

# Penerapan *Data Mining* Menggunakan Algoritma *FP-Growth* Untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Pada Minimarket Justin Mart

Beta Aprellia\*, Sri Lestanti, Saiful Nur Budiman

*Universitas Islam Balitar, Blitar*

\*Corresponding Author: [betaaprellia@gmail.com](mailto:betaaprellia@gmail.com)

## Abstract

This study aims to apply data mining using the FP-Growth algorithm to transaction data from Justin Mart minimarket, to determine the purchasing patterns of consumers. This is because the improper placement of products that do not align with consumer buying behavior and the accumulation of unmanaged data have resulted in uncontrolled inventory at Justin Mart, ultimately affecting product sales. To determine purchasing patterns, the researchers utilized the FP-Growth algorithm to expedite the discovery of frequently occurring itemsets, as this algorithm utilizes the FP-Tree technique to efficiently search for potential itemsets as association rules. The study yields association rules or purchasing rules for products that are frequently bought together by consumers simultaneously using the FP-Growth algorithm. These rules can be employed by the minimarket owner as recommendations for organizing product categories on the same shelf.

**Keywords:** Association Rules, Data mining, FP-Growth, FP-Tree, Purchase Patterns

## Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan *data mining* menggunakan algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan Minimarket Justin Mart guna menentukan pola pembelian produk yang dilakukan oleh konsumen. Hal ini karena peletakan barang yang belum sesuai dengan perilaku kebiasaan konsumen dalam membeli barang dan banyaknya data yang dibiarkan menumpuk, mengakibatkan persediaan barang pada Minimarket Justin Mart tidak terkontrol hingga mempengaruhi tingkat penjualan barang. Dalam menentukan pola Pembelian produk, peneliti menggunakan algoritma *FP-Growth* agar lebih cepat dalam menemukan itemset yang sering muncul karena algoritma ini menggunakan teknik pembangunan pohon *frekuensi (FP-Tree)* untuk mengefisiensikan proses pencarian itemset yang potensial sebagai aturan asosiasi. Penelitian ini menghasilkan aturan asosiasi atau *rule* pembelian produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen dalam satu waktu dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Dimana dengan *rule* yang didapatkan pemilik minimarket bisa menggunakannya sebagai rekomendasi penataan kategori produk dalam satu rak.

**Kata Kunci:** Aturan asosiasi, *Data mining*, *FP-Growth*, *FP-Tree*, Pola Pembelian

## I. INTRODUCTION

Persaingan bisnis yang setiap harinya semakin ketat dan arus perubahan teknologi yang semakin maju membuat pasar swalayan terus mengalami perkembangan di bidang perdagangan barang. Perkembangan pasar swalayan membuat para pengusaha khususnya minimarket atau toko perlu menerapkan strategi pemasaran yang lebih baik dengan mencermati pola pembelian yang dilakukan oleh konsumen ketika berbelanja. Maka dari itu pengusaha bisnis khususnya dalam bidang perdagangan memerlukan kecerdasan bisnis untuk membuat strategi yang dapat memenuhi kebutuhan konsumen agar tidak terjadi penurunan penjualan. Adanya persaingan dalam dunia bisnis (Sinaga & Elisa, 2021) inilah yang membuat salah satu Minimarket yaitu Justin mart turut mengalami persaingan dengan toko sekitar. Hal ini karena peletakan barang yang belum sesuai dengan perilaku kebiasaan konsumen dalam membeli barang secara bersamaan dan banyaknya data yang dibiarkan menumpuk, mengakibatkan persediaan barang pada Minimarket Justin Mart tidak terkontrol hingga mempengaruhi tingkat penjualan barang.

Minimarket Justin Mart memiliki aktivitas penjualan dan pelayanan pada konsumen setiap hari yang membuat data pembelian menjadi semakin besar dan menumpuk. Sehingga dibutuhkan sebuah teknik untuk menemukan pola tertentu dari sekumpulan data yang diolah menjadi informasi berguna dalam pengambilan keputusan pemilik Minimarket. Kebutuhan untuk mengelola database pembelian menjadi informasi penting karena untuk kelangsungan penjualan Minimarket Justin Mart, dengan menghitung dan mengamati apakah produk yang dijual sudah memuaskan keinginan dan kebutuhan konsumen, lalu produk apa saja yang dibeli konsumen dan bagaimana kebiasaan konsumen dalam membeli produk satu dengan yang lainnya.

Oleh karena itu, diperlukan teknik *data mining* agar data transaksi penjualan berguna untuk pengambilan keputusan bisnis. *Data mining* atau penambangan data dapat digunakan untuk mengekstraksi informasi penting yang tersembunyi dari kumpulan data besar sehingga mampu memproses dan mengelola data untuk mendapatkan suatu informasi (Sari dkk., 2021). Berbagai metode digunakan dalam *data mining* untuk menemukan pola pembelian salah satunya algoritma *FP-Growth*. *FP-Growth* merupakan algoritma yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi pada data transaksi menggunakan teknik pembangunan pohon frekuensi (*FP-tree*) dan mengekstrak itemset dari pohon (*FP-tree*) untuk mengefisienkan proses pencarian *itemset* yang potensial sebagai aturan asosiasi.

Akhir proses *data mining* dalam penelitian ini yaitu pengujian menggunakan *lift ratio*, *lift ratio* merupakan alat ukur dalam aturan asosiasi yang berperan untuk mengukur akurasi dan presisi (*support* dan *confidence*) agar dapat dipercaya sepenuhnya.

## II. LITERATURE REVIEW

### 2.1 Data Mining

*Data mining* merupakan suatu proses pengumpulan informasi dan data yang penting dalam jumlah yang besar untuk kemudian informasi data akan diekstrak. Dalam proses melakukan pengumpulan dan ekstraksi informasi data seringkali memanfaatkan beberapa metode perhitungan, seperti matematika, statistika dan pemanfaatan teknologi *artificial intelligence* (AI). Adanya ketersediaan data yang melimpah, maka kebutuhan akan informasi atau pengetahuan sebagai sarana pendukung dalam pengambilan keputusan baik bagi individu, organisasi, perusahaan sangatlah penting.

### 2.2 Market Basket Analysis

Dikutip dari buku *Data Mining* (Panjaitan dkk., 2020) menurut Hermawati (2013) *Market Basket Analysis* (MBA) adalah kumpulan item yang dibeli oleh pelanggan secara bersamaan dalam satu transaksi pelanggan tunggal. Informasi ini dapat digunakan untuk menempatkan susunan barang-barang dalam sebuah toko atau susunan halaman katalog. *Market basket analysis* merupakan suatu

metode untuk menganalisis buying habit konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa item berbeda yang dimasukkan konsumen ke dalam shopping basket (keranjang belanja) yang mereka beli di toko tertentu.

### 2.3 Algoritma Apriori

Algoritma *apriori* adalah algoritma yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi dalam data transaksi. *Apriori* juga merupakan salah satu algoritma yang melakukan pencarian frequent itemset dengan menggunakan teknik *association rule*. Pada saat mencari association rule dari suatu kumpulan data, tahap pertama yang harus dilakukan yaitu dengan mencari frequent itemset terlebih dahulu. *Frequent itemset* merupakan sekumpulan item yang sering muncul secara bersamaan sehingga penting tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolak ukur yaitu *support* dan *confidence*. *Support* adalah nilai penunjang atau persentase dari kombinasi item dalam database, sedangkan *confidence* adalah nilai kepastian yaitu kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi (Santoso dkk., 2016).

### 2.4 Algoritma FP-Growth

Dikutip dari buku *Algoritma Data Mining : Analisis Data Dengan Komputer* (Huda, 2019) *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma *apriori*. Algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep membangun pohon, yang biasa disebut *FP-Tree* untuk mencari objek yang sering muncul (*frequent itemset*). *FP-Tree* adalah struktur pohon yang dibentuk oleh sebuah akar yang diberi label null, sekumpulan pohon yang beranggotakan item-item tertentu, dan sebuah tabel frequent header.

### 2.5 Lift Ratio

Akhir proses *data mining* dalam penelitian ini yaitu pengujian menggunakan *lift ratio*, *lift ratio* merupakan alat ukur dalam aturan asosiasi yang berperan untuk mengukur akurasi dan presisi (*support* dan *confidence*) agar dapat dipercaya sepenuhnya. Nilai *lift ratio* digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak dengan suatu kombinasi *itemset*. Maka aturan asosiasi dinyatakan valid dan kuat jika nilai *lift ratio*  $> 1$  (Fitriati, 2016).

### 2.6 Scikit-Learn

*Scikit-Learn* atau *sklearn* merupakan sebuah modul dari bahasa pemrograman python yang memiliki fungsi untuk membantu melakukan *processing* data ataupun melakukan training data untuk kebutuhan *machine learning* atau *data science*. *Scikit Learn* dibangun atas beberapa data umum dan pustaka matematika Python agar mampu membantu pemrosesan algoritma, datasets, utilities, dan lain sebagainya

## III. RESEARCH METHOD

### 3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada Minimarket Justin Mart yang beralamatkan di JL. Raya Desa Wonotirto, Dusun Wungukerep RT 02 RW 05 Kecamatan Wonotirto, Kabupaten Blitar, Jawa Timur 66173. Penelitian ini dilakukan pada bulan Februari sampai Juli 2023.

### 3.2 Jenis penelitian

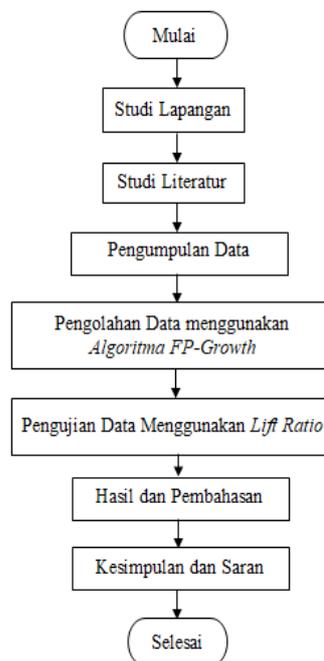
penelitian ini peneliti menggunakan metode penelitian kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Pemilihan metode kuantitatif deskriptif untuk penelitian ini karena metode kuantitatif memiliki penekanan pada data numeric atau angka dan hasil datanya ditampilkan melalui proses perhitungan presentase, selain itu penyajian hasil penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif dikarenakan agar pembaca dapat memahami atau menggambarkan isi dari penelitian ini. Untuk pengambilan data dalam penelitian ini menggunakan teknik observasi dengan melakukan pengamatan secara langsung

untuk mengetahui kegiatan pada Minimarket Justin Mart, sehingga peneliti dapat mengambil data transaksi penjualan yang ada pada database. Data yang diambil pada database Minimarket Justin Mart berupa angka yang menampilkan seberapa sering pembeli melakukan pembelian terhadap produk tertentu secara bersamaan dalam satu waktu. Dalam penelitian ini peneliti memilih subjek Minimarket yang berada di wilayah wonotirto dan untuk objeknya yaitu perilaku konsumen saat membeli produk pada Minimarket Justin Mart.

### 3.3 Teknik Pengumpulan Data

- a. Observasi : observasi dilakukan di Minimarket Justin Mart Kec. Wonotirto Kab. Blitar dengan melakukan pengamatan terhadap objek yang diteliti, sehingga peneliti mampu mencatat dan menghimpun data yang diperlukan untuk merekam hasilnya pada catatan observasi.
- b. Studi Pustaka : Peneliti melakukan kegiatan studi pustaka untuk mempelajari dan mencari informasi maupun data melalui sumber-sumber tertulis seperti buku dan jurnal yang memiliki hubungan dengan penelitian ini.

### 3.4 Tahap-tahap Penelitian



Gbr. 1 Tahapan Penelitian

## IV. RESULTS AND DISCUSSION

Data yang dipaparkan disini adalah data transaksi oleh konsumen yang diambil dari database laporan penjualan kasir :

### 1. Barang /item yang dijual

Berikut ini adalah tabel item yang memuat 30 barang / item yang sering dibeli oleh konsumen beserta kodenya :

TABEL I  
ITEM

Barang/Item	Kode
ATK/Alat Tulis	A1
Beras	B1
Bumbu Dapur	B2
Deterjen	D1
Frozen Food	F1
Galon	G1
Gas LPG	G2
Gula	G3
Ice Cream	I1
Kecap	K1
Kopi	K2
Korek Api	K3
Mie	M1
Minuman Ringan	M2
Minyak Goreng	M3
Obat-obatan	O1
Pampers	P1
Pasta Gigi	P2
Pembalut	P3
Pewangi Paksaan	P4
Rokok	R1
Roti	R2
Sabun Cuci Piring	S1
Sabun Mani	S2
Saus	S3
Shampo	S4
Snack	S5
Susu	S6
Tehh	T1
Tisue	T2

2. Transaksi Pembelian oleh Konsumen

Diketahui bahwa jumlah total rekap terdapat 36 transaksi yang memuat 30 barang/item yang sering dibeli oleh konsumen. Seperti pada rekap transaksi dibawah ini :

TABEL II  
DATASET TRANSAKSI

TID	List Barang/Item
1	B2, M1, M3, G3, T1, K2
2	A1, M2, S5, R2, I1, S6, T2
3	B2, B1, F1, M3, S1, O1, R2, M1
4	K2, R1, K3, M2, S5, G2, G3
5	S2, P2, S4, D1, P4
6	S1, G3, T1, K2, R2, B2, M3, M1
7	B1, G1, G2, B2, M1, R1
8	S4, R2, D1, P4, P3, O1, B1
9	T2, P1, S5, M2, R1, B2, M3, M1
10	R2, S6, F1, I1, D1, K2, S5
11	G1, S4, B1, M1, R1, D1, S5, P3
12	B2, K1, S3, M1, S5, R1, B1, M3
13	A1, T2, M2, M3, K2, S3
14	P1, S5, S6, R2, M2, R1, K1, P4
15	M3, G3, T1, D1, S2, P3
16	B2, M1, M3, G3, T1, K2
17	S4, G3, G2, D1, S1, M3, T1
18	B1, K2, M1, O1, R1, T1, B2, M3
19	S5, K3, R1, A1, M2, B1, S3
20	S2, P2, S4, D1, P4
21	R1, K3, M2, S5, K2
22	M2, M1, F1, S6, T2, T1, B2, M3
23	P3, P1, G1, A1, B1, R1, S5
24	I1, S5, S2, P2, B2, R2, T1
25	S5, M2, R2, S6, I1
26	A1, O1, S4, S1, G2, R1, B1, P4
27	M3, T1, B1, G3, M2, B2, M1
28	B2, M1, M3, G3, T1, K2
29	B1, G1, G2, B2, M1, R1
30	D1, P4, S1, G1, O1, R1
31	R1, K3, M2, S5, K2
32	P1, I1, P2, S2, M1, B2, K1
33	S5, M2, R2, S6, I1
34	B2, F1, K1, M3, M1
35	G3, K2, S3, S4, P3
36	M2, B1, M3, G3, K1

3. Perhitungan *FP-Growth* Menentukan Minimum *Support* dan *Confidence*

Tahap awal perhitungan adalah menentukan nilai Minimum *Support* terlebih dahulu, hal ini karena untuk mengidentifikasi itemset yang sering muncul bersama dalam transaksi atau data. Sehingga dari identifikasi *itemset* yang sering muncul dapat dilakukan penyaringan *itemset* yang tidak memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditentukan yaitu sebesar 0,3 . Nilai minimum *support* ditentukan untuk memangkas atau menghilangkan *itemset* yang jarang muncul dan memiliki nilai yang rendah sehingga memungkinkan fokus pada *itemset* yang lebih penting dan memiliki nilai informasi yang lebih tinggi. Berikut ini merupakan perhitungan nilai *support* itemset A1 yaitu jumlah transaksi setiap item/barang dibagi dengan jumlah total transaksi :

$$Support (A1) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A1}{Total\ Transaksi} = \frac{5}{36} = 0,138889$$

Nilai *support* A1 merupakan jumlah transaksi pembelian barang/item dengan kode A1 yaitu sebanyak 5 kali, lalu dibagi dengan total transaksi yaitu ada 36 transaksi yang menghasilkan nilai 0,138889. Sehingga dari nilai *support* A1 sebesar 0,138889 maka *itemset* A1 tidak memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditentukan yaitu 0,3 dan data akan dieliminasi. Dapat dilihat pada tabel dibawah ini untuk perhitungan nilai *support* setiap itemset.

TABEL III  
HASIL ITEMSET 1

1-itemset		Perhitungan	SUP = 0,3
A1	5	Support (A1)= 5/36	0,138889
B1	12	Support (B1)= 12/36	0,333333
B2	15	Support (B2)= 15/36	0,416667
D1	8	Support (D1)= 8 /36	0,222222
F1	4	Support (F1)= 4/36	0,111111
G1	5	Support (G1)= 5/36	0,138889
G2	5	Support (G2)= 5/36	0,138889
G3	10	Support (G3)= 10/36	0,277778
I1	6	Support (I1)= 6/36	0,166667
K1	5	Support (K1)= 5/36	0,138889
K2	11	Support (K2)= 11/36	0,305556
K3	4	Support (K3)= 4/36	0,111111
M1	15	Support (M1)=15/36	0,416667
M2	13	Support (M2)= 13/36	0,361111
M3	15	Support (M3)= 15/36	0,416667
O1	5	Support (O1)= 5/36	0,138889
P1	4	Support (P1)= 4/36	0,111111
P2	4	Support (P2)= 4/36	0,111111
P3	5	Support (P3)= 5/36	0,138889
P4	6	Support (P4)= 6/36	0,166667
R1	14	Support (R1)= 14/36	0,388889
R2	9	Support (R2)= 9/36	0,25
S1	5	Support (S1)= 5/36	0,138889
S2	5	Support (S2)= 5/36	0,138889
S3	4	Support (S3)= 4/36	0,111111
S4	7	Support (S4)= 7/36	0,194444
S5	14	Support (S5)= 14/36	0,388889
S6	6	Support (S6)= 6/36	0,166667
T1	10	Support (T1)= 10/36	0,277778
T2	4	Support (T2)= 4/36	0,111111

Pada tabel *itemset* 1 dapat dilihat bahwa ada 10 *itemset* yang memenuhi nilai *support*  $\geq 0,3$  yaitu B1, B2, G3, K2, M1, M2, M3, R1, S5 dan T1. Kemudian untuk 20 *itemset* yang tidak memenuhi nilai minimum *support* 0,3 akan dilakukan pemangkasan, sehingga 22 *itemset* tersebut tidak ada dalam iterasi selanjutnya. Sehingga pada iterasi selanjutnya atau iterasi kedua ini, *itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* akan dihitung kembali dengan kombinasi dari 2 *itemset* yang dibeli secara bersamaan. Berikut ini merupakan perhitungan lengkap nilai *support* 2 *itemset* yaitu jumlah transaksi 2 item/barang dibagi dengan jumlah total transaksi seperti pada perhitungan *itemset* 1.

$$Support (B1, B2) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } B1, B2}{\text{Total Transaksi}} = \frac{6}{36} = 0,166667$$

TABEL IV  
HASIL ITEMSET 2

2-itemset		Perhitungan	SUP = 0,3
B1	B2	6 Support (B1, B2)= 6/36	0,166667
B1	K2	1 Support (B1, K2)= 1/36	0,027778
B1	M1	7 Support (B1, M1)= 7/36	0,194444
B1	M2	3 Support (B1, M2)= 3/36	0,083333
B1	M3	5 Support (B1, M3)= 5/36	0,138889
B1	R1	8 Support (B1, R1)= 8/36	0,222222
B1	S5	4 Support (B1, S5)= 4/36	0,111111
B2	K2	5 Support (B2, K2)= 5/36	0,138889
B2	M1	14 Support (B2, M1)= 14/36	0,388889
B2	M2	3 Support (B2, M2)= 5/36	0,138889
B2	M3	11 Support (B2, M3)= 11/36	0,305556
B2	R1	5 Support (B2, R1)= 5/36	0,138889
B2	S5	3 Support (B2, S5)= 3/36	0,083333
K2	M1	5 Support (K2, M1)= 5/36	0,138889
K2	M2	4 Support (K2, M2)= 4/36	0,111111
K2	M3	6 Support (K2, M3)= 6/36	0,166667
K2	R1	4 Support (K2, R1)= 4/36	0,111111
K2	S5	4 Support (K2, S5)= 4/36	0,111111
M1	M2	3 Support (M1, M2)= 3/36	0,083333
M1	M3	11 Support (M1, M3)= 11/36	0,305556
M1	R1	5 Support (M1, R1)= 5/36	0,138889
M1	S5	3 Support (M1, S5)= 3/36	0,083333
M2	M3	5 Support (M2, M3)= 5/36	0,138889
M2	R1	5 Support (M2, R1)= 5/36	0,138889
M2	S5	7 Support (M2, S5)= 7/36	0,194444
M3	R1	3 Support (M3, R1)= 3/36	0,083333
M3	S5	2 Support (M3, S5)= 2/36	0,055556
R1	S5	7 Support (R1, S5)= 7/36	0,194444

Pada iterasi kedua hanya ada 3 *itemset* yang lolos yaitu B2, M1 lalu B2, M3 dan M1, M3 jadi selain *itemset* yang disebutkan maka tidak memenuhi nilai minimum *support*  $\geq 0,3$  dan dilakukan pemangkasan. Dari *itemset* 2 yang lolos maka akan dilanjutkan iterasi ke tiga untuk menyaring *itemset* hingga mendapatkan hasil yang lebih akurat. Iterasi dapat dilakukan seterusnya sampai tidak ada *itemset* yang memenuhi minimum *support* atau hanya ada satu data yang memenuhi minimum *support* maka proses dapat dihentikan. Untuk iterasi ke 3 dilakukan kombinasi dari 3 *itemset* yang dibeli secara bersamaan seperti proses itersi kedua yaitu :

$$Support (B2, M1, M3) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ B2,M1,M3}{Total\ Transaksi} = \frac{11}{36} = 0,305556$$

Nilai *support* B2, M1, M3 adalah jumlah transaksi pembelian 3 barang/ item secara bersamaan sebanyak 11 kali, lalu dibagi dengan total transaksi yaitu ada 36 transaksi yang menghasilkan nilai 0,305556. Dari hasil iterasi ke 3 dapat diketahui bahwa *itemset* B2, M1, M3 memenuhi nilai minimum *Support* dan iterasi berhenti di iterasi ke 3.

TABEL V  
HASIL ITEMSET 3

3-itemset			Perhitungan	SUP=0,3
B2	M1	M3	11 Support (B2, M1, M3)= 11/36	0,305556

Setelah menemukan nilai *Support itemset*, Tahap selanjutnya yaitu menghitung nilai *Confidence* untuk mengetahui kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi. Langkah pertama yaitu menetapkan Nilai minimum *Cofidence* terlebih dahulu, disini peneliti menetapkan nilai minimum *Confidence* 0,7. Tahap kedua yaitu menentukan *Antecedents* dan *Consequents* yang kemudian dihitung dengan cara membagi nilai *Support Consequents* dengan nilai *support Antecedents* seperti dibawah ini :

$$Confidence (B2, M1, M3) = \frac{Consequent\ Support\ M1, M3}{Antecedent\ Support\ B2} = \frac{0,305556}{0,416667} = 0,733333$$

M1, M3 mempunyai nilai *Support Consequents* 0,305556 dibagi dengan nilai *support Antecedents* 0,416667 sehingga menghasilkan nilai 0,733333 sesuai dengan minimum *Confidence* yang ditetapkan. Lebih lengkapnya pada tabel 4.7 di bawah ini :

TABEL VI  
NILAI CONFIDENCE

Antecedents	Consequents	Antecedent Support	Consequent Support	Perhitungan	CONF =	
M3	M1	B2	0,305556	0,416667	Confidence= 0,416667 / 0,305556	1,000000
M3	B2	M1	0,305556	0,416667	Confidence= 0,416667 / 0,305556	1,000000
M1	B2	M3	0,388889	0,416667	Confidence= 0,416667 / 0,388889	0,785714
M3	M1	B2	0,416667	0,388889	Confidence= 0,388889 / 0,416667	0,733333
M1	M3	B2	0,416667	0,305556	Confidence= 0,305556 / 0,416667	0,733333
B2	M3	M1	0,416667	0,305556	Confidence= 0,305556 / 0,416667	0,733333

4. Menentukan *Frequent Itemset*

Selanjutnya adalah tabel L1 dan tabel ordered yang digunakan untuk mengetahui total *itemset* pada dataset transaksi . tabel L1 merupakan total item yang dibeli konsumen berdasarkan urutan *itemsetnya* mulai dari A1 sampai T2. Sedangkan tabel ordered merupakan total item yang dibeli konsumen namun urutannya berdasarkan total tiap *itemset*, mulai dari nilai tertinggi sampai terendah seperti dibawah ini B2 sebagai nilai tertinggi sebesar 15 dan T2 sebagai nilai terendah hanya sebesar 4. Hasil dari tabel ordered akan digunakan untuk membuat *FP-Tree*.

TABEL VII  
FREQUENT ITEMSET

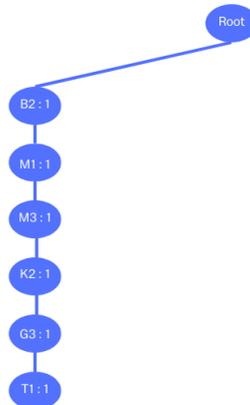
L1		Ordered	
Itemset	Sup_Count	Itemset	Sup_Count
A1	5	B2	15
B1	12	M1	15
B2	15	M3	15
D1	8	R1	14
F1	4	S5	14
G1	5	M2	13
G2	5	B1	12
G3	10	K2	11
I1	6	G3	10
K1	5	T1	10
K2	11	R2	9
K3	4	D1	8
M1	15	S4	7
M2	13	I1	6
M3	15	P4	6
O1	5	S6	6
P1	4	A1	5
P2	4	O1	5
P3	5	G2	5
P4	6	K1	5
R1	14	O1	5
R2	9	P3	5
S1	5	S1	5
S2	5	S2	5
S3	4	F1	4
S4	7	K3	4
S5	14	P1	4
S6	6	P2	4
T1	10	S3	4
T2	4	T2	4

5. Pembentukan *FP-Tree*

Untuk Proses pembentukan *FP-tree* melibatkan dua tahap utama yaitu pemindaian dataset transaksional untuk menghitung frekuensi kemunculan item, dan konstruksi *FP-tree* berdasarkan frekuensi tersebut. Setelah *FP-tree* dibangun, algoritma *FP-growth* dapat digunakan untuk menemukan pola sering (*frequent pattern*) dengan cepat. Keuntungan utama dari penggunaan *FP-tree* adalah

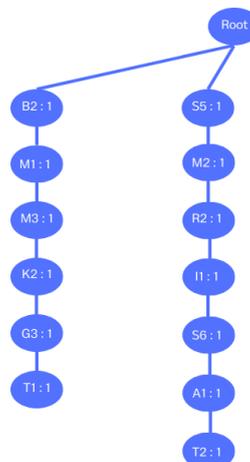
kemampuannya untuk mengurangi jumlah pemindaian dataset, sehingga dengan menggunakan struktur *FP-tree*, algoritma *FP-growth* dapat menghindari pembentukan kandidat pola sering secara eksplisit, yang dapat mengurangi waktu komputasi secara signifikan. Berikut ini adalah pembentukan *FP Tree* dari transaksi ke 1 sampai dengan transaksi ke 36. Pembentukan *FP-Tree* disini hanya menampilkan Transaksi 1,2,3,4 lalu ke transaksi lengkapnya yaitu 1 sampai 36 :

a. TID 1 : B2, M1, M3, G3, T1, K2



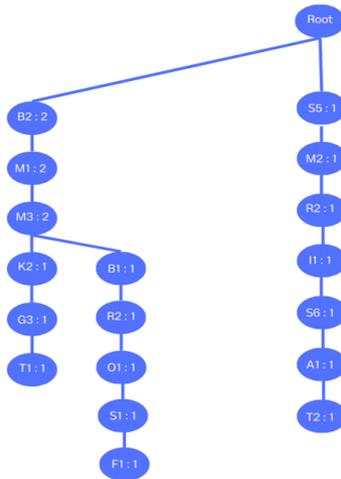
Gbr. 2 FP-Tree ke 1

b. TID 2 : A1, M2, S5, R2, I1, S6, T2



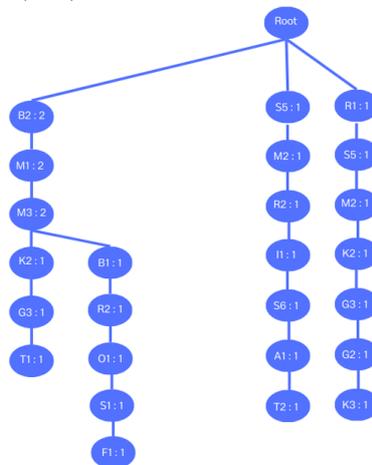
Gbr. 3 FP-Tree ke 2

c. TID 3 : B2, B1, F1, M3, S1, O1, R2, M1



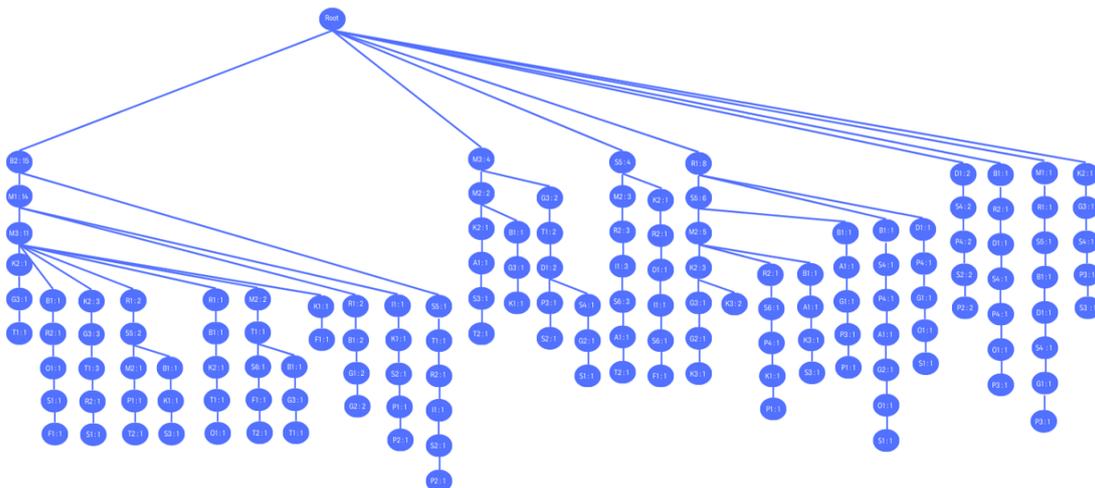
Gbr. 4 FP-Tree ke 3

d. TID 4 : K2, R1, K3, M2, S5, G2, G3



Gbr. 5 FP-Tree ke 4

e. TID 1 – 36 :



Gbr. 6 FP-Tree ke 1 -36

6. Menghitung CPB, CFT dan FPG

Perhitungan *Conditional Pattern Base* (basis pola kondisional), *Conditional FP-Tree* (pohon FP kondisional), dan *Frequent Pattern* (pola yang sering muncul) adalah bagian dari algoritma *FP-Growth* yang digunakan untuk pertambahan pola asosiasi. Setiap langkah dilakukan untuk mengidentifikasi pola yang sering muncul dalam dataset dan memahami hubungan antara item dalam pola-pola tersebut. Berikut ini adalah hasil perhitungan CPB, CFT dan FPG dari T2 sampai dengan S1 lalu dilanjut Ke M3 dan M1 karena P3 sampai dengan R1 tidak Ditampilkan.

TABEL VIII  
PERHITUNGAN CPB CFT FPG

Item	Conditional Pattern Base	Conditional FP-Tree	Frequent Pattern Generated
T2	{{A1, M2, S5, R2, I1, S6 : 1}, {P1, S5, M2, R1, B2, M3, M1 : 1}, {A1, M2, M3, K2, S3 : 1}, {M2, M1, F1, S6, T1, B2, M3 : 1}}	{M2 : 4}, {M3 : 3}	{M2, T2 : 4}, {M3, T2 : 3}
S3	{{B2, K1, M1, S5, R1, B1, M3 : 1}, {A1, T2, M2, M3, K2 : 1}, {S5, K3, R1, A1, M2, B1 : 1}, {G3, K2, S4, P3 : 1}}		
P2	{{S2, S4, D1, P4 : 2}, {I1, S5, S2, B2, R2, T1 : 1}, {P1, I1, S2, M1, B2, K1 : 1}}	{S2 : 4}	{S2, P2 : 4}
P1	{{T2, S5, M2, R1, B2, M3, M1 : 1}, {S5, S6, R2, M2, R1, K1, P4 : 1}, {P3, G1, A1, B1, R1, S5 : 1}, {I1, P2, S2, M1, B2, K1 : 1}}	{S5, R1 : 3}	{S5, P1 : 3}, {R1, P1 : 3}, {S5, R1, P1 : 3}
K3	{{K2, R1, M2, S5, G2, G3 : 1}, {S5, R1, M2, S5 : 4}, {K2, R1, A1, M2, B1, S3 : 1}, {R1, M2, S5, K2 : 2}}	{S5, R1 : 3}	{R1, K3 : 4}, {M2, K3 : 4}, {S5, K3 : 4}, {R1, M2, S5, K3 : 4}, {K2, K3 : 3}
F1	{{B2, B1, M3, S1, O1, R2, M1 : 1}, {R2, S6, I1, D1, K2, S5 : 1}, {M2, M1, S6, T2, T1, B2, M3 : 1}, {B2, K1, M3, M1 : 1}}	{B2 : 3, M3 : 3, M1 : 3}	{B2, F1 : 3}, {M3, F1 : 3}, {M1, F1 : 3}, {B2, M3, M1, F1 : 3}
S2	{{P2, S4, D1, P4 : 2}, {M3, G3, T1, D1, P3 : 1}, {I1, S5, P2, B2, R2, T1 : 1}, {P1, I1, P2, M1, B2, K1 : 1}}	{P2 : 4}, {D1 : 3}	{P2, S2 : 4}, {D1, S2 : 3}
S1	{{B2, B1, F1, M3, O1, R2, M1 : 1}, {G3, T1, K2, R2, B2, M3, M1 : 1}, {S4, G3, G2, D1, M3, T1 : 1}, {A1, O1, S4, G2, R1, B1, P4 : 1}, {D1, P4, G1, O1, R1 : 1}}	{M3 : 3}, {O1 : 3}	{M3, S1 : 3}, {O1, S1 : 3}
M3	{{B2, M1, G3, T1, K2 : 3}, {B2, B1, F1, S1, O1, R2, M1 : 1}, {S1, G3, T1, K2, R2, B2, M1 : 1}, {T2, P1, S5, M2, R1, B2, M1 : 1}, {B2, K1, S3, M1, S5, R1, B1 : 1}, {A1, T2, M2, K2, S3 : 1}, {G3, T1, D1, S2, P3 : 1}, {S4, G3, G2, D1, S1, T1 : 1}, {B1, K2, M1, O1, R1, T1, B2 : 1}, {M2, M1, F1, S6, T2, T1, B2 : 1}, {T1, B1, G3, M2, B2, M1 : 1}, {B2, F1, K1, M1 : 1}, {M2, B1, G3, K1 : 1}}	{B2, M1 : 11}, {G3 : 8}, {T1 : 7}, {K2 : 6}, {B1 : 5}, {F1 : 3}, {M2 : 4}, {R1 : 3}	{B2, M3 : 11}, {M1, M3 : 11}, {B2, M1, M3 : 11}, {G3, M3 : 8}, {T1, M3 : 7}, {K2, M3 : 6}, {B1, M3 : 5}, {F1, M3 : 3}, {M2, M3 : 4}, {R1, M3 : 3}
M1	{{B2, M3, G3, T1, K2 : 3}, {B2, B1, F1, M3, S1, O1, R2 : 1}, {S1, G3, T1, K2, R2, B2, M3 : 1}, {B1, G1, G2, B2, R1 : 2}, {T2, P1, S5, M2, R1, B2, M3 : 1}, {G1, S4, B1, R1, D1, S5, P3 : 1}, {B2, K1, S3, S5, R1, B1, M3 : 1}, {B1, K2, O1, R1, T1, B2, M3 : 1}, {M2, F1, S6, T2, T1, B2, M3 : 1}, {M3, T1, B1, G3, M2, B2 : 1}, {P1, I1, P2, S2, B2, K1 : 1}, {B2, F1, K1, M3 : 1}}	{B2 : 14}, {M3 : 11}, {G3 : 5}, {T1 : 7}, {K2 : 5}, {B1 : 7}, {F1 : 3}, {M2 : 3}, {R1 : 3}, {S5 : 3}	{B2, M1 : 14}, {M3, M1 : 11}, {G3, M1 : 5}, {T1, M1 : 7}, {K2, M1 : 5}, {B1, M1 : 7}, {F1, M1 : 3}, {M2, M1 : 3}, {R1, M1 : 3}, {S5, M1 : 3}

Dapat dilihat pada kolom bagian *Frequent Pattern Generated* item yang berpasangan paling panjang dan bernilai tinggi yang akan melanjutkan tahap berikutnya, seperti pada kolom M3 dengan item berpasangan B2, M1, M3 yang memiliki nilai sebesar 11 maka item yang disebutkan lolos.

7. Menentukan *Rule* yang *Strong* dari *Minimum Confidence*

Kemudian untuk tahap selanjutnya adalah menghitung *stronMg* *minimum confidence* dari hasil *Frequent Pattern Generated* yang lolos. *Strong* *minimum confidence* digunakan untuk pengklasifikasi atau pengenalan pola. Hal ini merujuk pada ambang batas atau tingkat kepercayaan minimum yang harus dicapai sebelum suatu keputusan atau prediksi dianggap valid atau dapat diterima. Sehingga dapat membantu meningkatkan kualitas prediksi dengan memastikan bahwa hanya sampel dengan tingkat kepercayaan yang tinggi yang diterima. Berikut tabel hitung *strong minimum confidence* :

TABEL IX  
HITUNG *STRONG MINIMUM CONFIDENCE*

Rule	Conf
M3, M1 → B2	100.00
M3, B2 → M1	100.00
M1, B2 → M3	78.57
M3 → M1, B2	73.33
M1 → M3, B2	73,33
B2 → M3, M1	73,33

$$= (\text{sup}(B2, M1, M3) / \text{sup } M3, B2) * 100$$

$$= (0,305556 / 0,305556) * 100$$

$$= 100.00\%$$

0,305556 diambil dari minimum *Frequent Pattern Generated*

Dapat dilihat pada tabel 4.9 nilai *confidence* dari *rule* yang dihasilkan yaitu semua *rule* memenuhi minimum *strong confidence* yang telah ditentukan sebesar 0,7 / 70.00%. Sehingga semua *rule* lolos dan tidak ada yang tereliminasi.

Berikut ini merupakan penjabaran dari *rule* yang lolos :

B2 = Bumbu Dapur

M1 = Mie

M3 = Minyak Goreng

1. M3, M1 → B2 berarti apabila konsumen membeli Minyak Goreng dan Mie maka akan membeli Bumbu Dapur
2. M3, B2 → M1 berarti apabila konsumen membeli Minyak Goreng dan Bumbu Dapur maka akan membeli Mie
3. M1, B2 → M3 berarti apabila konsumen membeli Mie dan Bumbu Dapur maka akan membeli Minyak Goreng
4. M3 → M1, B2 berarti apabila konsumen membeli Minyak Goreng maka akan membeli Mie dan Bumbu Dapur
5. M1 → M3, B2 berarti apabila konsumen membeli Mie maka akan membeli Minyak Goreng dan Bumbu Dapur
6. B2 → M3, M1 berarti apabila konsumen membeli Bumbu Dapur maka akan membeli Minyak Goreng dan Mie

Maka berdasarkan hasil minimum *strong confidence* (B2, M1, M3) dapat diketahui bahwa produk yang dijelaskan pada poin ke 1 sampai 6 merupakan produk yang di beli secara bersamaan oleh konsumen sehingga dapat digunakan pemilik minimarket untuk rekomendasi penataan kategori produk dalam satu rak.

#### 8. Pengujian Data Menggunakan *Lift Ratio*

Pada tahap terakhir diperlukan adanya pengujian data untuk memastikan hasil keakuratan dari perhitungan *rule* yang lolos yaitu dengan menggunakan pengujian *lift ratio*. Fungsi pengujian *lift ratio* sendiri adalah untuk memberikan pemahaman yang lebih baik tentang variabel yang berpengaruh, mengukur keberhasilan strategi pemasaran dan meningkatkan pengambilan keputusan dalam konteks pemasaran dan analisis data. Sehingga *lift ratio* cocok untuk menguji hasil dari pola pembelian konsumen. Untuk Proses perhitungan *lift ratio* dengan membagi nilai *confidence* yang lolos yaitu B2, M1, M3 sebesar 0,733333 dengan nilai *support consequent* yang lolos dari M1, M3 sebesar 0,305556 maka akan mendapatkan hasil 2,400000. Perhitungan selengkapnya dapat dilihat pada tabel dibawah ini :

$$Lift Ratio (B2, M1, M3) = \frac{Confidence(B2, M1, M3)}{Benchmark Confidence(M1, M3)} = \frac{0,733333}{0,305556} = 2,400000$$

TABEL X  
PERHITUNGAN *LIFT RATIO*

Antecedents	Consequents	Antecedent Support	Consequent Support	CONF = 0,7	Perhitungan	Lift Ratio	
M3	M1	B2	0,305556	0,416667	1,000000	Lift Ratio = 1,000000 / 0,416667	2,400000
M3	B2	M1	0,305556	0,416667	1,000000	Lift Ratio = 1,000000 / 0,416667	2,400000
M1	B2	M3	0,388889	0,416667	0,785714	Lift Ratio = 0,785714 / 0,416667	1,885714
M3	M1	B2	0,416667	0,388889	0,733333	Lift Ratio = 0,733333 / 0,388889	1,885714
M1	M3	B2	0,416667	0,305556	0,733333	Lift Ratio = 0,733333 / 0,305556	2,400000
B2	M3	M1	0,416667	0,305556	0,733333	Lift Ratio = 0,733333 / 0,305556	2,400000

Dari hasil pengujian menggunakan *lift ratio* dapat dilihat bahwa semua rule memenuhi aturan asosiasi yang artinya 3 kombinasi item (B2, M1, M3) dapat dinyatakan valid dan kuat karena memiliki nilai *lift ratio* > 1.

## V. Conclusion

Berdasarkan data dan hasil pembahasan dari penelitian ini maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Berdasarkan permasalahan yang dipaparkan sebelumnya, penelitian ini dilakukan agar pemilik minimarket dapat mengetahui produk mana yang sering di beli secara bersamaan dalam satu waktu. Untuk proses perhitungan algoritma *FP-Growth*, peneliti menetapkan nilai minimum *support* sebesar 0,3 dan minimum *confidence* sebesar 0,7. Hasil akhir menunjukkan dari data yang diolah bahwa *itemset* (B2, M1, M3) merupakan 3 kombinasi produk yang dapat dijadikan rekomendasi penataan kategori produk dalam satu rak dengan nilai *confidence* yang paling tinggi yaitu ada Bumbu Dapur, Mie dan Minyak Goreng. Produk yang disebutkan memperoleh nilai *support* 0,305556 dan memperoleh nilai *confidence* 0,733333 yang artinya *itemset* (B2, M1, M3) melebihi nilai minimum yang ditetapkan. Sehingga penerapan algoritma *FP-Growth* pada penelitian menentukan pola pembelian produk sesuai dengan perilaku pembelian konsumen dapat diimplementasikan dengan baik dan mendapatkan hasil yang di harapkan.
2. Hasil pengujian dari penerapan algoritma *FP-Growth* pada penelitian menentukan pola pembelian produk sesuai dengan perilaku pembelian konsumen menunjukkan bahwa *itemset* (B2, M1, M3) merupakan 3 kombinasi produk yang mendapatkan nilai pengujian *lift ratio* > 1 yaitu sebesar 2,400000 yang artinya apabila nilai *lift ratio* > 1 maka dinyatakan valid dan kuat sehingga nilai dapat dipercaya sepenuhnya. Hal ini membuat pemilik minimarket dapat mengetahui pola pembelian konsumen dan *itemset* (B2, M1, M3) dapat dijadikan rekomendasi peletakan barang yang tepat dan sesuai.

## REFERENCES

- [1] Alfafisabil, W., Arif Dermawan, B., & Nur Padilah, T. (2021). Penerapan Algoritme Fp-Growth Untuk Menentukan Peletakan Barang Pedagang Sayur. *Jurnal Informatika Polinema*, 7(4), 43–48. <https://doi.org/10.33795/jip.v7i4.507>
- [2] Badrul, M. (2016). Algoritma Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, XII(2), 121–129. <http://ejournal.nusamandiri.ac.id/index.php/pilar/article/view/266>
- [3] Elisa, E. (2018). Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 2(2), 472–478. <https://doi.org/10.29207/resti.v2i2.280>
- [4] Fauzy, M., Saleh W, K. R., & Asror, I. (2016). Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, II(2), 221–227.
- [5] Fitriati, D. (2016). Implementasi Data Mining untuk Menentukan Kombinasi Media Promosi Barang Berdasarkan Perilaku Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Apriori. *Prosiding ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016*, 2(1), 472–480. <https://doi.org/979-587-626-0>
- [6] Gunadi, G., & Sensuse, D. I. (2012). Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth ( Fp-Growth ) : *Telematika*, 4(1), 118–132.
- [7] Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2014). Data mining: Data mining concepts and techniques. In *Proceedings - 2013 International Conference on Machine Intelligence Research and Advancement, ICMIRA 2013*.

- <https://doi.org/10.1109/ICMIRA.2013.45>
- [8] Herlina. (2018). Analisis Pengaruh Harga Dan Kelengkapan Produk Terhadap Keputusan Pembelian Serta Dampaknya Pada Kepuasan Konsumen. *Jurnal Online Sekolah Tinggi Teknologi Mandala*, 13(2), 108–123. <https://www.sttmandalabdg.ac.id/ojs/index.php/JIT/article/view/112>
- [9] Hermawati, Fajar Astuti. (2013). *Data Mining*. CV Andi Offset.
- [10] Huda, Miftahul. (2019). *Algoritma Data Mining*. Bisakimia.
- [11] Irawan, K. M., Wulansari, T. T., Wanti, N., & Sari, W. (2021). *Market Basket Analysis Method on Sales Data Using Fp-Growth Algorithm*. 1(2), 55–60. <https://doi.org/10.47002/mst.v1i2.239>
- [12] Jabeen, N., & Ramya. (2018). An Effort to Study the Ordering Pattern of Customers in a Fast Food Outlet Using FP Growth Algorithm. *International Journal of Innovative Research in Applied Sciences and Engineering*, 1(7), 146. <https://doi.org/10.29027/ijirase.v1.i7.2018.146-150>
- [13] Maulana, A., & Fajrin, A. A. (2018). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(1), 27. <https://doi.org/10.20527/klik.v5i1.100>
- [14] Panjaitan, F., Surahman, A., & Rosmalasari, T. D. (2020). Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb. Menara). *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JTISI)*, 1(2), 111–119. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTISI>
- [15] Prahartiwi, L. I. (2022). *IMPLEMENTATION OF THE FP-GROWTH ALGORITHM TO FIND*. 7(April), 71–78.
- [16] Santoso, H., Hariyadi, I. P., & Prayitno. (2016). Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk. *Teknik Informatika*, 1, 19–24. <http://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnasteknomedia/article/download/1267/1200>
- [17] Sari, N. D., Wiraatmadja, B. S., & Nasiri, A. (2021). Penerapan Metode Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Implementation of Apriori Algorithm for Determining Product Purchase Patterns. *Jurnal Sisfotenika*, 11(1), 1–14. <https://scholar.archive.org/work/db7uvtjz3ncr7pyx7jwaqtjlx/a/access/wayback/http://sisfotenika.stmikpontianak.ac.id/index.php/ST/article/download/1033/704>
- [18] Sinaga, D. F. S., & Elisa, E. (2021). Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori Di Join Mart. *Comasie*, 05(01), 11–18. <http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/cosmasiejournal>