

# PENERAPAN ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK OPTIMALISASI POLA ASOSIASI DALAM DATA TRANSAKSI PENJUALAN OBAT: STUDI KASUS DI APOTEK XYZ

Rizwar Adi Nugroho<sup>1</sup>, Nana Suarna<sup>2</sup>, Irfan Ali<sup>3</sup>, Dendy Indriya Efendi<sup>4</sup>,

<sup>1,2,3,4</sup>STMIK IKMI Cirebon; Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat, Indonesia; (0231) 490480

## Keywords:

*Data Mining, FP-Growth, Transaction Patterns, Product Association, Pharmacy*

**Abstrak.** Perkembangan teknologi data mining telah membuka peluang besar untuk mengoptimalkan manajemen stok dan strategi pemasaran di sektor farmasi. Penelitian ini menggunakan algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* untuk menganalisis pola pembelian konsumen di Apotek XYZ. Dengan menggunakan data transaksi penjualan obat selama periode 3 bulan tercatat pada tanggal 1 September hingga 5 November 2024 dan menerapkan algoritma *FP-Growth* melalui perangkat lunak *Altair Ai Studio*. Dataset terdiri dari 16.112 transaksi, yang diolah melalui proses data *preprocessing*, transformasi, dan penerapan algoritma *FP-Growth* dengan minimum *support* 0.5 dan *confidence* 0.8. Hasil analisis menghasilkan 59 aturan asosiasi dengan *confidence* tertinggi mencapai 100%, yang menunjukkan hubungan kuat antara produk-produk tertentu. Studi ini berhasil mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan, memberikan wawasan strategis untuk optimalisasi stok dan pemasaran berbasis data. Informasi ini memungkinkan apotek mengelola persediaan obat secara lebih efisien.

## Correspondent Email:

[rizwarnugroho@gmail.com](mailto:rizwarnugroho@gmail.com)

**Abstract.** The advancement of data mining technology has created significant opportunities to optimize stock management and marketing strategies in the pharmaceutical sector. This study utilizes the *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* algorithm to analyse consumer purchasing patterns at XYZ Pharmacy. By using sales transaction data recorded over a 3-month period, from September 1 to November 5, 2024, and applying the *FP-Growth* algorithm through *Altair Ai Studio* software, a dataset of 16,112 transactions was processed. The data underwent *preprocessing*, transformation, and *FP-Growth* application with a minimum support of 0.5 and confidence of 0.8. The analysis produced 59 association rules, with the highest confidence reaching 100%, indicating strong relationships between specific products. This study successfully identified significant purchasing patterns, providing strategic insights for data-driven stock optimization and marketing. This information enables the pharmacy to manage its drug inventory more efficiently.

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang pesat dalam beberapa tahun terakhir telah membawa perubahan besar, khususnya pada

sektor farmasi. Salah satu inovasi yang signifikan adalah penerapan teknologi data mining, yang memungkinkan analisis pola dari data transaksi dalam jumlah besar untuk

meningkatkan efisiensi operasional. Algoritma *FP-Growth* merupakan salah satu metode data mining yang efektif dalam mengidentifikasi *frequent itemset* tanpa memerlukan pencarian berulang. Dalam industri farmasi, algoritma ini berpotensi menjadi solusi dalam meningkatkan pengelolaan stok dan strategi pemasaran dengan memahami pola pembelian pelanggan [1], [2].

Namun, meskipun efektivitas *FP-Growth* telah banyak dibuktikan dalam penelitian di bidang ritel umum, penerapannya dalam konteks farmasi masih terbatas. Banyak apotek di Indonesia yang masih mengandalkan pendekatan tradisional dalam pengelolaan stok, yang sering kali mengakibatkan ketidakefisienan, seperti kelebihan atau kekurangan stok [3]. Selain itu, sebagian besar penelitian sebelumnya hanya menganalisis data statis tanpa mempertimbangkan variasi pola pembelian berdasarkan waktu atau musim tertentu [4]. Hal ini menunjukkan adanya kebutuhan untuk penelitian lebih lanjut yang dapat memanfaatkan *FP-Growth* secara optimal dalam meningkatkan pengelolaan stok apotek.

Penelitian ini bertujuan untuk mengaplikasikan algoritma *FP-Growth* dalam menganalisis pola penjualan obat di Apotek XYZ. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi pola pembelian yang sering terjadi, sehingga apotek dapat mengoptimalkan strategi stok dan pemasaran berdasarkan preferensi konsumen. Melalui pendekatan data mining, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan, baik secara teoritis melalui pengembangan literatur terkait, maupun secara praktis melalui peningkatan efisiensi pengelolaan apotek. Penelitian ini juga diharapkan mampu menjawab kebutuhan literatur dengan menawarkan metode yang relevan dan efisien dalam pengelolaan stok obat secara adaptif.

Metode penelitian ini melibatkan beberapa tahapan, termasuk data preprocessing, penerapan algoritma *FP-Growth*, dan evaluasi hasil dengan menggunakan parameter minimum *support* dan *confidence*. Data transaksi penjualan obat di Apotek XYZ selama tiga bulan akan dianalisis untuk menemukan pola pembelian yang sering terjadi dan aturan asosiasi yang signifikan. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru yang berguna dalam pengelolaan stok dan

pemasaran obat di apotek, serta menjadi acuan untuk pengembangan sistem informasi berbasis data di sektor farmasi.

Dengan demikian, penelitian ini menawarkan pendekatan inovatif dalam pengelolaan apotek yang bertujuan untuk meningkatkan efisiensi, mengurangi biaya operasional, dan mendukung respons cepat terhadap perubahan kebutuhan pasar. Secara keseluruhan, penelitian ini relevan dengan perkembangan digitalisasi di sektor farmasi dan memberikan kontribusi penting dalam menciptakan solusi berbasis teknologi untuk industri ini.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* merupakan metode data mining yang dirancang untuk menemukan pola item dengan frekuensi tinggi (*frequent itemsets*) dalam dataset besar tanpa perlu menghasilkan kandidat seperti pada algoritma Apriori [5]. *FP-Growth* menggunakan struktur *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* untuk menyederhanakan proses pencarian pola yang sering muncul dalam data [6]. Algoritma ini banyak digunakan dalam berbagai konteks, seperti analisis transaksi ritel, optimalisasi pengelolaan stok, dan pengembangan strategi pemasaran, karena keunggulannya dalam menangani dataset berskala besar secara efisien [7].

Aturan asosiasi, yang merupakan hasil utama dari penerapan algoritma *FP-Growth*, bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan antar item dalam suatu dataset berdasarkan nilai *support* dan *confidence* [8]. Nilai *support* menggambarkan seberapa sering suatu kombinasi item muncul dalam data, sedangkan *confidence* menunjukkan seberapa kuat hubungan antara item dalam kombinasi tersebut [9]. Dalam manajemen penjualan, aturan asosiasi ini sangat bermanfaat untuk merancang strategi pemasaran, seperti *cross-selling* atau pengelompokan produk untuk meningkatkan efisiensi [10].

Berbagai penelitian sebelumnya telah membuktikan keunggulan *FP-Growth* dalam beragam aplikasi. [11] memanfaatkan *FP-Growth* untuk menganalisis pola pembelian obat di Apotek Pelita 3. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi aturan asosiasi dengan nilai *support* sebesar 56,7% dan *confidence* 70,83%,

yang mendukung efisiensi operasional apotek melalui pendekatan berbasis data mining. yang lebih tepat.

Penelitian oleh [12] juga menunjukkan efektivitas *FP-Growth* dalam menganalisis pola pembelian obat di Klinik dan Apotek Dr. Rika. Dengan menggunakan data transaksi resep dokter, penelitian ini menghasilkan wawasan tentang jenis obat yang sering dibeli bersamaan. Metodologi berbasis *FP-Growth* memberikan kontribusi praktis dalam pengambilan keputusan terkait stok obat dan strategi pemasaran.

Dalam Penelitiannya [13] mengaplikasikan *FP-Growth* dalam menganalisis pola pembelian suku cadang motor di cabang Mendi Shopping. Penelitian ini menemukan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat mengidentifikasi produk yang paling sering dibeli, seperti screw valve adjusting dan battery assy, yang membantu optimalisasi pemesanan suku cadang. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *FP-Growth* tidak hanya relevan di bidang farmasi tetapi juga di sektor lain yang memerlukan analisis pola pembelian.

Penelitian oleh [14] menerapkan *FP-Growth* pada toko ritel kesehatan CV Harmoni Medicine Indonesia untuk menganalisis pola pembelian konsumen selama tiga tahun. Penelitian ini menghasilkan aturan asosiasi yang signifikan, yang mendukung strategi pemasaran cross-selling serta pengelolaan produk yang lebih efisien. Temuan ini mempertegas keunggulan *FP-Growth* dalam menggali pola asosiasi pada dataset besar.

Penelitian menurut [15] membandingkan algoritma Apriori dan *FP-Growth* dalam menentukan pola permintaan barang di Universitas Sriwijaya. Penelitian ini mengungkap bahwa *FP-Growth* lebih efektif dalam mengidentifikasi aturan asosiasi dengan *support* dan *confidence* tinggi, seperti pola pembelian *Ballpoint* Standar Tecno dan refill tisu plastik dengan tingkat keberhasilan 100%. Hasil ini menekankan kemampuan *FP-Growth* untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan barang.

### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1 Rancangan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan data mining dengan menerapkan algoritma *Frequent*

*Pattern Growth (FP-Growth)* untuk menganalisis pola transaksi penjualan obat di Apotek XYZ. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data transaksi dari sistem manajemen apotek, dilanjutkan dengan proses pra-pemrosesan untuk membersihkan data, transformasi data ke format yang mendukung analisis, penerapan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan *frequent itemsets* dan aturan asosiasi, serta evaluasi hasil berdasarkan parameter *support* dan *confidence*. Hasil analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian obat yang signifikan sehingga dapat mendukung strategi optimalisasi pengelolaan stok dan pemasaran di Apotek XYZ.

#### 3.2 Teknik Pengumpulan

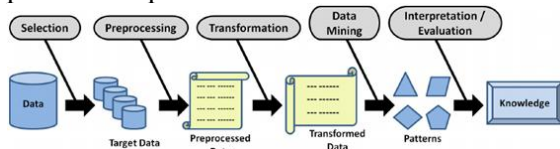
Data dalam penelitian ini dikumpulkan melalui metode sekunder, yaitu data yang diperoleh langsung dari sistem manajemen apotek tanpa intervensi manual. Sistem tersebut secara otomatis mencatat informasi transaksi, termasuk jenis produk, jumlah pembelian, dan waktu transaksi. Pengumpulan data dilakukan selama periode penelitian yang ditentukan, memastikan bahwa data yang diolah sesuai dengan fokus dan tujuan penelitian.

#### 3.3 Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan obat di Apotek XYZ yang tercatat selama periode 1 September hingga 5 November 2024. Dataset ini mencakup 16.112 catatan transaksi yang berisi informasi seperti nomor faktur, tanggal transaksi, jenis obat, jumlah pembelian, dan kategori obat. Data tersebut berasal dari sistem manajemen apotek yang secara otomatis mendokumentasikan semua transaksi penjualan. Dataset yang besar ini memberikan potensi untuk menghasilkan analisis yang akurat, memungkinkan algoritma *FP-Growth* untuk mengidentifikasi pola transaksi yang signifikan. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan wawasan mendalam tentang pola pembelian konsumen, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi pemasaran dan pengelolaan stok yang lebih efisien.

#### 3.4 Teknik Analisis Data

Penelitian ini mengadopsi kerangka kerja *Knowledge Discovery in Database* (KDD) untuk analisis data. KDD adalah pendekatan sistematis yang bertujuan menemukan pola tersembunyi dari data besar melalui lima tahapan berikut. Gambar 3.2 menunjukkan kerangka kerja KDD yang menjadi dasar pendekatan penelitian ini.



Gambar 1. [16]

Langkah-langkah KDD ini dijelaskan lebih lanjut pada Gambar 3.2:

- Selection:** Memilih data yang relevan dari dataset transaksi penjualan untuk dianalisis lebih lanjut.
- Preprocessing:** Membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak diperlukan, seperti duplikasi, nilai kosong, atau data dengan kesalahan input.
- Data Transformation:** Mengubah format data ke bentuk yang sesuai, misalnya, data numerik diubah menjadi bentuk polynominal agar dapat dianalisis dengan algoritma *FP-Growth*.
- Data Mining:** Menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mengeksplorasi frequent itemsets dan menemukan aturan asosiasi dalam data transaksi.
- Evaluation:** Mengevaluasi pola yang ditemukan untuk memastikan relevansi dan kesesuaiannya dengan tujuan penelitian

Langkah-langkah ini dirancang untuk mendukung penerapan algoritma *FP-Growth* secara optimal dan memastikan hasil yang diperoleh dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap tujuan penelitian.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Deskripsi Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset yang mencakup 16.112 transaksi penjualan obat yang dicatat oleh sistem manajemen Apotek XYZ selama periode 1 September hingga 5

November 2024. Dataset ini terdiri dari berbagai informasi penting, termasuk nomor faktur, tanggal transaksi, jenis obat, jumlah pembelian, dan kategori obat. Informasi ini memberikan gambaran yang komprehensif tentang aktivitas penjualan harian apotek, sehingga menjadi dasar yang kaya untuk analisis pola transaksi menggunakan algoritma *FP-Growth* Gambar 2.

|    | A                | B          | C       | D                  | E      |
|----|------------------|------------|---------|--------------------|--------|
| 1  | faktur           | tanggal    | kode    | nama               | jumlah |
| 2  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT0683 | Fenamin 500 Kap    | 5      |
| 3  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT2058 | Zevask 5 Tab       | 3      |
| 4  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT1389 | Omeuron tab        | 3      |
| 5  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT1099 | Lokev Kap          | 3      |
| 6  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT1701 | Samcofenac         | 3      |
| 7  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT0921 | Inamid Tab         | 3      |
| 8  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT0624 | Etafen 400 Tab     | 3      |
| 9  | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT1719 | sanmol tab 25strip | 5      |
| 10 | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT2033 | Zenirex Syr        | 1      |
| 11 | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT1887 | Trianta Tab        | 5      |
| 12 | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT1886 | Trianta syr        | 2      |
| 13 | PJL010924-084120 | 01-09-2024 | OBT0465 | Dapirin Tab        | 5      |
| 14 | PJL010924-111017 | 01-09-2024 | OBT2481 | PECTORIN SYR       | 1      |
| 15 | PJL010924-111017 | 01-09-2024 | OBT1035 | L-Bio              | 2      |

Gambar 2. Dataset

### 4.2 Data Selection

Pada tahap ini, proses seleksi data diawali dengan penggunaan operator *Retrieve* untuk mengimpor data yang diperlukan dalam format .xls (Excel) yang tersimpan di file manager komputer ke dalam sistem pengolahan data di perangkat lunak *Altair AI Studio* versi 2024.0.0. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1.289 record dengan 4 atribut utama. Parameter yang diterapkan pada operator ini menggunakan pengaturan default. Gambar 3 di bawah ini menunjukkan tampilan operator *Retrieve* yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 3. Operatore *Retrieve*

Proses seleksi data selanjutnya melibatkan penggunaan operator *Set Role*, yang berfungsi untuk menetapkan peran setiap atribut dalam analisis data. Pada penelitian ini, atribut Faktur ditentukan sebagai *Target Role*: *ID*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.

Gambar 4. Operator *Set Role*

Parameter pada operator *Set Role* yang digunakan, seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Operator *Set Role*

| No | Parameter             | Isi    |
|----|-----------------------|--------|
| 1  | <i>Attribute Name</i> | Faktur |
| 2  | <i>Target Role</i>    | ID     |

Setelah dilakukan proses seleksi, informasi statistik dataset ditampilkan pada Tabel 2, yang menunjukkan total atribut dan jenis data yang diolah.

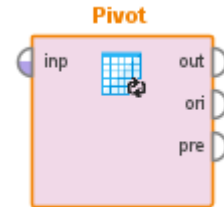
Tabel 2. *Statistics Set Role*

| No | Uraian                   | Isi                             |
|----|--------------------------|---------------------------------|
| 1  | <i>Record</i>            | 900                             |
| 2  | <i>Special Attribute</i> | 1                               |
|    | <i>Attributes:</i>       |                                 |
|    | Faktur                   | <i>Type Integer, Missing 0</i>  |
| 3  | <i>Regular Attribute</i> | 4                               |
| 4  | <i>Attributes:</i>       |                                 |
|    | Tanggal                  | <i>Type Date Time Missing 0</i> |
|    | Kode                     | <i>Type Nominal, Missing 0</i>  |
|    | Nama Obat                | <i>Type Nominal, Missing 0</i>  |
|    | Qty                      | <i>Type Integer, Missing 0</i>  |

### 4.3 Data Preprocessing

Langkah *preprocessing* bertujuan untuk membersihkan data dari duplikasi, menangani nilai kosong, serta menormalkan atribut agar dataset bebas dari anomali yang dapat memengaruhi hasil analisis. Proses ini menghasilkan dataset yang siap digunakan dalam analisis algoritma *FP-Growth*. Langkah pertama dalam *preprocessing* adalah penggunaan operator *Pivot*, yang bertujuan untuk menentukan atribut yang akan digunakan dalam penelitian ini. Operator *Pivot*, seperti

yang ditunjukkan pada Gambar 5, mengelompokkan data berdasarkan faktor sebagai *ID* untuk setiap transaksi.

Gambar 5. Operator *Pivot*Tabel 3. Parameter Operator *Pivot*

| No | Parameter                        | Isi          |
|----|----------------------------------|--------------|
| 1  | <i>Group by Attributes</i>       | Faktur       |
| 2  | <i>Column Grouping Attribute</i> | Nama Obat    |
| 3  | <i>Aggregation Attributes</i>    |              |
|    | <i>Aggregation Attribute</i>     | Jumlah       |
|    | <i>Aggregation Function</i>      | <i>Count</i> |

Selanjutnya, data dipersiapkan lebih lanjut dengan menggunakan operator *Replace Missing Values*. Operator ini penting karena data transaksi mungkin memiliki nilai kosong, terutama setelah proses *pivot*. Gambar 6 menunjukkan bagaimana operator ini bekerja untuk mengganti nilai kosong dengan "0".

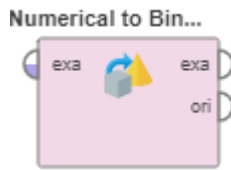
Gambar 6. Operator *Replace Missing Values*Tabel 4. Parameter *Replace Missing Values*

| No | Parameter                    | Isi  |
|----|------------------------------|------|
| 1  | <i>Attribute Filter Type</i> | All  |
| 2  | <i>Default</i>               | Zero |

### 4.4 Data Transformation

Transformasi data dilakukan untuk mengonversi atribut numerik menjadi format binomial yang dapat diolah oleh algoritma *FP-Growth*. Sebagai contoh, atribut seperti jumlah pembelian diubah menjadi format *binomial* untuk mendukung proses asosiasi. Tahap ini memungkinkan algoritma untuk mengenali

*frequent itemsets* secara lebih efektif. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7 dibawah ini.



Gambar 7. Operator *Numerical to Binominal*

Tabel 5. Parameter *Numerical to Binominal*

| No | Parameter                    | Isi |
|----|------------------------------|-----|
| 1  | <i>Attribute Filter Type</i> | All |

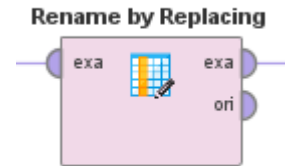
Setelah operator *Numerical to Binominal* dijalankan, didapat informasi seperti pada Tabel 6:

Tabel 6. *Statistics Numerical to Binominal*

| No | Uraian                     | Isi                             |
|----|----------------------------|---------------------------------|
| 1  | <i>Record</i>              | 900                             |
| 2  | <i>Special Attribute</i>   | 1                               |
| 3  | <i>Regular Attribute</i>   | 1,102                           |
| 4  | <i>Attributes:</i>         |                                 |
|    | Afolat Tab                 | Type<br>Binominal,<br>Missing 0 |
|    | Allerin Syr                | Type<br>Binominal,<br>Missing 0 |
|    | Amlodipin 10 mg 10X10      | Type<br>Binominal,<br>Missing 0 |
|    | Amlodipin 5 mg 10x10       | Type<br>Binominal,<br>Missing 0 |
|    | Anakonidin OBH Syr<br>60ml | Type<br>Binominal,<br>Missing 0 |
|    | Andalan Tab                | Type<br>Binominal,<br>Missing 0 |
|    | .....                      | .....                           |
|    | .....                      | .....                           |
|    | Zevask 5 Tab               | Type<br>Binominal,<br>Missing 0 |

Setelah proses transformasi selesai, nama atribut pada dataset diubah dengan menggunakan operator *Rename by Replacing*. Operator ini memastikan konsistensi dan

keseragaman penamaan atribut untuk mendukung analisis yang lebih terstruktur. Gambar 8 menunjukkan tampilan operator ini, dengan parameter seperti yang dirangkum dalam Tabel 7.



Gambar 8. Operator *Rename by Replacing*

Pada Gambar 8 menunjukkan bahwa operator *Rename by Replacing* diterapkan untuk mengganti penamaan atribut *count*(jumlah). Langkah ini bertujuan agar penamaan atribut lebih seragam dan sesuai dengan kebutuhan analisis. Parameter yang digunakan dalam operator *Rename by Replacing* dapat dilihat pada Tabel 7:

Tabel 7. Parameter *Rename by Replacing*

| No | Parameter                    | Isi                     |
|----|------------------------------|-------------------------|
| 1  | <i>Attribute filter type</i> | All                     |
| 2  | <i>Replace What</i>          | <i>count</i> \(jumlah\) |
| 3  | <i>Replace By</i>            |                         |

Pada tahap ini, perubahan nama atribut bertujuan untuk memastikan konsistensi penamaan pada variabel sehingga dapat mempermudah interpretasi hasil analisis pada tahap selanjutnya.

#### 4.5 Hasil Algoritma *FP-Growth*

Proses konfigurasi pada operator *FP-Growth* dimulai dengan menentukan atribut yang akan dianalisis berdasarkan nilai minimum *support*. Dalam penelitian ini, nilai minimum *support* ditetapkan sebesar 0.5, yang berarti hanya *itemset* dengan frekuensi kemunculan minimal 50% dari total transaksi yang akan dianalisis lebih lanjut. Hasil dari analisis *FP-Growth* ini akan memberikan frequent itemsets yang signifikan dan aturan asosiasi yang relevan untuk mendukung keputusan manajerial di Apotek XYZ. Berikut menunjukkan operator *FP-Growth* yang digunakan dalam proses analisis.



Gambar 9. Operator *FP – Growth*

Parameter yang digunakan untuk operator *FP-Growth* disajikan pada Tabel 8 berikut:

Tabel 8. Parameter *FP-growth*

| No | Parameter                    | Isi                                 |
|----|------------------------------|-------------------------------------|
| 1  | <i>Input Format</i>          | <i>Items in dummy-coded columns</i> |
| 2  | <i>Positive Value</i>        |                                     |
| 3  | <i>Min Requirement</i>       | <i>support</i>                      |
| 4  | <i>Min Frequency</i>         | 0.5                                 |
| 5  | <i>Min items per itemset</i> | 1                                   |
| 6  | <i>Max items per itemset</i> | 0                                   |

Operator *Association Rules* diterapkan untuk menghitung nilai *confidence* dari setiap aturan-aturan asosiasi yang dihasilkan. Nilai *confidence* digunakan untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antarproduk dalam itemset berdasarkan parameter yang ditentukan. Dalam penelitian ini, nilai minimum *confidence* ditetapkan sebesar 0.8, sehingga hanya aturan asosiasi dengan tingkat kepercayaan minimal 80% yang dipertimbangkan valid. Gambar 10 dan Tabel 9 menunjukkan parameter *Create Association Rules*.

Gambar 10. Operator *Create Association Rules*Tabel 9. Parameter *Create Association Rules*

| No | Parameter             | Isi               |
|----|-----------------------|-------------------|
| 1  | <i>Criterion</i>      | <i>Confidence</i> |
| 2  | <i>Min Confidence</i> | 0.8               |
| 3  | <i>Gain Theta</i>     | 2.0               |
| 4  | <i>Laplace K</i>      | 1.0               |

Gambar 11 di bawah ini menampilkan alur lengkap dari pemodelan *Association FP-Growth* yang diintegrasikan dengan proses pembuatan aturan asosiasi (*Create Association Rules*). Model ini mencakup beberapa proses transformasi data hingga menghasilkan output berupa hubungan antarproduk yang signifikan dalam pola pembelian konsumen.

Gambar 11. Pemodelan *FP-Growth* dan *Create Association Rules*

Setelah memasukkan minimum nilai minimum *support* sebesar 50% dan minimum *confidence* 80%. Maka didapatkan hasil seperti gambar di bawah ini association rule sebagai berikut:

#### AssociationRules

```
Association Rules
[ Voltadex Tab, Metformin 500 HK 200g] ==> [ Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.802)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab] (confidence: 0.803)
[ Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.804)
[ Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab] ==> [ Neurodex Tab] (confidence: 0.812)
[ Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10] ==> [ Neurodex Tab] (confidence: 0.815)
[ Paracetamol Tab Heff, Amlodipin 10 mg 10X10] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.815)
[ Neurodex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.815)
[ Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Neurodex Tab] (confidence: 0.816)
[ Voltadex Tab, Neurodex Tab] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.816)
[ Voltadex Tab, Metformin 500 HK 200g] ==> [ Neurodex Tab] (confidence: 0.818)
[ Paracetamol Tab Heff, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.820)
[ Voltadex Tab, Neurodex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.822)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab] ==> [ Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab] (confidence: 0.828)
[ Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.832)
[ Paracetamol Tab Heff, Neurodex Tab] ==> [ Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.832)
[ Paracetamol Tab Heff, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Voltadex Tab, Neurodex Tab] (confidence: 0.839)
[ Paracetamol Tab Heff, Amlodipin 10 mg 10X10] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.844)
[ Paracetamol Tab Heff, Metformin 500 HK 200g] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.844)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.844)
[ Voltadex Tab, Metformin 500 HK 200g] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.844)
[ Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.848)
[ Paracetamol Tab Heff, Neurodex Tab] ==> [ Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.851)
[ Voltadex Tab, Metformin 500 HK 200g] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.851)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.852)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab] ==> [ Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.852)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab] ==> [ Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.852)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Voltadex Tab, Neurodex Tab] (confidence: 0.852)
[ Paracetamol Tab Heff, Cefixime Tab Nulab] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.853)
[ Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.855)
[ Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.856)
[ Paracetamol Tab Heff, Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.856)
[ Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.860)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Metformin 500 HK 200g] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.862)
[ Neurodex Tab] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.864)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Amlodipin 10 mg 10X10] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.879)
[ Voltadex Tab, Neurodex Tab] ==> [ Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.881)
[ Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab] ==> [ Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.881)
[ Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Neurodex Tab] (confidence: 0.896)
[ Dexamethasone 0.75 HARSEN, Cefixime Tab Nulab] ==> [ Paracetamol Tab Heff] (confidence: 0.897)
[ Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab, Neurodex Tab] ==> [ Dexamethasone 0.75 HARSEN] (confidence: 0.897)
[ Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.899)
[ Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Neurodex Tab] (confidence: 0.903)
[ Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Neurodex Tab] (confidence: 0.912)
[ Paracetamol Tab Heff, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.925)
[ Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN] ==> [ Voltadex Tab] (confidence: 0.934)
```

Gambar 12. *Association Rules*

| No. | Primitives                                                | Conclusion                              | Support | Confidence | Lift  | Gain   | P-Value | LR    | Conclusion |
|-----|-----------------------------------------------------------|-----------------------------------------|---------|------------|-------|--------|---------|-------|------------|
| 1   | Voltadex Tab, Metformin 500 HK 200g                       | Dexamethasone 0.75 HARSEN               | 0.108   | 0.802      | 0.876 | -0.161 | 0.077   | 0.902 | 3.888      |
| 2   | Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN          | Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab      | 0.108   | 0.803      | 0.877 | -0.162 | 0.081   | 0.887 | 4.033      |
| 3   | Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN                   | Paracetamol Tab Heff                    | 0.104   | 0.804      | 0.867 | -0.284 | 0.086   | 0.405 | 3.402      |
| 4   | Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab                        | Neurodex Tab                            | 0.108   | 0.812      | 0.868 | -0.285 | 0.119   | 0.414 | 4.051      |
| 5   | Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10 | Neurodex Tab                            | 0.112   | 0.815      | 0.878 | -0.163 | 0.079   | 0.428 | 4.108      |
| 6   | Paracetamol Tab Heff, Amlodipin 10 mg 10X10               | Voltadex Tab                            | 0.118   | 0.815      | 0.877 | -0.171 | 0.078   | 0.433 | 3.958      |
| 7   | Neurodex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN                   | Paracetamol Tab Heff                    | 0.102   | 0.816      | 0.871 | -0.201 | 0.086   | 0.248 | 3.607      |
| 8   | Dexamethasone 0.75 HARSEN                                 | Neurodex Tab                            | 0.107   | 0.816      | 0.865 | -0.271 | 0.102   | 0.438 | 4.102      |
| 9   | Voltadex Tab, Neurodex Tab                                | Paracetamol Tab Heff                    | 0.108   | 0.816      | 0.868 | -0.263 | 0.088   | 0.441 | 3.921      |
| 10  | Voltadex Tab, Metformin 500 HK 200g                       | Neurodex Tab                            | 0.110   | 0.818      | 0.878 | -0.159 | 0.078   | 0.441 | 4.162      |
| 11  | Paracetamol Tab Heff, Dexamethasone 0.75 HARSEN           | Voltadex Tab                            | 0.111   | 0.820      | 0.878 | -0.160 | 0.072   | 0.248 | 3.895      |
| 12  | Voltadex Tab, Neurodex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN     | Paracetamol Tab Heff                    | 0.149   | 0.822      | 0.873 | -0.213 | 0.088   | 0.458 | 3.741      |
| 13  | Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab                       | Paracetamol Tab Heff, Voltadex Tab      | 0.112   | 0.828      | 0.879 | -0.159 | 0.084   | 0.406 | 4.068      |
| 14  | Voltadex Tab, Amlodipin 10 mg 10X10                       | Paracetamol Tab Heff                    | 0.130   | 0.832      | 0.876 | -0.163 | 0.082   | 0.408 | 3.967      |
| 15  | Paracetamol Tab Heff, Neurodex Tab                        | Voltadex Tab, Dexamethasone 0.75 HARSEN | 0.149   | 0.832      | 0.875 | -0.209 | 0.112   | 0.471 | 4.744      |
| 16  | Paracetamol Tab Heff, Dexamethasone 0.75 HARSEN           | Voltadex Tab, Neurodex Tab              | 0.149   | 0.838      | 0.875 | -0.207 | 0.112   | 0.474 | 4.889      |
| 17  | Paracetamol Tab Heff, Amlodipin 10 mg 10X10               | Voltadex Tab                            | 0.158   | 0.844      | 0.878 | -0.160 | 0.081   | 0.251 | 4.002      |
| 18  | Paracetamol Tab Heff, Metformin 500 HK 200g               | Voltadex Tab                            | 0.114   | 0.844      | 0.881 | -0.167 | 0.075   | 0.254 | 4.073      |
| 19  | Amlodipin 10 mg 10X10, Dexamethasone 0.75 HARSEN          | Paracetamol Tab Heff                    | 0.114   | 0.844      | 0.881 | -0.167 | 0.068   | 0.254 | 4.274      |
| 20  | Voltadex Tab, Cefixime Tab Nulab                          | Paracetamol Tab Heff                    | 0.122   | 0.846      | 0.881 | -0.167 | 0.074   | 0.255 | 4.328      |

Gambar 13. *Support dan Confidence*

Hasil penerapan algoritma *FP-Growth* menghasilkan 59 aturan asosiasi berdasarkan nilai minimum *support* 0.5 dan *confidence* 0.8. Gambar 12 menunjukkan hasil *frequent itemset* yang ditemukan, sementara pada gambar 13 merangkum aturan-aturan asosiasi dengan nilai *confidence* tertinggi.

Beberapa pola pembelian signifikan yang ditemukan meliputi:

- a. Jika kombinasi pembelian Amlodipin 10 mg 10X10 dan Neurodex Tab ditemukan, konsumen juga akan membeli Voltadex Tab, dengan nilai *support* yang diperoleh sebesar 13,1% dan *confidence* sebesar 96,7%, yang menunjukkan hubungan yang sangat kuat dalam pola pembelian konsumen.
- b. Jika konsumen membeli Neurodex Tab dan Dexamethasone 0.75 HARSEN, juga akan membeli Voltadex Tab maka akan diperoleh *support* sebesar 18,1% dan *confidence* sebesar 97,0%, yang menunjukkan pola pembelian yang sangat signifikan di antara kedua produk tersebut.
- c. Jika kombinasi Paracetamol Tab Meff, Amlodipin 10 mg 10X10, dan Neurodex Tab dibeli bersama dengan Voltadex Tab, maka *support* yang diperoleh adalah 11,2% dengan *confidence* 97,1%, yang memperlihatkan hubungan yang sangat kuat antara produk-produk ini dalam pola pembelian konsumen.
- d. Jika kombinasi Paracetamol Tab Meff, Neurodex Tab, dan Dexamethasone 0.75 HARSEN dibeli, maka akan membeli Voltadex Tab dengan *support* yang diperoleh adalah 14,9% dengan *confidence* 97,8%, yang memperkuat keterkaitan antara produk-produk ini yang sering dibeli bersama.
- e. Jika produk Amlodipin 10 mg 10X10, Neurodex Tab, dan Dexamethasone 0.75 HARSEN dibeli, maka dengan *support* 11.6% terdapat nilai *confidence* 100%, aturan ini menunjukkan bahwa setiap kali ketiga produk pertama dibeli, Voltadex Tab akan selalu ikut dibeli juga.

Hasil ini menunjukkan pola transaksi yang signifikan, yang dapat digunakan untuk

mengoptimalkan pengelolaan stok dan strategi pemasaran.

#### 4.6 Diskusi

Hasil penelitian berhasil memenuhi tujuan penelitian. Frequent itemsets yang ditemukan memberikan gambaran pola pembelian konsumen di Apotek XYZ, mendukung identifikasi itemsets yang sering muncul. Selain itu, aturan asosiasi yang dihasilkan memberikan panduan dalam mengelola stok obat dan menyusun strategi pemasaran berbasis data. Hasil penelitian ini sejalan dengan temuan [1] yang menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian. Strategi pemasaran berbasis pola transaksi dapat meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan. Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, termasuk penggunaan dataset dalam periode yang relatif singkat, yang mungkin tidak sepenuhnya mencerminkan pola pembelian jangka panjang. Selain itu, parameter algoritma seperti nilai minimum *support* dan *confidence* memengaruhi hasil yang diperoleh, sehingga eksplorasi lebih lanjut diperlukan untuk memvalidasi hasil dalam konteks yang lebih luas.

#### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis menggunakan algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan obat di Apotek XYZ, dapat disimpulkan beberapa poin penting sebagai berikut:

1. Identifikasi Pada Data Transaksi Pola Pembelian Konsumen: Algoritma *FP-Growth* berhasil mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan dengan *frequent itemsets* yang menunjukkan hubungan kuat di antara produk-produk tertentu. Misalnya, kombinasi antara Amlodipin 10 mg 10X10 dan Neurodex Tab, maka konsumen akan membeli Voltadex Tab yang memiliki *support* sebesar 13,1% dan *confidence* 96,7%, mengindikasikan keterkaitan yang kuat dalam pola pembelian konsumen.
2. Aturan Asosiasi yang Bernilai Tinggi: Hasil analisis menunjukkan aturan asosiasi dengan *confidence* tinggi,



termasuk kombinasi produk Amlodipin 10 mg, Neurodex Tab, dan Dexamethasone 0.75 HARSEN, yang secara konsisten diikuti oleh pembelian Voltadex Tab dengan *confidence* mencapai 100%. Aturan ini memberikan wawasan penting bagi apotek untuk memprioritaskan stok produk yang sering dibeli bersamaan.

3. Optimalisasi Pengelolaan Stok dan Strategi Pemasaran: Hasil analisis pola pembelian dapat digunakan untuk mendukung optimalisasi manajemen stok dan strategi pemasaran. Kombinasi produk-produk yang sering dibeli bersama dapat menjadi dasar untuk merancang promosi atau penempatan produk yang lebih strategis di apotek.
4. Dukungan bagi Keputusan Manajerial: Informasi pola pembelian yang dihasilkan dapat membantu apotek dalam mengambil keputusan berbasis data, seperti memastikan ketersediaan stok produk yang sering dibeli konsumen, meminimalkan risiko kekurangan stok, serta meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan pelanggan.
5. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam penerapan algoritma data mining, khususnya *FP-Growth*, untuk mendukung efisiensi pengelolaan stok dan strategi pemasaran di sektor farmasi. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan pada cakupan data yang hanya berasal dari satu apotek, sehingga pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan memperluas dataset atau menerapkan algoritma ini di berbagai jenis apotek untuk memperkuat generalisasi temuan.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Z. Ghassani, Asep Jamaludin, and Agung Susilo Yuda Irawan, "Market Basket Analysis Using the Fp-Growth Algorithm To Determine

- Cross-Selling," *J. Inform. Polinema*, vol. 7, no. 4, pp. 49–54, 2022, doi: 10.33795/jip.v7i4.508.
- [2] A. Ardiansyah, A. T. Zy, and A. Nugroho, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Obat (Studi Kasus Klinik Pratama Keluarga Kesehatan)," *JISAMAR (Journal ...)*, vol. 7, no. 3, pp. 777–788, 2023, doi: 10.52362/jisamar.v7i3.1163.
- [3] M. M. J. Basha, N. V.S, S. T. Wani, and P. V. S. Gogi, "Study of Inventory Management in Pharmaceuticals: A Review of COVID-19 Situation," *Int. J. Innov. Sci. Res. Technol.*, vol. 5, no. 8, pp. 366–371, 2020, doi: 10.38124/ijisrt20aug257.
- [4] J. P. B. Saputra, S. A. Rahayu, and T. Hariguna, "Market Basket Analysis Using FP-Growth Algorithm to Design Marketing Strategy by Determining Consumer Purchasing Patterns," *J. Appl. Data Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 38–49, 2023, doi: 10.47738/jads.v4i1.83.
- [5] A. Angelyna, A. Aulia Nugraha, K. Marwazia Shaliha, M. Humam Wahisyam, T. Kurnia Sandi, and A. Razif Andriyan, "Algoritma Frequent Pattern Growth pada Sistem Rekomendasi Film (The Frequent Pattern Growth Algorithm in the Film Recommendation System)," *Gunung Djati Conf. Ser.*, vol. 3, no. 2021, pp. 19–24, 2021.
- [6] A. Bahtiar and J. Tumiwa, "Implementasi Metode Frequent Pattern Growth Untuk Analisis Pola Penjualan Buku Pada Toko Graha Media," vol. XII, no. 2, pp. 22–32, 2023.
- [7] H. Taopik, "Sistem Informasi Pelayanan Pendaftaran Dan Rekam Medis Di Klinik Charina Medistra Berbasis Web," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, pp. 1234–1242, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3589.
- [8] F. Dwi Insani and H. Al Fatta, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Rekomendasi Item Paket Pada Konten Promosi Di Perusahaan Mu-Mart," *J. Bisnis Digit. dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 19–24, 2023.
- [9] A. Wijaya, A. Faqih, D. Solihudin, C. L. Rohmat, and S. Eka Permana, "Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Identifikasi Pola Pembelian," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3871–3878, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8270.
- [10] A. Triantono and A. Suryadi, "Analisis Penempatan Produk dengan Metode Market Basket Analysis dan Activity Relationship Chart (Studi Kasus : Sakinah Supermarket)," *Juminten*, vol. 2, no. 6, pp. 13–24, 2021, doi: 10.33005/juminten.v2i6.358.

- [11] L. S. R. Situmorang, M. S. Wahyuni, and M. Syaifuddin, "Implementasi Metode Fp-Growth Dalam Menganalisa Pola Penjualan Obat Pada Apotek," *J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 4, p. 362, 2022, doi: 10.53513/jursi.v1i4.5315.
- [12] S. Muntari, "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENGANALISA POLA PENJUALAN OBAT," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [13] T. A. Djabalul Lael and D. A. Pramudito, "Use of Data Mining for The Analysis of Consumer Purchase Patterns with The Fpgrowth Algorithm on Motor Spare Part Sales Transactions Data," *IAIC Trans. Sustain. Digit. Innov.*, vol. 4, no. 2, pp. 128–136, 2023, doi: 10.34306/itsdi.v4i2.582.
- [14] F. Achmad, O. Nurdiawan, and Y. Arie Wijaya, "Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–175, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6210.
- [15] P. Sari, L. I. Kesuma, A. F. Oklilas, and M. A. Buchari, "Simulasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Dalam Menentukan Rekomendasi Kodefikasi Barang Pada Transaksi Persediaan," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 1135–1152, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i1.3632.
- [16] F. Gullo, "From patterns in data to knowledge discovery: What data mining can do," *Phys. Procedia*, vol. 62, pp. 18–22, 2015, doi: 10.1016/j.phpro.2015.02.005.