

## ANALISIS POLA TRANSAKSI PEMBELIAN PADA BISNIS FOOD AND BEVERAGE MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Rafly Fansuri, Edi Tohidi, Edi Wahyudin, Kaslani, Iin.

Teknik Informatika, STMIK IKMI CIREBON

Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat

rofikoalfarabi@gmail.com

### ABSTRAK

Dalam dunia *Food and Beverage* yang sangat kompetitif saat ini, perusahaan-perusahaan dihadapkan pada tekanan untuk terus mengembangkan strategi-strategi kreatif dalam menjalankan operasi mereka. Salah satu strategi yang dapat digunakan dalam meningkatkan kinerja penjualan adalah *cross-selling*, yaitu taktik menjual produk tambahan yang berkaitan dengan produk yang telah dibeli oleh pelanggan, dengan tujuan meningkatkan omset penjualan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi hubungan antara produk-produk yang sering dibeli oleh pelanggan dan bagaimana pola pembelian mereka dianalisis. Data penjualan dari French Bakery Sales digunakan dalam penelitian ini. Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah alat yang digunakan dalam metodologi penelitian ini untuk data mining asosiasi. Data transaksi penjualan dikumpulkan, atribut yang relevan dipilih, data dipreprocessing, proses asosiasi dataset, dan evaluasi pola yang terbentuk adalah semua langkah dalam proses penelitian ini. penelitian ini menghasilkan 8 aturan asosiasi menggunakan nilai *minimum support* 0,08 dan *confidence* 0,5 dengan 10 produk pembentuk. Aturan-aturan ini memiliki potensi untuk mendukung strategi *cross-selling* dengan lebih mudah dan efisien. Aturan-aturan ini memberikan informasi yang detail mengenai pola pembelian produk oleh konsumen, serta memperkirakan tingkat peluang keberhasilan strategi *cross-selling*.

**Kata kunci :** *Cross Selling, Fp-growth, Asosiasi*

### 1. PENDAHULUAN

Dewasa ini peningkatan jumlah bisnis di sektor penjualan makanan dan minuman membuat para pelaku bisnis perlu berfikir kreatif untuk memasarkan produk andalan mereka kepada setiap pelanggan, termasuk pelanggan baru maupun pelanggan yang sudah berlangganan. Ketersediaan berbagai pilihan menu dapat memperpanjang proses pemesanan, karena konsumen mungkin merasa kesulitan dalam memilih menu yang paling cocok untuk mereka. Oleh karena itu, para penjual diharapkan mampu memberikan rekomendasi yang akurat agar proses pemesanan dapat berjalan lebih efisien, sambil tetap memastikan kepuasan pelanggan terhadap pilihan menu tersebut. Selain itu, popularitas suatu menu di kalangan konsumen dapat menyebabkan peningkatan permintaan terhadap bahan-bahan yang digunakan dalam menu tersebut. Oleh karena itu, para penjual perlu memiliki pemahaman yang baik tentang menu yang paling diminati oleh konsumen untuk dapat mengelola persediaan bahan dengan efektif [1].

Penggunaan teknologi informasi dan perkembangan analisis data telah membawa dampak besar pada berbagai aspek bisnis, termasuk dalam bisnis *F&B (Food and Beverage)*. Salah satu area yang menjadi perhatian dalam bisnis *F&B (Food and Beverage)* adalah analisis pola pembelian produk oleh pelanggan. Dalam lingkungan bisnis yang semakin kompetitif, oleh karena itu perusahaan perlu mengambil keputusan yang lebih tepat dalam hal strategi penjualan yang lebih luas. Hal ini membuat perusahaan harus memiliki pemahaman yang mendalam tentang bagaimana pelanggan berbelanja dan pola pembelian mereka. Sehingga perlu dilakukan

metode *Market Basket Analysis* untuk mengetahui bagaimana pola pembelian konsumen.

Penelitian sebelumnya dengan judul “Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma FP-Growth” yang dilakukan oleh Achmad pada tahun 2023 mengilustrasikan data yang dianalisis dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan yang diperoleh dari CV Harmoni Medicine Indonesia selama periode tiga tahun yaitu mulai tanggal 1 Januari 2020 sampai dengan tanggal 31 Desember 2023. Dataset ini berisi 9.844 entri data dengan 10 atribut terkait.[2]. Penelitian terdahulu dengan judul “Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger” yang dilakukan oleh Ulfa dan Rachmatullah pada tahun 2023 menjelaskan terdapat 22 peraturan yang terdiri dari 2 peraturan asosiasi yang memenuhi ambang batas *support* sebanyak 20%, serta 2 peraturan yang memenuhi ambang batas *confidence* sebanyak 30%. Dalam kumpulan peraturan tersebut, terdapat beberapa yang memberikan wawasan tambahan mengenai pola pembelian konsumen. Temuan ini mengindikasikan potensi *Algoritma FP-Growth* dalam memberikan dukungan bagi pemilik toko dalam pemahaman lebih mendalam mengenai pola pembelian yang dilakukan oleh pelanggan mereka [3]. Penelitian lain yang dilakukan oleh anggrawan pada tahun 2021 menjelaskan mengenai perbandingan antara *Algoritma FP-Growth* dan *Apriori* dimana *algoritma FP-Growth* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma *Apriori* dalam hal akurasi [4].

Tujuan penelitian ini adalah sebagai strategi penjualan bagi para pelaku bisnis *F&B (Food and Beverage)* yang mana perlu mengambil keputusan secara tepat dalam menghadapi persaingan yang ketat dan dinamika pasar yang berubah-ubah. Metode *Market Basket Analysis* dapat digunakan untuk mengetahui bagaimana pola pembelian konsumen. Data penjualan yang terus mengalir dapat menjadi sumber informasi yang berharga, tetapi perlu alat dan metodologi yang sesuai untuk menggali wawasan yang berarti dari data tersebut. Dengan menggunakan data transaksi penjualan *french bakery* maka dapat dilakukan asosiasi untuk mencari pola transaksi pembelian produk *french bakery* dengan mencari nilai *support* dan *confidence* yang dapat disimpulkan guna mengidentifikasi strategi bisnis yang efektif dalam segi operasional.

Dalam penelitian ini, diterapkan pendekatan *KDD (Knowledge Discovery in Databases)*, yang merupakan suatu metodologi untuk melakukan ekstraksi pengetahuan yang bernilai dari dataset yang bersifat kompleks dan besar. Metodologi *KDD* ini melibatkan serangkaian langkah yang dimulai dengan *data selection*, *data preprocessing*, *data transformation*, *data mining*, hingga *evaluation*[5]. Metode penelitian yang diterapkan adalah pendekatan eksperimental, di mana dataset yang digunakan berasal dari catatan transaksi penjualan *French Bakery*. Algoritma *Fp-Growth* akan digunakan dengan tujuan menemukan kombinasi produk yang sering dibeli pelanggan secara bersamaan. *Fp-Growth* merupakan sebuah alat yang bermanfaat untuk menggali wawasan dari data transaksional dan mengidentifikasi pola-pola yang berharga dalam konteks pengambilan keputusan dan analisis data.

Penerapan algoritma *FP-Growth* serta penggunaan metode *Knowledge Discovery In Database* dalam analisis pola pembelian produk pada bisnis *F&B (Food and Beverage)* memiliki implikasi hasil penelitian yang sangat signifikan dalam beberapa aspek di bidang Informatika. penelitian ini akan meningkatkan pemahaman kita tentang potensi algoritma *FP-Growth* dalam menggali wawasan dari data transaksi penjualan yang besar dan kompleks. Ini akan membantu mengenali pola-pola pembelian yang mungkin tidak terlihat secara langsung, dan memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih efektif dalam bisnis *F&B (Food and Beverage)*. hasil penelitian ini akan memiliki implikasi praktis yang kuat. Pada penelitian ini ditemukan 8 aturan asosiasi dengan nilai minimum *support* yang digunakan adalah 0,08 dan *confidence* 0,5 dengan 10 produk pembentuk. Penelitian ini dapat berkontribusi terhadap penelitian selanjutnya dan para praktisi di industri *F&B (Food and Beverage)* akan dapat mengadopsi pendekatan yang ditemukan dalam penelitian ini untuk meningkatkan strategi penjualan mereka.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Metode Literatur Review

Metode literature review yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan cara mereview pada artikel-artikel yang terkait dengan analisis pola pembelian produk pada bisnis Food and beverage menggunakan algoritma *Fp-Growth*. Langkah-langkah dari literature review meliputi 4 tahapan, yaitu (1) formulasi permasalahan, (2) pencarian literature, (3) evaluasi data, (4) analisis dan interpretasi.

Formulasi permasalahan dilakukan dengan cara memilih topik. Pada penelitian ini topik yang dipilih adalah mengenai analisis pola transaksi pembelian produk pada bisnis food and beverage menggunakan algoritma *Fp-Growth*. Langkah selanjutnya adalah pencarian literatur yang relevan dengan topik penelitian. Langkah ini dapat memberikan gambaran mengenai analisis pola transaksi pembelian produk pada bisnis food and beverage menggunakan algoritma *Fp-Growth*. Proses pencarian dan pengumpulan artikel dengan menggunakan tools publish or perish, yang diambil dari database akademik yaitu *Google Scholar*, *Shinta* dan *Scopus* dengan kata kunci “analisis pola pembelian produk” dan “algoritma *Fp-Growth*”. Dari hasil pencarian ditemukan sebanyak 500 artikel jurnal. Langkah ketiga adalah evaluasi data yaitu dengan melakukan penyaringan dan pemilihan serta pemilahan artikel jurnal yang benar benar relevan dengan topik penelitian serta mempertimbangkan keterbaruannya. Keterbaruan dibatasi dengan memilih artikel 5 tahun terakhir yaitu mulai dari tahun 2023, 2022, 2021, 2020 dan 2019. Sedangkan kesesuaian dilihat dari kesesuaian judul paper, *sinta index*, atau hal lain yang dianggap memiliki reputasi. Berdasarkan hasil evaluasi data, kemudian dipilih 4 artikel jurnal untuk di review.

Setelah keempat tahapan tersebut dilakukan, proses selanjutnya adalah pelaksanaan literature review. Adapun teknik yang dilakukan dalam literature review yaitu mencai kesamaan (*compare*), mencari ketidaksamaan (*contrast*), memberikan pandangan (*criticize*), membandingkan (*synthesize*), dan meringkas (*summary*).

### 2.2. Data Mining

*Data Mining* mengacu pada teknik pemrosesan data yang bertujuan untuk mengidentifikasi informasi dengan nilai penting dari data yang diperoleh. Pendekatan ini berperan penting dalam berbagai bidang seperti industri, cuaca, keuangan, teknologi, dan ilmu pengetahuan. sektor industri memanfaatkan pendekatan ini untuk mengetahui informasi tentang preferensi konsumen, tren pasar, dan permintaan produk. Dengan memanfaatkan informasi ini, perusahaan dapat mengoptimalkan strategi pemasaran mereka dan meningkatkan efisiensi operasional. [6].

### 2.3. Association Rule

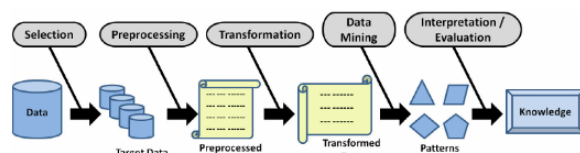
Pada fase ini, tujuannya adalah untuk mengidentifikasi pola hubungan antara item dalam suatu kumpulan data. Association rule digunakan sebagai metode untuk mengekstrak aturan asosiasi yang menunjukkan relasi antar item dalam dataset tersebut. Hal ini bertujuan untuk mempermudah pemahaman dan proses pengambilan keputusan terkait dengan data tersebut. Terdapat beberapa algoritma yang sering digunakan untuk mendapatkan Association rule, di antaranya adalah algoritma Apriori dan FP-Growth[7].

### 2.4. Algoritma Fp Growth

Algoritma FP-Growth merupakan evolusi dari algoritma Apriori. Algoritma FP-Growth merupakan salah satu opsi algoritma yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi himpunan data yang sering muncul (frequent itemset) dalam suatu koleksi data. Pada implementasi algoritma FP-Growth, digunakan konsep pembangunan pohon (tree), yang dikenal sebagai FP-Tree, untuk pencarian frequent itemsets, tidak menggunakan pendekatan generate candidate seperti yang umumnya diterapkan pada algoritma Apriori. Penggunaan konsep ini memungkinkan algoritma FP-Growth untuk mencapai kinerja yang lebih cepat dibandingkan dengan algoritma Apriori.

## 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengadopsi metode pendekatan KDD (Knowledge Discovery in Databases) sebagai kerangka kerja utama untuk mengimplementasikan algoritma Fp-Growth dalam asosiasi pola pembelian produk pada bisnis F&B (Food and Beverage). pendekatan Knowledge Discovery in Databases (KDD) merujuk pada serangkaian proses nontrivial yang dirancang untuk mencari dan mengidentifikasi pola dalam data. Pola yang berhasil diidentifikasi melalui KDD bersifat sah, inovatif, memiliki potensi manfaat, dan dapat dipahami. KDD terkait dengan teknik integrasi dan penemuan ilmiah, serta melibatkan interpretasi dan visualisasi pola-pola dari sejumlah kumpulan data[8]. Tahapan knowledge discovery in database dapat dilihat pada gambar 1:



Gambar 1. Tahapan knowledge discovery in database

### 3.1. Pengumpulan Data

Peneliti memperoleh data dengan cara *crawling* pada situs *kaggle.com* untuk mengunduh data *french bakery sales daily* secara langsung. Metode ini dipilih karena data yang diperlukan bersifat sekunder, yakni diperoleh dari sumber yang memiliki relevansi terhadap penelitian yang sedang dilakukan. Dalam

konteks ini data yang digunakan adalah data *french bakery sales daily*.

### 3.2. Teknik Analisis Data

Algoritma *Fp-Growth* merupakan suatu algoritma teknik aturan asosiasi yang memiliki kegunaan dalam mengidentifikasi himpunan data yang sering muncul (*frequent product set*) dalam suatu kumpulan data [9]. *Support* adalah probabilitas bahwa pelanggan akan membeli beberapa produk secara bersamaan dari serangkaian transaksi. A dan B mungkin terjadi bersama, sebagaimana diindikasikan oleh persamaan (1). Sementara itu, *confidence* mengukur probabilitas terjadinya pembelian beberapa produk secara simultan, dengan satu produk pasti dibeli. *Confidence* mencerminkan peluang kemunculan B ketika A muncul, sebagaimana dijelaskan pada persamaan (2). Selain mempertimbangkan nilai *support* dan *confidence*, *Lift Ratio* digunakan sebagai metode validasi untuk mengevaluasi kekuatan aturan asosiasi yang telah dibentuk. Persamaan untuk perhitungan *lift rasio* dijabarkan melalui rumus pada persamaan (3).

$$\text{Support } (A \rightarrow B) = \frac{\text{transaksi yang mengandung } A \& B}{\text{Jumlah transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{Confidence } (A \rightarrow B) = \frac{\text{transaksi yang mengandung } A \& B}{\text{Jumlah transaksi mengandung } A} \quad (2)$$

$$\text{Lift Rasio } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence } A \rightarrow B}{\text{Support } A \rightarrow B} \quad (3)$$

Evaluasi kekuatan asosiasi dilakukan melalui penentuan nilai *lift ratio* yang positif, yang dihasilkan dengan membagi nilai *Confidence* oleh nilai *Support*. *lift Rasio* yang dianggap kuat adalah yang melebihi nilai 1 ( $>1$ ), yang diperoleh dari perbandingan *confidence* yang lebih tinggi daripada nilai *support* dari seluruh transaksi penjualan produk yang terjadi [10].

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Hasil

Data yang dapat diperoleh melalui situs *kaggle.com* yaitu data dari 01 januari 2021 sampai 30 september 2022 dengan jumlah 234.005 data penjualan. Atribut dari data tersebut antara lain nomor, *date*, *time*, *ticket number*, *article*, *quantity* dan *unit price*.

Tabel 1. Dataset transaksi penjualan harian

| No | Date      | Time    | Ticket Number | Article          | Quantity | Unit Price |
|----|-----------|---------|---------------|------------------|----------|------------|
| 0  | 2/01/2021 | 8:38:00 | 1500400       | Baguette         | 10       | 0,90 €     |
| 1  | 2/01/2021 | 8:38:00 | 1500400       | Pain Au Chocolat | 20       | 1,20 €     |
| 4  | 2/01/2021 | 9:14:00 | 1500410       | Pain Au Chocolat | 30       | 1,20 €     |

| No     | Date       | Time     | Ticket Number | Article               | Quantity | Unit Price |
|--------|------------|----------|---------------|-----------------------|----------|------------|
| 5      | 2/01/2021  | 9:14:00  | 1500410       | Pain                  | 10       | 1,15 €V    |
| ....   | ....       | ....     | ....          | ....                  | ....     | ....       |
| 511392 | 30/09/2022 | 18:55:00 | 889120        | Traditiona l Baguette | 10       | 1,30 €     |
| 511395 | 30/09/2022 | 18:56:00 | 889130        | Traditiona l Baguette | 10       | 1,30 €     |

Setelah proses pengumpulan data selesai, langkah berikutnya melibatkan analisis data dengan pendekatan Knowledge Discovery In Database yang terdiri dari lima tahapan, yakni Data Selection, Data Preprocessing, Data Transformation, data mining, dan evaluasi. Berikut ini adalah hasil yang diperoleh dari tahapan analisis data tersebut :

#### 1. Data Selection

Data dibaca menggunakan operator *retrieve* dan menghasilkan informasi sebagai berikut :

Tabel 2. Statistik hasil seleksi dataset

| No | Uraian           | Keterangan |
|----|------------------|------------|
| 1  | Baris Data       | 234.005    |
| 2  | Attribut Spesial | 0          |
| 3  | Attribut Biasa   | 7          |
| 4  | Attribut :       |            |
|    | No               | Integer    |
|    | Date             | Date-Time  |
|    | Time             | Nominal    |
|    | Ticket Number    | Real       |
|    | Article          | Nominal    |
|    | Quantity         | Real       |
|    | Unit Price       | Nominal    |

Pemilihan atribut dilakukan karena terdapat beberapa atribut yang tidak relevan dengan konteks pengujian ini menggunakan operator *select attribut* sehingga menghasilkan:

Tabel 3. Hasil seleksi atribut

| Ticket Number | Article              |
|---------------|----------------------|
| 150040        | Baguette             |
| 150040        | Pain Au Chocolat     |
| 150041        | Pain Au Chocolat     |
| 150041        | Pain                 |
| 150042        | Traditional Baguette |
| 150043        | Baguette             |
| 150043        | Croissant            |
| 150044        | Banette              |
| 150045        | Traditional Baguette |
| 150045        | Croissant            |
| .....         | .....                |
| 288912        | Traditional Baguette |
| 288913        | Traditional Baguette |

Atribut *ticket number* dijadikan *id* atau *identifikasi* menggunakan operator *set role* karna atribut *ticket number* merupakan nomor transaksi yang bersifat unik dan tidak diikutsertakan pada proses

data mining. Setelah menyeleksi data gunakan operator *set role* untuk mengubah atribut *ticket number* menjadi *id* maka didapatkan informasi sebagai berikut :

Tabel 4. Statistik hasil seleksi data

| No | Uraian           | Keterangan                 |
|----|------------------|----------------------------|
| 1  | Baris Data       | 234.005                    |
| 2  | Attribut Spesial | 1                          |
| 3  | Attribut Biasa   | 1                          |
| 4  | Attribut :       |                            |
|    | Ticket Number    | Id, Polynominal, Missing 0 |
|    | Article          | Polynominal, Missing 0     |

#### 2. Data Preprocessing

*Pre-processing* merupakan tahapan yang terfokus pada pembersihan data, dengan tujuan mengatasi gangguan, duplikasi, inkonsistensi, dan kesalahan tipografi dalam konteks proses *data mining*. Beberapa langkah yang dilakukan pada tahap ini melibatkan pengecekan terhadap *missing value*, inkonsistensi data, atau data yang tidak relevan[11]. Dikarenakan tidak ada *missing value* seperti yang terdapat pada tabel 4 Statistik hasil seleksi data maka tahap data preprocessing tidak dilakukan.

#### 3. Data Transformation

Transformasi data digunakan untuk mengubah representasi data ke dalam bentuk yang sesuai selama proses eksplorasi data[12]. Penggunaan operator *pivot*, *replace missing value* dan *numerical to binominal* menghasilkan tabel matrix yang mana hasilnya adalah jumlah baris data sebanyak 136.451, atribut biasa sebanyak 149 , atribut spesial sebanyak 1. Berikut contoh tabel matrix yang terbentuk:

Tabel 5. Data hasil seleksi atribut

| No     | Ticket Number | Baguette | Armoricain | .... | Baguette Apero |
|--------|---------------|----------|------------|------|----------------|
| 1      | 150040        | True     | False      | .... | False          |
| 2      | 150041        | False    | False      | .... | False          |
| 3      | 150042        | False    | False      | .... | False          |
| 4      | 150043        | True     | False      | .... | False          |
| 5      | 150044        | False    | False      | .... | False          |
| 6      | 150045        | False    | False      | .... | False          |
| 7      | 150046        | False    | False      | .... | False          |
| ....   | ....          | ....     | ....       | .... | ....           |
| 136451 | 288913        | False    | False      | .... | False          |

#### 4. Data Mining

Setelah proses *transformation* maka selanjutnya akan melakukan data mining dengan menggunakan algoritma *Fp-Growth* proses data mining dilakukan untuk *membentuk frequent itemset 1, itemset2, itemset 3* menggunakan data transaksi dengan menggunakan nilai *support* sebesar 0,08.

## 5. Evaluation

Proses evaluasi dimulai dengan membuat aturan asosiasi atau *rules* dengan menggunakan operator *create association rules*. Pada proses ini dilakukan beberapa percobaan menggunakan nilai minimum *support* dan *confidence* sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil uji nilai confidence

| No | Minimum Support | Minimum Confidence | Association Rules |
|----|-----------------|--------------------|-------------------|
| 1  | 0,08            | 0,8                | 1                 |
| 2  | 0,08            | 0,7                | 5                 |
| 3  | 0,08            | 0,6                | 5                 |
| 4  | 0,08            | 0,5                | 8                 |

Kombinasi nilai support, confidence, dan lift yang melebihi angka 1 menghasilkan sebanyak 8 aturan asosiasi. Aturan-aturan tersebut akan digunakan untuk mendalami pemahaman terhadap kombinasi produk yang menarik, berdasarkan dataset yang menjadi fokus dalam penelitian ini. Berikut adalah hasil yang diperoleh dari penerapan aturan-asosiasi tersebut:

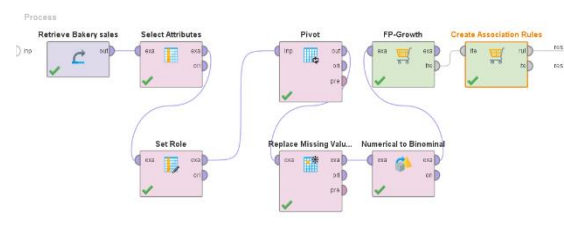
Tabel 7 Hasil association rules

| No | Premises                               | Conclusion | Support | Confidence | Lift  |
|----|----------------------------------------|------------|---------|------------|-------|
| 1  | Pain Au Chocolat                       | Croissant  | 0,040   | 0,512      | 6,107 |
| 2  | Tradisional Baguette, Pain Au Chocolat | Croissant  | 0,017   | 0,539      | 6,430 |
| 3  | Special Bread                          | Coupe      | 0,022   | 0,588      | 4,133 |
| 4  | Vik Bread                              | Coupe      | 0,017   | 0,734      | 5,155 |
| 5  | Compleat                               | Coupe      | 0,017   | 0,739      | 5,188 |
| 6  | Boule 400g                             | Coupe      | 0,024   | 0,794      | 5,579 |
| 7  | Campagne                               | Coupe      | 0,023   | 0,800      | 5,617 |

## 4.2. Pembahasan

Pada proses asosiasi menggunakan *support* dan *confidence* dengan kombinasi nilai minimum *support* 0,08 dan *confidence* 0,8 menghasilkan 3 *itemset* dan 1 aturan asosiasi. Proses pencarian aturan asosiasi menghasilkan hingga 8 aturan asosiasi dengan nilai minimum *support* sebesar 0,08 dan *confidence* sebesar 0,5 yang berarti bahwa semakin besar nilai *support* dan *confidence* akan menghasilkan aturan asosiasi semakin sedikit. Penggunaan nilai minimum *support* yang relatif rendah yaitu 0,08 atau 8% dari total transaksi, dipilih karena jumlah transaksi dalam dataset yang signifikan. Keputusan ini didasarkan pada pertimbangan bahwa dengan meningkatnya jumlah transaksi, nilai pembagi akan semakin besar, menyebabkan nilai minimum *support* yang lebih rendah. Berikut adalah keseluruhan model asosiasi

yang digunakan untuk menghasilkan pola transaksi penjualan menggunakan algoritma *Fp-Growth*.



Gambar 2. Model asosiasi secara keseluruhan

Berdasarkan Percobaan yang telah dilakukan menggunakan operator *Fp-Growth* dan *Create Association Rules* untuk menganalisis transaksi pembelian menggunakan data selama 1 tahun sebanyak 234.005 data untuk dijadikan sebuah pola transaksi pembelian yang dapat digunakan sebagai strategi penjualan maka menghasilkan aturan asosiasi sebagai berikut :

1. Pembelian yang mengandung produk Pain Au Chocolat dan Croissant memiliki kemunculan sebanyak 4% yaitu 5.458 transaksi dari 136.451 transaksi. Pelanggan yang membeli Pain Au Chocolat memiliki kemungkinan 6,1x lebih besar untuk kemudian membeli Croissant dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 51,2 %.
2. Pembelian yang mengandung produk Tradisional Baguette, Pain Au Choholat dan Croissant memiliki kemunculan sebanyak 1,7% yaitu 2.319 transaksi dari 136.451 transaksi. Pelanggan yang membeli Tradisional Baguette dan Pain Au Chocolat memiliki kemungkinan 6,4x lebih besar untuk kemudian membeli Croissant dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 53,9 %.
3. Pembelian yang mengandung produk Special Bread dan Coupe memiliki kemunculan sebanyak 2,2% yaitu 3.001 transaksi dari 36.451 transaksi. Pelanggan yang membeli Special Bread memiliki kemungkinan 4,1x lebih besar untuk kemudian membeli Coupe dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 58,8 %.
4. Pembelian yang mengandung produk Vik Bread dan Coupe meiliki kemunculan sebanyak 1,7% yaitu 2.319 transaksi dari 136.451 transaksi. Pelanggan yang membeli Vik Bread memiliki kemungkinan 4,1x lebih besar untuk kemudian membeli Coupe dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 58,8 %.
5. Pembelian yang mengandung produk Complete dan Coupe memiliki kemunculan sebanyak 1,7% yaitu 2.319 transaksi dari 136.451 transaksi. Pelanggan yang membeli Complete memiliki kemungkinan 5,1x lebih besar untuk kemudian membeli Coupe dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 73,4 %.

6. Pembelian yang mengandung produk Boule 400g dan Coupe memiliki kemunculan sebanyak 2,4% yaitu 3.274 transaksi dari 136.451 transaksi. pelanggan yang membeli Boule 400g memiliki kemungkinan 5,5x lebih besar untuk kemudian membeli Coupe dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 79,4 %.
7. Pembelian yang mengandung produk Campagne dan Coupe memiliki kemunculan sebanyak 2,3% yaitu 3.138 transaksi dari 136.451 transaksi. Pelanggan yang membeli Campagne memiliki kemungkinan 5,6x lebih besar untuk kemudian membeli Coupe dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 80 %.
8. Pembelian yang mengandung produk Boule 200g dan Coupe memiliki kemunculan sebanyak 1,7% yaitu 2.319 transaksi dari 136.451 transaksi. Pelanggan yang membeli Boule 200g memiliki kemungkinan 6,2x lebih besar untuk kemudian membeli Coupe dengan tingkat keberhasilan pembelian tersebut terjadi adalah 88,8 %.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan analisis pola transaksi pembelian *pada bisnis food and beverage* dengan menggunakan algoritma *Fp-Growth* diperoleh hasil berupa 8 aturan asosiasi dengan nilai *minimum support* 0,08 dan *confidence* 0,5 dengan 10 produk pembentuk yaitu pain au chocolat, croissant, traditional baguette, special bread, coupe, vik bread, complet, boule 400g, campagne, boule 200g. Aturan aturan yang telah terbentuk tersebut memiliki nilai *lift* diatas 1 sehingga valid dan dapat digunakan sebagai strategi penjualan *cross selling* dengan lebih efektif dengan menggunakan informasi mengenai pola pembelian yang telah dilakukan dan besaran tingkat keberhasilan. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat dilakukan pendalaman terhadap metode yang digunakan atau penelitian yang lebih lanjut terfokus pada nilai-nilai *support*, *confidence*, dan *lift*. Tujuannya adalah untuk memperoleh aturan asosiasi yang lebih banyak dan bermutu tinggi. Penggunaan alternatif metode lain yang mungkin lebih sesuai untuk menganalisis pola transaksi penjualan produk dapat dijelajahi. Hal ini diharapkan dapat membantu dalam pengembangan aplikasi data mining yang dapat disesuaikan dengan kondisi dan kebutuhan dari obyek penelitian.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Nuraeni, D. Tresnawati, Y. Handoko Agustin, and G. Fauzi, "Optimization of Market Basket Analysis Using Centroid-Based Clustering Algorithm and Fp-Growth Algorithm," *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 6, pp. 1581–1590, 2022, doi: 10.20884/1.jutif.2022.3.6.399.
- [2] 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.
- [3] L. Ulfa and I. Rahmatullah, S, "Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger," *JISAMAR (Journal ...)*, vol. 7, no. 2, pp. 388–402, 2023, doi: 10.52362/jisamar.v7i2.1066.
- [4] 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.
- [5] M. R. Sulistio, N. Suarna, and O. Nurdiawan, "Analisa Penerapan Metode Clustering X-Means Dalam Pengelompokan Penjualan Barang," *J. Teknol. Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 37–42, 2023, doi: 10.56854/jtik.v1i2.49.
- [6] F. Firmansyah and O. Nurdiawan, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Frequent Pattern - Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Chemicals," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 547–551, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6371.
- [7] M. Fathurrahman, A. Rizky Pratama, and T. Al-Mudzakir, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp Growth Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Bakery," *Kesatria J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer dan Manajemen)*, vol. 4, no. 2, pp. 266–274, 2023.
- [8] R. K. Purnomo, H. A. Saufi, and R. Hs, "Experimental Student Experiences," *Exp. Student Exp.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–7, 2023.
- [9] P. Attewell and D. Monaghan, "14. Association Rules," *Data Min. Soc. Sci.*, vol. 8, no. 5, pp. 227–234, 2019, doi: 10.1525/9780520960596-015.
- [10] 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.
- [11] M. Walid and F. Halimiyah, "Klasifikasi Kemandirian Siswa SMA/MA Double Track Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. ICT Inf. Commun. Technol.*, vol. 22, pp. 190–197, 2022.
- [12] O. Nurdiawan, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Analisa Penjualan Mobil Dengan Menggunakan Algoritma K-Means Di PT. Mulya Putra Kencana," *J. Data Sci. dan Inform.*, vol. 1, no. 2, pp. 32–35, 2021.