

IMPLEMENTASI MARKET BASKET ANALYSIS PADA DATA PENJUALAN CV. XYZ MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Abdillah Nur Ridho¹, Amin Padmo Azam Masa^{2*}, Putut Pamilih Widagdo³

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknik Universitas Mulawarman, Jalan Sambaliung Kota Samarinda, Kalimantan Timur 75242, Telp (0541) 736834

Received: 14 Juni 2024

Accepted: 31 Juli 2024

Published: 7 Agustus 2024

Keywords:

Data Transaksi;

Pola Pembelian;

Market Basket Analysis;

FP-Growth;

Association Rule;

Correspondent Email:

aminpadmo@unmul.ac.id

Abstrak. *Market Basket Analysis (MBA)* merupakan sebuah metode analisis yang dapat memberikan informasi tentang produk apa saja yang sering dibeli secara bersamaan yang dapat dijadikan dasar dalam penentuan strategi penjualan. CV. XYZ perusahaan yang bergerak di bidang produksi dan penjualan seminar kit seperti lanyard, blocknote, goodie bag, mug, dan barang lainnya sesuai dengan kebutuhan pelanggan. CV. XYZ telah melakukan pencatatan transaksi secara cermat antara perusahaan dan pelanggan. Informasi transaksi dapat menjadi sumber wawasan berharga dalam menganalisis pola pembelian pelanggan dengan menggunakan *market basket analysis* atau analisis keranjang belanja. Implementasi analisis keranjang belanja dilakukan dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari metode apriori sebagai salah satu alternatif untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*Frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data, algoritma *FP-Growth* dinilai lebih cepat dibanding algoritma apriori. Data transaksi yang digunakan berjumlah 138 transaksi yang terdiri dari 21 jenis *item*. Setelah melalui proses penerapan algoritma *FP-Growth* dengan menggunakan nilai *minimum support* 5% dan nilai *minimum confidence* 40% diperoleh total 12 *association rules* dengan 2 *itemset*. Adapun *rule* dengan nilai *confidence* tertinggi yaitu jika membeli blocknote, maka membeli pulpen dengan nilai *support* 13% dan nilai *confidence* 94,74%.

Abstract. *Market Basket Analysis (MBA)* is an analytical method that can provide information about what products are often purchased together which can be the basis for determining sales strategies. CV. XYZ is a company engaged in the production and sale of seminar kits such as lanyards, blocknotes, goodie bags, mugs, and other. CV. XYZ has recorded transactions between the company and customers. Transaction information can be a valuable source of insight in analyzing customer purchasing patterns using market basket analysis. The implementation of market basket analysis is carried out using the *FP-Growth* algorithm. The *FP-Growth* algorithm is a development of the apriori method as an alternative to determining the most frequent itemset in a data set, so the *FP-Growth* algorithm is considered faster. The transaction data used amounted to 138 transactions consisting of 21 types of items. After going through the process of applying the *FP-Growth* algorithm using a minimum support value of 5% and a minimum confidence value of 40%, a total of 12 rules were obtained with 2 itemsets. The rules with the highest confidence value are if you buy a blocknote, then buy a pen with a support value of 13% and a confidence value of 94,74%.

1. PENDAHULUAN

Persekutuan Komanditer merupakan terjemahan dari bahasa Belanda *Commanditaire Vennootschap* atau sering disingkat “CV”. Dalam Bahasa Inggris disebut dengan “*Limited Corporation*”. Persekutuan Komanditer (CV) merupakan jenis badan usaha yang paling banyak diminati oleh masyarakat terutama untuk bisnis dengan skala menengah [1].

CV. XYZ merupakan sebuah perusahaan yang bergerak di bidang produksi dan penjualan seminar kit seperti lanyard, blocknote, goodie bag, mug, dan barang lainnya. CV. XYZ telah melakukan pencatatan transaksi secara cermat antara perusahaan dan pelanggan. Namun, pemanfaatan data transaksi terbatas hanya pada perhitungan total laba atau rugi padahal data tersebut dapat digunakan untuk mengetahui pola pembelian pelanggan.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan yaitu *Market Basket Analysis* (MBA) atau analisis keranjang belanja. Analisis ini dapat memberikan informasi tentang produk mana yang sering dibeli bersamaan, yang dapat menginformasikan pembuatan bundel produk dan promosi [2]. Salah satu cara dalam penerapan analisis keranjang belanja dapat dilakukan dengan bantuan algoritma *FP-Growth*. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari metode Apriori sebagai salah satu alternatif untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*Frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data kemudian membangkitkan struktur data *Tree* atau disebut dengan *Frequent Pattern Tree* (*FP-Tree*) [3].

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [4] yang berjudul “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma *Fp-Growth* Untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Makanan” membahas terkait penerapan *data mining* dalam bisnis distribusi makanan. Dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* pada data dari 20 jenis produk makanan ringan dan 30 data transaksi, pada penelitian ini ditentukan nilai *minimum support* sebesar 55% dan nilai *minimum confidence* sebesar 75%. Dari hasil pengujian yang dilakukan didapatkan sebuah aturan (*rule*) dengan nilai *confidence* 75% yaitu, jika konsumen membeli kopiko coffe

shot cappuccino maka juga membeli beng-beng wafer coklat.

Penelitian lain yang dilakukan oleh [5] memanfaatkan data transaksi penjualan yang berupa resep dokter yang bertambah setiap harinya. Data tersebut dapat menghasilkan sebuah informasi penting dalam menentukan pola letak barang yang sesuai dengan pola beli konsumen dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Setelah dilakukan analisis terhadap data transaksi bulan januari hingga maret 2021 disimpulkan 5 *item* barang yang memenuhi *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 90% yaitu: E4 (Metrodinazole), E3 (Cefadroxil), E5 (Antasida), F1 (B-Complex), dan B5 (Paracetamol). Hasil implementasi menggunakan software WEKA 3.9.5 sebagai alat bantu untuk membuktikan bahwa perhitungan data manual hasilnya sama dengan pengujian dilakukan menggunakan *software* WEKA 3.9.5 dan menghasilkan 53 aturan asosiasi yang terbentuk.

Penelitian yang dilakukan [6] yaitu implementasi *Market Basket Analysis* dalam bidang penjualan untuk menyampaikan pesan penting terhadap perusahaan agar dapat mengetahui pola perilaku memasukan barang kedalam keranjang belanja yang dilakukan konsumen sehingga pihak mitra dapat membuat suatu keputusan. Dalam penelitian ini digunakan Algoritma Apriori untuk memperhitungkan perubahan yang terjadi pada data. Hasil yang diperoleh yaitu 5 *rules* dimana salah satu *rule* memperoleh nilai *confidence* tertinggi jika membeli rokok maka barang yang dominan diambil secara bersamaan yaitu telur dengan memperoleh nilai *confidence* yang dapat memenuhi syarat *confidence* tertinggi yaitu 67%.

Penelitian lainnya dilakukan [7] dengan memanfaatkan data transaksi penjualan yang diolah untuk mendapatkan informasi dari data transaksi tersebut. TB. Menara merupakan salah satu bisnis yang bergerak dalam bidang penjualan bahan bangunan serta alat pertukangan. Toko ini belum mengetahui pola belanja konsumen dalam keranjang belanja. Algoritma yang digunakan yaitu algoritma apriori karena algoritma ini mengurangi jumlah kandidat *itemset* pada awal. Dari hasil penelitian ini ditemukan barang yang paling laku terjual untuk 1-*itemset* yaitu semen holcim sebesar 48%. Item untuk 2-*itemset* yaitu

keramik dan semen holcim sebesar 19%. *Association rule* yaitu Ketika konsumen membeli Karet Asbes maka akan membeli Asbes dengan nilai *confidence* 94%, Ketika konsumen membeli Asbes maka akan membeli Paku Payu dengan nilai *confidence* 88%, Ketika konsumen membeli lis Keramik maka akan membeli keramik dengan nilai *confidence* 89%, Ketika konsumen membeli asbes maka akan membeli karet asbes dengan nilai *confidence* 92%.

Berdasarkan latar belakang penelitian yang sudah dijelaskan, penelitian ini bertujuan untuk melakukan implementasi *market basket analysis* terhadap data transaksi CV. XYZ dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mengetahui pola pembelian konsumen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data mining salah satu teknologi yang menggabungkan metode analisis tradisional dengan algoritma yang canggih untuk memproses data dengan volume besar [8]. *Data mining* merupakan suatu alat yang memungkinkan para pengguna untuk mengakses secara cepat data dengan jumlah yang besar. Pengertian yang lebih khusus dari *data mining* yaitu suatu alat dan aplikasi menggunakan analisis statistik pada data. *Data mining* adalah suatu proses ekstraksi atau penggalian data dan informasi yang besar, yang belum diketahui sebelumnya, namun dapat dipahami dan berguna dari *database* yang besar serta digunakan untuk membuat suatu keputusan bisnis yang sangat penting. *Data mining* menggambarkan sebuah pengumpulan teknik-teknik dengan tujuan untuk menemukan pola-pola yang tidak diketahui pada data yang telah dikumpulkan. *Data mining* memungkinkan pemakai menemukan pengetahuan dalam data *database* yang tidak mungkin diketahui keberadaanya oleh pemakai [9].

2.2. Market Basket Analysis

Market Basket Analysis adalah metode yang digunakan untuk memahami pola pembelian pelanggan guna meningkatkan penjualan. Analisis ini melibatkan data riwayat dan perilaku pelanggan untuk mengungkap wawasan berharga seperti pengelompokan

produk untuk mengoptimalkan penjualan [2]. Metode ini membuat analisis atas pola pembelian konsumen untuk memahami *item* atau produk apa saja yang dibeli konsumen dalam satu waktu untuk menghasilkan sebuah aturan asosiasi (*association rule*). Penemuan pola *market basket analysis* menarik beberapa data transaksi perusahaan yang dapat banyak membantu proses untuk menentukan keputusan bisnis, antara lain seperti desain katalog, *cross marketing* dan *product* [10].

2.3. Association Rule

Analisis asosiasi atau *Association rule* (AR) adalah teknik dari *data mining* yang bertujuan untuk menemukan pola aturan asosiasi antara suatu kombinasi *item*. Sebagai langkah utama dalam *association rules* adalah mengetahui seberapa sering kombinasi *item* yang muncul dalam *database* yang biasa disebut sebagai *frequent patterns* [6].

Perhitungan dalam menerapkan *association rule* menurut [11] terdiri dari beberapa proses, yaitu:

a. Menentukan Itemset

Dalam Penentuan *itemset*, melibatkan nilai *support* atau persentasi kombinasi *item* dalam *database* [12]. Nilai *support* dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 1

$$\text{Support}(A) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } A}{\sum \text{transaksi}} \quad (1)$$

b. Membentuk Association Rule

Setelah menganalisa pola frekuensi tertinggi, membentuk aturan asosiasi yang memenuhi syarat nilai *minimum confidence* yang telah ditentukan sebelumnya. Nilai *confidence* yaitu kuatnya hubungan antar *item* dalam aturan asosiatif yang terbentuk oleh metode asosiasi. Nilai *Confidence* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 2

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi mengandung } A} \quad (2)$$

c. Pengujian Lift Ratio

Pengujian *Lift Ratio* dilakukan untuk menentukan apakah aturan asosiasi yang telah terbentuk dapat dinyatakan valid atau tidak valid. Pengujian *lift ratio* dapat menggunakan Persamaan 3 dan Persamaan 4.

$$\text{benchmark} = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } B}{\sum \text{jumlah transaksi}} \quad (3)$$

$$\text{lift ratio} = \frac{\text{confidence}}{\text{benchmark confidence}} \quad (4)$$

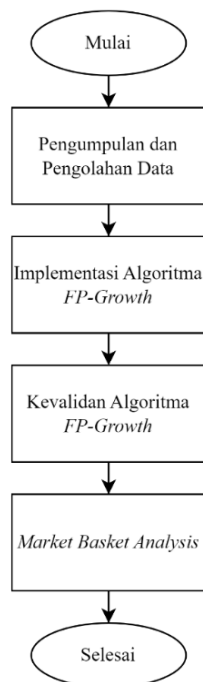
2.4. Algoritma FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Sehingga kekurangan dari algoritma Apriori diperbaiki oleh algoritma *FP-Growth*. *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. Pada algoritma Apriori diperlukan *generate candidate* untuk mendapatkan *frequent itemsets*. Akan tetapi, di algoritma *FP-Growth generate candidate* tidak dilakukan karena *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan *tree* dalam pencarian *frequent itemsets*. Hal tersebutlah yang menyebabkan algoritma *FP-Growth* lebih cepat dari algoritma Apriori [13].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini melalui beberapa tahapan, antara lain pengumpulan dan pengolahan data, implementasi algoritma *FP-Growth*, kevalidan algoritma *FP-Growth*, dan yang terakhir *Market Basket Analysis*. Adapun tahapan penelitian juga dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

3.2. Pengumpulan dan Pengolahan data

Data yang digunakan dalam penelitian berupa data transaksi penjualan dengan format excel yang diperoleh langsung dari CV. XYZ yang selanjutnya diolah dan dipilah sesuai dengan batasan penelitian. Data penjualan *item* disesuaikan dengan kategori agar lebih mudah dilakukan pengelompokan. Setelah dikelompokkan sesuai dengan kategori, lalu masing-masing *item* diberikan simbol agar lebih mudah dalam melihat pola pembelian konsumen.

3.3. Implementasi Algoritma FP-Growth

Langkah awal dalam implementasi algoritma *FP-Growth* adalah membentuk *FP-Tree* dari data transaksi penjualan untuk mengekstraksi struktur data dan menemukan *frequent itemset*. Tujuan utama dari penggunaan *data mining* pada data transaksi penjualan ini adalah untuk mengetahui barang yang paling sering dibeli secara bersamaan. Berikut adalah penjelasan langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi *frequent itemset* dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*:

- Pencarian dan Pengurutan Frekuensi**
Melakukan pencarian frekuensi untuk setiap item dan mengurutkannya berdasarkan Tingkat frekuensi, mulai dari yang terbesar hingga yang terkecil.
- Membentuk Tabular**
Mengatur *item-item* pada setiap transaksi ke dalam format tabel dengan menggunakan nilai 1 dan 0, yang menunjukkan apakah suatu item dibeli oleh konsumen atau tidak.
- Menetapkan Nilai Support Minimum**
Menetapkan nilai *support minimum* sebagai batasan jumlah *minimum* kemunculan suatu *itemset* yang diizinkan dalam *dataset*. *Itemset* dengan jumlah kemunculan dibawah nilai batasan akan dihapus. Penetapan nilai *support* dilakukan dengan menganalisis frekuensi *itemset* yang sering muncul. Dengan menetapkan nilai *support minimum*, *itemset* yang kurang relevan dapat disingkirkan dan fokus terhadap pola pembelian yang memiliki dampak lebih besar.
- Mengurutkan Prioritas Item**
Mengurutkan prioritas *item* berdasarkan frekuensi kemunculan *item* yang nantinya

akan digunakan sebagai dasar dalam pembentukan *FP-Tree*.

e. Pembentukan *FP-Tree*

Membentuk *FP-Tree* yang terdiri dari akar yang diberi label *null*, sejumlah pohon yang berisikan *item-item* tertentu, dan tabel *frequent header*. *FP-Tree* dapat merepresentasikan hubungan antar-*item* dalam *frequent itemset*.

f. *Conditional Pattern*

Pada tahap ini, *support count* dari setiap *item* pada *conditional pattern base* dijumlahkan. *Item-item* yang memiliki *support count* lebih tinggi akan digunakan untuk membentuk *conditional FP-tree*. Tahap ini membentuk sebuah fokus terhadap *item* yang memiliki dampak tinggi terhadap pembentukan pola asosiasi pada data transaksi.

g. Pencarian *Frequent Itemset*

Frequent itemset ditemukan dari hasil aturan asosiasi yang memenuhi nilai *support minimum*.

3.4. Kevalidan Algoritma *FP-Growth*

Setelah diperoleh aturan asosiasi yang memenuhi nilai *minimum support* dan *minimum confidence* kemudian dilakukan pengujian kevalidan hasil implementasi algoritma *FP-Growth* dengan menghitung nilai *lift ratio* dari masing masing aturan asosiasi yang terbentuk.

3.5. Market Basket Analysis

Hasil implementasi algoritma *FP-Growth* yang sudah dilakukan sebelumnya dilakukan analisis keranjang belanja. Hasil analisis yang sudah divalidasi kemudian menghasilkan aturan-aturan asosiasi yang dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan Keputusan perusahaan

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan dan Pengolahan Data

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data transaksi penjualan pada CV. XYZ pada Januari 2023 hingga Desember 2023 yang berjumlah lebih dari satu *item* dalam setiap transaksi. Setelah dilakukan *screening* pada data yang sebelumnya berjumlah 688 transaksi menjadi 138 transaksi yang akan diimplementasikan ke dalam algoritma *FP-Growth*. Contoh data transaksi dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Data Transaksi

No	TID	Item
1	T1	Id card, Lanyard, Case
2	T2	Id card, Lanyard
3	T3	Mug Lucky, Tumblr, Powerbank
4	T4	Mug Lucky, Blocknote
5	T5	Pin, Mug Lucky
6	T6	Lanyard, Case
7	T7	Id card, Lanyard, Case
8	T17	Goodie bag, Pulpen, Blocknote, Flashdisk, Tumblr
9	T18	Blocknote, Pulpen, Goodie Bag
...	...	...
138	T138	Id card, Lanyard, Case

Setelah diperoleh 138 data transaksi yang akan digunakan dalam penelitian kemudian notasinya dirubah dalam bentuk simbol alfabet untuk memudahkan implementasi algoritma *FP-Growth*. Penyimbolan setiap *item* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Simbol *Item*

Item	Simbol
Id Card	A
Lanyard	B
Case	C
Mug Lucky	D
Tumblr	E
Powerbank	F
Blocknote	G
Pin	H
Goodie Bag	I
Kaos	J
Sedotan	K
Ganci	L
Pulpen	M
Flashdisk	N
Payung	O
Tote Bag	P
Jam Dinding	Q
Tas Kanvas	R
Tisu	S
Masker	T
Pouch	U

Setelah setiap item dirubah menggunakan simbol alfabet dihasilkan data transaksi seperti pada Tabel 3.

Tabel 3 Data Transaksi Bersimbol

TID	<i>Itemset</i> Bersymbol
T1	{A,B,C}
T2	{A,B}
T3	{D,E,F}
T4	{D,G}
T5	{D,H}
T6	{B,C}
T7	{A,B,C}
T8	{A,B,C}
...	...
T138	{A,B,C}

4.2. Implementasi Algoritma FP-Growth

Setelah data selesai diolah kemudian siap untuk dilakukan implementasi terhadap algoritma *FP-Growth*. Adapun tujuan dari implementasi algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan ini adalah untuk mengetahui barang yang paling sering dibeli secara bersamaan sehingga objek penelitian dapat menampilkan katalog barang dengan lebih efektif, baik melalui sosial media instagram, *website*, maupun display di lokasi objek. Langkah-langkah implementasi sesuai metode penelitian adalah sebagai berikut:

a. Pencarian dan Pengurutan Frekuensi

Pencarian dilakukan dengan mengidentifikasi seberapa sering masing-masing *item* muncul dalam daftar transaksi untuk mengetahui *item* yang paling sering dibeli oleh pelanggan. Hasil Pencarian dan pengurutan Frekuensi *item* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Pengurutan Frekuensi *Item*

No	Simbol	Frekuensi
1	B	83
2	A	77
3	C	65
4	D	25
5	M	24
6	E	19
7	G	19
8	I	17
9	L	9

No	Simbol	Frekuensi
10	O	8
11	H	7
12	N	3
13	P	3
14	Q	3
15	R	3
16	J	2
17	F	1
18	K	1
19	S	1
20	T	1
21	U	1

b. Membentuk Tabular

Mengatur *item* pada setiap transaksi dalam bentuk tabular dengan angka 1 dan 0 yang menunjukkan suatu *item* dibeli konsumen atau tidak. Dengan adanya tabel ini juga membantu melihat pola pembelian dengan lebih jelas. Contoh Tabular data transaksi dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Tabular Data Transaksi

TID	A,B,C,D,E,F,G,H,I,J,K,L,M,N,O,P,Q,R,S,T,U
T1	1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
T2	1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
T3	0,0,0,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
T4	0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
T5	0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
T6	0,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
T7	1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
T8	1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
...	
T138	1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0

c. Menetapkan Nilai *Support Minimum*

Nilai *minimum support* yang digunakan dalam implementasi algoritma *FP-Growth* pada penelitian ini yaitu 5%. Penetapan nilai *support* bertujuan untuk menyingkirkan *itemset* yang kurang relevan dan tidak terlalu berdampak besar. Sehingga penelitian dapat lebih fokus kepada pola pembelian yang memiliki dampak lebih besar. Nilai *support* setiap *item* dihitung dengan menggunakan Persamaan 1. Daftar nilai *support* dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6 Daftar *Minimum Support*

No	Simbol	Nilai <i>Support</i>	Keterangan
1	B	0,60	Memenuhi
2	A	0,55	Memenuhi
3	C	0,47	Memenuhi
4	D	0,18	Memenuhi
5	M	0,17	Memenuhi
6	E	0,13	Memenuhi
7	G	0,13	Memenuhi
8	I	0,12	Memenuhi
9	L	0,06	Memenuhi
10	O	0,057	Memenuhi
11	H	0,050	Memenuhi
12	N	0,021	Tidak Memenuhi
13	P	0,021	Tidak Memenuhi
14	Q	0,021	Tidak Memenuhi
15	R	0,021	Tidak Memenuhi
16	J	0,014	Tidak Memenuhi
17	F	0,0072	Tidak Memenuhi
18	K	0,0072	Tidak Memenuhi
19	S	0,0072	Tidak Memenuhi
20	T	0,0072	Tidak Memenuhi
21	U	0,0072	Tidak Memenuhi

Setelah mengeliminasi *item* yang tidak memenuhi nilai *minimum support* kemudian dihasilkan data transaksi seperti pada Tabel 7.

Tabel 7 Data Transaksi Minimum Support 5%

TID	<i>Itemset Min Supp 5%</i>
T1	{A,B,C}
T2	{A,B}
T3	{D,E,F}
T4	{D,G}
T5	{D,H}
T6	{B,C}
T7	{A,B,C}
T8	{A,B,C}
...	...
T138	{A,B,C}

d. Mengurutkan Prioritas *Item*

Setelah diperoleh *item* dengan jumlah frekuensi terbanyak hingga tersedikit, kemudian urutan data transaksi disesuaikan dengan frekuensi terbanyak terlebih dahulu untuk memudahkan dalam penyusunan *FP-Tree*. Contoh pengurutan prioritas *item* dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8 Urutan Prioritas *Item*

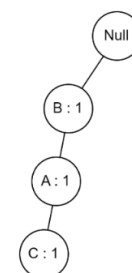
TID	Urutan Prioritas			
	(1)	(2)	(3)	(4)
T1	B	A	C	
T2	B	A		
T3	D	E		
T4	D	G		
T5	D	H		
T6	B	C		
T7	B	A	C	
T8	B	A	C	
T9	B	A	C	
...	...			
T138	B	A	C	

Keterangan:

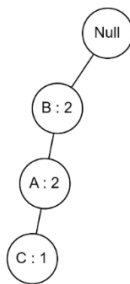
B	Lanyard	D	Mug Lucky
A	Id Card	E	Tumblr
C	Case	G	Blocknote
H	Pin		

e. Pembentukan *FP-Tree*

Membentuk *FP-Tree* yang terdiri dari akar yang diberi label *null*, sejumlah pohon yang berisikan *item-item* tertentu, dan tabel *frequent header*. *FP-Tree* dapat merepresentasikan hubungan antar-*item* dalam *frequent itemset*. Pembentukan *FP-Tree* diawali dari akar yang disebut *null* kemudian dilanjutkan dengan lintasan TID 1 yang didasarkan pada data pada Tabel 8.

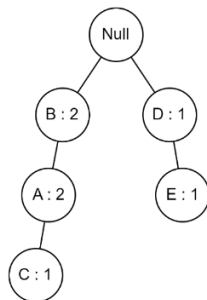
Gambar 2 *FP-Tree* TID 1

Gambar 2 merupakan hasil pembacaan TID 1 yaitu {B,A,C}. Setelah label *null* kemudian diteruskan dengan *item* yang terdapat pada TID 1 berdasarkan prioritas *item* yang sudah ditentukan berdasarkan jumlah frekuensi Pada Tabel 8. Sehingga setelah label *null* diteruskan dengan *node* B, A, dan C.



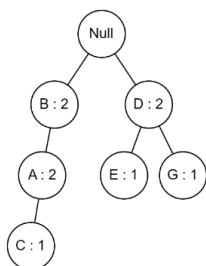
Gambar 3 *FP-Tree* TID 2

Gambar 3 melanjutkan pembacaan TID 2 Setelah TID 1 yaitu {B,A}. Karena memiliki *head* yang sama yaitu B maka *node* masih pada lintasan yang sama.



Gambar 4 *FP-Tree* TID 3

Gambar 4 merupakan hasil pembacaan TID 3 yaitu {D,E}. Pada TID 3 terdapat *node* baru yaitu *node* D yang membentuk lintasan baru sesuai transaksi yang dilakukan.



Gambar 5 *FP-Tree* TID 4

Gambar 5 merupakan hasil pembacaan TID 4 yaitu {D,G}. Karena belum terdapat lintasan serupa maka pada Gambar 5 membentuk lintasan baru yaitu D dan G. *FP-tree* dilanjutkan pembentukannya hingga TID 138 untuk dapat lanjut ke Langkah berikutnya.

f. *Conditional Pattern*

Support count dari setiap item pada conditional pattern base dijumlahkan. Item-item yang memiliki support count lebih tinggi akan digunakan untuk membentuk conditional FP-tree. Tahap ini membentuk sebuah fokus terhadap item yang memiliki dampak tinggi terhadap pembentukan pola asosiasi pada data transaksi. Pembangkitan frequent pattern dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 Pembangkitan *Frequent Pattern*

No.	Item	<i>Frequent Pattern</i>
1	H	{D,H}:3, {M,H}:4, {E,H}:2, {G,H}:4, {I,H}:1, {L,H}:1
2	O	{B,O}:1, {A,O}:1, {C,O}:1, {D,O}:1, {M,O}:3, {E,O}:3, {G,O}:2, {I,O}:1
3	L	{D,L}:7, {M,L}:1, {E,L}:1, {I,L}:2
4	I	{B,I}:4, {A,I}:4, {C,I}:3, {D,I}:5, {M,I}:9, {E,I}:7, {G,I}:7
5	G	{B,G}:5, {A,G}:5, {C,G}:4, {D,G}:4, {M,G}:18, {E,G}:6
6	E	{B,E}:2, {A,E}:1, {C,E}:1, {D,E}:5, {M,E}:7
7	M	{B,M}:5, {A,M}:5, {C,M}:4, {D,M}:6
8	D	{B,D}:1, {A,D}:1, {C,D}:1
9	C	{B,C}:59, {A,C}:54
10	A	{B,A}:71

g. Pencarian *Frequent Itemset*

Frequent itemset didapatkan dari hasil pembangkitan *frequent pattern* terhadap *FP-Tree* yang terbentuk. Setelah memperoleh nilai *frequent itemset*, dapat digunakan untuk menghitung nilai *support* yang nantinya akan digunakan untuk menghitung nilai *confidence* untuk kombinasi 2 *itemset*. Nilai *support* yang diperoleh berdasarkan *frequent itemset* dengan mengimplementasikan Persamaan 1. Data nilai *support* yang memenuhi *minimum support* 5% dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10 Daftar Nilai *Support*

No.	Kombinasi Item	Nilai <i>Support</i>
1	{B,A}	51,45%
2	{B,C}	42,75%
3	{A,C}	39,13%
4	{M,G}	13,04%
5	{M,I}	6,52%
6	{M,E}	5,07%
7	{E,I}	5,07%
8	{G,I}	5,07%
9	{D,L}	5,07%

Setelah diperoleh nilai *support* dari masing-masing kombinasi kemudian digunakan untuk menghitung nilai *confidence* menggunakan Persamaan 2. Hasil perhitungan nilai *confidence* yang memenuhi nilai *minimum support* 5% dan memenuhi nilai *confidence minimum* 40% dapat dilihat pada Tabel 11

Tabel 11 Daftar Nilai *Confidence*

No.	Kombinasi Item	<i>Confidence</i>
1	{G,M}	94,74%
2	{A,B}	92,21%
3	{C,B}	90,77%
4	{B,A}	85,54%
5	{C,A}	83,08%
6	{L,D}	77,78%
7	{M,G}	75,00%
8	{B,C}	71,08%
9	{A,C}	70,13%
10	{I,M}	52,94%
11	{I,G}	41,18%
12	{I,E}	41,18%

4.3. Kevalidan Algoritma *FP-Growth*

Pengujian kevalidan implementasi algoritma *FP-Growth* dilakukan dengan melakukan penghitungan *lift ratio*. *Lift ratio* dapat menggambarkan kevalidan aturan asosiasi yang diperoleh melalui implementasi algoritma *FP-Growth* sebelum nantinya digunakan sebagai dasar dalam menentukan strategi penjualan. Sebelum dilakukan penghitungan *lift ratio* dilakukan penghitungan *benchmark confidence* terlebih dahulu menggunakan Persamaan 3. Setelah memperoleh nilai *benchmark confidence* lalu dapat menghitung nilai *lift ratio* menggunakan Persamaan 4. Hasil pengujian *lift ratio* pada kombinasi yang memenuhi nilai

minimum support 5% dan *minimum confidence* 40% disajikan pada Tabel 12.

Tabel 12 Daftar Nilai *Lift Ratio*

No.	Kombinasi Item	<i>Benchmark Confidence</i>	<i>Lift Ratio</i>
1	{G,M}	17,39%	5,447
2	{A,B}	60,14%	1,533
3	{C,B}	60,14%	1,509
4	{B,A}	55,80%	1,533
5	{C,A}	55,80%	1,489
6	{L,D}	18,12%	4,293
7	{M,G}	13,77%	5,447
8	{B,C}	47,10%	1,509
9	{A,C}	47,10%	1,489
10	{I,M}	17,39%	3,044
11	{I,G}	13,77%	2,991
12	{I,E}	13,77%	2,991

4.4. Market Basket Analysis

Data yang sudah melewati proses pemilahan, akan dianalisis dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Tahap awal yang dilakukan yaitu tahap pencarian dan pengurutan frekuensi. Data disortir sesuai dengan nama *item* kemudian diperoleh *support count* masing-masing *item* yang kemudian diurutkan dari yang memiliki *support count* tertinggi. Setelah itu, dibuat tabular dengan menggunakan angka 1 dan 0 yang menunjukkan suatu *item* dibeli konsumen atau tidak. Langkah selanjutnya yaitu menentukan nilai *support minimum* dan nilai *confidence minimum*, penelitian ini menetapkan nilai *support minimum* yaitu 5% atau 0,05 dan *confidence minimum* yaitu 40% atau 0,40. Setelah melakukan eliminasi terhadap *itemset* yang tidak memenuhi nilai *minimum support* kemudian membentuk *FP-Tree*. Langkah berikutnya yaitu tahap pembangkitan dengan menemukan semua kombinasi *itemset*. Tahap terakhir setelah memperoleh nilai *confidence* dari semua *itemset* yang memenuhi syarat *minimum support* dan *confidence* yaitu menguji validitas *rule* yang diperoleh dengan menghitung nilai *lift ratio*. Pada Tabel 13 menyajikan *association rules* yang terbentuk dengan nilai *confidence* nya setelah melalui implementasi algoritma *FP-Growth*.

Tabel 13 Association Rules

No	Rules	Confidence
1	Jika membeli blocknote, maka membeli pulpen	94,74%
2	Jika membeli lanyard, maka membeli id card	92,21%
3	Jika membeli case, maka membeli lanyard	90,77%
4	Jika membeli lanyard, maka membeli id card	85,54%
5	Jika membeli case, maka membeli id card	83,08%
6	Jika membeli gantungan kunci, maka membeli mug lucky	77,78%
7	Jika membeli pulpen, maka membeli blocknote	75,00%
8	Jika membeli lanyard, maka membeli case	71,08%
9	Jika membeli id card, maka membeli case	70,13%
10	Jika membeli goodie bag, maka membeli pulpen	52,94%
11	Jika membeli goodie bag, maka membeli blocknote	41,18%
12	Jika membeli goodie bag, maka membeli tumblr	41,18%

5. KESIMPULAN

- Secara keseluruhan dari penelitian menggunakan data transaksi diperoleh 12 rules dengan kombinasi dua itemset dengan nilai *minimum support* 5% dan nilai *minimum confidence* 40%.
- Berdasarkan rules yang dihasilkan maka didapatkan pengetahuan baru terkait pola pembelian konsumen. Berdasarkan pengetahuan baru tersebut kemudian dapat digunakan sebagai dasar dalam penentuan strategi penjualan maupun manajemen stok bahan baku produksi perusahaan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Diani, R., & Kusuma, M. (2020). Persekutuan Komanditer (Commanditaire Vennootschap atau CV) sebagai badan usaha dalam kajian hukum perusahaan. *Justici*, 12(1), 79–97.
- [2] Rorong, J. J. (2023). *Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen (Studi Kasus: Mitra Swalayan)*. Universitas Kristen Satya Wacana Salatiga.
- [3] Suhada, S., Ratag, D., Gunawan, G., Wintana, D., & Hidayatulloh, T. (2020). Penerapan algoritma fp-growth untuk menentukan pola pembelian konsumen pada ahass cibadak. *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, 8(2), 118–126.
- [4] Nursyani, U. A. (2020). *Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Makanan*. Universitas Islam Negeri Sumatera Utara.
- [5] Silitonga, D. A., & Windarto, A. P. (2022). Implementasi market basket analysis menggunakan association rule menerapkan algoritma FP-growth. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 3(2), 101–109.
- [6] Umar, E., Manongga, D., & Iriani, A. (2022). Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule dan Algoritma Apriori Pada Produk Penjualan Mitra Swalayan Salatiga. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(3), 1367–1377.
- [7] Qoniah, I., & Priandika, A. T. (2020). Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 26–33.
- [8] Nurdin, N. (2024). Analisa Data Mining Dalam Memprediksi Masyarakat Kurang Mampu Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(2).
- [9] Zai, C. (2022). Implementasi Data Mining Sebagai Pengolahan Data. *Jurnal Portal Data*, 2(3), 1–12.
- [10] Sabrina, R., Ernawati, I., & Chamidah, N. (2020). Implementasi Market Basket Analysis Untuk Menentukan Product Bundling Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *PROSIDING SEINASI-KESI*, 3(1), 19–25.
- [11] Gama, A., Putra, I., & a Bayupati, I. P. (2016). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Frequent Itemset Dalam Keranjang Belanja. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 15, 21–26. <https://doi.org/10.24843/MITE.1502.04>
- [12] Akbar, R. M. D. B., Palupiningsih, P., & Prayitno, B. (2023). Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Rekomendasi Produk Umkm Berdasarkan Frekuensi Pembelian. *Jurnal Teknoinfo*, 17(2), 493–501.
- [13] Pelawi, B. P. (2019). Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menemukan Hubungan Data Prestasi Akademik Dengan Etika Mahasiswa (Study Kasus: POLTEKKES KEMENKES RI Medan). *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 6(2), 196–203.