antara *FP-Growth* dan Power BI terbukti efektif dalam mengubah data transaksi menjadi informasi strategis yang dapat mendukung pengambilan keputusan bisnis seperti strategi *bundling* produk, pengelolaan stok, dan penataan rak penjualan bagi pengelola toko maupun UMKM lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] E. Saputri, "Teknik dan aplikasi data mining di Indonesia: tinjauan literatur satu dekade (2015-2024)," *IT-Explore J. Penerapan Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 4, no. 2, pp. 138–149, 2025, doi: 10.24246/itexplore.v4i2.2025.pp138-149.
- [2] A. Fairuzindah, I. R. A. Islami, N. Rexa, S. Anggraini, and E. Sunandi, "Implementasi Market Basket Analysis Dengan Algoritma Frequent Pattern Growth Pada Data Transaksional di Electronic Commerce," *JDMIS J. Data Min. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 101–107, 2025, doi: 10.54259/jdmis.v3i2.4593.
- [3] A. P. Marshanda, M. H. Z. Al Faroby, and A. et al. Dzulkarnain, "Perbandingan Efisiensi Metode Apriori dan FP Growth," *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 13115–13127,

- 2024.
- [4] D. N. Bagaskara, “Penggalian Wawasan dengan Visualisasi Data dan Algoritma FP-growth (Studi Kasus Noble Coffee),” 2023, [Online]. Available: <https://dspace.uii.ac.id/handle/123456789/48277>
 - [5] M. K. Najib, E. M. Stefany, P. Informatika, and U. T. Madura, “Visualisasi Data Penjualan Supermarket Dengan Microsoft Power Bi,” vol. 2, no. 12, pp. 921–928, 2024.
 - [6] Nuraini and Melsa, “Visualisasi Data Penjualan Umkm Amplang Dua Putri Tembilahan,” vol. 3, no. 10, pp. 760–767, 2025.
 - [7] D. Rafly, R. Insani, and A. Dzulkarnain, “Penerapan FP-Growth Untuk Menentukan Rekomendasi Produk pada Kogu Coffee Shop Malang,” pp. 27–36, 2024.
 - [8] S. Rahayu, D. U. Hidayah, and G. Setyaningsih, “Analisis asosiasi produk menggunakan algoritma fp- growth untuk pengambilan keputusan penjualan di arei store,” vol. 10, no. 4, pp. 3629–3639, 2025.
 - [9] T. Hendry, “Analisis Pola Pembelian Suku Cadang dengan Algoritma FP-Growth dan Visualisasi Data Penjualan,” pp. 223–231, 2025.
 - [10] D. N. B. Jusuf, “Implementasi Intelijen Bisnis Untuk Visualisasi Pola Pembelian Dengan Algoritma Fp-Growth,” *EDUSAINTEK J. Pendidikan, Sains dan Teknol.*, vol. 11, no. 2, pp. 483–507, 2023, doi: 10.47668/edusaintek.v11i2.1057.
 - [11] Muhammad Romzi and Budi Kurniawan, “Implementasi Pemrograman Python Menggunakan Visual Studio Code,” *Jik*, vol. XI, no. 2, pp. 1–9, 2020, [Online]. Available: www.python.org
 - [12] N. N. F. Sm, N. G. Setyoningrum, M. B. Lodana, and D. A. Agustina, “Journal of Information System Analysis and Visualization of Purchasing Pattern in Retail Product Transaction using Apriori Algorithm,” vol. 4, no. 1, pp. 41–50, 2026.
 - [13] F. S. Putri Salsabila, Edi Wahyudin, Gifthera Dwilestari, Kaslani, “PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENGETAHUI POLA,” vol. 8, no. 1, pp. 1221–1228, 2024.
 - [14] G. D. Ike Suryani Dewi , Ahmad Faqih, “ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENINGKATKAN MODEL POLA PEMBELIAN PELANGGAN PADA PERCETAKAN,” vol. 9, no. 4, pp. 6866–6872, 2025.
 - [15] T. S. Pratiwi and W. Widayat, “Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Optimasi Pengelolaan Stok di Toko Mainan Intan Toys,” *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 8, pp. 2334–2348, 2025, doi: 10.52436/1.jpti.919.



ZONasi: Jurnal Sistem Informasi

Is licensed under a [Creative Commons Attribution International \(CC BY-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)