



# Implementasi Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule Menerapkan Algoritma FP-Growth

Desi Asima Silitonga\*, Agus Perdana Windarto

Prodi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Jl. Jendral Sudirman Blok A no 1/2/3 Pematangsiantar, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>silitongadesi03@gmail.com, <sup>2</sup>agus.perdana@amiktunasbangsa.ac.id

Email Penulis Korespondensi: silitongadesi03@gmail.com

Submitted: 19/01/2022; Accepted: 29/01/2022; Published: 31/01/2022

**Abstrak**—Apotek merupakan suatu media tempat penjualan berbagai macam obat berdasarkan golongan serta produk lainnya yang berkaitan dengan kesehatan. Apotek melayani transaksi berupa resep dokter maupun obat bebas setiap harinya. Penjualan obat perhari bisa mencapai puluhan transaksi. Data transaksi penjualan yang berupa resep dokter tersebut semakin bertambah setiap harinya dan disimpan menjadi arsip sebagai pembukuan tanpa memikirkan manfaat lainnya. Namun, data tersebut dapat menghasilkan sebuah informasi penting dalam menentukan pola letak barang yang sesuai dengan pola beli konsumen dengan menggunakan algoritma *fp-growth*. Data yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan data transaksi resep dokter. Hasil dari *association rule* dapat dijadikan masukan bagi pihak apotek dalam menentukan pola letak barang pada apotek tersebut.

**Kata Kunci:** Apotek; *Fp-Growth*; *Association Rule*; Obat; Transaksi

**Abstract**—Pharmacy is a medium for selling various kinds of drugs by class and other products related to health. Pharmacies serve transactions in the form of doctor's prescriptions and over-the-counter drugs every day. Drug sales per day can reach dozens of transactions. Sales transaction data in the form of doctor's prescriptions are increasing every day and are stored as archives for bookkeeping without thinking about other benefits. However, this data can produce important information in determining the pattern of goods layout in accordance with consumer buying patterns using the *fp-growth* algorithm. The data used in this study is based on doctor's prescription transaction data. The results of the association rule can be used as input for the pharmacy in determining the pattern of the location of the goods at the pharmacy.

**Keywords:** Pharmacy; *Fp-Growth*; *Association Rule*; Drug; Transaction

## 1. PENDAHULUAN

Apotek French Farma terletak di Privinsi Sumatra Utara Kabupaten Dairi Jalan RSU No.17A Sidikalang yang merupakan salah satu apotek di Sidikalang, sebagai penanggung jawab Apoteker Marlon Situmorang, SSI. APT dengan Surat Izin Praktik Apoteker (SIPA) : 19750227/SIPA\_12.10/2013/1 001 dan Izin Apotek 021/440/YM. "Apotek merupakan suatu media tempat penjualan berbagai macam obat berdasarkan golongan serta produk lainnya yang berkaitan dengan kesehatan" [1]. Setiap apotek selalu memprioritaskan pelayanan yang terbaik terhadap masyarakat atau pasien yang melakukan transaksi di apotek tersebut. Apotek French melayani transaksi berupa resep dokter maupun obat bebas setiap harinya. Penjualan obat perhari bisa mencapai puluhan transaksi. Data transaksi penjualan yang berupa resep dokter tersebut semakin bertambah setiap harinya dan disimpan menjadi arsip sebagai pembukuan tanpa memikirkan manfaat lainnya. Namun, data tersebut dapat menghasilkan sebuah informasi penting dalam menentukan pola letak barang yang sesuai dengan pola beli konsumen. Dalam hal tersebut diperlukan sebuah analisa yang menggunakan *Market Basket Analysis* (MBA). "Analisa ini mengarah pada pembelanjaan pelanggan untuk mengetahui kebiasaan barang yang dibeli dan menambang pola-pola tersebut dari sejumlah catatan transaksi yang dapat membantu penjual dan aplikasi dalam pengembangan strategi pemasaran mereka dalam meningkatkan profit" [2]. "Dengan mengetahui produk manakah yang dibeli secara bersamaan membantu perusahaan dan menggunakan informasi untuk menempatkan produk yang sering terjual secara bersamaan di dalam satu area" [3]. Selanjutnya, dilakukan pembentukan aturan asosiasi (*association rule*) berdasarkan jumlah kemunculan *item* dalam transaksi sehingga diperoleh produk-produk apa saja yang sering dibeli konsumen secara bersamaan.

"*Association rule* merupakan cara terbaik untuk memberikan dukungan keputusan ilmiah pada pasar retail melalui hubungan *mining association* antara barang yang telah dibeli secara bersama-sama" [4]. Hal ini dapat membantu untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi *item* produk obat yang paling banyak terjual secara bersamaan dengan produk obat lainnya. Salah satu bagian dari *Association rule* yang sudah sering digunakan dalam sebuah penelitian adalah *apriori* [5] dan *fp-growth* [6]. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [7] tentang 'Perbandingan algoritma *apriori* dan algoritma *fp-growth* untuk rekomendasi pada transaksi peminjaman buku di perpustakaan universitas dian nuswantoro' adanya perbedaan antara *apriori* dengan *fp-growth* dan kesimpulan yang dapat ditarik, algoritma *apriori* membutuhkan waktu komputasi yang lama dalam proses mendapatkan *frequent itemset* dibanding dengan algoritma *fp-growth*. algoritma *fp-growth* adalah satu cara dalam mengatasi kelemahan algoritma *apriori*. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori*. "*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" [8]. "Selain itu media penyimpan untuk *database* pada algoritma *FP-Growth* juga besar" [9]. Berdasarkan kelebihan dari algoritma *fp-growth* diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan informasi kepada Apotek French Farma



berupa hasil *item set* sehingga hasil penelitian tersebut dapat menentukan strategi penjualan serta persediaan obat yang sering dibeli.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Data Mining

“Data Mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menggali informasi yang berharga dan berguna di dalam *database*” [10]. “Data mining yang juga dikenal dengan istilah *pattern recognition* merupakan suatu algoritma yang digunakan untuk pengolahan data guna menemukan pola yang tersembunyi dari data yang diolah” [11]. “Data mining bisa digunakan oleh perusahaan besar untuk menggali data untuk mendapatkan informasi yang dapat menunjang dan meningkatkan proses bisnis perusahaan tersebut” [12].

“Dalam menemukan pola-pola *data mining* terhadap data, pola yang ditemukan harus memberikan keuntungan terhadap pola tersebut” [13]. “*Data mining* memiliki hakikat sebagai disiplin ilmu yang tujuan utamanya adalah untuk menemukan, menggali, atau menambang pengetahuan dari data atau informasi yang kita miliki” [14]. “Penambangan data adalah proses menemukan pengetahuan yang menarik, seperti asosiasi, pola, perubahan, struktur dan anomali yang signifikan, dari sejumlah besar data yang disimpan dalam *database*” [15].

Dari beberapa definisi diatas dapat disimpulkan *Data mining* disebut *knowledge discovery in database* (KDD) dengan istilah penemuan pengetahuan data karena tujuan utama *data mining* adalah untuk memanfaatkan data dalam basis data dengan mengolahnya sehingga menghasilkan informasi baru yang berguna [16].

### 2.2 Market Basket Analysis (MBA)

“*Market Basket Analysis* merupakan metode atau teknik yang akan digunakan dan bermanfaat untuk lingkungan marketing” [17]. Tujuan dari *Market Basket Analysis* ini adalah untuk menentukan, produk-produk apa saja yang dibeli oleh seorang konsumen secara bersamaan. “Sehingga dapat dipakai sebagai masukan untuk meningkatkan keefektifan pemasaran dan strategi penjualan” [5]. “Kebutuhan *market basket analysis* berawal dari keakuratan dan manfaat yang dihasilkannya dalam wujud aturan asosiasi (*association rules*)” [18].

### 2.3 Association Rules

“*Association rule* merupakan suatu proses pada data mining untuk menentukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *support* (minsup) dan *confidence* (minconf) pada sebuah *database* [19]. Penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter, *support* yaitu persentase kombinasi item dalam *database* dan *confidence* yaitu kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiatif. *Support* dan *confidence* dituliskan sebagai pers (1) dan pers (2) [20].

$$Supp(A \Rightarrow B) = P(A \cup B) \quad (1)$$

$$Conf(A \Rightarrow B) = P(B|A) \quad (2)$$

Jika *support* itemset dari itemset *I* memenuhi minimum *support threshold* yang sudah ditentukan maka *I* adalah frequent *k*-itemset. Secara umum frequent *k*-itemset dilambangkan dengan *L<sub>k</sub>*. Berdasarkan pers (2) diperoleh:

$$Conf(A \Rightarrow B) = P(B|A) = \frac{Supp(A \cup B)}{Supp(A)} \quad (3)$$

### 2.4 Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

“Algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan tree, yang biasa disebut *FP-Tree*, dalam pencarian frequent itemsets bukan menggunakan generate candidate seperti yang dilakukan pada algoritma *Apriori*” [19]. *FP-Growth* merupakan salah satu algoritma yang termasuk dalam *association rule mining*. Algoritma *FP-Growth* dibagi menjadi tiga langkah utama, yaitu [9] :

- Tahap pembangkitan *Conditional Pattern Base*.

*Conditional Pattern Base* merupakan subdatabase yang berisi *prefix path* (lintasan prefix) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-tree* yang telah dibangun sebelumnya.

- Tahap pembangkitan *Conditional FP-tree*.

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

- Tahap pencarian frequent itemset.

Apabila *Conditional FP-tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-Tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-growth* secara rekursif.



2.5 WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis)

WEKA merupakan sebuah paket tools machine learning yang terbilang praktis. Singkatan dari Waikato Environment for Knowledge Analysis, yang diproduksi di Universitas Waikato, New Zealand yang berfungsi untuk pendidikan, penelitian dan berbagai aplikasi. WEKA sanggup menyelesaikan permasalahan - permasalahan data mining yang terdapat di dunia nyata, seperti klasifikasi, klustering dan asosiasi. "Aplikasi WEKA ditulis menggunakan hirarki Java class dengan menerapkan OOP (Object Oriented Programming) dan dapat dijalankan hampir di semua platform" [6].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini menyampaikan proses pengolahan data dengan perhitungan algoritma Fp-Growth untuk mengetahui jenis obat yang muncul secara bersamaan. Data yang digunakan berupa data penjualan pada bulan Januari sampai bulan Maret 2021 di Apotek French Farma Sidikalang . Kemudian mengimplementasikan hasil analisis dengan bantuan software WEKA 3.9.5 untuk melihat keakuratan hasil yang diperoleh.

3.1 Pengolahan Data

Penelitian ini menggunakan data penjualan obat pada bulan Januari sampai Maret 2021 di Apotek French Farma Sidikalang. Adapun data penjualan obat dapat dilihat pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Dataset Transaksi

Table with 2 columns: Transaksi and Nama Obat. It lists 91 transactions (TR01 to TR91) and their corresponding drug names.



Transaksi	Nama Obat
TR 92	Sanprima Syrup, Orezinc, Ryvell Droop
TR 93	Sporetik, Lerzin, Lapime Drop, Lacto B, Orezinc
TR 94	Flocsakap, Ctm, Camelin, Forasma Syrup, Coltin, Nucral, Caprolit, Albugen
TR 95	Revolan, Citicolin, Asam Tranetsamat, Ranitidine, Keterolak, Metro, Cipro
TR 96	Ciprofloxxam, Asam Mefenamat, Metrodinazole, B.Comp, Antasida
TR 97	Cefadroxil, Antasida, Paracetamol, B.Comp, Metrodinazole
TR 98	Ciproflaxan, Asam Mefenamat, B.Comp, Metrodinazole, Antasida
TR 99	Sporetik, Lacto B, Mucera, Astarol.
TR 100	Ctm, Provigen, Ultravita, Pulmusol, Dilatamol

Menentukan frekuensi kemunculan setiap item yang ada pada transaksi dan memberikan prioritas untuk kemunculan item yang paling tinggi. Frekuensi tiap item dapat dilihat pada Tabel 2 berikut:

**Tabel 2.** Frekuensi Itemset

Kode	Item Set	Frekuensi
A1	Canda	7
A2	Concor	8
A3	Lansoprazole	4
A4	Simvastatin	3
A5	NKR	2
B1	Nulipid	1
B2	ISDN	1
B3	Dextrose	1
B4	Ranitidine	4
B5	Paracetamol	29
C1	New Diatabs	2
C2	Asetilsistein	1
C3	Cetirizine	3
C4	Iprox	1
C5	Monell	3
D1	Zamel	3
D2	Epexol	1
D3	Sanmol	2
D4	Nufit	3
D5	Fordin	1
.....	.....	.....
.....	.....	.....
U1	Nutri Baby	1
U2	Santa Gesic	1
U3	Hufaksol	1
U4	Astharol	1
U5	Acram	1
V1	Mucera	1
V2	Ondansentron	1
V3	Vorages	1
V4	Isprinol	1
V5	Arkilen	1
W1	Imunos	1
W2	Transamin	1
W3	Vit K	1
W4	Norages	1
W5	Letos	1
X1	Codein	1
X2	Sagestam	1
X3	Forumun	1
X4	Revolan	1
X5	Sanprima Syrup	1
Y1	Lerzin	1
Y2	Lapime Drop	1
Y3	Forasma Syrup	1
Y4	Asam Tranetsamat	1
Y5	Keterolak	1
Z1	Astarol	1
Z2	Ultravita	1

Setelah dilakukan pemindaian pertama didapat item yang memiliki frekuensi diatas *support count*. Asumsi *minimum support count* adalah  $(20\% * \text{jmlh transaksi})$ , maka *minimum support count* adalah  $(20\% * 100) = 20$ ,

maka *minimum support count* adalah 20. Karena *minimum support count* adalah 20, maka ada item barang yang harus dibuang. Frekuensi dan prioritas item produk yang mengikuti *minimum support count* ditunjukkan pada tabel 3 berikut:

**Tabel 3.** Urutan Itemset Berdasarkan Priority

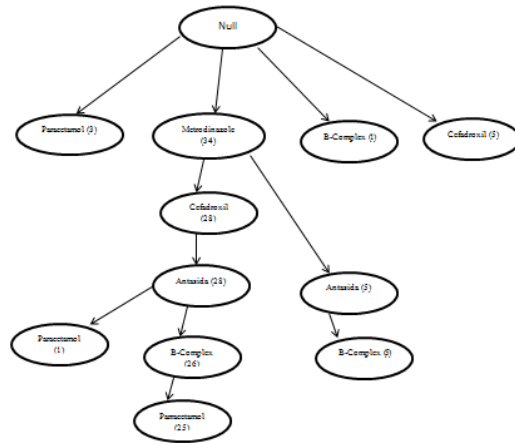
Kode	Item	Frekuensi
E4	Metrodinazole	34
E3	Cefadroxil	33
E5	Antasida	33
F1	B. Complex	32
B5	Paracetamol	29

Kemunculan item diurutkan berdasarkan yang frekuensinya paling tinggi pada data transaksi dan ditunjukkan pada tabel 4. Kelima item tersebut yang akan berpengaruh dan akan dimasukkan kedalam *fp-tree*, selebihnya dibuang karena tidak berpengaruh signifikan.

**Tabel 4.** Data Set diurutkan berdasarkan priority

Kode	Nama Obat
TR03	Paracetamol
TR08	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol,
TR11	Metrodinazole, Antasida, B-Complex
TR13	B-Complex
TR14	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR15	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR16	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR20	Cefadroxil
TR23	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR24	Cefadroxil
TR30	Metrodinazole, Antasida, B-Complex
TR33	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex
TR34	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida,
TR36	Paracetamol
TR39	Cefadroxil
TR48	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR49	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR52	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR53	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR55	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR56	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B-Complex, Paracetamol
TR 57	Metrodinazole, Antasida, B.Comp
TR 58	Cefadroxil
TR 60	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 61	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 62	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 63	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 67	Paracetamol
TR 69	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 70	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 71	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 73	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, Paracetamol
TR 75	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 76	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 77	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 79	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 80	Cefadroxil
TR 86	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 87	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 95	Metrodinazole
TR 96	Metrodinazole, B.Comp, Antasida
TR 97	Metrodinazole, Cefadroxil, Antasida, B.Comp, Paracetamol
TR 98	Metrodinazole, Antasida, B.Comp

Gambar dibawah ini memberikan ilustrasi mengenai pembentukan *fp-tree* untuk data transaksi. Setiap simpul pada *fp-tree* mengandung nama sebuah item dan counter support yang berfungsi untuk menghitung frekuensi kemunculan item tersebut dalam tiap lintasan transaksi. Hasil pembentukan *fp-tree* dari data transaksi yang sudah diurutkan ditunjukkan pada gambar 1 sebagai berikut:



**Gambar 1.** Pembentukan Fp-Tree

**3.3 Penerapan Algoritma Fp-Growth**

Setelah tahap pembentukan *fp-tree* selanjutnya penerapan algoritma *fp-growth* dalam mencari *frequent itemset* yang signifikan. Dalam penerapan algoritma *fp-growth* mengurutkan tiga langkah seperti : *conditional pattern base*, *conditional fp-tree*, dan *frequent pattern generated*. Tahap *conditional pattern base* berisikan *prefix path* dan *suffix pattern* (pola Akhiran) dan hasil dari tahapan conditional ditunjukkan pada tabel 5 berikut:

**Tabel 5.** Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

<i>Conditional Pattern Base</i>	
Paracetamol	{metrodinazole,cefadroxil,antasida=1},{Metrodinazole,cefadroxil,antasida, b-complex=25}
B-Complex	{metrodinazole, cefadroxil, antasida=26},{metrodinazole, antasida=5}
Antasida	{metrodinazole, cefadroxil=28},{metro=5}
Cefadroxil	{metrodinazole=28}
Metrodinazole	-

Tahap kedua yaitu *Conditional Fp-Tree*, pada tahap ini *support count* dari setiap item untuk *conditional pattern base* dijumlahkan. Hasil dari tahap *Conditional Fp-Tree* ditunjukkan pada tabel 6 berikut:

**Tabel 6.** Pembangkitan *Conditional Fp-Tree*

<i>Conditional FP-Tree</i>	
Paracetamol	<metrodinazole=26, cefadroxil=26, antasida= 26>, <B-complex=25>
B-complex	<metrodinazole=31, antasida=31>,<cefadroxil=26>
Antasida	<metrodinazole=33>, <cefadroxil=28>
Cefadroxil	<metrodinazole=28>

Tahap terakhir yaitu tahap pencarian *frequent itemset*, tahap ini merupakan lintasan tunggal (*single path*), kemudian didapat frequent itemset yang ditunjukkan pada tabel 7 berikut:

**Tabel 7.** Pembangkitan *Frequent Itemset*

<i>Frequent Pattern Generated</i>	
Paracetamol	{metrodinazole, paracetamol=26} {cefadroxil,paracetamol=26} {antasida,paracetamol=26} {b-complex,paracetamol=25} {metrodinazole,cefadroxil,antasida, b-complex,paracetamol=25}
B-complex	{metrodinazole, b-complex=3} {antasida,b-complex= 31} {cefadroxil, b-complex=26} {metrodinazole, antasida,cefadroxil,b-complex=26}
Antasida	{metrodinazole,antasida=33} {cefadroxil, antasida= 28}
Cefadroxil	{metrodinazole,cefadroxil, antasida=28}

**3.4 Penerapan Association Rule**

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat *minimum confidence* aturan asosiasi “ A maka B” dan jumlah *minimum confidence* 90% menggunakan rumus sebagai berikut :

$$Confidence = P (B|A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi\ mengandung\ A} \tag{4}$$

Dalam mencari *association rule* dapat mengelompokkan sejumlah item yang disebut dengan itemset. Gambaran dari 1-itemset ditunjukkan pada tabel 8 berikut:

**Tabel 8.** Itemset dengan 1-Itemset

Frequent 2 item	Metrodinazole (E4)	Cefadroxil (E3)	Antasida (E5)	B-Complex (F1)	Paracetamol (B1)
Metrodinazole (E4)	34	28	33	30	26
Cefadroxil (E3)	27	33	28	27	26
Antasida (E5)	32	28	33	31	26
B-Complex (F1)	31	27	31	32	26
Paracetamol (B1)	26	26	26	26	29

Setelah penentuan 1-itemset dilakukan perhitungan *support* dari masing-masing item untuk 2-itemset dengan menggunakan rumus *support*. Hasil perhitungan *support* ditunjukkan pada tabel 9 berikut:

**Tabel 9.** Support 2-itemset

Support 2 item	Metrodinazole (E4)	Cefadroxil (E3)	Antasida (E5)	B-Complex (F1)	Paracetamol (B1)
Metrodinazole (E4)	0,34	0,28	0,33	0,30	0,26
Cefadroxil (E3)	0,27	0,33	0,28	0,27	0,26
Antasida (E5)	0,32	0,28	0,33	0,31	0,26
B-Complex (F1)	0,31	0,27	0,31	0,32	0,26
Paracetamol (B1)	0,26	0,26	0,26	0,26	0,29

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan *support*, maka yang tidak dapat memenuhi nilai *support* akan di buang. Perhitungan *confidence* dapat dilakukan dengan menggunakan rumus yang ditentukan. Hasil perhitungan *confidence* ditunjukkan pada tabel 10 berikut:

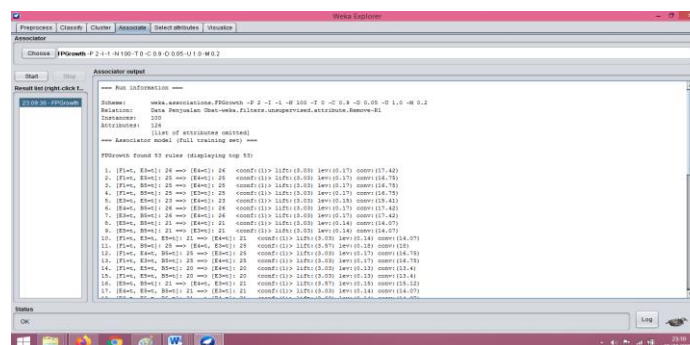
**Tabel 10.** Confidence 2-itemset

Confidence	Metrodinazole (E4)	Cefadroxil (E3)	Antasida (E5)	B-Complex (F1)	Paracetamol (B1)
Metrodinazole (E4)	1	0,79	0,94	0,91	0,76
Cefadroxil (E3)	0,8	1	0,84	0,8	0,78
Antasida (E5)	0,96	0,84	1	0,9	0,78
B-Complex (F1)	0,96	0,84	0,96	1	0,78
Paracetamol (B1)	0,89	0,89	0,89	0,89	1

Berdasarkan tabel 10 dapat diketahui bahwa yang paling banyak dibutuhkan yaitu : E4 (Metrodinazole), E3 (Cefadroxil), E5 (Antasida), F1 (B-Complex), dan B1 (Paracetamol) yang menghasilkan aturan asosiasi yang terbentuk dengan jumlah *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 90%.

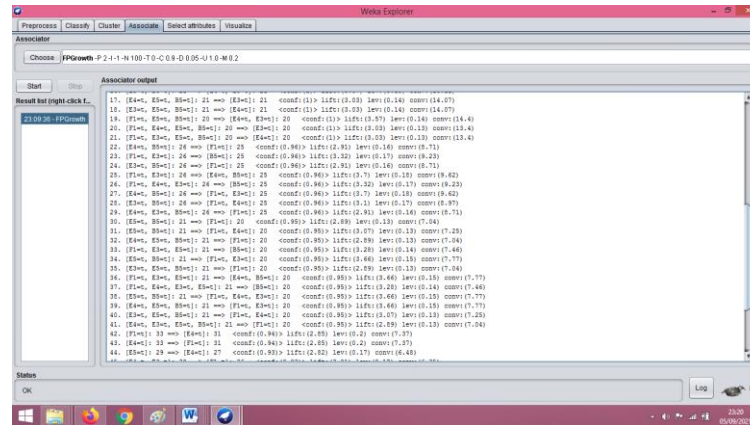
### 3.5 Implementasi WEKA

Setelah mendapatkan hasil akhir dari pengolahan data, selanjutnya mengimplementasikan hasil dari algoritma *fp-growth* menggunakan *software WEKA 3.9.5* untuk memperoleh aturan asosiasi item yang sudah memenuhi *min support* dan *min confidence*. Jalankan *software WEKA 3.9.5* hingga muncul GUI Chooser, Kemudian klik tombol *explorer* maka akan muncul kota dialog *explorer*. Setelah itu pilih open file sehingga akan muncul kotak dialog open file dan pilih jenis file CSV (\*.csv), lalu *remove* kolom "Transaksi" dari daftar atribut yang akan dieksekusi untuk menghindari kesalahan dalam pengujian data. Selanjutnya klik menu *associate* lalu klik Choose pilih *fp-growth* dan tentukan nilai *minimum confidence* 0.2 atau 20% pada *lowerBoundMinSupport* dan *minimum confidence* 0.9 atau 90% pada *minMetric*, lalu klik Ok Setelah proses data selesai maka klik tombol *Start* untuk menampilkan hasil analisis dengan menggunakan algoritma *fp-growth* yang dapat dilihat pada gambar 2 berikut :

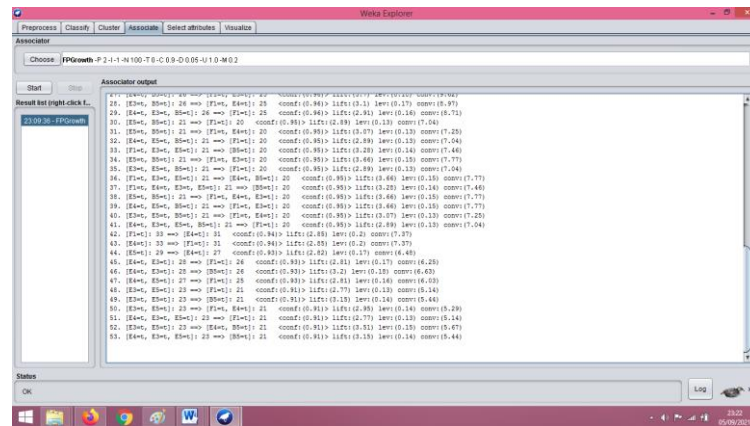


**Gambar 2.** Hasil Analisis *fp-growth*

Berdasarkan gambar 2 dapat dijelaskan bahwa proses pencarian pola frekuensi dihentikan pada tahap kombinasi 4 *itemset*. Selanjutnya diketahui bahwa 53 aturan asosiasi yang terbentuk dengan jumlah *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditentukan yang dapat dilihat pada gambar 3 dan gambar 4 berikut :



Gambar 3. Hasil Analisis Fp-Growth



Gambar 4. Hasil Analisis Fp-Growth (Lanjutan)

Diperoleh perhitungan yang sama antara hasil implementasi menggunakan *software WEKA 3.9.5* dengan pengolahan data manual menggunakan algoritma *fp-growth* dan hasil perhitungan keduanya yang terpilih adalah 5 item barang yang memenuhi *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 90%.

### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa *data mining* menggunakan metode asosiasi *fp-growth* terbukti mampu mengetahui hasil analisis yang muncul secara bersamaan berdasarkan data penjualan obat di Apotek French Farma dengan hasil perhitungan keduanya yang terpilih adalah 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.

### REFERENCES

- [1] R. R. Mahmudah and E. Aribowo, "PENGUNAAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENEMUKAN ATURAN ASOSIASI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN OBAT DI APOTEK (Studi Kasus : APOTEK UAD)," *JSTIE (Jurnal Sarj. Tek. Inform.,* vol. 2, no. 3, pp. 130-139, 2014.
- [2] A. Setiawan and R. Mulyanti, "Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori pada Ecommerce Toko Busana Muslim Trendy (Market Basket Analysis with Apriori Algorithms in Ecommerce Trendy Muslim Clothing Stores)," vol. 8, no. 1, pp. 11-18, 2020.
- [3] M. Syahru Romadhon and A. Kodar, "Implementasi Metode Market Basket Analysis (Mba) Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Kafe Ruang Temu)," *J. SAINTEKOM,* vol. 10, no. 2, p. 138, 2020.
- [4] Zainul Efendy dan Azizel Wanjas Saputra Genda, "Indonesian Journal of Computer Science," *Indones. J. Comput. Sci.,* vol. 6, no. 1, p. 62, 2018.



- [5] M. P. Tana, F. Marisa, and I. D. Wijaya, “Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Pada Toko Oase Menggunakan Algoritma Apriori,” *JIMP - J. Inform. Merdeka Pasuruan*, vol. 3, no. 2, pp. 17–22, 2018.
- [6] A. Setiawan and I. G. Anugrah, “Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth,” *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 115, 2019.
- [7] R. M. Anggraeni, “Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth untuk Rekomendasi Pada Transaksi Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Dian Nuswantoro,” *Tek. Inform.*, pp. 1–6, 2014.
- [8] A. Nastuti and S. Z. Harahap, “Teknik Data Mining Untuk Penentuan Paket Hemat Sembako Dan Kebutuhan Harian Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus Di Ulfamart Lubuk Alung),” *J. Inform.*, vol. 7, no. 3, pp. 111–119, 2019.
- [9] H. E. Simanjuntak and W. Windarto, “Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, pp. 914–923, 2020.
- [10] S. Hajar, A. A. Novany, A. P. Windarto, A. Wanto, and E. Irawan, “Penerapan K-Means Clustering Pada Ekspor Minyak Kelapa Sawit Menurut Negara Tujuan,” *SAINTEKS 2020*, pp. 314–318, 2020.
- [11] M. Gading Sadewo, A. Perdana Windarto, and A. Wanto, “KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer) PENERAPAN ALGORITMA CLUSTERING DALAM MENGELOMPOKKAN BANYAKNYA DESA/KELURAHAN MENURUT UPAYA ANTISIPASI/ MITIGASI BENCANA ALAM MENURUT PROVINSI DENGAN K-MEANS,” vol. 2, pp. 311–319, 2018.
- [12] R. Febrianingsih and A. Hafiz, “Data Mining Untuk Menentukan Produk Terlaris Menggunakan Metode Naive Bayes,” *J. Inf. Dan Komput.*, vol. Vol. 7, no. No.2, pp. 81–86, 2019.
- [13] M. Mesran, A. P. Windarto, A. Wanto, D. Hartama, V. S. Zuliyanti, A. P. Wijaya, A. Perdana, F. Siringoringo, S. M. Dewi, and D. A. Silitonga, “Sistem Pendukung Keputusan & Data Mining,” 2020, pp. 1–78.
- [14] M. Y. Rizki, E. Sartika, Y. Pratama, S. Rasika, A. P. Windarto, and A. D. A. N. Pembahasan, “Implementasi C45 Dalam Memprediksi Index Prestasi Mahasiswa / i Menurut Kebiasaan Belajar,” *Semin. Nas. Teknol. Komput. Sains*, pp. 297–303, 2020.
- [15] W. Katrina, H. J. Damanik, F. Parhusip, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, “C.45 Classification Rules Model for Determining Students Level of Understanding of the Subject,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019.
- [16] M. R. L. Iin Parlina, Agus Perdana Windarto, Anjar Wanto, “Memanfaatkan Algoritma K-Means Dalam Menentukan Pegawai Yang Layak Mengikuti Asessment Center,” *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 3, no. 1, pp. 87–93, 2018.
- [17] Saraswati, “Implementasi Metode Market Basket Analysis ( Mba ) Pada Aplikasi E-Commerce Studi Kasus Ananda Shop,” *J. Komputasi*, vol. 4, no. 2, pp. 23–30, 2016.
- [18] A. Junaidi, “Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 61–67, 2019.
- [19] Y. D. Lestari, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat,” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. (SNASTIKOM 2015)*, no. Snastikom, pp. 60–65, 2017.
- [20] W. Aprianti, K. A. Hafizd, and M. R. Rizani, “Implementasi Association Rules dengan Algoritma Apriori pada Dataset Kemiskinan,” *Limits J. Math. Its Appl.*, vol. 14, no. 2, p. 57, 2017.