

# Implementasi Metode Fp-Growth Dalam Menganalisa Pola Penjualan Obat Pada Apotek

Lilis Sry Rahayu Situmorang<sup>1</sup>, Meri Sri Wahyuni<sup>2</sup>, M.Syaifuddin<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Sistem Informasi, STMIK Triguna Dharma

Email: <sup>1</sup>lilissryrahayusitumorang2000@gmail.com, <sup>2</sup>meri.sriwahyuni@gmail.com, <sup>3</sup>Msyiafuddins@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: [lilissryrahayusitumorang2000@gmail.com](mailto:lilissryrahayusitumorang2000@gmail.com)

## Abstrak

Apotek merupakan salah satu jenis usaha perdagangan dibidang kesehatan yang menyediakan beragam jenis obat-obatan. sistem pengolahan data sangat diperlukan dalam sebuah apotek untuk dapat mempermudah dan memperlancar kinerjanya. Untuk saat ini proses penjualan di Apotek Pelita 3 masih bersifat manual yaitu dengan cara tulis tangan, sehingga pihak apotek masih sulit dalam mendapatkan informasi data pola penjualan obat. Hal ini yang mendasari mengapa peneliti melakukan penelitian di Apotek Pelita 3 terkait dengan analisa penentuan pola penjualan obat pada Apotek. Dengan demikian Apotek memerlukan adanya sebuah sistem pengolahan data berbasis komputer dengan konsep data mining dalam proses penentuan pola penjualan guna untuk mempermudah dan memperlancar kinerja apotek. Salah satu teknik dalam data mining yang dapat dilakukan untuk mengetahui pola penjualan yaitu dengan aturan assosiasi metode Fp-Growth. Hasil dari penelitian ini yaitu berupa sistem yang dapat mempermudah pihak Apotek Pelita 3 dalam menentukan pola penjualan obat dengan cepat dan tepat menggunakan Fp-Growth.

**Kata Kunci:** Apotek, Assosiasi, Data Mining, Fp-Growth, Penjualan Obat

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi saat ini merupakan elemen yang penting dalam perkembangan masyarakat dan pastinya perkembangan informasi juga akan semakin tinggi dari waktu ke waktu, sehingga informasi tersebut perlu digali lebih dalam lagi.

Proses penggalian ini menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai basis data besar, disebut juga sebagai *data mining* [1].

Kemajuan teknologi komputer dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang, yang memiliki peranan penting untuk mengolah, mengumpulkan, dan menyediakan informasi, dengan tujuan untuk membantu menunjang efektifitas kerja serta keakuratan hasil data. Apotek merupakan salah satu jenis usaha perdagangan dibidang kesehatan yang menyediakan beragam obat-obatan. Apotek memerlukan adanya sebuah sistem pengolahan data untuk dapat mempermudah dan memperlancar kinerjanya. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah sistem pengelolaan data apotek yang baik, salah satunya dalam hal pengolahan data penjualan obat menggunakan Algoritma FP-growth.

Algoritma FP-growth merupakan pengembangan dari algoritma apriori. Jadi, kekurangan dari apriori algoritma dikoreksi oleh algoritma FP-growth. FP-growth merupakan salah satu algoritme alternatif yang dapat digunakan untuk menentukan kumpulan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam suatu kumpulan data [2].

Berdasarkan proses penjualan obat yang sedang berjalan pada Apotek Pelita 3 saat ini masih terdapat beberapa kendala, yaitu kesulitan dalam mendapatkan informasi data obat, karena pembuatannya masih secara manual yaitu dengan cara tulis tangan, sehingga kinerja Apotek menjadi kurang efektif dan efisien. Oleh sebab itu dibutuhkan sebuah sistem pengolah data, baik itu data penjualan barang, data transaksi, dan data lainnya yang berhubungan dengan aktivitas yang ada pada Apotek yang bersangkutan. Dengan adanya sebuah aplikasi sistem informasi data penjualan obat pada Apotek yang akan dibuat ini maka sistem informasi data Apotek akan dapat dikelola dengan lebih baik lagi.

Tujuan dari pembuatan sistem ini yaitu untuk menghasilkan informasi mengenai penjualan obat yang akurat dan relevan dan menyediakan laporan penjualan dengan mudah bagi pimpinan serta memuaskan bagi semua pihak.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Pengumpulan Data

Penelitian dilakukan guna untuk mendapat ataupun mengumpulkan informasi dan data. Adapun tahapan-tahapan yang dilakukan dalam proses pengumpulan data atau informasi yang diperlukan dalam penelitian berdasarkan masalah yang dibahas, yaitu:

1. *Data Collecting* atau Pengumpulan Data  
Dalam proses pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ini ada 2 tahapan yang dilakukan, yaitu:
  - a. Observasi  
Observasi dilakukan dengan cara melakukan pengamatan langsung ke tempat riset yaitu Apotek Pelita 3. Observasi ini berguna untuk mengetahui keadaan lingkungan sekitar apotek dan kondisi bagaimana apotek tersebut beroperasi serta mencari informasi yang dibutuhkan dalam kebutuhan riset.
  - b. Wawancara  
Wawancara yang dilakukan adalah dengan melakukan tanya jawab secara langsung kepada Pemilik Apotek serta karyawan apotek (Apoteker, Staff Apoteker) untuk memenuhi kebutuhan data riset serta untuk validasi data.
2. Studi Literatur  
Dalam studi literatur dilakukan dengan cara mengumpulkan data referensi sebagai bahan untuk mendukung memenuhi kebutuhan dalam penelitian ini yang berkaitan dengan permasalahan yang ada.

## 2.2 Data Mining

*Mining* adalah proses mencari pola atau informasi menarik yang tersembunyi didalam *database* dengan menggunakan teknik atau metode tertentu berupa pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* untuk menghasilkan sebuah *output*. Istilah *data mining* dan *Knowledge Discovery In Database* (KKD) seringkali digunakan untuk menjelaskan proses penggalian informasi tersembunyi dalam suatu basis data yang besar [3]. *Data mining* adalah metode untuk menemukan informasi baru yang berguna dari kumpulan data yang besar dan dapat membantu dalam pengambilan keputusan [4].

*Data mining* dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas atau pekerjaan yang dapat dilakukan, yaitu [5]:

1. *Deskripsi*  
*Deskripsi* dari pola kecenderungan sering memberikan kemungkinan penjelasan untuk suatu pola atau kecenderungan.
2. *Estimasi*  
*Estimasi* hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih ke arah numerik dari pada ke arah kategori. Model dibangun menggunakan baris data (*record*) lengkap yang menyediakan nilai dari variabel target sebagai nilai prediksi.
3. *Prediksi*  
*Prediksi* hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada di masa mendatang.
4. *Klasifikasi*  
Dalam *klasifikasi*, terdapat target variabel kategori. Sebagai contoh, penggolongan pendapatan dapat dipisahkan dalam tiga kategori, yaitu pendapatan tinggi, pendapatan sedang, dan pendapatan rendah.
5. Pengklasteran (*clustering*)  
Pengklasteran merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas obyek-obyek yang memiliki kemiripan.
6. *Asosiasi*  
Tugas *asosiasi* dalam *data mining* adalah untuk menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu. Salah satunya implementasi *data mining* untuk analisa pola penjualan obat sebagaimana yang akan dibahas dalam skripsi ini.

Secara umum tahapan-tahapan proses KKD terdiri dari [6]:

1. *Data cleaning*: Proses menghilangkan *noise* dari data yang tidak konsisten.
2. *Data integration*: Penggabungan data dari berbagai *database* ke dalam satu *database* baru.
3. *Data selection*: Proses pemilihan data yang relevan yang didapat dari *database*.
4. *Data transformation*: Data diubah ke dalam format yang sesuai untuk diproses dalam *data mining*.
5. *Data mining*: Suatu metode yang diterapkan untuk menemukan pengetahuan berharga yang tersembunyi dari data.
6. *Pattern evaluation*: Mengidentifikasi pola-pola menarik untuk dipresentasikan ke dalam *knowledge based*.
7. *Knowledge presentation*: Visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai teknik yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh oleh *user*.
8. *Clustering (Pengklusteran)*: Kluster adalah kumpulan *record-record* yang memiliki kemiripan satu dengan yang lainnya, dan tidak memiliki kemiripan dengan *record-record* dalam kluster lain.
9. *Asosiasi*: Tugas *asosiasi* dalam *data mining* adalah menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu.

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

Algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* merupakan salah satu alternatif algoritma yang digunakan untuk mencari himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data yang besar. Algoritma *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan *tree*, yang biasa disebut *FP-Tree* (pohon keputusan) [7].

*Association Rule Mining* adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar *item* dalam suatu *dataset*. Dimulai dengan mencari *frequent itemset*, yaitu kombinasi yang paling sering terjadi dalam suatu *itemset* dan harus memenuhi *support* [8]. Algoritma *FP-Growth* akan digunakan untuk mempercepat proses penentuan *frequent itemset* sebelum

mengenerate *rule* sebagai rekomendasi keputusan [9].

Untuk mendapatkan nilai *support* dari suatu *item* A dapat diperoleh dengan rumus berikut [10]:

$$Support (A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \tag{1}$$

Kemudian, untuk mendapatkan nilai *support* dari dua *item* dapat diperoleh dengan rumus berikut:

$$Support (A,B) = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \tag{2}$$

syarat minimum *confidence* dengan menggunakan rumus berikut:

$$Confidence (A \rightarrow B) = P(A | B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung Item A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \times 100\% \tag{3}$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Metode *Fp-Growth*

Metode *Fp-Growth* dibagi menjadi tiga tahap utama yaitu:

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base*.
2. Tahap pembangkitan *conditional FP- Tree* dan
3. Tahap pencarian *frequent itemset*.

Berdasarkan pada tahap penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, maka diperoleh data transaksi penjualan obat apotek pelita 3 pada bulan Mei- Agustus 2021 seperti yang ada pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan Obat Apotek Pelita 3

No	Tgl Transaksi	Transaksi Obat
1	21 Mei 2021	Alofar 100 mg, Calcitriol, Acarbose, Paracetamol, Atorvastatin, Cetirizine, Oralit.
2	22 Mei 2021	Amoxillin, Sangobion, Becom C, Botox, Calcitriol, Kandistatin, Diamicron.
3	25 Mei 2021	Amoxillin, Oralit, Becom C, Biotin, Alofar 100 mg, Celebrex 100 mg, Cephalexin, Neurobion Tablet.
4	27 Mei 2021	Entrostop, Alofar 100 mg, Aliskiren, Paracetamol, Primperan Sirup, Ondansetro, Acarbose, Sangobion.
5	30 Mei 2021	Folafit 400 mg, Clindamycin 300 mg, Becom C, Paracetamol, Biotin, Oralit.
6	31 Mei 2021	Gliserol, Ampicilin, Imboost, Cetirizine, Ambroxol, Amoxillin, Amobarbital.
7	1 Juni 2021	Aliskiren, Clindamycin 300 mg, Becom C, Ambroxol, Kafein, Sanmol.
8	2 Juni 2021	Lanolin, Alofar 100 mg, Amobarbital, Atorvastatin, Amlodipine 10 mg, Imboost, Paracetamol, Primperan Sirup.
9	3 Juni 2021	Aclidinium, Paracetamol, Imboost, Becom C, Ambroxol, Oralit, Centirizine, Ampicilin.
10	4 Juni 2021	Cefixime, Faxiden 20 mg, Paracetamol, Becom C, Ambroxol, Celebrex 100 mg, Sanmol.
11	5 Juni 2021	Paracetamol, Aclidinium, Becom C, Ambroxol, Ibuprofen 200 mg, Alofar 100 mg, Sangobion.
12	10 Juni 2021	Atorvastatin, Diamicron, Acarbose, Primpera Sirup, Ambroxol, Becom C, Amoxillin, Dexanta, Kalpanax.
13	11 Juni 2021	Bacitracin, Primperan Sirup, Becom C, Gliserol, Ampicillin, Amoxillin, Paracetamol.
14	17 Juni 2021	Paracetamol, Bacitracin, Ambroxol, Butabarbital, Ibuprofen 200 mg, Becom C.
15	18 Juni 2021	Butabarbital, Ondansetro, Clindamycin 300 mg, Becom C, Paracetamol, Cephalexin, Imboost.
16	25 Juni 2021	Becom C, Paracetamol, Feminax, Amoxillin, Alofar 100 mg, Codeine.
17	28 Juni 2021	Faxiden 20 mg, Estriol, Paracetamol, Becom C, Centirizine, Codeine.
18	30 Juni 2021	Feminax, Paracetamol, Becom C, Ambroxol, Amoxillin, Ibuprofen 200 mg, Ganciclovir, Gliserol.
19	1 Juli 2021	Kafein, Paracetamol, Ambroxol, Primperan Sirup, Codeine, Becom C.
20	10 Juli 2021	Paracetamol, Becom C, Ibuprofen 200 mg, Dexanta, Depsone, Kalpanax.

21	15 Juli 2021	Dapsone, Pimperan Sirup, Ibuprofen 200 mg, Metildopa, Becom C, Ambroxol.
22	17 Juli 2021	Diamicron, Entrostop, Primperan Sirup, Becom C, Ampicillin, Paracetamol, Sucralfate Sirup, Kalpanax.
23	18 Juli 2021	Metildopa, Clindamycin 300 mg, Ketoconazole Tablet, Becom C, Dapsone, Paracetamol.
24	25 Juli 2021	Paracetamol, Kalpanax, Primperan Sirup, Ondansetro, Entrostop.
25	29 Juli 2021	Lanolin, Amoxillin, Ibuprofen 200 mg, Celebrex 100 mg, Feminax, Biotin.
26	7 Agust 2021	Neurobion Tablet, Paracetamol, Becom C, Kandistatin, Ambroxol, Centrizine, Ampicilin, Ganciclovir.
27	10 Agust 2021	Cefadroxil, Becom C, Paracetamol, Sanmol, Ampicillin, Glukagon, Aclidinium.
28	17 Agust 2021	Gliserol, Primparen Sirup, Ibuprofen 200 mg, Neurobion Tablet, Becom C, Clindamycin 300 mg.
29	18 Agust 2021	Ampicillin, Neurobion Tablet, Cetirizine, Amroxol, Aclidinium, Becom C, Glukagon.
30	20 Agust 2021	Paracetamol, Sanmol, Becom C, Ambroxol, Bacitracin, Ibuprofen 200 mg.

a. Proses Pencarian Frekuensi *Itemset*

Tabel 2. Frekuensi Kemunculan 1 *Itemset*

No	Kode Obat	Nama Obat	Frekuensi
1	21	Acarbose	24
2	22	Aclidinium	21
3	23	Aliskiren	13
4	01	Alofar 100 mg	9
5	04	Ambroxol	8
6	05	Amlodipine 10 mg	8
7	24	Amobarbital	7
8	02	Amoxillin	6
9	03	Ampicillin	6
10	06	Atorvastatin	5
11	25	Bacitracin	4
12	07	Becom C	4
13	26	Biotin	4
14	27	Botox	4
15	28	Butabarbital	4
16	29	Calcitriol	4
17	08	Cefadroxil	4
18	30	Cefixime	3
19	09	Celebrex 100 mg	3
20	31	Cephalexin	3
21	10	Cetirizine	3
22	11	Clindamycin 300 mg	3
23	32	Codeine	3
24	33	Dapsone	3
25	34	Dexanta	3
26	12	Diamicron	3
27	35	Entrostop	3
28	36	Estriol	3
29	13	Faxiden 20 mg	3
30	37	Feminax	2
31	38	Folavit 400 mg	2
32	39	Ganciclovir	2
33	40	Gliserol	2
34	41	Glukagon	2
35	14	Ibuprofen 200 mg	2
36	42	Imboost	2
37	43	Kafein	2
38	44	Kalpanax	2

39	15	Kandistatin	2
40	16	Ketoconazole Tablet	2
41	45	Lanolin	2
42	46	Metildopa	2
43	47	Neurobion Tablet	1
44	17	Ondansetro	1
45	48	Oralit	1
46	18	Paracetamol	1
47	19	Primperan Sirup	1
48	49	Sanmol	1
49	50	Sangobion	1
50	20	Sucralfate Sirup	1

b. Proses Pencarian Nilai *Support 1 Itemset*

Tabel 3. Pencarian Nilai *Support 1 Itemset*

No	Nama Obat	Frekuensi	Nilai <i>Support 1 Itemset</i>
1	Becom C	24	$24/30 \times 100 \% = 80\%$
2	Paracetamol	21	$20/30 \times 100 \% = 66,7\%$
3	Ambroxol	13	$13/30 \times 100 \% = 43,3\%$
4	Primperan Sirup	9	$9/30 \times 100 \% = 30\%$
5	Amoxillin	8	$8/30 \times 100 \% = 26,7\%$
6	Ibuprofen 200 mg	8	$8/30 \times 100 \% = 26,7\%$
7	Ampicillin	7	$7/30 \times 100 \% = 23,3\%$
8	Alofar 100 mg	6	$6/30 \times 100 \% = 20\%$
9	Cetirizine	6	$6/30 \times 100 \% = 20\%$
10	Clindamycin 300 mg	5	$5/30 \times 100 \% = 16,7\%$
11	Aclidinium	4	$4/30 \times 100 \% = 13,3\%$
12	Gliserol	4	$4/30 \times 100 \% = 13,3\%$
13	Imboost	4	$4/30 \times 100 \% = 13,3\%$
14	Kalpanax	4	$4/30 \times 100 \% = 13,3\%$
15	Neurobion Tablet	4	$4/30 \times 100 \% = 13,3\%$
16	Oralit	4	$4/30 \times 100 \% = 13,3\%$
17	Sanmol	4	$4/30 \times 100 \% = 13,3\%$
18	Acarbose	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
19	Atorvastatin	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
20	Bacitracin	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
21	Biotin	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
22	Celebrex 100 mg	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
23	Codeine	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
24	Dapsone	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
25	Diamicron	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
26	Entrostop	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
27	Feminax	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
28	Ondansetro	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
29	Sangobion	3	$3/30 \times 100 \% = 10\%$
30	Aliskiren	2	$2/30 \times 100 \% = 6,7\%$

Untuk nilai support no urut 31-50 dapat dicari seperti langkah sebelumnya sesuai frekuensi itemset.

Dari hasil yang didapatkan dengan menentukan *minimum support* > 15% (nilai tentukan sendiri) maka didapatkan hasil seperti pada tabel 4 sebagai berikut:

Tabel 4. Data Memenuhi Nilai *Support 1 Itemset*

No	Nama Obat	Frekuensi	Nilai <i>Support</i>
1	Becom C	24	80%
2	Paracetamol	21	66,7%
3	Ambroxol	13	43,3%
4	Primperan Sirup	9	30%

5	Amoxillin	8	26,7%
6	Ibuprofen 200 mg	8	26,7%
7	Ampicillin	7	23,3%
8	Alofar 100 mg	6	20%
9	Cetirizine	6	20%
10	Clindamycin 300 mg	5	16,7%

1. Proses pembentukan *frequent itemset*

Setelah data yang memenuhi *minimum support 1 itemset* didapatkan, maka akan dilakukan eliminasi terhadap data-data penjualan obat yang tidak memenuhi syarat nilai *minimum support*. Untuk hasil data eliminasi penjualan obat dapat di lihat pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Data Transaksi Penjualan Obat *Minimum Support 1 Itemset*

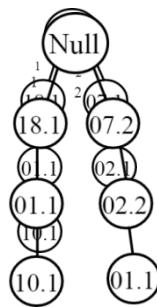
No	Tgl Transaksi	Kode Obat	Transaksi Obat
1	21 Mei 2021	18	Paracetamol
		01	Alofar 100 mg
		10	Cetirizine
2	22 Mei 2021	07	Becom C
		02	Amoxillin
3	25 Mei 2021	07	Becom C
		02	Amoxillin
		01	Alofar 100 mg
4	27 Mei 2021	18	Paracetamol
		19	Primperan Sirup
		01	Alofar 100 mg
5	30 Mei 2021	07	Becom C
		18	Paracetamol
		11	Clindamycin 300 mg
6	31 Mei 2021	04	Ambroxol
		02	Amoxillin
		03	Ampicillin
		10	Cetirizine
7	1 Juni 2021	07	Becom C
		04	Ambroxol
		11	Clindamycin 300 mg
8	2 Juni 2021	18	Paracetamol
		19	Primperan Sirup
		01	Alofar 100 mg
9	3 Juni 2021	07	Becom C
		18	Paracetamol
		04	Ambroxol
		03	Ampicillin
		10	Cetirizine
10	4 Juni 2021	07	Becom C
		18	Paracetamol
		04	Ambroxol

Untuk transaksi selanjutnya no urut 11-30 dapat di cari berdasarkan data transaksi penjualan (tabel 1) sesuaikan dengan data obat yg memenuhi minimum support (tabel 4). untuk tahapan algoritma *Fp-Growth* adalah melakukan pembentukan pohon keputusan atau *Fp-Tree*, untuk penggambarannya dapat dilihat pada gambar berikut:



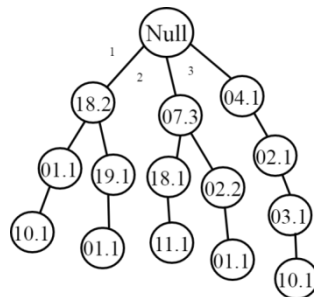
Gambar 1. Pohon Keputusan 1

Gambar 1 Pohon Keputusan 1 merupakan gambar pohon keputusan yang pertama pada data transaksi penjualan obat tanggal 21 Mei 2021. Angka pada bagian dalam lingkaran bagian sebelah kiri merupakan kode obat (18, 01,10), sedangkan angka yang berada pada bagian sebelah kanan merupakan keterangan berapa kali jumlah transaksi obat tersebut (1,1,1).



Gambar 2. Pohon Keputusan 2

Gambar 2 Pohon Keputusan 2 merupakan gambar pohon keputusan yang kedua pada data transaksi penjualan obat tanggal 22 Mei 2021. Kode obat (07,02) jumlah transaksi (1,1) cabang kedua.



Gambar 3. Pohon Keputusan 3

Gambar 3 Pohon Keputusan 3 merupakan gambar pohon keputusan yang ketiga pada data transaksi penjualan obat tanggal 25 Mei 2021. Kode obat (07,02,01) jumlah transaksi (2,2,1) cabang kedua.

Berdasarkan dari pohon keputusan atau *fp-tree* maka akan didapatkan *frequent itemset* yang memiliki cabang atau saling berhubungan. Karena syarat untuk memenuhi *frequent itemset* yaitu harus memiliki minimal 2 *item* himpunan untuk menghasilkan *association rule*, Untuk *frequent itemset* berpasangan yang dapat dilihat pada tabel 6 berikut:

Tabel 6. Frequent Itemset berpasangan (A,B)

<i>Suffix</i>	<i>Frequent Itemset</i>
Becom C	{ <i>Becom C</i> } : { Becom C, Paracetamol }, { Becom C, Ambroxol }, { Becom C, Pimperan Sirup }, { Becom C, Amoxillin }, { Becom C, Ibuprofen 200 mg }, { Becom C, Ampicillin }, { Becom C, Alofar 100 mg }, { Becom C, Cetirizine }, { Becom C, Clindamycin 300 mg }.
Paracetamol	{ <i>Paracetamol</i> } : { Paracetamol, Ambroxol }, { Paracetamol, Pimperan Sirup }, { Paracetamol, Amoxillin }, { Paracetamol, Ibuprofen 200 mg }, { Paracetamol, Ampicillin }, { Paracetamol, Alofar 100 mg }, { Paracetamol, Cetirizine }, { Paracetamol, Clindamycin 300 mg }.
Ambroxol	{ <i>Ambroxol</i> } : { Ambroxol, Pimperan Sirup }, { Ambroxol, Amoxillin }, { Ambroxol, Ibuprofen 200 mg }, { Ambroxol, Ampicillin }, { Ambroxol, Alofar 100 mg }, { Ambroxol, Cetirizine }, { Ambroxol, Clindamycin 300 mg }.
Pimperan Sirup	{ <i>Pimperan Sirup</i> } : { Pimperan Sirup, Amoxillin }, { Pimperan Sirup, Ibuprofen 200 mg }, { Pimperan Sirup, Ampicillin }, { Pimperan Sirup, Alofar 100 mg }, { Pimperan Sirup, Cetirizine }, { Pimperan Sirup Clindamycin 300 mg }.
Amoxillin	{ <i>Amoxilli</i> } : { Amoxilli, Ibuprofen 200 mg }, { Amoxillin, Ampicillin }, { Amoxillin, Alofar 100 mg }, { Amoxillin, Cetirizine }, { Amoxillin, Clindamycin 300 mg }.
Ibuprofen 200 mg	{ <i>Ibuprofen 200 mg</i> } : { Ibuprofen 200 mg, Ampicillin }, { Ibuprofen 200 mg, Alofar 100 mg }, { Ibuprofen 200 mg, Cetirizine }, { Ibuprofen 200 mg, Clindamycin 300 mg }.
Ampicillin	{ <i>Ampicillin</i> } : { Ampicillin, Alofar 100 mg }, { Ampicillin, Cetirizine }, { Ampicillin, Clindamycin 300 mg }.
Alofar 100 mg	{ <i>Alofar 100 mg</i> } : { Alofar 100 mg, Cetirizine }, { Alofar 100 mg, Clindamycin 300 mg }.
Cetirizine	{ <i>Cetirizine</i> } : { Cetirizine, Clindamycin 300 mg }

Setelah mendapatkan data yang memenuhi syarat, kemudian akan dihitung nilai *minimum confidence* yang telah di tentukan yaitu  $\geq 40\%$  dan *minimum support*  $> 15\%$  untuk mengukur seberapa valid aturan *assosiasi* tersebut.

Tabel 7. Fekkuensi Frequent Pattern

No	<i>Frequent Itemset</i>	Frekuensi
1	{ Becom C, Paracetamol }	17
2	{ Becom C, Ambroxol }	12
3	{ Becom C, Pimperan Sirup }	6
4	{ Becom C, Amoxillin }	6
5	{ Becom C, Ibuprofen 200 mg }	7
6	{ Becom C, Ampicillin }	6
7	{ Becom C, Alofar 100 mg }	3
8	{ Becom C, Cetirizine }	4
9	{ Becom C, Clindamycin 300 mg }	5
10	{ Paracetamol, Ambroxol }	8



Untuk tabel no urut 31-45 dapat mengikuti langkah- langkah seperti nomor urut sebelumnya.

Berdasarkan tabel 6 untuk frekuensi dapat dilihat pada tabel 7, maka akan dilakukan perhitungan mencari nilai *support 2 itemset*

Tabel 8. Menghitung Nilai Support 2 Itemset

No	Frequent Itemset	Frekuensi	Support 2 itemset
1	{ Becom C, Paracetamol }	17	56,7%
2	{ Becom C, Ambroxol }	12	40%
3	{ Paracetamol, Ambroxol }	8	26,7%
4	{ Becom C, Ibuprofen 200 mg }	7	23,3%
5	{ Becom C, Pimperan Sirup }	6	20%
6	{ Becom C, Amoxillin }	6	20%
7	{ Paracetamol, Primperan Sirup }	6	20%
8	{ Becom C, Ampicillin }	6	20%
9	{ Becom C, Clindamycin 300 mg }	5	16,7%
10	{ Paracetamol, Ibuprofen 200 mg }	5	16,7%

Untuk tabel no urut 11-45 dapat mengikuti langkah-langkah seperti nomor urut sebelumnya berdasarkan tabel 6.

Berdasarkan hasil nilai perhitungan *support 2 itemset*, maka akan dicari *frequent itemset* yang memenuhi *minimum confidence* yaitu  $\geq 40\%$  . berikut ini adalah data yang memenuhi *minimum support*  $> 15\%$ .

Tabel 9. Perhitungan Support dan Confidence Frequent Itemset

No	Frequent Itemset	Frekuensi	Support 2 itemset	Confidence
1	{ Becom C, Paracetamol }	17	$17/30 = 56,7\%$	$17/24 \times 100\% = 70,83\%$
2	{ Becom C, Ambroxol }	12	$12/30 = 40\%$	$12/24 \times 100\% = 50\%$

Tabel 10. Frequent Itemset Minimum Support dan Confidence

No	Frequent Itemset	Support	Confidence
1	{ Becom C, Paracetamol }	56,7%	70,83%
2	{ Becom C, Ambroxol }	40%	50%

Pembentukan aturan *asosiasi*

Dibentuk *rule* aturan *asosiasi* sebagai berikut:

1. Jika membeli obat Becom C maka secara bersamaan akan membeli obat Paracetamol dengan nilai *support* (kemungkinan) 56,7% dan *confidence* (kepastian) 70,83%.
2. Jika membeli obat Becom C maka secara bersamaan akan membeli obat Ambroxol dengan nilai *support* (kemungkinan) 40% dan *confidence* (kepastian) 50%.

### 3.2 Implementasi Sistem

Berikut ini merupakan tampilan dari implementasi sistem yang dibangun berbasis *dekstop* menggunakan bahasa pemrograman *visual studio*.

#### a. Form Login

Menu *login* digunakan sebagai media untuk mengamankan serta membatasi hak akses bagi *user* untuk masuk kedalam sistem.



Gambar 5. Form Login

b. Form Menu Utama

Form menu utama berisi menu yang digunakan untuk memanggil setiap form yang terkait dengan aplikasi yang dibangun. Adapun form menu utama adalah sebagai berikut:



Gambar 6. Form Menu Utama

c. Form Data Obat

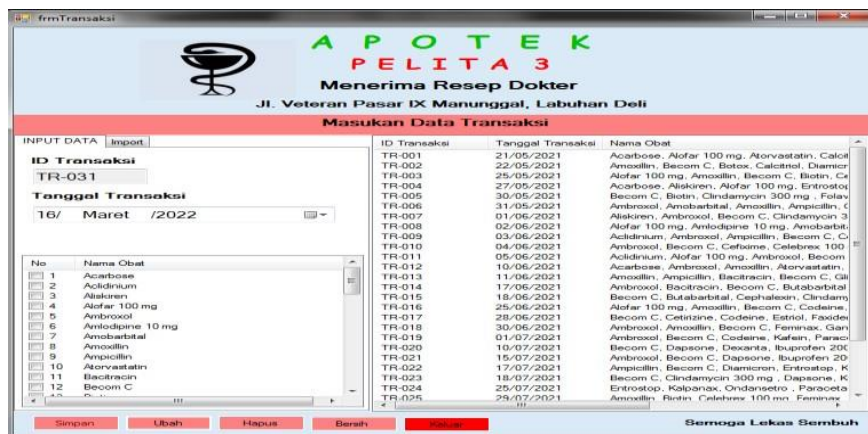
Form data obat berisi data-data obat seperti kode obat, nama obat dan lainnya yang ada pada Apotek Pelita 3.



Gambar 7. Form Data Obat

d. Form Transaksi

Form transaksi penjualan berisi tentang data-data transaksi penjualan obat selama beberapa waktu, yang mencakup tanggal, jumlah, jenis obat yang terjual dan data terkait penjualan obat.



Gambar 8. Form Transaksi

e. *Form Proses Fp-Growth*

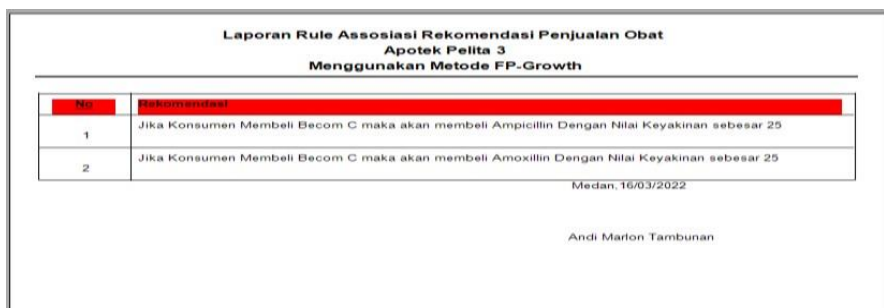
*Form proses Fp-Growth berisi perhitungan nilai support dan confidence untuk setiap obat yang terdapat pada transaksi penjualan dan menggabungkan 2 item yang sering terjual secara bersamaan.*



Gambar 9. *Form Proses Fp-Growth*

f. *Form Laporan*

*Form laporan adalah form yang berisi tentang hasil analisa penjualan obat terhadap produk atau obat yang sering terjual secara bersamaan.*



Gambar 10. *Form Proses Laporan*

**4. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil analisa dari permasalahan yang terjadi dengan kasus yang dibahas tentang analisa pola penjualan obat di apotek pelita dengan metode *FP-growth* terhadap sistem yang dirancang dan dibangun maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut dengan menggunakan metode *fp-growth* dapat mempercepat kinerja apotek dalam mencari pola penjualan obat yang sering terjual secara bersamaan, dengan menggunakan sistem yang dibuat berbasis *dekstop*. Aplikasi yang dibangun dapat mempermudah pihak apotek dalam mengolah data obat dan mempermudah dalam pembuatan laporan dan menggunakan bahasa pemodelan. Aplikasi yang dilakukan pengujian sistem dengan menggunakan bahasa pemrograman *dekstop* dan menampilkan hasil dalam bentuk laporan yang menerapkan metode *fp-growth*.

**UCAPAN TERIMAKASIH**

Terima kasih disampaikan kepada Ibu Meri Sri Wahyuni, Bapak M.Syaifuddin, yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

**DAFTAR PUSTAKA**

[1] B. Anggraeni, Hapsari Dita, Saputra, Ragisl, Noranita, "Data Mining," *Min. Massive Datasets*, vol. 2, no. January 2013, pp. 5–20, 2005, <https://www.cambridge.org/core/product/identifier/CBO9781139058452A007/type/bookpart>.

- [2] A. H. Nasyuha et al., "Frequent pattern growth algorithm for maximizing display items," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 19, no. 2, pp. 390–396, 2021, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v19i2.16192.
- [3] J. Hutagalung, N. L. W. S. R. Ginantra, G. W. Bhawika, W. G. S. Parwita, A. Wanto, and P. D. Panjaitan, "COVID-19 Cases and Deaths in Southeast Asia Clustering using K-Means Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1783, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1783/1/012027.
- [4] J. Hutagalung and F. Sonata, "Penerapan Metode K-Means Untuk Menganalisis Minat Nasabah Asuransi," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 5, no. 3, pp. 1187–1194, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.3113.
- [5] G. Gunadi and D. I. Sensuse, "Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth ( Fp-Growth );," *Telematika*, vol. 4, no. 1, pp. 118–132, 2012.
- [6] Di. P. Mulya, "Analisa Dan Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus Di Pt. Anveve Ismi Berjaya)," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 1, no. 1, pp. 47–57, 2019, doi: 10.47233/jteksis.v1i1.6.
- [7] R. Amelia and D. P. Utomo, "Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerepakan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus: Pt. Adam Dani Lestari)," *KOMIK(Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 416–423, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1622.
- [8] N. Ndruru, Y. Syahra, and E. Elfitriani, "Penerapan Metode Fp-Growth Untuk Penjualan Produk Seni Ukir Pada Buulolo Galery," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknol. Sist. Inf. dan Sist. Komput. TGD)*, vol. 5, no. 1, p. 45, 2022, doi: 10.53513/jsk.v5i1.4770.
- [9] M. Yetri, S. Devit, and G. W. Nurcahyo, "Penerapan Data Mining Dalam Penentuan Pengambilan Semester Pendek Menggunakan Algoritma Fp-Growth (Studi Kasus Di Stmik Triguna Dharma Medan)," *Sains dan Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 39–53, 2018.
- [10] L. S. Nasution, W. R. Maya, J. Halim, and M. M., "Data Mining Untuk Menganalisa Pola Pembelian Perak Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Toko Emas Dan Perak Adi Saputra Tanjung," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknol. Sist. Inf. dan Sist. Komput. TGD)*, vol. 3, no. 2, p. 96, 2020, doi: 10.53513/jsk.v3i2.2039.