

ANALISIS PENJUALAN PADA HAPPYMART MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Hendrikus Lambertho Laba Kumanireng^{1*}, Franki Yusuf Bisilisin², Dewi Anggraini³

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang

^{1*}henrykumanireng@gmail.com, ²aenk.funk@gmail.com, ³thewifoeh@gmail.com

DOI: <https://doi.org/10.46880/mtk.v12i2.5953>

ABSTRACT

Sales analysis is a crucial process for evaluating transaction data to understand consumption patterns and maximize business performance through a data-driven approach. HappyMart faces the challenge of significant transaction data growth, collecting a total of 1,500 transaction records during the period of August to October 2025. Inefficient manual analysis potentially triggers overstocking due to a lack of understanding of consumer purchasing patterns. This research aims to analyze purchasing patterns using the FP-Growth algorithm to formulate operational recommendations. The analysis stages include data collection, preprocessing, data transformation, and the extraction of association rules. System evaluation was conducted by comparing manual calculations in Excel, Python output, and RapidMiner. This experiment utilized a minimum support parameter of 0.2% and a minimum confidence of 60%. The research results identified product association patterns, where one of the strongest rules indicates: if consumers buy Terigu Kompas 1Kg and Aqua 1500ml, they will also buy Terigu Kompas 500G (support 0.2%, confidence 60%, and lift ratio 21.95). Practically, this highly correlated figure provides a direct contribution to the store in the form of recommendations for placing these products adjacent to each other in the same aisle, as well as implementing bundling promotion strategies to minimize stock accumulation.

Keywords: Association Rule Mining, Data Mining, FP-Growth Algorithm, HappyMart, Market Basket Analysis, Sales Analysis

I. PENDAHULUAN

Analisis penjualan merupakan proses krusial dalam dunia usaha yang bertujuan utama meninjau dan mengevaluasi data transaksi guna memahami pola konsumsi serta memaksimalkan kinerja bisnis secara keseluruhan [1]. Dalam area penjualan langsung kebutuhan yang kompetitif, tantangan muncul ketika pengelolaan volume data transaksi yang besar masih dilakukan secara manual, menjadikannya kurang efektif dan tidak efisien dalam mengungkap pola tersembunyi [2]. Kondisi ini sangat relevan bagi HappyMart, sebuah minimarket yang berfokus pada penjualan beragam kebutuhan sehari-hari dan perlengkapan rumah tangga dengan harga yang terjangkau. Secara spesifik, berdasarkan data empiris toko, HappyMart mencatatkan volume hingga 1.500 data transaksi pelanggan hanya dalam periode tiga bulan (Agustus–Oktober 2025). Pertumbuhan data penjualan yang signifikan ini menyebabkan fenomena penumpukan barang (*overstocking*) pada beberapa produk, sementara ketersediaan produk pendamping sering kali tidak sinkron dengan preferensi pembeli. Kondisi ini dipicu oleh analisis manual yang tidak efisien akibat ketidaktahuan pihak pengelola terhadap pola pembelian konsumen [3].

Inovasi di bidang teknologi informasi membuka peluang baru yang signifikan untuk mengolah data transaksi penjualan dalam jumlah besar dengan hasil yang lebih akurat [4]. Penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis terhadap data transaksi mampu mengidentifikasi puluhan aturan asosiasi (*association rules*) dari item yang sering dibeli secara bersamaan [5]. Salah satu metode yang banyak digunakan untuk penemuan pola dan tren dari kumpulan

data besar tersebut adalah *Data Mining*, di mana *Association Rule Mining* (analisis keranjang belanja) berfungsi secara khusus untuk menemukan keterkaitan antar item dalam suatu transaksi.

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah algoritma *data mining* yang dikembangkan untuk menemukan himpunan item yang sering muncul (*frequent itemset*) secara efisien dengan menggunakan struktur FP-tree, tanpa perlu menghasilkan kandidat itemset yang besar dan rumit [6]. Metode ini sangat unggul dan lebih layak digunakan karena kemampuannya dalam mengurangi waktu komputasi dan penggunaan memori, sehingga sangat cocok untuk menganalisis data transaksi penjualan yang besar dan kompleks [7]. Fungsi utama dari penerapan FP-Growth adalah mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersama oleh pelanggan dalam satu transaksi. Wawasan ini krusial karena membuka peluang bagi toko untuk mengembangkan paket promosi yang efektif dan membantu merencanakan persediaan barang secara tepat sasaran, sehingga mengurangi risiko produk yang tidak terjual [9]. Berdasarkan latar belakang dan data empiris tersebut, maka rumusan masalah dalam penelitian ini dinyatakan secara eksplisit sebagai berikut: "Bagaimana menganalisis penjualan pada HappyMart menggunakan algoritma FP-Growth?" [8].

Penelitian ini memiliki tujuan dan manfaat yang secara eksplisit dibedakan. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menganalisis dan mengidentifikasi pola keranjang belanja pelanggan di HappyMart menggunakan algoritma FP-Growth secara akurat. Sementara itu, manfaat dari penelitian ini secara praktis adalah untuk memberikan rekomendasi nyata bagi pemilik HappyMart dalam menyusun tata letak barang



yang strategis, mengelola persediaan secara efisien, dan merancang strategi pemasaran (seperti promosi *bundling* produk) berdasarkan keterkaitan produk yang valid.

II. KAJIAN TERKAIT

Penelitian pertama pada tahun 2024 Rustam et al. meneliti “Penerapan *data mining* menggunakan algoritma *FP-Growth* dalam analisis data penjualan” di CV Tiga Putra. Tujuan penelitian adalah meningkatkan strategi penjualan melalui identifikasi pola pembelian dengan menerapkan algoritma *FP-Growth*. Metode yang digunakan adalah analisis asosiasi pada data transaksi selama 2 minggu di Maret 2024 dengan 30 item produk dan 12 data transaksi, menggunakan parameter *minimum support* 75% dan *confidence* 80%. Hasil penelitian menunjukkan 36 aturan asosiasi dari kombinasi 2 item, salah satunya aturan “Jika membeli Spix Mie Goreng 500 maka akan membeli Golda” dengan *support* 75% dan *confidence* 82%.

Penelitian kedua tahun 2025 Ali et al. mengkaji “Penerapan rekomendasi algoritma *FP-Growth* untuk tren penjualan di Toko Sanwikarta”. Tujuan penelitian adalah memberikan rekomendasi tren penjualan melalui analisis tata letak barang yang sering dibeli bersama. Metode yang digunakan adalah algoritma *FP-Growth* dengan parameter *minimum support* 0.95 dan *confidence* 0.8, menggunakan tools RapidMiner. Hasil penelitian mengungkap aturan asosiasi kuat seperti “Jika konsumen membeli Saos Tomat, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan dan Sosis.

Penelitian ketiga dilakukan oleh Serli et al. Tahun 2025 “Penerapan Algoritma *FP-Growth* Untuk Menentukan Pola Penjualan Najah Mart”. Tujuan penelitian adalah mengidentifikasi pola pembelian konsumen untuk menyusun strategi promosi yang lebih efektif. Metode yang digunakan adalah algoritma *FP-Growth* dengan parameter *minimum support* 0.05, *confidence* 0.1, dan *lift* >1.0, menggunakan bahasa pemrograman Python. Hasil penelitian menghasilkan 14 aturan asosiasi, seperti “Nasi Goreng Babeh dan Kopi Susu Babeh” dengan *support* 16% dan *confidence* 65.1%.

Penelitian keempat dilakukan oleh Junaedi et al. Tahun 2024 meneliti “Analisis pola transaksi pembelian makanan dan minuman menggunakan algoritma *FP-Growth*”. Tujuan penelitian adalah mengoptimalkan strategi pemasaran dan pengelolaan stok melalui analisis asosiasi produk. Metode yang digunakan adalah algoritma *FP-Growth* dengan parameter *minimum support* 0.95 dan *confidence* 0.8, menggunakan tools RapidMiner. Hasil penelitian menemukan aturan asosiasi seperti “Aoka dan Sari Roti” dengan *support* 95% dan *confidence* 80%, serta “Mantel dan Spirtus” yang sering dibeli bersamaan. Pada Penelitian ini *FP-Growth* efektif dalam menghasilkan aturan praktis untuk penentuan paket produk dan manajemen stok.

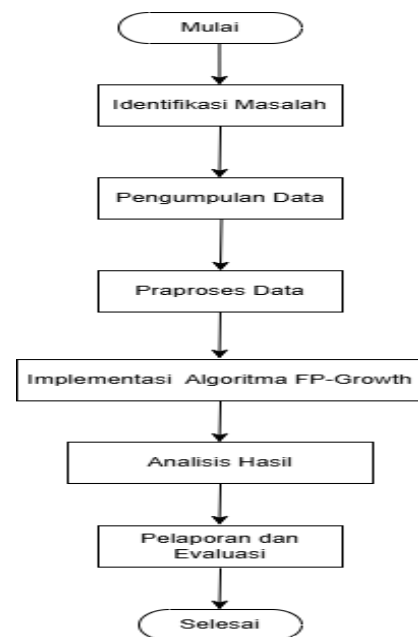
Penelitian-penelitian terdahulu membuktikan bahwa Algoritma *FP-Growth* terbukti efektif dan konsisten dalam menganalisis pola penjualan di berbagai sektor ritel dengan mengidentifikasi asosiasi

produk menggunakan parameter *support* dan *confidence* yang akurat. Penerapan algoritma ini mendukung pengambilan keputusan strategis seperti pengelolaan stok, penataan produk, dan strategi promosi, menjadikannya alat yang optimal untuk mengungkap pola pembelian konsumen dalam penelitian pada HappyMart.

III. METODE

A. Prosedur Penelitian

Seluruh tahapan dalam penelitian ini dilakukan secara sistematis, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

1. Identifikasi Masalah

Dalam tahap ini, masalah utama yang dihadapi HappyMart diidentifikasi, seperti pertumbuhan data penjualan yang signifikan menyebabkan analisis manual menjadi tidak efisien, serta penumpukan barang akibat ketidaktahuan pola pembelian konsumen. Setelah itu, diputuskan untuk menggunakan algoritma *FP-Growth*, karena algoritma ini sangat efektif untuk menemukan pola hubungan antar produk.

2. Pengumpulan Data

Data transaksi penjualan diperoleh dari seluruh pembelian produk pada HappyMart secara periodik mulai dari bulan Agustus sampai Oktober 2025 melalui sistem yang tersedia. Informasi yang didapat digunakan sebagai dasar dalam proses analisis pola pembelian dan pengambilan keputusan bisnis.

3. Praproses Data

Data yang telah dikumpulkan dipersiapkan dalam tahapan praproses sebelum diproses oleh algoritma *FP-Growth*. Teknik spesifik yang digunakan untuk membersihkan data meliputi: penanganan data duplikat untuk mencegah perhitungan ganda, penghapusan baris transaksi yang memiliki nilai kosong (*missing values*), serta penyeragaman format penulisan data yang tidak konsisten. Setelah data bersih, dilakukan transformasi

ke dalam format biner (angka 1 jika barang dibeli, dan 0 jika tidak dibeli).

4. Implementasi Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth diterapkan agar menemukan pola asosiasi antara produk dalam data transaksi. Dalam penelitian ini, nilai *minimum support* ditetapkan sebesar 0,2% dan *minimum confidence* sebesar 60%. Penentuan angka ini tidak dilakukan secara acak, melainkan dipilih berdasarkan eksperimen iteratif dan pertimbangan domain bisnis toko ritel, di mana variasi produk (*itemset*) sangat banyak dan menyebar, sehingga ambang batas *support* yang rendah sangat diperlukan agar pola pembelian barang spesifik tetap dapat terdeteksi. Implementasi ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python.

5. Pelaporan dan Evaluasi

Semua tahapan dan hasil penelitian dibuatkan dalam bentuk laporan agar tahapan perumusan hasil penelitian menjadi temuan dan memberikan saran dan rekomendasi. Hasil analisis dirumuskan agar menjadi strategi bisnis yang nyata, seperti peningkatan strategi pemasaran yang baik dan penyesuaian stok produk. Evaluasi dilakukan untuk menilai bahwa hasil analisis sesuai dengan tujuan penelitian dan untuk memvalidasi keakuratan hitungan manual dengan hasil keluaran dari program Python sehingga relevan untuk digunakan sebagai pemanfaatan bagi HappyMart serta penyimpulan hasil berdasarkan keakuratan pola yang ditemukan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Sistem

Implementasi hasil dan sistem pada penelitian ini menggunakan Algoritma *FP-Growth* untuk mengolah dan menganalisis data transaksi penjualan yang dijabarkan, diuji secara sistematis dan dikelola menggunakan *Visual Studio Code* sebagai *tools*. Dengan adanya sistem ini, pelaku bisnis dapat menganalisis pola belanja konsumen berdasarkan data transaksi yang ada. Data diperoleh melalui observasi dan wawancara langsung yang mencakup 1.500 transaksi selama periode bulan Agustus, September dan Oktober 2025 sebagai objek penelitian. Berikut adalah tampilan depan rekam data transaksi *HappyMart*.

No Faktur	Tanggal	Customer	Kode Item	Nama Item	Qty	Satuan	Harga	Subtotal Item
JL00126348	01/08/2025	CASH	8997222860722	MINYAK GORENG KITA 1L PCH	1	PC	17000	17000
JL00126348	01/08/2025	CASH	8997011931732	DESAKU MARINASI 15G	1	PC	1000	1000
JL00126348	01/08/2025	CASH	8998866602211	DAIA PWD (6x55G) SCT BUNGA	1	PC	6000	6000
JL00126348	01/08/2025	CASH	8994907000466	KECAP ABC SCT 12X15 ML	1	PC	5000	5000
JL00126732	01/08/2025	CASH	8996001600146	TEH PUCUK BTL 350ML	1	PC	3500	3500
JL00126732	01/08/2025	CASH	8992753720606	OMELA SKM PLAIN 490G	1	PC	15000	15000
JL00126732	01/08/2025	CASH	4800037120339	GIL LONDON BRIDE	1	PC	4000	4000
JL00126732	01/08/2025	CASH	8991913101088	ROKOK JUMP 16 KRETEK	1	PC	21500	21500
JL00126732	01/08/2025	CASH	8991188943536	SASA SANTAN CAIR 65 ML	1	PC	4800	4800
JL00126732	01/08/2025	CASH	8994291101350	MIE KONDE MENJANGAN 400G	1	PC	11700	11700
JL00126732	01/08/2025	CASH	8997235840997	ADKA R-GULUNG 60G REJU	1	PC	2500	2500
JL00126732	01/08/2025	CASH	8995333000822	TERIGU KOMPAS 500G	1	PC	6800	6800
JL00126732	01/08/2025	CASH	8999908204202	MY BABY M.TELON 60ML HJAU	1	PC	16900	16900
JL00126690	01/08/2025	CASH	8995333060703	TERIGU KOMPAS 1KG	1	PC	12000	12000
JL00126690	01/08/2025	CASH	8992717781025	SUN TCA 65 ML	1	PC	4800	4800
JL00126690	01/08/2025	CASH	8999999706111	PEPSODENT TP WHITE 25G	1	PC	2000	2000
JL00126690	01/08/2025	CASH	8998866610230	DAIA PWD (6x55G) SCT VIOLET	1	PC	6000	6000
JL00126637	01/08/2025	CASH	89988666202893	GOLDA COFFE CAPPUCCINO 200ML	1	PC	3500	3500
JL00126637	01/08/2025	CASH	8998899110129	ROKOK SURYA 12	1	PC	26500	26500
JL00126637	01/08/2025	CASH	8997011930612	LADAKU MERICA BUBUK 6X4G	1	PC	6000	6000

Gambar 2. Halaman Tampilan Awal Data Transaksi

Dari 1500 transaksi tersebut, kemudian dilakukan pembagian per *item* yang digunakan untuk menentukan *frequent itemset* (item yang sering muncul). Data per item pembelian dijadikan sebagai atribut seperti yang ditunjukkan pada tabel 1. dibawah ini.

Tabel 1. Data Per Item

No	Item	Atribut
1	Minyak Goreng Kita 1l Pch	B
2	Terigu Kompas 1kg	C
3	Sasa Tpng Srbgn Ori 225g	D
4	Isi Lpg 12 Kg	E
5	Gula Pasir Los	F
6	Paseo Smart Pack Gt 250's	G
7	Golda Coffe Cappucino 200ml	H
8	Desaku Marinasi 15g	I
..		
100	Kresek Bolaapi 21 P/M	CW

Setelah pembersihan, data ditransformasi ke dalam bentuk *matriks biner (One-Hot Encoding)*. Angka 1 menunjukkan bahwa barang dibeli dalam transaksi tersebut, sedangkan angka 0 menunjukkan barang tidak dibeli.

Tabel 2. Transformasi Data ke Biner

	1	2	3	4	5	.	100
No	Minyak Goreng Kita 1L Pch	Terigu Kompas 1kg	Sasa Tepung Serbaguna Ori 225g	Isi Lpg 12 Kg	Gula Pasir Los	.	Kresek Bolaapi 21 P/M
1	1	0	0	0	0	...	0
2	0	0	0	0	0	...	0
3	0	1	0	0	0	...	0
4	0	0	1	0	0	...	0
5	1	1	0	0	0	...	0
....						...	
150	0	0	0	0	0	...	0
0							

Setelah data diubah ke dalam bentuk biner kemudian akan ditentukan data set berdasarkan *priority*. Data yang diurutkan berdasarkan *priority* seperti tabel 3.

Tabel 3. Data Diurutkan Berdasarkan Priority

No	Item	Frequent
1	Minyak Goreng Kita 1L Pch	115
2	Terigu Kompas 1kg	104
3	Sasa Tpng Srbgn Ori 225g	86
4	Isi Lpg 12 Kg	77
5	Gula Pasir Los	77
..		
N	Kresek Bolaapi 21 P/M	28

Pengujian Sistem

Implementasi Sistem dilakukan setelah praproses dan transformasi biner selesai. Pada tahap ini, Algoritma *FP-Growth* di gunakan untuk pengerjaan dan pengelolaan data transaksi menggunakan Algoritma *FP-Growth*. Selanjutnya pencarian item yang sering muncul untuk di kelola. Pengujian ini bertujuan untuk mengukur nilai *support* dan *confidence* dari item yang berada dalam transaksi agar memperoleh *association rule mining*.

1. Pencarian Item Sering Muncul (*Frequent Itemset*)

Langkah awal adalah menghitung frekuensi kemunculan setiap item tunggal. Pencarian item sering muncul seperti Tabel 4.



Tabel 4. Item sering muncul (*Frequent Itemset*)

No	Item	Frequent
1	Minyak Goreng Kita 1L Pch	115
2	Terigu Kompas 1kg	104
3	Sasa Tpng Srbgn Ori 225g	86
4	Isi Lpg 12 Kg	77
5	Gula Pasir Los	77
..		
N	Kresek Bolaapi 21 P/M	28

2. Data diubah kedalam bentuk *biner*

```
# Tahap 2: Matriks Biner
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(transactions['Nama
Item']).transform(transactions['Nama
Item'])
df_bin = pd.DataFrame(te_ary,
columns=te.columns_)
```

Sourcode Sistem Data ke Biner

Tabel 5. Pengubahan Data ke Bentuk *biner*

No	1	2	3	4	5	...	100
	Minya k Goreng Kita 1L Pch	Terig u Kom pas 1 kg	Sasa Tepung Serbaguna Ori 225g	Isi Lpg 12 Kg	Gula Pas ir Los	...	Kresek Bolaapi 21 P/M
1	1	0	0	0	0	...	0
2	0	0	0	0	0	...	0
3	0	1	0	0	0	...	0
4	0	0	1	0	0	...	0
5	1	1	0	0	0	...	0
....							
150	0	0	0	0	0	...	0
0							

Setelah data diubah ke dalam bentuk biner seperti pada tabel 6. kemudian diimplementasikan ke dalam algoritma *FP-Growth*. Secara umum terdapat dua bagian keterkaitan dalam aturan asosiasi, yaitu: *Support* adalah nilai yang menunjukkan seberapa sering suatu item atau kombinasi item muncul dalam seluruh transaksi dan *Confidance* merupakan nilai yang menunjukkan tingkat kepercayaan hubungan antar item. Setelah Frekuensi setiap *item* diperoleh, selanjutnya data akan di kelolah dengan minimum *support* yang telah ditentukan yaitu 0.02. Nilai *support* dari setiap *item* akan di hitung seperti dibawah ini dan diurutkan berdasarkan jumlah frekuensi terbanyak.

Nilai support dihitung dengan rumus:

- a. Mengukur nilai support sebuah itemset dalam dataset.

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \times 10 \dots (1)$$

Tabel 6. Nilai Support Itemset Tunggal

No	Nama Item	Frekuensi	Support
1	Minyak Goreng Kita 1l Pch	115	7.67 %
2	Terigu Kompas 1kg	104	6.93 %
3	Sasa Tpng Srbgn Ori 225g	86	5.73 %
4	Isi Lpg 12 Kg	77	5.13 %
5	Gula Pasir Los	77	5.13 %
..			
N	Kresek Bolaapi 21 P/M	28	1.87 %

- b. Mengukur nilai support sebuah itemset dalam dataset.

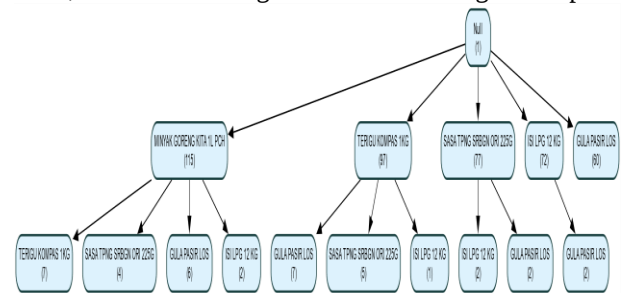
$$Support(A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \dots (2)$$

Tabel 7. Nilai *Support* 2 Itemset

No	Nama Item	Frekuensi	Support
1	Daia Pwd (6x55g) Sct Violet, Terigu Kompas 1kg	10	66.67 %
2	Gula Pasir Kristal Piramid 1 Kg, Kopi Tugu Buaya (30x12 G)	10	66.67 %
3	Rokok Surya 12, Sasa Tpng Srbgn Ori 225g	9	60 %
4	Garam Sedap Rasa 250g, Terigu Segitiga Biru 1kg	9	60 %
5	Golda Coffe Cappucino 200ml, Teh Pucuk Btl 350ml	8	53.33 %
..			
N	Kecap Sedap Sct 18x10ml, Ultra Milk 200ml Choco	1	6.67 %

3. *Pembentukan FP-Tree*

Berikut adalah pembentukan *FP-Tree* berdasarkan data yang telah diurutkan. *FP-Tree* dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam lintasan tertentu dalam *FP-Tree*, karena dalam setiap transaksi yang dipetakan mungkin ada yang sama lintasannya sama, makaada kemungkinan lintasan saling menimpa.

Gambar 3. Pembentukan *FP Tree*

Berdasarkan hasil gambar Pembentukan *FP-Tree* diatas, titik pusat pohon atau yang disebut dengan root (null) bertindak sebagai basis awal. item dengan frekuensi tertinggi, yaitu minyak goreng kita 1l pch (muncul 115 kali), diposisikan sebagai node utama yang menempel langsung di bawah root, diikuti oleh item-item di bawahnya seperti terigu kompas 1kg (104 kali) dan sasa tpng srbgn ori 225g (86 kali) yang membentuk dahan turunan bercabang sesuai pola belanja pelanggan riil.

4. *Pembangkit Conditional Pattern Base*

Setelah pohon terbentuk, dilakukan pencarian pola untuk setiap *suffix* item (akhiran). Berikut adalah hasil pembangkitan manual untuk beberapa item:

Tabel 8. *Pembangkit Conditional Pattern Base*

No	Nama Item	Conditional Pattern Base
1	Minyak Goreng Sedap 1l Pch	(Item Minyak Goreng Kita 1L Pch memiliki nilai kosong (-) pada tahapan ekstraksi karena item tersebut memiliki frekuensi prioritas tertinggi (berada tepat di bawah Root utama FP-Tree), sehingga secara algoritma tidak memiliki jalur awalan (prefix path)).
2	Terigu Kompas 1kg	{Minyak Goreng Kita 1l Pch}:7

3	Sasa Tpng Srbgn Ori 225g	{Minyak Goreng Kita 1l Pch}:4, {Terigu Kompas 1kg}:5
4	Isi Lpg 12 Kg	{Sasa Tpng Srbgn Ori 225g}:2, {Minyak Goreng Kita 1l Pch}:2, {Terigu Kompas 1kg}:1
5	Gula Pasir Los	{Terigu Kompas 1kg}:7, {Minyak Goreng Kita 1l Pch}:6, {Isi Lpg 12 Kg}:2, {Sasa Tpng Srbgn Ori 225g}:2

Dari Tabel *Conditional Pattern Base* diatas mendeskripsikan rute awalan (*prefix paths*) atau item apa saja yang dilewati sebelum mencapai item target bersangkutan. Jalanan relasi dari grafik pohon ke tabel *Conditional Pattern Base* dapat ditelusuri secara logis seperti pada hasil tabel diatas, misalnya Minyak Goreng Kita 1L Pch menempati peringkat teratas dan terhubung langsung ke *Root* utama tanpa ada pembatas barang lain di atasnya, maka item ini tidak memiliki rute awalan.

5. Pembangkit *Conditional FP-Tree*

Pada tahap ini *support count* dari setiap item pada *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap *item* yang memiliki jumlah *support* lebih besar sama dengan minimum *support* akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*.

Tabel 9. Pembangkit *Conditional FP-Tree*

No	Nama Item	<i>Conditional FP-Tree</i>
1	Minyak Goreng Sedap 1l Pch	(Item Minyak Goreng Kita 1L Pch memiliki nilai kosong (-) pada tahapan ekstraksi karena item tersebut memiliki frekuensi prioritas tertinggi (berada tepat di bawah <i>Root</i> utama <i>FP-Tree</i>), sehingga secara algoritma tidak memiliki jalur awalan (<i>prefix path</i>)).
2	Terigu Kompas 1kg	{Minyak Goreng Kita 1l Pch}:7
3	Sasa Tpng Srbgn Ori 225g	{Minyak Goreng Kita 1l Pch}:4, {Terigu Kompas 1kg}:5
4	Isi Lpg 12 Kg	(Item Isi Lpg 12 Kg memiliki nilai kosong (-) pada tahapan ekstraksi karena tidak ada kombinasi <i>item</i> yang lolos dari pemangkasan ini pada <i>Conditional FP-Tree</i>
5	Gula Pasir Los	<Terigu Kompas 1kg:7>, <Minyak Goreng Kita 1l Pch:6>

Berdasarkan visualisasi tabel di atas, dahan bersyarat untuk Terigu Kompas mencatat angka 7, di mana nilai tersebut memenuhi ambang batas kelolosan minimum *support*. Akibatnya, item pendahulu ditulis utuh dalam format pohon bersyarat sebagai <minyak goreng kita 1l pch:7>. Namun, jika ada dahan awalan pada item target lain yang hanya memiliki nilai frekuensi kemunculan 1 atau 2 kali, seluruh dahan awalan tersebut akan otomatis dipangkas habis dan dinyatakan tidak lolos karena tidak memenuhi syarat. Gugurnya dahan-dahan yang dinyatakan tidak lolos menyebabkan kolom *conditional FP-Tree* langsung menampilkan tanda strip (" ") karena tidak ada pola berulang yang dianggap valid.

Analisis Hasil

Setelah implementasi *FP-Growth* dan *frequent pattern* ditemukan, dilakukan analisis aturan asosiasi (*association rules*) sebagai proses analisis hasil berdasarkan eksekusi dari sistem yang ada.

1. Analisis Aturan Asosiasi (*Association Rules*)

Pembentukan aturan asosiasi dengan parameter *support* dan *confidence*. Nilai *Confidence* dihitung dengan rumus:

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A} \times 100\% \quad (3)$$

Nilai *lift* digunakan sebagai indikator kekuatan keterkaitan antar item dalam suatu aturan asosiasi. Nilai *lift* > 1 menunjukkan korelasi positif antara kedua item. Rumus perhitungan *lift* adalah sebagai berikut:

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence } A \text{ dan } B}{\text{Support } B} \dots\dots\dots(4)$$

Dalam hasil analisis berdasarkan sistem dengan tools *Visual Studio Code* dan hitungan manual menggunakan *Excel* menunjukan aturan asosiasi yang dibentuk adalah seperti pada Tabel 10.

Tabel 10. Association Rules

No	Jika Beli (X)	Maka Beli (Y)	Sup Port (%)	Confi Dance (%)	Lift Ratio
1	Kecap Abc Sct 12x15 Ml + Dancow Instant Fortigro 5x27gr)	Terigu Kompas 1kg	0,2	100	14.423
2	Teh Kotak 300ml Jasmine + Rokok Surya 12	Daia Pwd (6x55g) Sct Violet	0,2	100	40.541
3	Gil London Bride + Teajus 10x8g Gula Batu	Minyak Goreng Lavenia 900ml Pch	0,27	80	34.286
4	Gil London Bride + Minyak Goreng Lavenia 900ml Pch	Teajus 10x8g Gula Batu	0,27	66.66	25.641
5	Terigu Kompas 1Kg + Aqua 1500ML	Terigu Kompas 500G	0,2	60	21.951

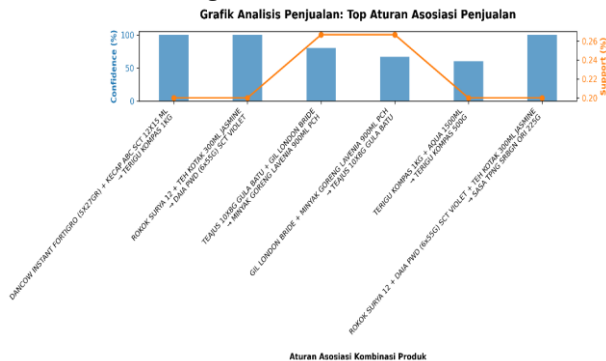
Pada proses implementasi *FP-Growth* yang dilakukan di *software Visual Studio* menghasilkan rule seperti yang tertera pada Tabel 10. Saat Pengelolaan menggunakan *FP-Growth* perlu mengatur minimum *support* dan minimum *confidence* pada *Visual Studio* agar mendapatkan hasil yang sesuai. Setelah berhasil di kelola maka akan menampilkan hasil seperti pada Gambar 4.

Jika Beli (X)	Maka Beli (Y)	Support (%)	Confidence (%)	Lift Ratio
DANOW INSTANT FORTIGRO (5x27GR) + KECAP ABC SCT 12x15 ML	TERIGU KOMPAS 1KG	0.2	100	14.4231
ROKOK SURYA 12 + TEH KOTAK 300ML JASMINE	DAIA PWD (6x55G) SCT VIOLET	0.2	100	40.5405
TEAJUS 10x8G GULA BATU + GIL LONDON BRIDE	MINYAK GORENG LAVENIA 900ML PCH	0.2667	80	34.2857
GIL LONDON BRIDE + MINYAK GORENG LAVENIA 900ML PCH	TEAJUS 10x8G GULA BATU	0.2667	66.6667	25.6411
TERIGU KOMPAS 1KG + AQUA 1500ML	TERIGU KOMPAS 500G	0.2	60	21.9512

Gambar 4. Association Rule

Analisis hasil dari implementasi *FP-Growth* dalam penerapannya di *software Visual Studio* menghasilkan grafik analisis penjualan mengenai *rule* yang terbentuk pada Gambar 5. Grafik analisis penjualan dibawah ini, menjelaskan tentang pola kombinasi pembelian produk

oleh konsumen (aturan asosiasi/association rules) yang berguna bagi manajemen toko untuk mengatur penempatan barang di rak agar produk yang saling terkait diletakkan berdekatan dan menentukan strategi promo yang dapat menentukan *profitabilitas*. Misalnya, Kebutuhan konsumen untuk stok sembako atau bahan dapur memiliki tingginya hubungan Gula, Kopi, Terigu, dan Daia. Ini adalah contoh konsumen yang melakukan belanja *reguler* untuk kebutuhan rumah tangga atau kebutuhan warung kecil.



Gambar 5. Grafik Analisis Penjualan

Berdasarkan kelima aturan terkuat di atas, dapat dilakukan interpretasi mendalam terhadap metrik yang dihasilkan. Sebagai contoh, pada aturan kelima, *lift ratio* menyentuh angka 21,95. Angka ini tergolong sangat tinggi (jauh di atas ambang batas 1,0), yang menunjukkan probabilitas konsumen untuk membeli Terigu Kompas 500G melonjak hampir 22 kali lipat jika mereka sebelumnya telah memasukkan Terigu Kompas 1Kg dan Aqua 1500ml ke dalam keranjang, dibandingkan jika mereka membeli Terigu Kompas 500G secara acak. Secara praktis, implikasi manajerial dari nilai yang tinggi ini adalah keharusan bagi pihak toko untuk menyusun strategi penempatan (*layout*) secara berdekatan, atau merancang strategi promosi *bundling* untuk ketiga produk tersebut. Hasil penelitian ini memberikan wawasan baru jika dibandingkan secara komparatif dengan keempat penelitian terdahulu yang diuraikan pada tinjauan pustaka. Jika penelitian Rustam et al. [9] menggunakan batas *support* yang sangat tinggi (75%) untuk toko dengan variasi barang sedikit, penelitian di HappyMart membuktikan bahwa pengaturan parameter *support* yang rendah (0,2%) justru esensial untuk ritel modern guna menangkap tren produk pendamping (*niche*) yang tidak mendominasi persentase penjualan keseluruhan, tetapi memiliki keterkaitan (*confidence*) mutlak hingga 100%.

Lebih jauh, analisis terhadap produk-produk yang tidak memenuhi *threshold* (tidak lolos *minimum support* atau *confidence*) juga memberikan wawasan penting. Pola transaksi yang gagal menjadi aturan asosiasi menandakan bahwa barang-barang tersebut bersifat pembelian tunggal (*single-item purchase*) atau memiliki perputaran lambat (*slow-moving*). Implikasi manajerial untuk produk jenis ini adalah perlunya ditempatkan di dekat area kasir guna merangsang pembelian impulsif (*impulsive buying*) atau diberikan diskon cuci gudang agar terhindar dari *overstocking*.

Pelaporan Dan Evaluasi

Tahap evaluasi dan pelaporan dilakukan untuk mengevaluasi hasil association rule yang telah di peroleh dan memvalidasi keakuratan hitungan manual dengan hasil keluaran dari program *Python*.

```
# Tahap 7: Association Rules
rules =
association_rules(frequent_itemsets,
metric="confidence",
min_threshold=0.1)
# Filter untuk aturan 1-lawan-1
rules =
rules[(rules['antecedents'].apply(len)
== 1) &
(rules['consequents'].apply(len) ==
1)]
```

Sourcode Sistem Association Rule

- Rule 1 :Jika membeli Kecap Abc Sct 12X15 Ml dan Dancow Instant Fortigro (5X27Gr) maka juga membeli Terigu Kompas 1Kg dan didukung oleh 0.2 % dari data keseluruhan dengan nilai confidence 100 %
- Rule 2 : Jika membeli Teh Kotak 300Ml Jasmine dan Rokok Surya 12 maka juga membeli Daia Pwd (6X55G) Sct Violet dan didukung oleh 0.2 % dari data keseluruhan dengan nilai confidence 100 %
- Rule 3 : Jika membeli Gil London Bride dan Teajus 10X8G Gula Batu maka juga membeli Minyak Goreng Lavenia 900Ml Pch dan didukung oleh 0.2667 % dari data keseluruhan dengan nilai confidence 80. %.
- Rule 4 : Jika membeli Gil London Bride dan Minyak Goreng Lavenia 900Ml Pch maka juga membeli Teajus 10X8G Gula Batu dan didukung oleh 0.2667 % dari data keseluruhan dengan nilai confidence 66.6667 %.
- Rule 5 : Jika membeli Terigu Kompas 1KG + Aqua 1500ML maka juga membeli Terigu Kompas 500G dan didukung oleh 0.2 % dari data keseluruhan dengan nilai confidence 60%

Setelah rule yang ada diuraikan, maka dapat diambil beberapa kesimpulan diantaranya, konsumen cenderung membeli item dan jenis barang yang berbeda selain itu berdasarkan hasil yang ada dapat di peroleh pengetahuan proses analisis penjualan untuk mengetahui pola pembelian konsumen yang selama ini jarang diketahui. Hal ini dapat dimanfaatkan untuk membantu dalam hal strategi pemasaran dan rekomendasi nyata bagi pemilik *HappyMart* dalam pengelolaan persediaan dan penyusunan tata letak produk berdasarkan *association rule* yang ditemukan untuk meningkatkan penjualan. Untuk membuktikan tingkat keandalan model, hasil validasi yang membandingkan perhitungan manual Excel, keluaran sistem *Python*, dan perangkat lunak RapidMiner disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11. Perbandingan Hitungan *Excel*, Program *Python* & *RapidMiner*

N o	Indikator Validasi	Perhitungan Manual (<i>Excel</i>)	Keluaran Sistem <i>Python</i>	Keluaran <i>RapidMiner</i>
1	Akumulasi Frekuensi Tunggal (Itemset 1)	115 (Minyak Goreng Kita), 104 (Terigu Kompas)	115 (Minyak Goreng Kita), 104 (Terigu Kompas)	115 (Minyak Goreng Kita), 104 (Terigu Kompas)
2	Penyusunan Urutan Priority (F-List)	Terurut menurun sesuai nilai akumulasi	Terurut menurun sesuai nilai akumulasi	Terurut menurun sesuai nilai akumulasi
3	Association Rule Mining	Memiliki hubungan produk yang cukup tinggi.	Memiliki hubungan produk yang cukup tinggi.	Memiliki hubungan produk yang cukup tinggi.
4	Nilai lift ratio	Hubungan tinggi dengan nilai lebih besar dari 1	Hubungan tinggi dengan nilai lebih besar dari 1	Hubungan tinggi dengan nilai lebih besar dari 1

Kelebihan Dan Kekurangan Sistem

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian yang telah dilakukan, memiliki beberapa keunggulan, di antaranya,

- Akurasi Komputasi Mutlak: Melalui pembuktian fase audit validasi, sistem menjamin keandalan hasil analisis 100% tepat dan bebas selisih, sehingga keputusan bisnis yang diambil pihak toko didasarkan pada data *sains* yang valid.
- Efisiensi Eksekusi Memori Tingkat Tinggi: Penggunaan struktur data pohon FP-Tree mengompresi rekam ribuan transaksi menjadi simpul memori yang ringkas. Hal ini memangkas waktu proses penambahan data menjadi hanya dalam hitungan milidetik, jauh mengungguli performa algoritma Apriori tradisional.
- Otomatisasi Pelaporan untuk Transparansi: Sistem secara mandiri mengeksplor hasil kerja tiap tahapan ke dalam berkas *Excel* terpisah, mempermudah pelacakan data dan pelaporan berkala bagi pemilik toko.

Namun demikian, sistem masih memiliki beberapa keterbatasan, yaitu,

- Sensitivitas Tinggi Terhadap Format Masukan: Sistem sangat bergantung pada keseragaman struktur nama kolom dan tipe data pada file *Excel* inputan data mentah bulanan. Adanya inkonsistensi penulisan nama produk akibat kelalaian petugas kasir dapat memicu kegagalan pembacaan data (*runtime error*)
- Keterbatasan *Visualisasi* Interaktif Antarmuka: Penggunaan antarmuka berbasis teks/tabel menuntut pengguna memiliki pemahaman dasar mengenai runtutan alur kerja penambahan data. Ketidadaan tombol *navigasi grafis* (GUI) interaktif berpotensi menyulitkan pengguna awam dari kalangan staf administrasi toko saat mengoperasikan program secara mandiri.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma FP-Growth berhasil mengidentifikasi pola pembelian konsumen di HappyMart secara akurat dan efisien. Penelitian ini memiliki keterbatasan yang harus diakui, yaitu cakupan data operasional yang dianalisis hanya berjumlah 1.500 transaksi dan terbatas pada periode tiga bulan (Agustus-Oktober 2025). Meskipun demikian, sistem mampu mengekstraksi parameter kunci yang berharga. Sebagai temuan utama, aturan dengan kombinasi Terigu Kompas 1Kg dan Aqua 1500ml yang memicu pembelian Terigu Kompas 500G menghasilkan *support* 0,2%, *confidence* 60%, serta *lift ratio* 21,95. Secara operasional, angka-angka metrik ini bukan sekadar landasan teoretis, melainkan memberikan kontribusi dan implikasi manajerial yang konkret bagi pengelola toko.

Tingginya nilai *lift ratio* tersebut merupakan rekomendasi mutlak bagi pihak HappyMart untuk memindahkan barang-barang yang saling berasosiasi tersebut ke dalam rak promosi (*end-cap display*) yang berdekatan. Selain itu, temuan ini menjadi landasan objektif dalam perancangan strategi pemasaran *bundling* guna mempercepat perputaran barang silang (*cross-selling*) dan secara langsung mencegah masalah *overstocking* atau penumpukan stok barang di gudang.

IV. REFERENSI

- [1] S. S. Ali, D. Krisbiantoro, and F. N. Afiana, "Penerapan rekomendasi algoritma FP-Growth untuk tren penjualan pada Toko Sanwikarta," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 1010–1021, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.stkipppgritlungagung.ac.id/index.php/jupi/article/view/6150>
- [2] Y. Ardilla and A. K. Wardhani, Data mining (Memahami pola di balik angka). Medan: Yayasan Kita Menulis, 2021. [Online]. Available: <http://repository.istn.ac.id/11468/1/24-06-37-EBOOK-Data%20Mining%20%28Memahami%20Pola%20di%20Balik%20Angka%29.pdf>
- [3] K. Erwansyah, B. Andika, and R. Gunawan, "Implementasi data mining menggunakan asosiasi dengan algoritma Apriori untuk mendapatkan pola rekomendasi belanja produk pada Toko Avis Mobile," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD)*, vol. 4, no. 1, p. 148, 2021, doi: 10.53513/jsk.v4i1.2628.
- [4] Y. Husain, E. D. Oktaviyani, and S. Christina, "Analisis perbandingan algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dalam menemukan pola pembelian konsumen," *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 2, pp. 231–243, 2023. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/376777163_Analisis_Perbandingan_Algoritma_Apriori_FP-Growth_Dan_Eclat_dalam_Menemukan_Pola_Pembelian_Konsumen
- [5] F. R. Junaedi, M. Martanto, and U. Hayati, "Analisis pola transaksi pembelian makanan dan minuman menggunakan algoritma FP-Growth," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 360–367, 2024. [Online]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/cc9a/e599ea201e9e04bc9766927a624179f67d0.pdf>
- [6] F. Prasetyo and H. Hasugian, "Analisis pola pembelian produk makanan menggunakan algoritma FP-Growth



- untuk strategi penjualan," IDEALIS: InDonEsiA Journal Information System, vol. 7, no. 1, pp. 11–20, 2024. [Online]. Available: <https://jom.fti.budiluhur.ac.id/IDEALIS/article/view/3085>
- [7] L. I. Prahartiwi, "Implementasi algoritma FP-Growth untuk menemukan pola pembelian konsumen pada analisis keranjang pasar," IJIS - Indonesian Journal On Information System, vol. 7, no. 1, pp. 71–78, 2022, doi: 10.36549/ijis.v7i1.208.
- [8] B. S. Pranata and D. P. Utomo, "Penerapan data mining algoritma FP-Growth untuk persediaan sparepart pada bengkel motor (studi kasus Bengkel Sinar Service)," Bulletin of Information Technology (BIT), vol. 1, no. 2, pp. 83–91, 2020. [Online]. Available: <https://journal.fkpt.org/index.php/BIT/article/view/12>
- [9] C. Rustam, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, "Penerapan data mining menggunakan algoritma FP-Growth dalam analisis data penjualan," Jurnal Komtek Info, vol. 11, no. 4, pp. 205–212, 2024. [Online]. Available: <https://jkomtekinfo.org/ojs/index.php/komtekinfo/article/view/547>
- [10] R. Serli and R. E. Saputro, "Penerapan algoritma FP-Growth untuk menentukan pola penjualan Najah Mart," CSRID Journal, vol. 17, no. 1, pp. 01–19, 2025. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/390879989>
- [11] A. Saifudin and A. S. Yudianto, "Penerapan Teknik Data Mining Dalam Penentuan Tata Letak Barang Pada Minimarket Menggunakan Algoritma FP-Growth," Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), vol. 5, no. 1, pp. 120–127, 2021. [Online]. Available: <https://jurnal.iaii.or.id/index.php/RESTI/article/view/2852>
- [12] D. N. Sari and A. Wijaya, "Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Rekomendasi Strategi Promosi," Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI), vol. 5, no. 2, pp. 210–218, 2022. [Online]. Available: <https://ojs.serambimekkah.ac.id/jnkti/article/view/4231>
- [13] M. Ridwan and I. H. Santi, "Implementasi Association Rule Mining dengan Algoritma FP-Growth untuk Menemukan Pola Pembelian Produk Sembako," Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer), vol. 11, no. 3, pp. 345–352, 2022. [Online]. Available: <https://jurnal.iaii.or.id/index.php/sisfokom/article/view/2910>
- [14] E. Setyaningsih and R. R. Y. Suryono, "Pemanfaatan Algoritma FP-Growth Dalam Sistem Rekomendasi Penempatan Produk Ritel," Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK), vol. 10, no. 4, pp. 789–796, 2023. [Online]. Available: <https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/6721>
- [15] A. Wibowo, F. A. Bachtar, and B. D. Setiawan, "Penerapan Association Rule Menggunakan Algoritma FP-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Apotek," Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, vol. 5, no. 9, pp. 3810–3817, 2021. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/9745>