

# ANALISIS POLA ASOSIASI PENJUALAN SEMBAKO DI TOKO SRIKANDI MENGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Eka Puspita Octavia Ningrum<sup>1</sup>, Nining Rahaningsih<sup>2</sup>, Raditya Danar Dana<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika<sup>1</sup>

Program Studi Komputerisasi Akuntansi<sup>2</sup>

Program Studi Manajemen Informatika<sup>3</sup>

STMIK IKMI Cirebon<sup>1,2,3</sup>

[puspitae526@gmail.com](mailto:puspitae526@gmail.com)<sup>1</sup>, [tugas02nining@gmail.com](mailto:tugas02nining@gmail.com)<sup>2</sup>, [radith\\_danar@yahoo.com](mailto:radith_danar@yahoo.com)<sup>3</sup>

**Abstract**— Pola pembelian produk di toko sembako menjadi faktor penting dalam pengelolaan stok dan strategi pemasaran. Toko Sembako Srikandi menghadapi tantangan dalam memahami kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, yang berpotensi menyebabkan ketidakefisienan operasional. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian berbasis data menggunakan algoritma FP-Growth pada data transaksi penjualan di Toko Sembako Srikandi. FP-Growth dipilih karena kemampuannya dalam mengolah data transaksi dalam jumlah besar untuk menemukan pola asosiasi yang signifikan. Analisis dilakukan dengan tiga parameter utama: support, confidence, dan lift. Hasil penelitian menunjukkan beberapa aturan asosiasi penting, seperti kombinasi "Minyak goreng, Mie instan, dan Bumbu penyedap" dengan confidence 0.500, serta "Beras, Sabun mandi, dan Sabun deterjen" dengan confidence 0.506. Kombinasi lain, seperti "Beras, Gula, dan Sabun mandi" (confidence 0.696) dan "Bumbu penyedap, Mie instan, dan Minyak goreng" (confidence 0.704), juga ditemukan. Nilai support, confidence, dan lift mencerminkan tingkat hubungan antarproduk yang berbeda. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian, memberikan wawasan strategis untuk pengelolaan stok dan pemasaran. Misalnya, produk yang sering dibeli bersama dapat ditempatkan berdekatan atau ditawarkan dalam promosi bundling. Dengan memahami pola pembelian, Toko Sembako Srikandi dapat mengoptimalkan operasional, meningkatkan efisiensi pengelolaan stok, dan meningkatkan kepuasan pelanggan. Penelitian ini memberikan dasar strategis untuk perencanaan pemasaran berbasis data di masa depan.

**Kata kunci** : Analisis asosiasi , Pola pembelian , Toko sembako srikandi.

**Abstract** - Product purchasing patterns at grocery stores are an important factor in stock management and marketing strategies. Srikandi Grocery Store faced challenges in understanding product

combinations that were often purchased together, which had the potential to cause operational inefficiencies. This research aims to identify data-based purchasing patterns using the FP-Growth algorithm on sales transaction data at the Srikandi Grocery Store. FP-Growth was chosen because of its ability to process large amounts of transaction data to find significant association patterns. Analysis was carried out with three main parameters: support, confidence, and lift. The research results show several important association rules, such as the combination of "Cooking oil, instant noodles, and seasonings" with a confidence of 0.500, and "Rice, bath soap, and detergent soap" with a confidence of 0.506. Other combinations, such as "Rice, Sugar, and Bathing Soap" (0.696 confidence) and "Condiments, instant noodles, and cooking oil" (0.704 confidence), were also found. Support, confidence, and lift values reflect different levels of relationship between products. These findings show that the FP-Growth algorithm is effective in identifying purchasing patterns, providing strategic insights for stock management and marketing. For example, products that are frequently purchased together can be placed nearby or offered in promotional bundling. By understanding purchasing patterns, Srikandi Grocery Store can optimize operations, increase stock management efficiency and increase customer satisfaction. This research provides a strategic basis for future data-based marketing planning.

**Keyword**: Association Analysis, FP-growth, Purchasing patterns, Srikandi grocery store.

## I. PENDAHULUAN

Pesatnya perkembangan di bidang Informatika telah membawa dampak besar pada berbagai aspek kehidupan, termasuk teknologi, bisnis, dan pendidikan. Dalam dunia bisnis, teknologi informasi dan komunikasi (TIK) kini menjadi elemen penting untuk meningkatkan efisiensi operasional sekaligus memperkuat daya saing perusahaan. Seiring bertambahnya volume data yang dihasilkan, kebutuhan untuk menganalisis

data semakin mendesak guna mengidentifikasi tren dan pola yang dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat. Penelitian ini berfokus pada penerapan algoritma FP-Growth untuk menganalisis asosiasi penjualan sembako salah satu sektor yang memegang peranan penting dalam perekonomian Indonesia. Melalui pemanfaatan teknologi analisis data, penelitian ini bertujuan untuk menemukan pola-pola pembelian yang dapat memberikan wawasan strategis guna meningkatkan efektivitas penjualan di Toko Srikandi [1].

Meskipun banyak penelitian telah dilakukan dalam bidang analisis data, masih terdapat kesenjangan dalam penerapan algoritma yang lebih kompleks seperti FP-Growth dalam konteks penjualan sembako. Banyak toko kecil dan menengah yang belum memanfaatkan analisis data untuk memahami perilaku konsumen mereka, sehingga kehilangan peluang untuk meningkatkan

penjualan dan efisiensi operasional. Selain itu, dengan adanya persaingan yang semakin ketat di sektor ritel, penting bagi pemilik usaha untuk mengadopsi strategi berbasis data yang dapat memberikan keunggulan kompetitif. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan menerapkan algoritma FP-Growth untuk menganalisis data penjualan dan memberikan rekomendasi yang berbasis data untuk meningkatkan kinerja Toko Srikandi [2].

Penelitian mengenai penerapan algoritma FP-Growth dalam analisis penjualan telah dilakukan dalam berbagai konteks, namun masih terdapat kesenjangan yang perlu diisi, terutama dalam sektor penjualan sembako. [1] mengembangkan aplikasi pedagang sembako berbasis Android, tetapi penelitian ini lebih fokus pada aspek teknis pengembangan sistem dan kurang menekankan pada analisis pola pembelian yang dapat dihasilkan dari data transaksi. Sementara itu, [3] telah menggunakan algoritma FP-Growth untuk memberikan rekomendasi menu makanan dan minuman, yang menunjukkan potensi algoritma ini dalam mengidentifikasi hubungan antarproduk. Namun, penelitian tersebut belum membahas secara mendalam penerapan algoritma dalam konteks penjualan sembako. Sementara itu, [4] menerapkan metode asosiasi dengan algoritma FP-Growth pada data penjualan, tetapi cakupan penelitian ini bersifat umum dan tidak secara spesifik membahas produk sembako. Akibatnya, potensi algoritma ini untuk mengoptimalkan sektor sembako belum tergalai secara maksimal. Hasil dari berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa meskipun algoritma FP-Growth telah diaplikasikan dalam beragam konteks, masih terdapat peluang besar untuk penelitian yang lebih terarah pada analisis penjualan sembako. Penelitian yang lebih spesifik ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam dan solusi aplikatif bagi pemilik toko, terutama dalam hal pengelolaan stok barang yang lebih efektif.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma FP-Growth dalam menganalisis pola asosiasi penjualan sembako di Toko Srikandi. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan

dapat memberikan wawasan yang berharga mengenai pola pembelian konsumen, serta membantu pemilik toko merancang strategi pemasaran yang lebih efektif. Hasil analisis ini juga diharapkan bermanfaat secara praktis bagi pengelolaan toko, khususnya dalam aspek pengelolaan inventaris dan pengambilan keputusan yang lebih terarah. Dengan memanfaatkan data yang tersedia, Toko Srikandi diharapkan dapat meningkatkan daya saingnya di tengah persaingan pasar yang semakin ketat, sekaligus memenuhi kebutuhan konsumen secara lebih optimal dan tepat sasaran [5].

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menerapkan algoritma FP-Growth untuk menganalisis data penjualan. Data yang digunakan berasal dari transaksi penjualan di Toko Srikandi dalam rentang waktu tertentu. Proses analisis akan dilakukan menggunakan perangkat lunak yang mendukung penerapan algoritma FP-Growth untuk mengidentifikasi pola asosiasi antara produk-produk yang sering dibeli secara bersamaan. Pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan temuan yang akurat dan relevan, sehingga dapat memberikan wawasan yang bernilai dalam konteks penelitian ini [6].

Jika tujuan penelitian ini tercapai, hasil yang diperoleh akan memberikan kontribusi signifikan terhadap pemahaman tentang perilaku konsumen dalam konteks penjualan sembako. Temuan dari analisis ini dapat digunakan oleh para praktisi untuk mengoptimalkan strategi pemasaran. Penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan manfaat praktis seperti membantu toko dalam menentukan penempatan produk yang lebih strategis dan merancang promosi yang lebih tepat sasaran. Selain itu, hasil penelitian ini dapat menjadi referensi berharga bagi peneliti lain yang ingin mengeksplorasi lebih jauh penerapan algoritma FP-Growth dalam berbagai konteks berbeda. Dengan memanfaatkan pola pembelian yang teridentifikasi, toko dapat melakukan manajemen stok yang lebih efisien dan merespons permintaan pasar dengan lebih baik. Hal ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa penerapan algoritma FP-Growth dapat meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan data penjualan dan membantu dalam pengambilan keputusan yang lebih baik [7], [8], [4].

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. *Fp-Growth*

Salah satu algoritma dalam metode data mining asosiatif yaitu algoritma FP-Growth. Sebagai salah satu perkembangan dari metode Apriori, algoritma FP-Growth bisa dimanfaatkan guna mengidentifikasi item data yang paling sering muncul (Frequent itemset) didalam kumpulan data sebelum memodifikasi elemen struktur data [14]. Algoritma FP-Growth dapat dengan mudah menyelesaikan kumpulan item yang sering muncul dengan menggunakan FP-tree. Dengan demikian, algoritma FP-Growth menjadi lebih efektif dibandingkan dengan algoritma Apriori [15]. [9].

### B. Knowledge Discovery in Database (KDD)

Metode analisa data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan metode Knowledge Discovery In Database (KDD), dengan beberapa tahap mulai dari Data Selection, Data Preprocessing, Data Transformation, data mining, hingga evaluation. [10]

#### 1) Data Selection

Proses penghapusan atribut dilakukan pada aplikasi rapidminer dengan operator select attributes, sebelumnya dataset di import ke dalam rapidminer menggunakan operator read excel. Setelah atribut dipilih, dilakukan perubahan tipe data atribut tersebut menggunakan operator set rule.[10]

#### 2) Data Preprocessing

Data Preprocessing merupakan pengolahan awal data yang berupa proses menyiapkan data yang relevan dan cocok untuk digunakan dalam proses perhitungan. Pengolahan dilakukan dengan melakukan pembersihan data, pemilihan *field*, dan transformasi data. Pembersihan data dilakukan dengan menghilangkan data yang ganda, inkonsisten, dan kosong. Pemilihan *field* dilakukan untuk memilih *field* yang dibutuhkan dalam pemodelan. Transformasi data dilakukan dengan mengubah data menjadi binominal sehingga dapat dilakukan analisis data.[11].

#### 3) Data Transformation

*Data Transformation* merupakan proses untuk mentransformasikan data kedalam bentuk data numerik. Proses ini bertujuan agar dapat mempermudah dalam pemrosesan data.[12]

#### 4) Data Mining

Data mining merupakan proses untuk mengekstraksi sebuah pola dari sebuah data. Proses ini dilakukan dengan menggunakan metode dan algoritma yang dimiliki oleh *data mining*. [12]

#### 5) Evaluation

Tahap Evaluation digunakan untuk mengidentifikasi pola-pola menarik kedalam knowledge based yang ditemukan.[13][14]

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### 1) Jumlah dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 420 transaksi penjualan yang tercatat di Toko Sembako Srikandi. Setiap transaksi mencakup pembelian berbagai item kebutuhan pokok, seperti Beras, Minyak Goreng, Telur Ayam, Sabun

Deterjen, Mie Instan, Kopi, Gula, Bumbu Penyedap, Sabun Mandi, dan Shampoo.

#### 2) Cara Pengumpulan Dataset

##### a Sumber Data

Data dikumpulkan dari sistem penjualan di Toko Sembako Srikandi, yang mencatat setiap transaksi yang dilakukan oleh pelanggan.

##### b Proses pengumpulan data

Setiap transaksi dicatat dalam format tabel, di mana setiap baris mewakili satu transaksi dan kolom-kolom menunjukkan item yang dibeli. Penggunaan angka "1" menunjukkan bahwa item tersebut dibeli dalam transaksi, sedangkan angka "0" menunjukkan bahwa item tersebut tidak dibeli.

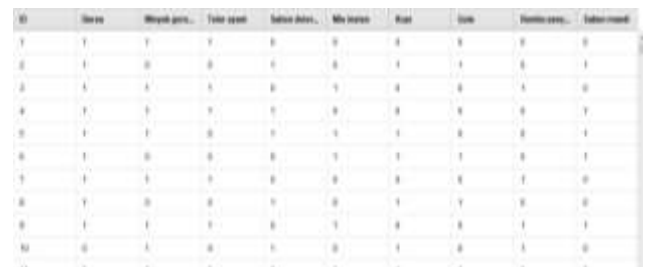
##### c Pengolahan Data

Setelah pengumpulan data, dilakukan proses pembersihan dan validasi untuk memastikan data yang digunakan dalam analisis adalah akurat dan relevan. Data yang tidak konsisten atau duplikat dihapus, dan atribut yang tidak relevan untuk analisis lebih lanjut diabaikan. Dataset kemudian digunakan untuk analisis pola pembelian menggunakan algoritma FP-Growth

### IV. IMPLEMENTASI DAN HASIL

#### A. Implementasi Dan Hasil

##### 1) Selection



| ID | Beras | Minyak goreng | Telur ayam | Sabun Deterjen | Mie instan | Kopi | Gula | Bumbu penyedap | Sabun Mandi |
|----|-------|---------------|------------|----------------|------------|------|------|----------------|-------------|
| 1  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 2  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 3  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 4  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 5  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 6  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 7  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 8  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 9  | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |
| 10 | 1     | 1             | 1          | 1              | 1          | 1    | 1    | 1              | 1           |

Gambar 1. Output Operator Read Excel

Gambar 1. memperlihatkan dataset transaksi di toko Sembako Srikandi, yang mencatat beberapa item kebutuhan pokok yang dibeli pelanggan. Setiap baris mewakili transaksi berbeda, sementara kolom-kolomnya menggambarkan item seperti *Beras, Minyak Goreng, Telur Ayam, Sabun Deterjen, Mie Instan, Kopi, Gula, Bumbu Penyedap, dan Sabun Mandi*. Angka "1" menunjukkan bahwa item tersebut ada dalam transaksi, sedangkan angka "0" menunjukkan item tidak ada dalam transaksi.

Dataset transaksi di toko Sembako Srikandi, yang mencatat beberapa item kebutuhan pokok yang dibeli pelanggan. Setiap

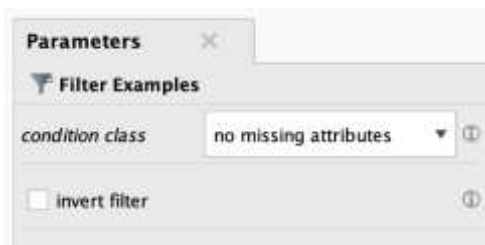
baris mewakili transaksi berbeda, sementara kolom-kolomnya menggambarkan item seperti *Beras, Minyak Goreng, Telur Ayam, Sabun Deterjen, Mie Instan, Kopi, Gula, Bumbu Penyedap, dan Sabun Mandi*. Angka "1" menunjukkan bahwa item tersebut ada dalam transaksi, sedangkan angka "0" menunjukkan item tidak ada dalam transaksi.

## 2) Preprocessing

Setelah data berhasil dibaca menggunakan driver Read Excel, tahap selanjutnya adalah melakukan preprocessing data. Melakukan seleksi atribut (*select attributes*) untuk memilih fitur-fitur yang relevan dan signifikan guna mengurangi dimensi data yang tidak diperlukan. Tahapan preprocessing yang akan diterapkan mencakup langkah-langkah berikut:

### a) Remove Missing Value

Pada tahap ini, operator Filter Example akan digunakan untuk memfilter data transaksi penjualan di Toko Sembako Srikandi berdasarkan kondisi tanpa atribut kosong.



Gambar 2. Parameter Operator Filter Example

Gambar 2. menunjukkan antarmuka pengguna pada panel "Parameters" yang berisi opsi filter. Di dalamnya terdapat tombol "Add Filter" untuk menambahkan filter, pilihan "Condition Class" dengan opsi "No Missing Attributes" yang memastikan hanya data yang tidak memiliki atribut kosong yang dipilih, serta kotak centang "Invert Filter" yang, jika diaktifkan, akan membalikkan kondisi filter yang telah dipilih.

### b) Remove Duplicates

Langkah ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menghapus transaksi yang memiliki nilai yang identik di semua atribut. Dengan mengeliminasi data yang terduplikasi, dataset yang dihasilkan akan lebih bersih dan lebih representatif, sehingga dapat meningkatkan keandalan hasil analisis. Dan ini hasilnya:



Gambar 3. Parameter Operator Remove Duplicates

Gambar 3. menunjukkan tampilan panel *Parameters* operator *Remove Duplicates*. Parameter filter type digunakan untuk memilih jenis atribut yang akan difilter pada dataset, dalam penelitian ini akan di *set* ke "all" sehingga semua atribut pada *dataset* akan diperiksa untuk duplikasi. Parameter *Treat missing values as duplicates* diaktifkan, yang berarti nilai yang hilang (*missing values*) akan dianggap sebagai duplikat.

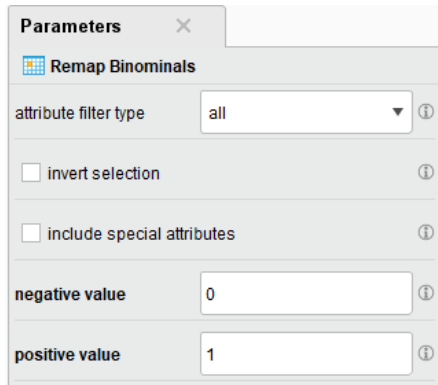
### c) Select Attributes



Gambar 4. Select Attributes.

Gambar 4. memperlihatkan tampilan antarmuka pemilihan atribut dalam operator *Select Attributes*. Pada tahap ini, atribut-atribut yang relevan dapat dipilih dari daftar atribut yang tersedia. Di sebelah kiri, terdapat kolom "Attributes" yang menampilkan atribut "ID", sementara di sebelah kanan, pada kolom "Selected Attributes", terdapat beberapa atribut yang telah dipilih, yaitu *Beras, Bumbu penyedap, Gula, Kopi, Mie instan, Minyak goreng, Sabun deterjen, Sabun mandi, Shampoo, dan Telur ayam*. Tombol panah yang terletak di tengah digunakan untuk memindahkan atribut antara kolom "Attributes" dan "Selected Attributes". Setelah atribut yang relevan dipilih, pilihan dapat diterapkan dengan menekan tombol "Apply" atau dibatalkan dengan tombol "Cancel". Proses pemilihan atribut ini bertujuan untuk memfokuskan analisis asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* pada atribut-atribut yang memiliki relevansi tinggi dalam dataset penjualan sembako Toko Srikandi.

3) Transformation



Gambar 5. Remap Binominals

Gambar 5. menunjukkan konfigurasi parameter untuk Remap Binominals, yang digunakan dalam analisis data untuk mengatur ulang nilai atribut biner. Parameter ini mencakup Attribute Filter Type, yang menentukan jenis atribut yang akan difilter (seperti *all* untuk semua atribut). Selain itu, terdapat pengaturan untuk nilai biner, yaitu *Negative Value* untuk mendefinisikan nilai negatif (contoh: 0) dan *Positive Value* untuk nilai positif (contoh: 1). Hasil transformasi pada data dapat di lihat pada gambar 4.11 di bawah ini

| Beras | Minyak goreng | Telur ayam | Sabun deterj... | Mie instan | Kopi  | Gula  | Bumbu penyedap | Sabun mandi | Shampoo |
|-------|---------------|------------|-----------------|------------|-------|-------|----------------|-------------|---------|
| true  | true          | true       | false           | false      | false | false | false          | false       | false   |
| true  | false         | false      | true            | false      | true  | true  | false          | true        | true    |
| true  | true          | true       | false           | true       | false | false | true           | false       | false   |
| true  | true          | true       | true            | false      | false | false | false          | true        | false   |
| true  | true          | false      | true            | true       | true  | false | false          | true        | true    |
| true  | false         | false      | false           | true       | true  | true  | false          | true        | true    |
| true  | true          | true       | false           | false      | false | false | true           | false       | false   |
| true  | false         | false      | true            | false      | true  | true  | false          | false       | false   |
| true  | true          | true       | false           | true       | false | false | true           | true        | true    |
| false | true          | false      | true            | false      | true  | false | true           | false       | false   |

Gambar 6. Hasil Transformasi Data

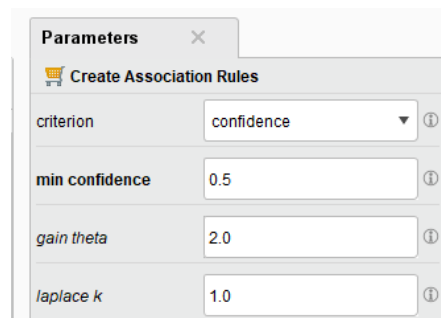
Gambar 6. menunjukkan hasil transformasi data pada atribut, seperti Beras, Minyak Goreng, Telur Ayam, Sabun Deterjen, Mie Instan, Kopi, Gula, Bumbu Penyedap, Sabun Mandi, dan Shampoo. Nilai *true* menunjukkan bahwa item tersebut ada dalam transaksi (terjual), sedangkan *false* menunjukkan sebaliknya.

4) Data Mining



Gambar 7. Parameter Operator Fp-Growth

Gambar 7. menunjukkan pengaturan parameter untuk algoritma FP-Growth yang digunakan dalam analisis asosiasi di data mining. Min support diatur ke 0.4, yang berarti itemset harus muncul dalam setidaknya 40% dari semua transaksi agar dianggap sering. Pengaturan ini membantu menemukan pola frekuensi dalam data dengan efisien menggunakan algoritma FP-Growth.



Gambar 8. Parameter Create Association Rules.

Gambar 8. menunjukkan pengaturan parameter pada operator "Create Association Rules" dalam analisis data mining. Parameter *min confidence* diatur ke 0.5, menunjukkan bahwa aturan yang dihasilkan harus memiliki tingkat kepercayaan minimal 50%. Parameter *gain theta* diatur ke 2.0 (*default configuration*), yang dapat digunakan untuk mengontrol perhitungan gain dalam evaluasi aturan. Laplace k diatur ke 1.0 (*default configuration*), yang membantu dalam perhitungan koreksi Laplace untuk menghindari probabilitas nol dalam estimasi aturan. Pengaturan ini memastikan aturan yang dihasilkan memiliki kepercayaan tinggi dan signifikan dalam data yang dianalisis.

5) *Evaluation/Interpretation*

**Association Rules**

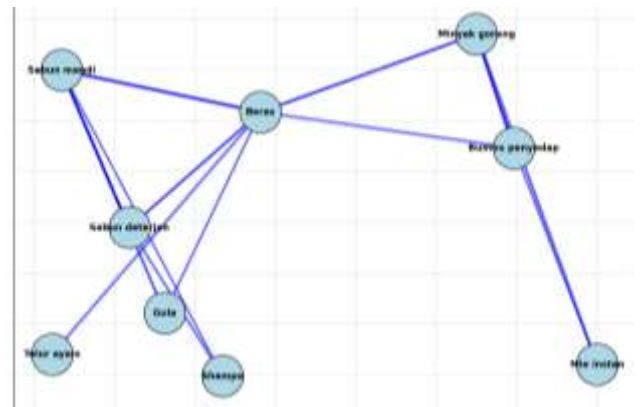
```
Association Rules
[Minyak goreng, Mie instan] --> [Bumbu penyedap] (confidence: 0.500)
[Beras, Sabun mandi] --> [Sabun deterjen] (confidence: 0.506)
[Beras, Bumbu penyedap] --> [Minyak goreng] (confidence: 0.506)
[Sabun mandi] --> [Beras] (confidence: 0.509)
[Sabun deterjen, Shampo] --> [Sabun mandi] (confidence: 0.515)
[Beras, Mie instan] --> [Minyak goreng] (confidence: 0.529)
[Sabun deterjen, Sabun mandi] --> [Beras] (confidence: 0.530)
[Sabun mandi, Gula] --> [Beras] (confidence: 0.534)
[Telur ayam] --> [Beras] (confidence: 0.544)
[Beras, Sabun deterjen] --> [Sabun mandi] (confidence: 0.564)
[Sabun mandi, Shampo] --> [Sabun deterjen] (confidence: 0.565)
[Bumbu penyedap] --> [Minyak goreng] (confidence: 0.570)
[Telur ayam, Bumbu penyedap] --> [Beras] (confidence: 0.587)
[Sabun mandi, Telur ayam] --> [Beras] (confidence: 0.593)
[Minyak goreng, Telur ayam] --> [Beras] (confidence: 0.597)
[Beras, Gula] --> [Sabun mandi] (confidence: 0.696)
[Bumbu penyedap, Mie instan] --> [Minyak goreng] (confidence: 0.704)
```

Gambar 9. Hasil Association Rules.

Gambar 9. menunjukkan Association Rules yang terbentuk pada dataset transaksi penjualan sembako di toko Srikandi dengan pengaturan support sebesar 40% dan confidence 50%. Berdasarkan Association Rules yang terbentuk, berikut adalah item-item yang sering dibeli secara bersamaan berdasarkan Association Rules yang di tunjukan pada gambar 4.16:

- Minyak goreng , Mie instan --> Bumbu penyedap (Confidence: 0.500) Kombinasi Minyak goreng dan Mie instan sering dibeli bersama dengan Bumbu penyedap.
- Beras , Sabun mandi -- > Sabun deterjen (Confidence : 0.506) Kombinasi Beras dan Sabun mandi sering dibeli bersama dengan Sabun deterjen.
- Beras , Bumbu penyedap -- > Minyak goreng (Confidence: 0.506) Kombinasi Beras dan Bumbu penyedap sering dibeli bersama Minyak goreng.
- Sabun mandi -- > Beras (Confidence:0.509) Kombinasi Sabun mandi sering dibeli bersama dengan Beras
- Sabun deterjen , Shampo -- > Sabun mandi (Confidence : 0.515) Kombinasi Sabun deterjen dan Shampo sering dibeli dengan Sabun mandi
- Beras , Mie instan -- > Minyak goreng (Confidence : 0.529)
- Kombinasi Beras dan Mie instan sering dibeli dengan Minyak goreng
- Sabun deterjen , Sabun mandi -- > Beras (Confidence : 0.530) Kombinasi Sabun deterjen dan Sabun mandi sering dibeli dengan Beras
- Sabun mandi , Gula -- > Beras (Confidence : 0.534) Kombinasi Sabun mandi dan Gula sering dibeli dengan Beras
- Telur ayam --> Beras (Confidence : 0.544) Kombinasi Telur ayam sering dibeli dengan Beras
- Beras , Sabun deterjen --> Sabun mandi (Confidence : 0.564) Kombinasi Beras dan Sabun deterjen sering dibeli dengan Sabun mandi

- Sabun mandi , Shampo -- > Sabun deterjen (Confidence : 0.565) Kombinasi Sabun mandi dan Shampo sering dibeli dengan Sabun deterjen
- Bumbu penyedap -- > Minyak goreng (Confidence : 0.570) Kombinasi Bumbu penyedap sering dibeli dengan Minyak goreng
- Telur ayam , Bumbu penyedap -- > Beras (Confidence : 0.587) Kombinasi Telur ayam sering dibeli dengan Beras
- Sabun mandi , Telur ayam -- > Beras (Confidence : 0.593) Kombinasi Sabun dan Telur ayam sering dibeli dengan Beras
- Minyak goreng , Telur ayam -- > Beras (Confidence : 0.597) Kombinasi Minyak goreng dan Telur ayam sering dibeli dengan Beras
- Beras , Gula -- > Sabun mandi (Confidence : 0.696) Kombinasi Beras dan Gula sering dibeli dengan Sabun mandi
- Bumbu penyedap , Mie instan -- > Minyak goreng (Confidence : 0.704) Kombinasi Bumbu penyedap dan Mie instan sering dibeli dengan Minyak goreng.



Gambar 10. Visualisasi Grafis.

Gambar 10. menunjukkan visualisasi grafis dari aturan asosiasi yang terbentuk dalam analisis data transaksi penjualan sembako di Toko Srikandi. Hubungan antarproduk ditampilkan dalam bentuk jaringan dengan ketebalan garis yang menunjukkan tingkat confidence dari asosiasi antarproduk.

**B. Perbandingan Hasil FP-Growth Dan Apriori Dalam Analisis Pola Pembelian Sembako**

1) *Akurasi Hasil*

a) *Hasil FP-Growth:*

Beberapa aturan asosiasi yang ditemukan dengan confidence tinggi, seperti: "Beras, Gula → Sabun mandi" (Confidence: 0.696)

"Bumbu penyedap, Mie instan → Minyak goreng"  
(Confidence: 0.704)

Hasil menunjukkan pola pembelian yang signifikan dan memberikan wawasan strategis untuk pengelolaan stok dan pemasaran.

*b Hasil Apriori:*

Beberapa aturan asosiasi yang ditemukan, seperti:  
"Beras, Gula → Sabun mandi" (Support: 0.69,  
Confidence: 0.696)

"Bumbu penyedap, Mie instan → Minyak goreng"  
(Support: 0.70, Confidence: 0.704)

Hasil juga menunjukkan pola pembelian yang valid, tetapi mungkin tidak sekomprensif hasil dari FP-Growth.

*2) Kecepatan Pemrosesan*

*a FP-Growth:*

Memproses data dengan lebih cepat berkat penggunaan struktur FP-tree, yang mengurangi jumlah pemindaian data yang diperlukan.

Dapat menangani dataset besar dengan lebih efisien, menghasilkan hasil yang lebih cepat.

*b Apriori:*

Cenderung lebih lambat dalam memproses data, terutama pada dataset besar, karena memerlukan beberapa pemindaian untuk menghitung frekuensi itemset.

Proses pemindaian berulang dapat memperlambat analisis, yang mungkin mempengaruhi waktu eksekusi.

*3) Kompleksitas Komputasi*

*a FP-Growth:*

Memiliki kompleksitas komputasi yang lebih rendah, terutama pada dataset besar, berkat pendekatan divide-and-conquer untuk membangun FP-tree.

Mengurangi overhead komputasi dan memungkinkan pemrosesan yang lebih efisien.

*b Apriori:*

Memiliki kompleksitas komputasi yang lebih tinggi karena harus menghitung semua kombinasi itemset secara berulang.

Memerlukan lebih banyak memori dan waktu CPU, yang dapat menyebabkan kinerja yang lebih lambat.

Hasil FP-Growth menunjukkan pola asosiasi yang lebih kaya dan lebih banyak kombinasi produk yang sering dibeli bersama, dengan confidence yang tinggi, memberikan wawasan yang lebih baik untuk pengelolaan stok dan strategi pemasaran. Hasil Apriori juga valid, tetapi mungkin tidak sekomprensif dan seakurat hasil dari FP-Growth, terutama

dalam hal kecepatan pemrosesan dan kompleksitas komputasi. Oleh karena itu, pemilihan algoritma FP-Growth dalam analisis pola pembelian sembako lebih dibenarkan, karena memberikan hasil yang lebih baik dan lebih relevan untuk pengambilan keputusan di Toko Sembako Srikandi.

**V. KESIMPULAN**

*1) Kesimpulan*

Berdasarkan penelitian yang dilakukan mengenai pola penjualan di Toko Sembako Srikandi, penggunaan algoritma FP-Growth berhasil mengungkap pola penjualan yang signifikan. Hasil dari analisis ini menunjukkan adanya keterkaitan yang jelas antara produk-produk yang sering dibeli bersamaan, memberikan informasi berharga untuk mengoptimalkan strategi pemasaran dan pengelolaan stok. Berikut adalah dua kesimpulan utama dari penelitian ini:

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma FP-Growth untuk menganalisis data penjualan sembako di Toko Sembako Srikandi. Algoritma ini efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian produk berdasarkan kombinasi item yang sering dibeli bersama. Dengan menggunakan metode Knowledge Discovery in Database (KDD), FP-Growth berhasil menggali pola-pola asosiasi yang tersembunyi dalam data transaksi penjualan, seperti hubungan antara "Minyak goreng, Mie instan → Bumbu penyedap" dan "Beras, Sabun mandi → Sabun deterjen." Algoritma ini memungkinkan pengelolaan data yang lebih efisien dan dapat dijadikan dasar untuk pengambilan keputusan berbasis data.

Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth berhasil mengidentifikasi berbagai pola penjualan yang signifikan di Toko Sembako Srikandi. Beberapa kombinasi produk yang sering dibeli bersama, seperti "Beras, Gula → Sabun mandi" dan "Bumbu penyedap, Mie instan → Minyak goreng," terungkap melalui analisis asosiasi. Temuan ini memberikan wawasan yang berharga dalam merancang strategi pemasaran, pengelolaan stok, serta penempatan produk di rak toko yang lebih efisien dan sesuai dengan preferensi pelanggan. Dengan demikian, algoritma FP-Growth membantu toko untuk meningkatkan efektivitas operasional dan kepuasan pelanggan melalui analisis data yang berbasis pola pembelian.

*2) saran*

Disarankan untuk melakukan penelitian dengan menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam untuk mendapatkan hasil yang lebih representatif dan akurat.

Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan parameter yang berbeda dalam algoritma FP-Growth, seperti nilai support dan confidence yang bervariasi, untuk melihat bagaimana perubahan ini mempengaruhi hasil analisis.

**REFERENCES**

- [1] M. R. Julianti, Z. Hakim, and T. Ardiyan, "Aplikasi Pedagang Sembako Online Berbasis Android," *Acad. J. Comput. Sci. Res.*, vol. 3, no. 1, pp. 11–15, 2021, doi: 10.38101/ajcsr.v3i1.330.
- [2] S. Sofia, F. L. Suryaningrum, and S. Subekti, "Peran Penyuluh Pada Proses Adopsi Inovasi Petani Dalam Menunjang Pembangunan Pertanian," *Agribios*, vol. 20, no. 1, p. 151, 2022, doi: 10.36841/agribios.v20i1.1865.
- [3] N. Nuri, N. Suarna, and W. Prihartono, "Penerapan Algoritma Frequent Pattern-Growth Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3773–3780, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8278.
- [4] S. Herdyansyah, E. H. Hermaliani, L. Kurniawati, and S. R. Sri Rahayu, "Analisa Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Fp-Growth Terhadap Data Penjualan (Study Kasus Toko Berkah)," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 127–133, 2020, doi: 10.31294/jki.v8i2.9277.
- [5] A. Wibowo, "Analisa Dan Visualisasi Data Penjualan Menggunakan Exploratory Data Analysis Pada PT. Telkominfra," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 3, pp. 2292–2304, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i3.2737.
- [6] B. Berlilana, R. Utami, and W. M. Baihaqi, "Pengaruh Teknologi Informasi Revolusi Industri 4.0 terhadap Perkembangan UMKM Sektor Industri Pengolahan," *Matrix J. Manaj. Teknol. dan Inform.*, vol. 10, no. 3, pp. 87–93, 2020, doi: 10.31940/matrix.v10i3.1930.
- [7] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1260.
- [8] A. Sari, A. Faqih, and S. Anwar, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Menentukan Pola Pembelian Pelanggan," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3258–3265, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8168.
- [9] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. Dienwati Nuris, "Penerapan Asosiasi Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Pola Transaksi Penjualan Di Toko Roti," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 353–359, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6299.
- [10] 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.
- [11] D. A. Istiqomah, Yuli Astuti, and Siti Nurjanah, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Dan Apriori Untuk Persediaan Produk," *J. Inform. Polinema*, vol. 8, no. 2, pp. 37–42, 2022, doi: 10.33795/jip.v8i2.845.
- [12] N. Salsabila, N. Sulistiyowati, and T. N. Padilah, "Pencarian Pola Pemakaian Obat Menggunakan Algoritma FP-Growth," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 120–128, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4187.
- [13] 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.
- [14] I. Indah and I. Ali, "Penerapan Algoritma Fp Growth Untuk Mendukung Pola Pembelian Sembako Di Toko Uci," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1643–1650, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9004.