

---

## Implementasi Algoritma Fp-Growth pada Sistem Persediaan Obat-Obatan

Zulham <sup>1\*</sup>, Muhammad Eka<sup>2</sup>, Sabrina Hayuni<sup>3</sup>, Buyung Solihin Hasugian<sup>4</sup>

1)Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Teknik & Ilmu Komputer,  
Universitas Dharmawangsa, Indonesia

\*Corresponding Email: zulham@dharmawangsa.ac.id

---

### Abstrak

Persaingan industri farmasi semakin ketat, para pelaku bisnis harus berpikir keras untuk menyusun strategi guna menghadapi persaingan. Salah satu strategi yang digunakan adalah memanfaatkan teknologi. Teknologi informasi dianggap membantu perusahaan melakukan bisnis dan perusahaan dapat menggunakan data yang dihasilkan oleh sistem informasi untuk membantu pengambilan keputusan bila ditangani dengan benar, data dapat menghasilkan informasi berharga. Cara yang dilakukan untuk pengolahan data dan menghasilkan pengetahuan baru dari data tersebut adalah dengan menggunakan teknik data mining. Teknik yang digunakan adalah algoritma FP-Growth, yaitu algoritma yang menghasilkan frequent itemset digunakan dalam proses penentuan aturan yang dapat menghasilkan pilihan. Algoritma Fp-Growth merupakan pengembangan algoritma Apriori. Algoritma Fp-Growth menggunakan konsep tree development saat mencari frequent itemset. Data digunakan adalah 26 jenis produk obat-obatan dan 60 data transaksi. Pada penelitian ini ditentukan nilai support minimal 10% dan nilai confidence minimal 30%. Dari hasil pengujian yang dilakukan diperoleh aturan dengan nilai kepercayaan 30% bahwa jika konsumen membeli antasida maka mereka juga membeli guaifenesin.

**Kata Kunci:** Data mining, Association rules, Frequent itemset, Fp-Growth.

### Abstract

Competition in the pharmaceutical industry is getting tougher, business people must think hard to develop strategies to face the competition. One of the strategies used is to use technology. Information technology is considered to help business and companies can use data generated by information systems to help company decision making when handled properly, data can produce valuable information. The way to process data and generate new knowledge from the data is to use data mining techniques. The technique used is the FP-Growth algorithm, which is an algorithm that generates frequent itemsets used in the process of rules that can generate choices. The Fp-Growth algorithm is a development of the Apriori algorithm. The Fp-Growth algorithm uses the concept of tree development when looking for frequent itemsets. The data used are 26 types of drug products and 60 transaction data. In this study, a minimum support value of 10% was determined and a minimum confidence value of 30%. From the results of the tests carried out, it was found that the rules with a 30% confidence value stated that if consumers buy antacids, they also buy guaifenesin.

**Keywords:** Data mining, Association rules, Frequent itemset, Fp-Growth

---

## PENDAHULUAN

Persaingan di industri farmasi semakin ketat, dan para pelaku bisnis harus berpikir lebih keras untuk menyusun strategi guna menghadapi persaingan tersebut. Salah satu strategi yang dapat digunakan adalah memanfaatkan teknologi.

Teknologi informasi dianggap dapat membantu perusahaan melakukan bisnis dan perusahaan dapat menggunakan data yang dihasilkan oleh sistem informasi untuk membantu pengambilan keputusan dan bila ditangani dengan benar, data ini dapat menghasilkan informasi yang berharga.

UPT Puskesmas Sialang Buah merupakan salah satu penyedia layanan kesehatan yang berlokasi di Kabupaten Serdang Badagai Kecamatan Teluk Mengkudu. UPT Puskesmas Sialang Buah didirikan untuk memberikan fasilitas pelayanan kesehatan kepada masyarakat umum di sekitarnya. Berdasarkan observasi langsung di UPT Puskesmas Sialang Buah, peneliti mengidentifikasi masalah yang sering dihadapi UPT Puskesmas Sialang Buah, seperti stok obat yang tidak mencukupi, obat yang tidak laku, dan lain sebagainya. Jika persediaan obat sedikit maka akan mengakibatkan penjualan tidak terpenuhi, mengecewakan konsumen dan membuat konsumen tidak kembali lagi. Selain itu, jika ada obat yang tidak terjual maka akan terjadi kerugian dan juga harus menyediakan tempat untuk menyimpan obat yang tidak terjual tersebut. Ada banyak penjualan dan pembelian obat-obatan di UPT Puskesmas Sialang Buah. Data transaksi terus bertambah setiap hari, dan data transaksi penjualan di apotik tersebut hanya disimpan sebagai file atau pembukuan, dan belum diketahui apa manfaat data tersebut ke depannya.

Salah satu solusi untuk mengatasi permasalahan diatas adalah dengan menggunakan algoritma FP-Growth dalam Data Mining. Metode aturan asosiasi menggunakan algoritma FP-Growth dengan dukungan parameter dan kepercayaan dapat diperoleh relevansi barang yang dibeli untuk lebih meningkatkan penjualan, setelah mengimplementasikan algoritma FP-Growth pada Rapidminer, akan

diketahui hasil pengolahan data persediaan obat-obatan di UPT Puskesmas Sialang Buah tersebut.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, pada penelitian ini UPT Puskesmas Sialang Buah mengolah data transaksi penjualan menggunakan algoritma FP-growth untuk menganalisis persediaan obat yang dihasilkan dari hasil transaksi penjualan dan menghasilkan informasi mengenai pola dan aturan asosiasi produk yang sering dibeli konsumen. Hasil analisis dapat digunakan untuk mendukung sistem persediaan obat-obatan ke depan dan meningkatkan pendapatan.

## **LANDASAN TEORI**

### **A. Definisi Data Mining**

Data Mining merupakan rangkaian proses untuk menggali suatu data dalam jumlah yang sangat besar sehingga mendapatkan informasi dari kumpulan data tersebut. Informasi yang dihasilkan dengan mengekstrak dan mencari pola yang sangat penting dari kumpulan data atau basisdata. Data Mining dipergunakan untuk mencari informasi yang ada di dalam suatu database dalam jumlah yang sangat besar sehingga disebut juga Knowledge Discovery Databases (KDD).

### **B. Association Rule**

Association Rule adalah salah satu teknik data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan antar item dalam suatu dataset untuk menemukan aturan asosiasi antar kombinasi item.

### **C. Tahapan Association Rules**

Analisis asosiasi juga dikenal sebagai teknik penambangan data, yang menjadi dasar dari berbagai teknik penambangan data lainnya. Secara khusus, satu fase analisis asosiasi, yang dikenal sebagai frequent pattern mining, telah menarik

perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien. Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap:

### 1. Analisa pola frekuensi tinggi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut:

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

Sedangkan nilai dari support 2 item diperoleh dari rumus berikut :

$$\begin{aligned} \text{Support}(A \rightarrow B) &= P(A \cap B) \\ &= \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \end{aligned}$$

### 2. Pembentukan aturan assosiatif

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan assosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan assosiatif  $A \cap B$ . Nilai confidence dari aturan  $A \cap B$  diperoleh dari rumus berikut :

$$\begin{aligned} \text{Confidence} &= P(A | B) \\ &= \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A} \times 100\% \end{aligned}$$

### D. FP-Growth

FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent item set) dalam sekumpulan data. Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori.

### E. RapidMiner

RapidMiner adalah platform perangkat lunak data ilmu pengetahuan yang dikembangkan oleh perusahaan dengan nama yang sama, yang menyediakan



lingkungan terpadu untuk pembelajaran mesin (machine learning), pembelajaran mendalam (deep learning), penambangan teks (text mining), dan analisis prediktif (predictive analytics). Aplikasi ini digunakan untuk aplikasi bisnis dan komersial serta untuk penelitian, pendidikan, pelatihan, pembuatan prototype dengan cepat, dan pengembangan aplikasi serta mendukung semua langkah proses pembelajaran mesin termasuk persiapan data, visualisasi hasil, validasi dan pengoptimalan. RapidMiner dikembangkan dengan model open core.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini, ada beberapa pembahasan dan tahapan yang harus dilakukan yaitu analisis data, penyajian data, hasil analisis data dan implementasi sistem sebagai berikut.

### 1. Analisis Data

Dalam tahap ini analisis data dilakukan khusus pada obat-obatan di UPT Puskesmas Sialang Buah dengan tujuan untuk menemukan pola sistem persediaan obat-obatan. Tahapan awal yang dilakukan pada penelitian ini adalah mempersiapkan data, data yang akan diolah yaitu data keluar obat-obatan dari UPT Puskesmas Sialang Buah dari bulan november sampai dengan januari 2023. Untuk mendapat analisa data maka data keluar obat-obatan di export kedalam database Microsoft excel karena database Microsoft excel bersifat spreadsheet sehingga sangat mendukung dalam analisa data. Microsoft excel dalam analisis data digunakan sebagai database karena Microsoft excel sangat mendukung beberapa aplikasi data mining, dimana aplikasi (perangkat lunak) data mining digunakan sebagai tempat uji coba atau implementasi. Data mining ialah proses menambang data untuk mendapatkan ilmu pengetahuan atau informasi penting dari database khususnya database persediaan obat-obatan.

### 2. Penyajian Data

Karakteristik dari algoritma FP-Growth adalah struktur data yang digunakan berupa pohon yang disebut FP-Tree. Algoritma FP-growth menggunakan FP-Tree dan dapat mengekstrak frequent itemset langsung dari FP-Tree. Penggalan frequent itemset menggunakan algoritma FP-Growth akan dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree atau disebut FP-Tree. FP-Growth dapat dibagi menjadi 3 tahap utama sebagai berikut :

- a. Tahap pembangkitan pustaka pola bersyarat.
- b. Tahap pembangkitan kondisi FP-Tree.
- c. Tahap pencarian itemset yang sering.

Ketiga tahapan tersebut merupakan langkah-langkah untuk mendapatkan frequent itemset.

Berikut langkah perhitungan manual dari algoritma Fp-Growth. Dalam proses realisasi algoritma Fp-Growth, ada beberapa tahapan harus dilakukan. Tabel berikut dihitung secara manual untuk menemukan frequent itemset yang berisi 60 sample data transaksi.

Tabel I  
Data Transaksi

| No | Id_Transaksi | Nama Obat                  | Kode ItemSet |
|----|--------------|----------------------------|--------------|
| 1  | DXY-101151   | <i>Amlodipine</i>          | A            |
|    |              | <i>Hydrochlorothiazide</i> | B            |
|    |              | <i>Antasida</i>            | C            |
|    |              | <i>Vitamin B6</i>          | D            |
|    |              | <i>Amoxicillin</i>         | E            |
|    |              | <i>Guaifenesin</i>         | F            |
| 2  | DXY-110678   | <i>Furosemide</i>          | G            |
|    |              | <i>Amlodipine</i>          | A            |
|    |              | <i>Vitamin B Complex</i>   | H            |
| 3  | DXY-132367   | <i>Asam Mefenamat</i>      | I            |
|    |              | <i>Amlodipine</i>          | A            |
|    |              | <i>Vitamin B Complex</i>   | H            |

| No | Id_Transaksi | Nama Obat                       | Kode <i>ItemSet</i> |
|----|--------------|---------------------------------|---------------------|
| 4  | DXY-144678   | <i>Chlorpheniramine Maleate</i> | J                   |
|    |              | <i>Vitamin C</i>                | K                   |
|    |              | <i>Salep 24</i>                 | L                   |
| 5  | DXY-152739   | <i>Amlodipine</i>               | A                   |
|    |              | <i>Metformin</i>                | M                   |
|    |              | <i>Vitamin B Complex</i>        | H                   |
| 6  | DXY-162738   | <i>Antasida</i>                 | C                   |
|    |              | <i>Vitamin B6</i>               | D                   |
|    |              | <i>Ranitidine</i>               | N                   |
|    |              | <i>Guaifenesin</i>              | F                   |
|    |              | <i>Chlorpheniramine Maleate</i> | J                   |
| 7  | DXY-179208   | <i>Furosemide</i>               | G                   |

Lanjutan Tabel I  
Data Transaksi

| No                              | Id_Transaksi | Nama Obat                       | Kode <i>ItemSet</i> |
|---------------------------------|--------------|---------------------------------|---------------------|
| 8                               | DXY-180275   | <i>Paracetamol</i>              | P                   |
|                                 |              | <i>Guaifenesin</i>              | F                   |
|                                 |              | <i>Chlorpheniramine Maleate</i> | J                   |
|                                 |              | <i>Vitamin C</i>                | K                   |
| 9                               | DXY-197238   | <i>Simvastatin</i>              | Q                   |
|                                 |              | <i>Vitamin B12</i>              | R                   |
|                                 |              | <i>Paracetamol</i>              | P                   |
|                                 |              | <i>Amlodipine</i>               | A                   |
| 10                              | DXY-201896   | <i>Amlodipine</i>               | A                   |
|                                 |              | <i>Hydrochlorothiazide</i>      | B                   |
|                                 |              | <i>Ranitidine</i>               | N                   |
|                                 |              | <i>Vitamin B Complex</i>        | H                   |
| sampai dengan transaksi ke 60 : |              |                                 |                     |
| 60                              | DXY-701862   | <i>Omeprazole</i>               | Z                   |
|                                 |              | <i>Paracetamol</i>              | P                   |
|                                 |              | <i>Antasida</i>                 | C                   |
|                                 |              | <i>Methylprednisolon</i>        | X                   |

Langkah selanjutnya adalah membuat simbol atau pengkodean dari nama-nama produk dan sekaligus perhitungan frekuensi dan nilai support. Selanjutnya untuk Mencari Frequent itemset, maka diambil dari nilai frekuensi yang paling

sering muncul, dan dalam penelitian ini penulis menentukan minimum supportnya

$$\text{adalah } 15\% = \frac{15 \times 60}{100} = 9$$

Tabel II  
Frekuensi *Itemset*

| NO | Nama Obat                | Total Transaksi | Kode Itemset | Support      |
|----|--------------------------|-----------------|--------------|--------------|
| 1  | Amlodipine               | 18              | A            | 18/60 30%    |
| 2  | Hydrochlorothiazide      | 8               | B            | 8/60 13,33%  |
| 3  | Antasida                 | 19              | C            | 19/60 31,66% |
| 4  | Vitamin B6               | 9               | D            | 9/60 15%     |
| 5  | Amoxicillin              | 8               | E            | 8/60 13,33%  |
| 6  | Guaifenesin              | 18              | F            | 18/60 30%    |
| 7  | Furosemide               | 4               | G            | 4/60 6,66%   |
| 8  | Vitamin B Complex        | 11              | H            | 11/60 18,33% |
| 9  | Asam Mefenamat           | 6               | I            | 6/60 10%     |
| 10 | Chlorpheniramine Maleate | 23              | J            | 23/60 38,33% |
| 11 | Vitamin C                | 10              | K            | 10/60 16,66% |
| 12 | Salep 24                 | 5               | L            | 5/60 8,33%   |
| 13 | Metformin                | 6               | M            | 6/60 10%     |
| 14 | Ranitidine               | 8               | N            | 8/60 13,33%  |
| 15 | Vitamin B1               | 4               | O            | 4/60 6,66%   |
| 16 | Paracetamol              | 21              | P            | 21/60 35%    |
| 17 | Simvastatin              | 6               | Q            | 6/60 10%     |
| 18 | Vitamin B12              | 10              | R            | 10/60 16,66% |
| 19 | Salbutamol               | 8               | S            | 8/60 13,33%  |
| 20 | Dexametasone             | 7               | T            | 7/60 11,66%  |
| 21 | Clozapine                | 3               | U            | 3/60 5%      |
| 22 | Risperidone              | 3               | V            | 3/60 5%      |
| 23 | Trihexyphenidyl          | 3               | W            | 3/60 5%      |
| 24 | Methylprednisolone       | 6               | X            | 6/60 11,66%  |
| 25 | Glibenclamide            | 3               | Y            | 3/60 5%      |
| 26 | Omeprazole               | 3               | Z            | 3/60 5%      |

Setelah pencarian nilai support 15% maka hasil yang diambil seperti pada tabel diatas adalah frekuensi yang nilai minimum-nya bernilai 9 dan diatasnya :

1. Chlorpheniramine Maleate (J) = 23



2. Paracetamol (P) = 21
3. Antasida (C) = 19
4. Amlodipine (A) = 18
5. Guaifenesin (F) = 18
6. Vitamin B Complex (H) = 11
7. Vitamin C (K) = 10
8. Vitamin B12 (R) = 10
9. Vitamin B6 (D) = 9

Dari 9 rule di atas terdapat frequent itemset yang terbentuk sebagai berikut :

Tabel III  
Frequent Itemset Yang Terbentuk

| TID | Item         |
|-----|--------------|
| 1   | {C, A, F, D} |
| 2   | {A, H}       |
| 3   | {A, H}       |
| 4   | {J, K}       |
| 5   | {A, H}       |
| 6   | {J, C, F, D} |
| 7   | -            |
| 8   | {J, P, F, K} |
| 9   | {P, A, R}    |
| 10  | {A, H}       |
| 11  | {C, H}       |
| 12  | {C}          |
| 13  | {F}          |
| 14  | {J, P, F, K} |
| 15  | {J, K}       |
| 16  | -            |
| 17  | {C, R}       |
| 18  | {J, P, F}    |
| 19  | {J, P, F, R} |
| 20  | -            |
| 21  | {P, H}       |
| 22  | {J, P, C}    |
| 23  | {P, C}       |
| 24  | {J, R}       |

| TID | Item         |
|-----|--------------|
| 25  | {P, C, A}    |
| 26  | {J, P, C, R} |
| 50  | {J, K}       |
| 51  | {C, R}       |
| 52  | {J, R}       |
| 53  | {P, A, C}    |
| 54  | {J, P, F}    |
| 55  | {J}          |
| 56  |              |
| 57  | {A, H}       |
| 58  | {J, C, F, D} |
| 59  | {A, D}       |

Tabel III diatas menggambarkan Frequent Itemset yang terbentuk dari 60 transaksi berdasarkan pengkodean yang telah dibuat.

Setelah memeriksa frequent itemset untuk beberapa akhiran (suffix), hasilnya dirangkum pada Tabel IV.

Tabel IV  
Daftar Frequent Itemset Diurutkan Berdasarkan Hubungan Akhiran

| Suffix | Frequent Itemset                                      |
|--------|-------------------------------------------------------|
| D      | {C, A, F, D}, {J, C, F, D}, {A, D}                    |
| R      | {C, R}, {J, R}, {P, C, R}, {P, F, R}, {P, A, R}       |
| K      | {J, K}, {J, F, K}, {J, P, F, K}, {P, A, K}, {A, H, K} |
| H      | {C, H}, {P, H}, {A, H}                                |
| F      | {C, A, F}, {J, F}, {J, C, F}, {J, P, F}, {F}          |
| A      | {C, A}, {P, A}, {A}                                   |
| C      | {J, C}, {J, P, C}, {P, A, C}, {P, C}                  |
| P      | {J, P}, {P}                                           |
| J      | {J}                                                   |

Tabel V  
Conditional Pattern Base

| <i>Suffix</i> | <i>Conditional Pattern Base</i>                            |
|---------------|------------------------------------------------------------|
| D             | {C, A, F : 3}, {J, C, F : 3}, {A : 3}                      |
| R             | {C : 3}, {J : 2}, {P, C : 1}, {P, F : 3}, {P, A : 1}       |
| K             | {J : 3}, {J, F : 1}, {J, P, F : 4}, {P, A : 1}, {A, H : 1} |
| H             | {C : 1}, {P : 2}, {A : 8}                                  |
| F             | {C, A : 3}, {J : 2}, {J, C : 2}, {J, P : 11}               |
| A             | {C : 3}, {P : 4}                                           |
| C             | {J : 2}, {J, P : 3}, {P, A : 2}, {P : 2}                   |
| P             | {J : 13}                                                   |

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai support dan confidence dan mem-filter itemset berdasarkan minimum support dan confidence dan selanjutnya menentukan aturan asosiasi dari nilai-nilai yang telah didapat.

Tabel VI  
Conditional FP-Tree

| <i>Item</i> | <i>Conditional Fp-Tree</i>                  |
|-------------|---------------------------------------------|
| D           | {C : 2}, {A : 2}, {F : 2}, {J : 1}          |
| R           | {C : 2}, {J : 1}, {P : 3}, {F : 1}, {A : 1} |
| K           | {J : 3}, {F : 2}, {P : 2}, {A : 1}, {H : 1} |
| H           | {C : 1}, {P : 1}, {A : 1}                   |
| F           | {C : 2}, {A : 1}, {J : 3}, {P : 1}          |
| A           | {C : 1}, {P : 1}                            |
| C           | {J : 2}, {P : 3}, {A : 1}                   |
| P           | {J : 1}                                     |

Setelah tahap conditional pattern base dan conditional fp-tree di bentuk, maka tahap selanjutnya ialah menentukan minimum support dan minimum confidence nya.

Tabel VII  
Kombinasi *Itemset*

| Kombinasi <i>Itemset</i> | <i>Qty</i> |
|--------------------------|------------|
| C, A                     | 4          |
| C, F                     | 6          |
| D, C                     | 6          |
| C, H                     | 1          |
| C, J                     | 5          |
| C, P                     | 5          |
| C, R                     | 4          |
| A, F                     | 3          |
| D, A                     | 6          |
| A, H                     | 8          |
| A, K                     | 1          |
| A, P                     | 4          |
| A, R                     | 1          |
| F, D                     | 5          |
| F, K                     | 5          |
| F, J                     | 14         |
| F, P                     | 10         |
| F, R                     | 3          |
| D, J                     | 3          |
| H, K                     | 1          |
| J, R, P                  | 4          |
| P, A, R                  | 1          |
| J, F, K                  | 6          |
| J, P, C                  | 2          |
| F, J, P                  | 9          |
| P, A, K                  | 1          |
| A, H, K                  | 1          |
| J, C, F                  | 3          |
| C, F, D                  | 2          |
| J, F, R                  | 3          |
| P, F, K                  | 3          |
| P, C, R                  | 1          |
| P, F, R                  | 3          |
| C, A, F, D               | 3          |
| J, C, F, D               | 3          |
| J, P, F, K               | 4          |
| J, P, F, R               | 3          |



| Kombinasi <i>Itemset</i> | <i>Qty</i> |
|--------------------------|------------|
| J, P, C, R               | 1          |

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai support dan confidence dan memfilter itemsset berdasarkan minimum support dan confidence dan selanjutnya menentukan aturan asosiasi dari nilai-nilai yang telah didapat :

Tabel VIII  
*Rule Yang Terbentuk*

| <i>Item</i> | <i>Qty</i> | <i>Support %</i> | <i>Confidence %</i> |
|-------------|------------|------------------|---------------------|
| C, A        | 4          | 6,66%            | 21,05%              |
| C, F        | 6          | 10%              | 31,57%              |
| D, C        | 6          | 10%              | 66,66%              |
| C, H        | 1          | 1,66%            | 5,26%               |
| C, J        | 5          | 8,33%            | 26,31%              |
| C, P        | 5          | 8,33%            | 26,31%              |
| C, R        | 4          | 6,66%            | 21,05%              |
| A, F        | 3          | 5%               | 16,66%              |
| D, A        | 6          | 10%              | 66,66%              |
| A, H        | 8          | 13,33%           | 44,44%              |
| A, K        | 1          | 1,66%            | 5,55%               |
| A, P        | 4          | 6,66%            | 22,22%              |
| A, R        | 1          | 1,66%            | 5,55%               |
| F, D        | 5          | 8,33%            | 27,77%              |
| F, K        | 5          | 8,33%            | 27,77%              |
| F, J        | 14         | 23,33%           | 87,50%              |
| F, P        | 10         | 16,66%           | 55,55%              |
| R, F        | 3          | 5%               | 30%                 |
| D, J        | 3          | 5%               | 33,33%              |
| H, K        | 1          | 1,66%            | 9,09%               |
| H, P        | 2          | 3,33%            | 18,18%              |
| K, J        | 8          | 15%              | 80%                 |
| K, P        | 5          | 8,33%            | 50%                 |
| P, J        | 12         | 20%              | 57,14%              |
| J, R        | 5          | 8,33%            | 21,73%              |
| P, R        | 5          | 8,33%            | 23,80%              |
| C, A, F     | 3          | 5%               | 15,78%              |

|         |   |       |        |
|---------|---|-------|--------|
| C, A, D | 3 | 5%    | 15,78% |
| C, A, P | 2 | 3,33% | 10,52% |
| A, F, D | 3 | 5%    | 16,66% |
| F, D, J | 3 | 5%    | 16,66% |

Setelah didapat aturan asosiasi seperti tabel diatas maka ditentukan besaran support dan confidence yang akan digunakan. Minimum support yang digunakan pada penelitian ini adalah 10% dan minimum confidence 30%.

Tabel IX  
Aturan Asosiasi Dengan *Minimum Support* Dan *Confidence*

| TID | Item    | Qty | Support % | Confidence % |
|-----|---------|-----|-----------|--------------|
| 1   | F, J    | 14  | 23,33%    | 77,77%       |
| 2   | P, J    | 12  | 20%       | 57,14%       |
| 3   | F, P    | 10  | 16,66%    | 55,55%       |
| 4   | F, J, P | 10  | 16,66%    | 55,55%       |
| 5   | K, J    | 8   | 15%       | 80%          |
| 6   | A, H    | 8   | 13,33%    | 44,44%       |
| 7   | D, C    | 6   | 10%       | 66,66%       |
| 8   | D, A    | 6   | 10%       | 66,66%       |
| 9   | C, F    | 6   | 10%       | 31,57%       |

## PENUTUP

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

1. Secara keseluruhan dari data sample penjualan obat-obatan diperoleh 49 rule yang terdiri dari 8 rule asosiasi yang memenuhi minimum support dengan ambang batas 10% dan confidence 30% dengan 2 kombinasi itemset.

Tabel X  
Rule Yang Memenuhi *Minimum Support* Dan *Minimum Confidence* Dengan 2  
Kombinasi *Itemset*

| <i>Item</i> | <i>Support %</i> | <i>Confidence %</i> |
|-------------|------------------|---------------------|
| F, J        | 23,33%           | 87,50%              |
| P, J        | 20,00%           | 57,14%              |
| F, P        | 16,66%           | 55,55%              |
| K, J        | 15%              | 80%                 |
| A, H        | 13,33%           | 44,44%              |
| D, C        | 10%              | 66,66%              |
| A, D        | 10%              | 33,33%              |
| C, F        | 10%              | 31,57%              |

- a. Jika konsumen membeli Guaifenesin (F) maka konsumen juga akan membeli Chlorpheniramine Maleate (J) dengan nilai support = 23,33% dan nilai confidence = 77,77%.
- b. Jika konsumen membeli Paracetamol (P) maka konsumen juga akan membeli Chlorpheniramine Maleate (J) dengan nilai support = 20% dan nilai confidence = 57,14%.
- c. Jika konsumen membeli Guaifenesin (F) maka konsumen juga akan membeli Paracetamol (P) dengan nilai support = 16,66% dan nilai confidence = 55,55%.
- d. Jika konsumen membeli Vitamin C (K) maka konsumen juga akan membeli Chlorpheniramine Maleate (J) dengan nilai support = 15% dan nilai confidence = 80%.
- e. Jika konsumen membeli Amlodipine (A) maka konsumen juga akan membeli Vitamin B Complex (H) dengan nilai support = 13,33% dan nilai confidence = 44,44%.
- f. Jika konsumen membeli Vitamin B6 (D) maka konsumen juga akan membeli Antasida (C) dengan nilai support = 10% dan nilai confidence = 66,66%.
- g. Jika konsumen membeli Vitamin B6 (D) maka konsumen juga akan membeli Amlodipine (A) dengan nilai support = 10% dan nilai confidence = 66,66%.

h. Jika konsumen membeli Antasida (C) maka konsumen juga akan membeli Guaifenesin (F) dengan nilai support = 10% dan nilai confidence = 31,57%.

Dan 1 rule asosiasi yang memenuhi minimum support dengan ambang batas 10% dan confidence 30% dengan 3 kombinasi itemset.

Tabel XI  
*Rule Yang Memenuhi Minimum Support Dan Minimum Confidence Dengan 3 Kombinasi Itemset*

| Item    | Support % | Confidence % |
|---------|-----------|--------------|
| F, J, P | 15%       | 50%          |

i. Jika konsumen membeli Guaifenesin (F) dan Chlorpheniramine Maleate (J) maka konsumen juga akan membeli Paracetamol (P) dengan nilai support = 16,66% dan nilai confidence = 55,55%.

## DAFTAR PUSTAKA

- 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.
- I. Riadi, H. Herman, F. Fitriah, and S. Suprihatin, "Optimizing Inventory with Frequent Pattern Growth Algorithm for Small and Medium Enterprises," MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput., vol. 23, no. 1, pp. 169-182, 2023, doi: 10.30812/matrik.v23i1.3363.
- W. Hadinata, J. Waruwu, and T. Hermanto, "Journal of Sisfotek Global Comparison of Apriori and Frequent Pattern Growth Algorithm in Predicting The Sales of Goods ARTICLE HISTORY," Issn, vol. 11, no. 2, pp. 89-96, 2021, [Online]. Available: <http://journal.stmikglobal.ac.id/index.php/sisfotek>
- D. Agushinta R. and M. M. Putri, "Association Rule Analysis of Fp-Growth Algorithm on Drug Purchase Patterns," J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa, vol. 27, no. 3, pp. 196-212, 2022, doi: 10.35760/tr.2022.v27i3.4626.
- A. Wadanur and A. A. Sari, "Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts," Edumatic J. Pendidik. Inform., vol. 6, no. 1, pp. 107-115, 2022, doi: 10.29408/edumatic.v6i1.5470.
- D. S. [12] Mariana et al., "Implementasi Metode K-Medoids Untuk Pengelompokan Data Obat Pada Klinik Khalisa Medic," J. Media Inform. Budidarma, vol. 2, no. 2, p. 107, 2018.



- I. Ismarmiaty and R. Rismayati, "Product Sales Promotion Recommendation Strategy with Purchase Pattern Analysis FP-Growth Algorithm," *Sinkron*, vol. 8, no. 1, pp. 202–211, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i1.11898.
- E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/RMSI/article/view/13253>
- 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.
- A. H. Nasyuha, Zulham, and I. Rusydi, "Implementation of K-means algorithm in data analysis," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 20, no. 2, pp. 307–313, 2022, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v20i2.21986.
- D. K. Pramudito, T. W. Nurdiani, B. Winardi, A. Y. Rukmana, and K. Kraugusteeliana, "Website User Interface Design Using Data Mining Task Centered System Design Method At National Private Humanitarian Institutions," *Indones. J. Artif. Intell. Data Min.*, vol. 6, no. 2, p. 281, 2023, doi: 10.24014/ijaidm.v6i2.25814.
- AHMAD ADRI, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori," *Pap. Knowl. . Towar. a Media Hist. Doc.*, vol. 6, no. 2, pp. 1–77, 2021.
- M. Hafizh, T. Novita, D. Guswandi, H. Syahputra, and L. Mayola, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Ekspor Online," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 5, no. 3, pp. 242–249, 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i3.847.
- R. L. Najmi, M. Irsyad, F. Insani, A. Nazir, and . P., "Analisis Pola Asosiasi Data Transaksi Penjualan Minuman Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Eclat," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 0–7, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3592.
- D. Hartanti and V. Atina, "Product Stock Supply Analysis System with FP Growth Algorithm," vol. 5, no. 4, pp. 1312–1320, 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i4.580.
- Q. D. Rosyadi and A. W. Utami, "Implementasi Algoritma Frequent Pattern Growth untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen pada Toko Tanaman Berbasis Website," vol. 04, no. 03, pp. 107–114, 2023.
- F. Mahardika, N. Alfiah, and R. Bagus Bambang Sumantri, "Penerapan Metode FP Tree dan Frequent Pattern Growth pada Penerimaan Mahasiswa Baru STMIK," *Blend Sains J. Tek.*, vol. 1, no. 3, pp. 226–234, 2023, doi: 10.56211/blendsains.v1i3.176.
- E. E. Putri, B. S. Hasugian, A. Info, and D. Mining, "Pattern Analysis of Drug Procurement System With FP-Growth Algorithm," vol. 7, no. 1, pp. 70–79, 2022, doi: 10.15575/join.v7i1.841.
- Y. P. Bunda, "Algoritma FP-Growth Untuk Menganalisa Pola Pembelian Oleh-Oleh (Studi Kasus Di Pusat Oleh-Oleh Ummi Aufa Hakim)," *Riau J. Comput. Sci.*, vol. 06, no. 01, pp. 34–44, 2020.