

Implementasi Metode *Fp-Growth* Dalam Menganalisis Pola Penjualan Di Toko Sukses Plastik

Manotius Jan Apnel¹, Indra Kelana Jaya², Yolanda Rumapea³

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

Info Artikel

Histori Artikel:

Received, Nov 11, 2025

Revised, Des 12, 2025

Accepted, Jan 16, 2026

Keywords:

Fp-Growth,
Pola Penjualan, Produk Plastik,
Manajemen Stok, Association
Rules.

ABSTRAK

Produk plastik telah menjadi bagian penting dalam kehidupan sehari-hari karena memiliki fleksibilitas, daya tahan, dan harga yang ekonomis. Namun, pengelolaan stok secara manual di Toko Sukses Plastik menghadirkan tantangan yang dapat berdampak negatif pada kepuasan dan loyalitas pelanggan. Penelitian ini menggunakan metode FP-GROWTH untuk menganalisis pola penjualan produk sebagai solusi atas permasalahan tersebut. Dari hasil analisis, diperoleh 20 aturan asosiasi (association rules) dengan nilai confidence minimal 60% yang menunjukkan pola pembelian tertentu, seperti rantang plastik yang sering dibeli bersamaan dengan plastik tray dan gelas takar plastik. Temuan ini dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan strategis, seperti pengaturan tata letak produk, pemberian diskon paket, serta pengelolaan stok untuk menghindari kekurangan barang. Algoritma FP-GROWTH terbukti mampu membantu memahami pola pembelian pelanggan sekaligus meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan persediaan dan strategi pemasaran. Penelitian ini juga memberikan peluang untuk mengeksplorasi algoritma lain, seperti K-NEAREST NEIGHBOR atau DECISION TREE, guna menghasilkan analisis yang lebih komprehensif di masa mendatang.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Penulis Koresponden:

Manotius Jan Apnel,
Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Methodist Indonesia, Medan,
Jl. Hang Tuah No.8, Medan Utara.
Email: manotiusapnel076@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Produk plastik tetap menjadi komoditas unggulan dalam industri ritel karena karakteristiknya yang ringan, tahan lama, serta efisiensi biaya produksinya yang sulit digantikan oleh material lain [1]. Di tahun 2025, permintaan pasar terhadap kategori produk seperti peralatan rumah tangga dan kemasan pangan berbahan plastik justru mengalami peningkatan tajam seiring dengan pertumbuhan sektor UMKM [2]. Namun, Toko Sukses Plastik masih menghadapi tantangan operasional berupa manajemen inventaris manual yang menyebabkan ketidakseimbangan stok, mulai dari fenomena stock-out hingga penumpukan barang tak terjual (*overstock*). Permasalahan ini bukan sekadar kendala teknis, melainkan hambatan strategis yang dapat menurunkan kepercayaan konsumen secara signifikan di tengah persaingan pasar yang semakin homogen dan kompetitif [3]. Oleh karena itu, penerapan teknologi analisis data menjadi krusial bagi peritel fisik untuk memprediksi kebutuhan pasar secara akurat dan menjaga loyalitas pelanggan [4].

Metode FP-Growth dipilih karena efektivitasnya dalam mengekstraksi informasi berharga

tanpa harus melakukan pemindaian basis data secara berulang, sehingga lebih efisien dibandingkan algoritma asosiasi lainnya [5]. Hasil dari analisis ini akan menghasilkan aturan asosiasi (*association rules*) yang mengungkap keterkaitan antar produk. Informasi tersebut kemudian digunakan untuk merancang taktik cross-selling dan up-selling yang lebih personal sesuai selera pasar [6]. Melalui implementasi ini, Toko Sukses Plastik diharapkan mampu menyempurnakan manajemen stok, memahami preferensi konsumen secara akurat, serta merumuskan strategi penataan letak barang (*store layout*) yang lebih efisien guna meningkatkan volume penjualan dan pengalaman belanja pelanggan [7].

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif, yang melibatkan tahapan pengumpulan data, pemrosesan data, dan pengujian. Metode kuantitatif dipilih karena memungkinkan analisis data numerik secara sistematis untuk mengidentifikasi pola dan hubungan, sejalan dengan tujuan penelitian untuk menganalisis pola penjualan. Pendekatan kuantitatif diterapkan untuk mengukur dan menganalisis pola pembelian produk, dengan penekanan pada penggunaan algoritma FP-Growth. Menurut [8], data mining adalah proses penemuan pengetahuan, pola, atau hubungan dalam data historis berukuran besar. Penerapan FP-Growth diharapkan dapat mengungkapkan frequent itemset atau kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan, sebagaimana dijelaskan oleh [9].

Berikut adalah flowchart dari Metode FP-Growth seperti pada Gambar 1.



2.1 Association Rule

Association Rules merupakan salah satu teknik data mining yang menemukan hubungan asosiasi antara data dan menyimpulkan rules yang terbentuk dari data-data yang ada. Aturan asosiasi sering digunakan untuk mengetahui hubungan antar item. Fungsi aturan asosiasi yaitu menemukan pola-pola, asosiasi, hubungan antara data dan menemukan fakta yang belum diketahui atau tidak diperhatikan oleh suatu perusahaan tersebut.

Aturan asosiasi dapat dilakukan dengan pencarian frequent itemset yang merupakan kombinasi paling umum dalam itemset dan harus memenuhi syarat minimal support dan minimum confidence. Untuk mengetahui pentingnya aturan asosiasi dapat menggunakan support dan confidence.

- a) Support merupakan indikator seberapa sering sebuah item atau kelompok item muncul dalam seluruh catatan transaksi. Untuk mendapatkan nilai support dari item dapat digunakan persamaan

1.

$$\text{Support (A, B)} = P(A \times B) \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \times B}{\text{Total Transaksi}}$$

- b) Confidence merupakan suatu ukuran yang menunjukkan hubungan kondisional antara dua item. Untuk menghitung nilai confidence dapat digunakan persamaan 2.

$$\text{Confidence (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \times B}{\text{Total Transaksi A}}$$

2.2 Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori [10]. Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent Itemset) dalam sebuah kumpulan data [9]. Pada algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree, yang biasa disebut FP-Tree, dalam pencarian frequent itemset bukan menggunakan generate candidate seperti yang dilakukan pada algoritma Apriori. Dengan menggunakan konsep tersebut, algoritma FP-Growth menjadi lebih cepat daripada algoritma Apriori [11].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang sudah melalui tahap cleaning, akan dilakukan label encoding dan menghasilkan data produk dengan label seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Tabel Data Produk

Label	Nama Produk
A	Botol air plastik
B	Cetakan kue plastik
C	Gantungan baju plastik
D	Gelas plastik
E	Gelas takar plastik
F	Keranjang cucian
G	Piring plastik
H	Plastik cup
I	Plastik garpu
J	Plastik kantong transparan
K	Plastik pisau
L	Plastik rigid
M	Plastik sendok
N	Plastik tray
O	Rak Plastik
P	Rantang plastic
Q	Sendok dan garpu plastic
R	Stereofoam
S	Stik es krim plastic
T	Teko plastic
U	Tempat sampah plastic
V	Tutup makanan plastic
W	Wadah penyimpanan makanan

Label encoding adalah proses mengonversi nama produk menjadi label dalam bentuk huruf sesuai dengan urutan abjad, sehingga produk dapat lebih mudah diidentifikasi dan dianalisis. Pada

proses ini, nama produk asli diubah menjadi label berupa huruf yang disusun berdasarkan urutan abjad. Adapun tabel data transaksi yang sudah dilakukan proses label encoding dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel Transaksi Label Encoding

Nomor Transaksi	Nama Produk
300901	P
310902	F, I, P, N
320903	Q, T
....	
490920	U, P

Setiap item produk lalu dihitung frekuensi nya dan diurutkan berdasarkan frekuensi terbesar dan dikoreksi berdasarkan *Minimal Support* yang telah ditentukan yaitu 2, sehingga menghasilkan tabel *Sorted Item Support Count*. Tabel *Sorted Item Support Count* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. *Support Item Support Count*

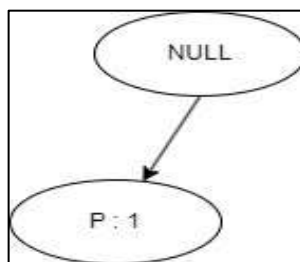
Sorted Item	Support Count
R	5
P	4
I	4
....	
S	2

Tabel *Support Item Support Count* menjadi *Header Table* yang mencatat semua item yang memenuhi minimum support, lalu diurutkan berdasarkan frekuensi dari yang paling tinggi ke yang paling rendah. Selanjutnya mengurutkan item transaksi berdasarkan urutan dalam header table. Urutan item transaksi sesuai header table dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Urutan Item Transaksi

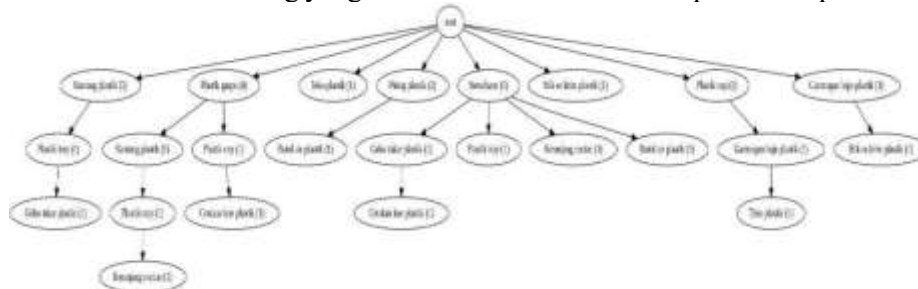
No Transaksi	ITEM LIST	ITEM LIST
		Setelah Diurutkan
300901	P	P
310902	F, I, P, N	P, I, N, F
320903	Q, T	T
330904	G	G
340905	W, X, M	
....		
490920	U, P	P

Setelah mengurutkan item dalam transaksi maka dilakukan pembangunan FP-Tree. Dengan memulai membuat root dari FP-Tree sebagai node kosong (Null). Lalu menambahkan setiap transaksi yang sudah diurutkan ke dalam FP-Tree satu persatu. Hasil dari FP-Tree untuk kode transaksi 300901 dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. FP-Tree Transaksi 300901

Jika sebuah item sudah ada dalam cabang yang ada tingkatan counter pada node tersebut. Jika tidak, tambahkan node baru ke cabang yang ada. Hasil akhir FP-Tree dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. FP-Tree Transaksi Penjualan

FP-Tree ini akan menjadi acuan dalam membuat conditional pattern base, conditional FP-Tree dan frequent itemset.

Dalam tahap membangun conditional FP-Tree, membuat link dari setiap item di header table menuju node yang sesuai dengan FP-Tree untuk memudahkan pencarian pada saat membuat conditional pattern base. Selanjutnya, membangun conditional pattern base dimana untuk setiap item di header table, dikumpulkan sesuai dengan jalur FP-Tree yang mengarah ke item tersebut. Conditional pattern base adalah sekumpulan jalur yang menuju ke item tersebut dengan mempertahankan frekuensi yang sesuai. Adapun tahapan dalam membangun Conditional pattern base adalah sebagai berikut:

1. Conditional Pattern Base: sekumpulan jalur pada FP-Tree asli menuju suatu item, beserta frekuensinya. Contoh:
 - a. Item 'R' dengan frekuensi 5 conditional pattern basenya $[(\text{'R'}), 5]$.
 - b. Item 'P', untuk item $[\text{'P'}]$ dengan frekuensi 3 dan $[\text{'I'}, \text{'P'}]$ dengan frekuensi 1 maka conditional pattern basenya adalah $[(\text{'P'}), 3], (\text{'I'}, \text{'P'}), 1]$.
2. Conditional FP-Tree: dibangun dari conditional pattern base. Jalur dan frekuensi FP-Tree adalah hasil agregasi dari conditional pattern base. Contoh:
 - a. Item 'R' Conditional FP-Tree adalah $[(\text{'R'}, 5)]$
 - b. Item 'P' Conditional FP-Tree $(\text{'P'}, 4)$ atau hasil penjumlahan frekuensi $[\text{'P'}]$ dan $[\text{'I'}, \text{'P'}]$ serta $(\text{'I'}, 1)$
3. Frequent Itemset: Dibangun dari conditional FP-Tree dengan memilih kombinasi item frekuensinya lebih besar atau sama dengan minimum support. Contoh:
 - a. Item 'R' Frequent Itemset: $[(\text{'R'}, 5)]$.
 - b. Item 'P' Frequent Itemset: $[(\text{'P'}, 3)]$ dan $[(\text{'I'}, \text{'P'}, 1)]$.

Conditional pattern base dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
R	$[(\text{'R'}), 5]$
P	$[(\text{'P'}), 3], (\text{'I'}, \text{'P'}), 1]$

I	[(<i>'T'</i>), 4]
N	[(<i>'T'</i> , <i>'P'</i> , <i>'N'</i>), 1), (<i>'R'</i> , <i>'N'</i>), 1), (<i>'P'</i> , <i>'N'</i>), 1)]
H	[(<i>'H'</i>), 2), (<i>'T'</i> , <i>'H'</i>), 1)]
F	[(<i>'T'</i> , <i>'P'</i> , <i>'N'</i> , <i>'F'</i>), 1), (<i>'R'</i> , <i>'F'</i>), 1)]
S	[(<i>'S'</i>), 1), (<i>'C'</i> , <i>'S'</i>), 1)]
T	[(<i>'T'</i>), 1), (<i>'H'</i> , <i>'C'</i> , <i>'T'</i>), 1)]
G	[(<i>'G'</i>), 2)]
A	[(<i>'G'</i> , <i>'A'</i>), 1), (<i>'R'</i> , <i>'A'</i>), 1)]
C	[(<i>'H'</i> , <i>'C'</i>), 1), (<i>'C'</i>), 1)]
E	[(<i>'R'</i> , <i>'E'</i>), 1), (<i>'P'</i> , <i>'N'</i> , <i>'E'</i>), 1)]
B	[(<i>'R'</i> , <i>'E'</i> , <i>'B'</i>), 1), (<i>'T'</i> , <i>'H'</i> , <i>'B'</i>), 1)]

Dari tabel conditional pattern base maka dapat dibangun conditional FP- Tree untuk setiap item. Sama seperti FP-Tree asli buat tree dengan hanya menggunakan item dan frekuensi yang terdapat dalam conditional pattern base. Conditional FP-Tree dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. *Conditional FP-Tree*

Item	Conditional FP-Tree
R	[(<i>'R'</i>), 5]
P	[(<i>'P'</i>), 4), (<i>'T'</i>), 1)]
I	[(<i>'T'</i>), 4)]
N	[(<i>'T'</i>), 1), (<i>'P'</i>), 2), (<i>'N'</i>), 3), (<i>'R'</i>), 1)]
H	[(<i>'H'</i>), 3), (<i>'T'</i>), 1)]
F	[(<i>'T'</i>), 1), (<i>'P'</i>), 1), (<i>'N'</i>), 1), (<i>'F'</i>), 2), (<i>'R'</i>), 1)]
S	[(<i>'S'</i>), 2), (<i>'C'</i>), 1)]
T	[(<i>'T'</i>), 2), (<i>'H'</i>), 1), (<i>'C'</i>), 1)]
G	[(<i>'G'</i>), 2)]
A	[(<i>'G'</i>), 1), (<i>'A'</i>), 2), (<i>'R'</i>), 1)]
C	[(<i>'H'</i>), 1), (<i>'C'</i>), 2)]
E	[(<i>'R'</i>), 1), (<i>'E'</i>), 2), (<i>'P'</i>), 1), (<i>'N'</i>), 1)]
B	[(<i>'R'</i>), 1), (<i>'E'</i>), 1), (<i>'B'</i>), 2), (<i>'T'</i>), 1), (<i>'H'</i>), 1)]

Tabel conditional FP-Tree dapat digunakan untuk membangun Frequent Itemset. Untuk menentukan frequent itemset dari conditional FP-Tree, gabungkan item-item dalam setiap conditional FP-Tree yang memiliki frekuensi lebih besar atau sama dengan minimum support. Adapun frequent itemset dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. *Frequent Itemset*

Item	Frequent Itemset
R	[(<i>'R'</i> , <i>'R'</i>), 5)]
P	[(<i>'P'</i> , <i>'P'</i>), 3), (<i>'T'</i> , <i>'P'</i> , <i>'P'</i>), 1)]
I	[(<i>'T'</i> , <i>'T'</i>), 4)]
N	[(<i>'T'</i> , <i>'P'</i> , <i>'N'</i> , <i>'N'</i>), 1), (<i>'R'</i> , <i>'N'</i> , <i>'N'</i>), 1), (<i>'P'</i> , <i>'N'</i> , <i>'N'</i>), 1)]
H	[(<i>'H'</i> , <i>'H'</i>), 2), (<i>'T'</i> , <i>'H'</i> , <i>'H'</i>), 1)]
F	[(<i>'T'</i> , <i>'P'</i> , <i>'N'</i> , <i>'F'</i> , <i>'F'</i>), 1), (<i>'R'</i> , <i>'F'</i> , <i>'F'</i>), 1)]

S	[(['S', 'S'], 1), (['C', 'S', 'S'], 1)]
T	[(['T', 'T'], 1), (['H', 'C', 'T', 'T'], 1)]
G	[(['G', 'G'], 2)]
A	[(['G', 'A', 'A'], 1), (['R', 'A', 'A'], 1)]
C	[(['H', 'C', 'C'], 1), (['C', 'C'], 1)]
E	[(['R', 'E', 'E'], 1), (['P', 'N', 'E', 'E'], 1)]
B	[(['R', 'E', 'B', 'B'], 1), (['I', 'H', 'B', 'B'], 1)]

Association rules adalah aturan-aturan yang diperoleh dari analisis frequent itemset yang bertujuan untuk menentukan hubungan atau keterkaitan antar item dalam data transaksi. Adapun tahapan dalam membangun association rules adalah sebagai berikut:

1. Menentukan minimum support dan minimum confidence dalam perhitungan secara manual minimum support = 2 dan minimum confidence = 60%.
2. Menganalisis frequent itemset dengan tahapan sebagai berikut:
 - a) Membuat Tabel C1 yang berisi tiap item dan menghitung support count (sup_count) untuk 1- itemset (jumlah transaksi yang berisi tiap itemnya). Tabel C1 dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Tabel C1

Item	Support Count
R	5
P	4
I	4
N	3
H	3
F	2
T	2
G	2
E	2
B	2

- b) Salin semua itemset C1 yang sup_count nya lebih besar atau sama dengan minimum supportnya ke tabel L1. Tabel L1 dapat dilihat pada Tabel 9 .

Tabel 9. Tabel L1

Itemset	Support Count
R	5
P	4
I	4
....	
C	2

- c) Buat tabel C2 yang berisi kombinasi itemset dari L1 sehingga membentuk 2-itemset. Hitung sup_count setiap itemset. Tabel C2 dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Tabel C2

Itemset	Support Count
R, P	0
R, I	0

R, N	1
....	
P, H	0

- d) Salin semua itemset pada C2 yang sup_count nya lebih besar atau sama dengan minimum support ke tabel L2. Tabel L2 dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Tabel L2	
Itemset	Support Count
P, N	2

- e) Buat tabel C3 yang berisi kombinasi itemset dari L2 sehingga membentuk 3-itemset dan hitung sup_count nya. Tabel C3 dapat dilihat pada Tabel 12.

Tabel 12. Tabel C3	
Itemset	Support Count
P, N	

Dari tabel C3 subnetnya tidak ada di L2, sehingga dinyatakan tidak frequent. Dari hasil tersebut maka tidak ada itemset yang disalin ke L3 dan proses pencarian frequent itemset berhenti disini.

3. Menghitung association rules dari analisis frequent itemset. Dari proses sebelumnya diketahui bahwa itemset yang frequent adalah {'A', 'D'}. maka frequent itemsets dari itemset {'A', 'D'}, dapat dihitung support dan condifence nya sebagai berikut.

- a. Support

$$\text{Support (P)} = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung (P)}}{\text{Total Transaksi}}$$

$$\text{Support (P)} = \frac{4}{19} = \mathbf{0.2105}$$

$$\text{Support (N)} = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung (N)}}{\text{Total Transaksi}}$$

$$\text{Support (N)} = \frac{3}{19} = \mathbf{0.1579}$$

- b. Confidence

$$\text{Confidence (P} \rightarrow \text{N)} = \frac{\text{Support (P} \cup \text{N)}}{\text{Support P}}$$

$$\text{Confidence (P} \rightarrow \text{N)} = \frac{0.1053}{0.2105} = 0.5 = \mathbf{50 \%}$$

$$\text{Confidence (P} \rightarrow \text{N)} = \frac{\text{Support (P} \cup \text{N)}}{\text{Support P}}$$

$$\text{Confidence (P} \rightarrow \text{N)} = \frac{0.1053}{0.1579} = 0.6667 = \mathbf{66.67 \%}$$

4. Menghitung Strong Association Rules. Untuk menghitung strong association rules, dipilih association rules dengan nilai confidence lebih besar atau sama dengan minimum confidence. Maka dari data tersebut maka strong association rules adalah $N \rightarrow P$, dengan nilai confidence 66.67%.

Pada tahap implementasi menggunakan python, akan dijelaskan secara terperinci langkah-

langkah implementasi metode FP-Growth dalam menganalisis pola penjualan produk di Toko Sukses Plastik menggunakan bahasa pemrograman Python. Setiap tahap proses dijelaskan mulai dari persiapan data hingga pembentukan aturan asosiasi:

1. Pembentukan Association Rules

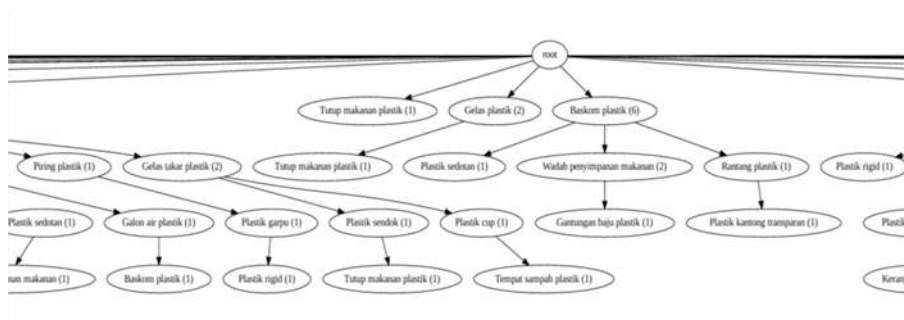
Dengan menggunakan pola-pola yang telah ditemukan, aturan asosiasi atau hubungan antara item dibentuk. Setiap pola dianalisis untuk menentukan hubungan antara antecedent dan consequent, yaitu item-item yang sering muncul bersama dengan confidence di atas batas yang telah ditetapkan (minimum confidence). Dengan minimum confidence sama dengan 0.6 maka di dapatkan association rule yang dapat dilihat pada Gambar 3.

Antecedent	Consequent	Confidence
['Botol air plastik', 'Sterofoam']	['Kotak bekal plastik']	0.666667
['Kotak bekal plastik', 'Sterofoam']	['Botol air plastik']	0.666667
['Kotak bekal plastik', 'Botol air plastik']	['Sterofoam']	1
['Keranjang cucian', 'Tali rafia']	['Plastik kresek']	1
['Keranjang cucian', 'Plastik kresek']	['Tali rafia']	1
['Cetakan kue plastik', 'Plastik sendok']	['Plastik piring kue']	1
['Gelas takar plastik', 'Sterofoam']	['Cetakan kue plastik']	0.6
['Gelas takar plastik', 'Cetakan kue plastik']	['Sterofoam']	1
['Ember plastik', 'Galon air plastik']	['Sendok dan garpu plastik']	1
['Ember plastik', 'Sendok dan garpu plastik']	['Galon air plastik']	0.666667
['Plastik mika kue', 'Tempat sampah plastik']	['Ember plastik']	1
['Ember plastik', 'Tempat sampah plastik']	['Plastik mika kue']	1
['Ember plastik', 'Plastik mika kue']	['Tempat sampah plastik']	1
['Plastik rigid', 'Plastik kresek']	['Gelas takar plastik']	1
['Gelas takar plastik', 'Plastik kresek']	['Plastik rigid']	1
['Gelas takar plastik', 'Plastik rigid']	['Plastik kresek']	0.666667
['Plastik rigid', 'Plastik garpu']	['Tali rafia']	0.666667
['Plastik cup', 'Plastik garpu']	['Plastik kresek']	1
['Plastik mika kue', 'Plastik kresek']	['Plastik cup']	0.666667
['Plastik mika kue', 'Plastik kresek']	['Plastik tray']	0.666667

Gambar 3. Hasil Association Rules

2. Visualisasi FP-Tree

Tahap terakhir adalah memvisualisasikan FP-Tree dengan menggunakan graphviz. Struktur pohon ini membantu memahami hierarki dan keterkaitan antara item-item dalam transaksi secara visual. Visualisasi ini memberikan gambaran lengkap tentang pola hubungan antar-item yang ditemukan dari data transaksi. Adapun hasil visualisasi FP-Tree menggunakan python dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi FP-Tree

Berdasarkan implementasi metode FP-growth hasil analisis pola penjualan dari data transaksi penjualan produk di toko Sukses Pelastik dapat dilihat pada Tabel 13.

Tabel 13. Pola Penjualan

NO.	KOMBINASI PRODUK	PRODUK YANG SERING DITAMBAHKAN	CONFIDENCE	KETERANGAN
1	Botol air plastik, Sterofoam	Kotak bekal plastik	0,6667	Produk-produk ini sering dibeli bersamaan
2	Kotak bekal plastik, Sterofoam	Botol air plastik	0,6667	Pembelian kotak bekal dan sterofoam sering disertai botol air plastik
3	Kotak bekal plastik, Botol air plastik	Sterofoam	1	Pembelian kotak bekal dan botol air biasanya dengan sterofoam
4	Keranjang cucian, Tali rafia	Plastik kresek	1	Keranjang cucian dan tali rafia sering dibeli bersama plastik kresek
5	Keranjang cucian, Plastik kresek	Tali rafia	1	Pembelian keranjang cucian dan plastik kresek biasanya disertai tali rafia
6	Cetakan kue plastik, Plastik sendok	Plastik piring kue	1	Cetakan kue plastik dan sendok plastik sering dibeli dengan piring kue plastik
7	Gelas takar plastik, Sterofoam	Cetakan kue plastik	0,6	Gelas takar plastik dan sterofoam cenderung dibeli dengan cetakan kue plastik
8	Gelas takar plastik, Cetakan kue plastik	Sterofoam	1	Gelas takar plastik dan cetakan kue sering disertai sterofoam
9	Ember plastik, Galon air plastik	Sendok dan garpu plastik	1	Ember plastik dan galon air biasanya dibeli bersama sendok garpu plastik
10	Ember plastik, Sendok dan garpu plastik	Galon air plastik	0,6667	Ember plastik dan sendok garpu plastik sering dibeli dengan galon air plastik
11	Plastik mika kue, Tempat sampah plastik	Ember plastik	1	Plastik mika kue dan tempat sampah plastik sering dibeli dengan ember plastik

12	Ember plastik, Tempat sampah plastik	Plastik mika kue	1	Ember plastik dan tempat sampah plastik sering dibeli dengan plastik mika kue
13	Ember plastik, Plastik mika kue	Tempat sampah plastik	1	Pembelian ember dan plastik mika kue cenderung disertai tempat sampah plastik
14	Plastik rigid, Plastik kresek	Gelas takar plastik	1	Plastik rigid dan plastik kresek sering dibeli dengan gelas takar plastik
15	Gelas takar plastik, Plastik kresek	Plastik rigid	1	Gelas takar plastik dan kresek cenderung dibeli bersama plastik rigid
16	Gelas takar plastik, Plastik rigid	Plastik kresek	0,6667	Gelas takar plastik dan plastik rigid biasanya disertai plastik kresek
17	Plastik rigid, Plastik garpu	Tali rafia	0,6667	Plastik rigid dan plastik garpu sering dibeli dengan tali rafia
18	Plastik cup, Plastik garpu	Plastik kresek	1	Plastik cup dan plastik garpu cenderung dibeli bersama plastik kresek
19	Plastik mika kue, Plastik kresek	Plastik cup	0,6667	Plastik mika kue dan plastik kresek sering disertai plastik cup
20	Plastik mika kue, Plastik kresek	Plastik tray	0,6667	Plastik mika kue dan plastik kresek cenderung dibeli bersama plastik tray

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan dengan mengimplementasikan metode FP-Growth dalam menganalisis pola penjualan produk pada toko sukses plastik maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Metode FP-Growth terbukti efektif dalam menganalisis pola penjualan produk di Toko Sukses Plastik. Analisis data transaksi menghasilkan 20 aturan asosiasi (association rules) yang memenuhi ambang minimum confidence sebesar 60%. Aturan-aturan ini mengungkap pola pembelian yang signifikan, terutama pada kombinasi produk tertentu yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen.
2. Aturan-aturan asosiasi tersebut dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan dalam pengelolaan persediaan barang serta untuk merancang strategi pemasaran, seperti memberikan penawaran paket diskon pada pola pembelian dengan nilai confidence tertinggi.
3. Penerapan algoritma FP-Growth memberikan manfaat bagi Toko Sukses Plastik dalam memantau dan mengelola stok barang yang sering dibeli konsumen. Hal ini membantu mencegah terjadinya kekurangan stok sekaligus meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan persediaan.

REFERENSI

- [1] Bioplast, "Karakteristik Plastik dan Jenis-Jenisnya yang Perlu Anda Ketahui," PT Bioplast Unggul All Rights Reserved.
- [2] Prima plastindo, "PRODUK PLASTIK PALING DICARI TAHUN 2025," PRIMAPLASTINDO.
- [3] I. C. Irawan, "Peran Kualitas Layanan , Kepuasan , dan Loyalitas Pelanggan dalam Membangun Niat Belanja Ulang," *J. Ilm. Bid. Ilmu Ekon.*, vol. 23, no. 4, pp. 519–539, 2025, doi: 10.26623/slsi.v23i4.12894.
- [4] Desra, "Apa Saja Tantangan Besar yang Dihadapi Industri Retail Saat Ini?," PT Mid Solusi Nusantara.
- [5] Serli and R. E. Saputro, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Penjualan Najah Mart," *CSRID J.*, vol. 17, no. 1, 2025.
- [6] Nabiilah, M. Afdal, R. Novita, and Mustakim, "Implementasi Association Rule Untuk Rekomendasi Strategi Up-Selling dan Cross- Selling Produk Menggunakan FP-Growth Nabiilah," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 4792–4803, 2024.
- [7] Fariz, E. D. Wahyuni, and T. L. I. Sugata, "Implementation of the FP-Growth Algorithm for Bundling Strategy and Store Layout Redesign at Toko Kasih Ibu," *J. Teknol. dan Open Source*, vol. 8, no. 2, pp. 482–494, 2025.
- [8] M. R. Syahputra, Azanuddin, and S. Yakub, "Data Mining Menentukan Prediksi Stok Barang Pada PT. Siantar Top, Tbk Medan Dengan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda," *J. CyberTech*, vol. x. No.x, no. x, 2020.
- [9] M. Tahir and N. Sitompul, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Kecenderungan Mahasiswa Mengambil Mata Kuliah Pilihan," *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 6, no. 1, p. 59, 2021, doi: 10.21107/nero.v6i1.216.
- [10] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 118–126, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [11] N. Wulandari *et al.*, "Market Basket Analysis Dalam Penentuan Paket Produk Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Jika*, vol. ISSN, no. april, pp. 2722–2713, 2022.