

Analisis Minat Konsumen pada Produk CV Jakarta Powder Drink Menggunakan Metode Asosiasi Algoritma FP Growth

Novia Febrianty^{*1}, Ati Zaidiah², Helena Nurramdhani Irmanda³

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta

e-mail: ¹noviaf@upnj.ac.id, ²atizaidiah@upnj.ac.id, ³helenairminda@upnj.ac.id

*Penulis Korespondensi

Diterima: 22 Oktober 2022; Direvisi: 20 Mei 2023; Disetujui: 8 Juli 2024

Abstrak

CV Jakarta Powder Drink memproduksi dan mendistribusikan bubuk minuman ke berbagai restoran dan toko di seluruh Indonesia. Permasalahan yang dihadapi CV Jakarta Powder Drink adalah adanya ketimpangan penjualan terhadap berbagai varian produk sehingga sulit membuat keputusan produksi dan penjualan. Hal ini dapat diperbaiki apabila perusahaan lebih memahami minat konsumen yang memiliki hubungan erat dengan produksi dan penjualan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pola minat konsumen sehingga dapat membantu perusahaan baik dalam membuat keputusan manajemen produksi stok maupun dalam membuat strategi marketing untuk meningkatkan penjualan menggunakan teknik data mining yaitu asosiasi dan menerapkan algoritma FP Growth. Algoritma ini menerapkan pembangkitan FP Tree dalam mencari frequent itemset yang kemudian dapat membentuk aturan asosiasi berupa pola pembelian. Menggunakan data transaksi sebanyak 504 record, dengan menerapkan nilai minimum support 0,05 dan minimum confidence 0,7 diperoleh sebanyak 8 association rule yang kemudian dapat menjadi dasar rekomendasi strategi seperti manajemen stok, penempatan dan katalog produk hingga fitur rekomendasi.

Kata kunci: Association Rule Mining, Algoritma FP Growth, Minat Konsumen, Frequent Itemset, Manajemen Stok

Abstract

CV Jakarta Powder Drink manufactures and distributes powdered beverages to various restaurants and stores throughout Indonesia. The company faces challenges in sales imbalances across different product variants, hindering production and sales decision-making. This issue can be addressed by understanding consumer preferences, which are closely linked to production and sales. This study aims to identify consumer preference patterns to assist the company in making informed decisions regarding production stock management and developing marketing strategies to increase sales. Utilizing data mining techniques, specifically association rule mining with the FP Growth algorithm, the study analyzes transaction data to uncover patterns. The FP Growth algorithm employs FP Tree generation to identify frequent item sets, which are then used to form association rules representing purchasing patterns. Using 504 transaction records, with a minimum support of 0.05 and a minimum confidence of 0.7, the study generated 8 association rules. These rules can serve as a basis for recommendations on strategies such as stock management, product placement, cataloging, and recommendation features

Keywords: Association Rule Mining, FP Growth Algorithm, Consumer Preference, Frequent Itemset, Stock Management

1. PENDAHULUAN

CV Jakarta Powder Drink telah berdiri sejak tahun 2012, memproduksi minuman bubuk yang banyak dibeli oleh berbagai pelaku usaha mulai dari restoran hingga pedagang, telah mendistribusikan produknya ke seluruh Indonesia. Permasalahan yang dihadapi yaitu adanya ketimpangan penjualan antar varian rasa item yang mengakibatkan terjadinya kekosongan stok varian yang banyak dibeli dan sebaliknya penumpukan stok pada varian yang tidak banyak dibeli. Oleh karena itu perusahaan membutuhkan dasar untuk mengolah keputusan produksi dan strategi marketing. Hal ini dapat diperbaiki apabila perusahaan dapat lebih memahami minat konsumen terhadap produknya, karena keputusan produksi maupun penjualan erat kaitannya dengan konsumen.

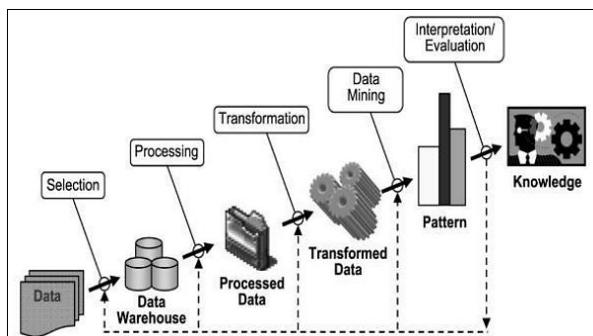
Data Mining merupakan suatu teknik yang memanfaatkan kecerdasan buatan, statistik, matematika, serta *machine learning* dalam memperoleh suatu informasi penting yang berharga dan dapat dimanfaatkan dalam suatu data dalam jumlah besar [1]. Salah satu metode data mining, asosiasi *market basket analysis* dapat menganalisis kebiasaan pembeli ketika berbelanja dengan menemukan asosiasi dan korelasi antar item dalam keranjang belanja. Salah satu algoritma yang dapat diterapkan adalah algoritma FP growth, algoritma yang telah dikembangkan yang menutupi kelemahan algoritma apriori. FP growth tidak menerapkan pembangkitan *candidate generation* sehingga memakan waktu proses dan ruang penyimpanan yang lebih sedikit. Algoritma FP growth juga hanya melakukan pembacaan ke basis data sebanyak dua kali sehingga memberikan hasil yang lebih akurat ketimbang algoritma apriori [2].

Penelitian yang dilakukan oleh Darmastawan, dkk (2020) menggunakan FP Growth pada industri tekstil menunjukkan manfaat bagi perusahaan dimana dengan mengetahui pola atau pembelian pada item tekstil yang dijual, pemilik dapat mengolah tampilan dari situs online shop serta manajemen ketersediaan stok [3]. Selain itu penelitian yang diadakan oleh Caesar dan Somya (2021) pada sebuah toko oleh-oleh khas Surabaya dengan menerapkan algoritma FP growth menunjukkan bahwa *association rule* yang diperoleh dapat menjadi acuan dalam menata item serta menerapkan *bundling* pada item sebagai strategi pemasaran dalam meningkatkan penjualan [4]. Kedua penelitian tersebut menunjukkan dengan memperoleh pola asosiasi menggunakan algoritma FP growth dapat membantu perusahaan dalam membuat keputusan produksi stok dan penjualan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini akan melakukan analisis minat konsumen pada produk CV Jakarta Powder Drink menggunakan metode asosiasi dengan algoritma FP growth untuk memperoleh pola asosiasi dan menjadikannya sebagai dasar membuat strategi baik produksi maupun marketing.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Alur Penelitian



Gambar 1. Proses *Knowledge Discovery in Database* [5]

Alur penelitian dilakukan dengan menggunakan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) [5] seperti yang terlihat dalam Gambar 1. Alur penelitian terdiri dari data selection, preprocessing, transformation, data mining dan evaluation.

- a. *Data selection*, dilakukan dengan penghimpunan data yang diperlukan dalam penelitian yaitu data transaksi selama 9 bulan terakhir pada CV Jakarta Powder Drink sebanyak 504 record dengan 52 kategori berupa varian rasa produk.
- b. *Pre-Processing*, data perlu dipersiapkan terlebih dahulu yaitu dengan melakukan pembersihan seperti memperbaiki kesalahan penulisan, redudansi, jumlah pembelian.
- c. *Transformation*, merubah bentuk data ke bentuk yang dibutuhkan untuk proses mining, yaitu kedalam bentuk encoding dengan menggunakan aplikasi jupyter notebook (python).
- d. *Data mining*, proses mencari informasi berupa asosiasi yang berbentuk pola pembelian dengan menggunakan algoritma FP growth.
- e. *Interpretation/Evaluation*, pengetahuan yang diperoleh dari proses mining diterjemahkan dan kemudian dijadikan dasar dalam membuat strategi produksi dan penjualan untuk CV Jakarta Powder Drink.

2.2. Aturan Asosiasi

Asosiasi adalah identifikasi terhadap hubungan antar berbagai kejadian yang terjadi pada suatu waktu yang menekankan pada sebuah kelas masalah yang bercirikan analisis terhadap keranjang pasar. Proses asosiasi dibagi ke dalam dua tahap, yaitu:

- a. Analisa pola frekuensi tinggi. Pelacakan kombinasi produk yang dapat mencukupi syarat nilai minimum support dalam data. Support merupakan nilai yang menunjukkan frekuensi suatu item dalam sebuah data transaksi, diperoleh dengan persamaan (1) dan (2).

$$\text{Support } (A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{support } (A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

- b. Pembentukan aturan asosiatif. Mencari *association rule* yang mencukupi syarat minimal *confidence*. Confidence adalah probabilitas item B dibeli ketika pembelian item A. Confidence diperoleh dari keterkaitan $A \cup B$ dengan persamaan (3).

$$\text{Confidence } P(B|A) = \frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{Transaksi Mengandung } A} \quad (3)$$

Dalam sebuah aturan asosiatif terdapat 3 buah nilai yang dapat menjadi indikasi dalam mengevaluasi *association rule* yaitu nilai *lift*, *leverage*, dan *conviction*. Lift merupakan ukuran yang digunakan untuk menilai derajat ketergantungan *rule* yang dapat diperoleh dengan persamaan (4) [6].

$$\text{Lift } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence } (A \rightarrow B)}{\text{Support } (B)} \quad (4)$$

Nilai *leverage* untuk mengetahui bahwa ada lebih banyak penjualan item A dan B secara bersamaan ketimbang terjual secara independen. Nilai *leverage* memiliki range diantara -1 dan 1 dapat diperoleh dengan persamaan (5). Sedangkan nilai *conviction* untuk membandingkan probabilitas bahwa A muncul tanpa B dimana keduanya adalah bersifat independen. Dalam hal ini, nilai *conviction* bersifat seperti *lift* namun pengukurnya lebih terarah. Nilai *conviction* memiliki range antara 0 hingga tak terhingga dan dapat diperoleh dengan persamaan (6) [7].

$$\text{Leverage } (A \rightarrow B) = \text{Support } (A \rightarrow B) - \text{Support}(A) \times \text{Support } (B) \quad (5)$$

$$\text{Conviction } (A \rightarrow B) = \frac{1 - \text{Support } (B)}{1 - \text{Confidence } (A \rightarrow B)} \quad (6)$$

2.3. Algoritma FP Growth

Frequent Pattern Growth, algoritma yang dikembangkan dari algoritma apriori adalah algoritma yang bisa dimanfaatkan untuk mengetahui itemset yang paling banyak tampil dalam sekumpulan data. Algoritma ini menggunakan konsep pembangkitan FP Tree untuk mencari *frequent itemset*, tidak menerapkan *generate candidate* pada algoritma apriori. Proses tersebut diterapkan sehingga dapat memberikan hasil yang lebih maksimal [8].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Data selection

Untuk mengetahui pola minat konsumen, digunakan data transaksi sebagai dasar penelitian. Data transaksi memuat sebanyak 504 *records* dengan 52 kategori varian rasa seperti yang ditunjukkan pada tabel 1 yang terdiri dari kolom TID (Transaksi ID), kolom Produk (nama varian rasa yang dibeli), dan kolom penjualan (banyak varian dibeli). Adapun daftar varian keseluruhan rasa produk yaitu disajikan pada tabel 2.

Tabel 1. Tampilan data transaksi penjualan

| TID | Produk | Penjualan |
|-----|---------|-----------|
| 1 | darkC | 3 |
| 1 | taro | 2 |
| 1 | lecy | 1 |
| 2 | vanL | 1 |
| 2 | cappu | 1 |
| 3 | cappu | 1 |
| 3 | chocoCC | 1 |
| 3 | royalCC | 1 |
| 3 | CC | 1 |
| 3 | taro | 1 |
| 3 | RV | 1 |
| ... | ... | ... |
| 504 | vanO | 2 |

Tabel 2. Tampilan data transaksi penjualan

| No | Singkatan | Varian Rasa | No | Singkatan | Varian Rasa |
|----|-----------|----------------------|----|-----------|----------------------|
| 1 | mocha | Mochachino | 27 | avcC | Avocado Coklat |
| 2 | cappu | Cappuchino | 28 | blackF | Blackforest |
| 3 | vanL | Vanila Latte | 29 | oreo | Oreo |
| 4 | carM | Caramel Machiato | 30 | royalC | Royal Coklat |
| 5 | cafeL | Cafe Latte | 31 | CC | Cream Cheese |
| 6 | tira | Tiramisu | 32 | boba | Tapioca Pearl (Boba) |
| 7 | pisVM | Pistacio Vanila Milk | 33 | aren | Gula Aren |
| 8 | redBC | Red Bean Choco | 34 | taro | Taro |
| 9 | jasmBT | Jasmine Berry Tea | 35 | RV | Red Velvet |
| 10 | chocoCC | Choco Cheese Cake | 36 | vanO | Vanila Original |
| 11 | ketanH | Ketan Hitam | 37 | vanB | Vanila Blue |
| 12 | thai | Thai Tea | 38 | bbl | Bubble Gum |
| 13 | tarik | Teh Tarik | 39 | cotton | Cotton Candy |
| 14 | greenL | Green Tea Latte | 40 | hazO | Hazelnut Original |
| 15 | milkT | Milk Tea | 41 | C&C | Cookies And Cream |
| 16 | green | Green Tea | 42 | brownSM | Brown Sugar Milk |
| 17 | lemon | Lemon Tea | 43 | lecy | Lecy |
| 18 | matcha | Matcha Latte | 44 | blackC | Blackcurrent |
| 19 | creamyC | Creamy Coklat | 45 | berry | Bluberry |

| No | Singkatan | Varian Rasa | No | Singkatan | Varian Rasa |
|----|-----------|-------------------|----|-----------|-------------------|
| 20 | carC | Caramel Coklat | 46 | grape | Grape (Anggur) |
| 21 | darkC | Dark Coklat | 47 | mango | Mango |
| 22 | strC | Strawberry Coklat | 48 | str | Strawberry Yogurt |
| 23 | whiteC | White Coklat | 49 | bnnMS | Banana Milk Shake |
| 24 | oreoC | Oreo Coklat | 50 | durian | Durian |
| 25 | hazC | Hazelnut Coklat | 51 | avc | Avocado |
| 26 | bnnC | Banana Coklat | 52 | krim | Krim (NDC) |

3.2. Hasil Pre-processing

Data transaksi yang dimiliki perlu disesuaikan dengan kebutuhan data mining terlebih dahulu, oleh karena itu dilakukan proses pre-processing. Tahap ini meliputi pemeriksaan penulisan varian rasa pada dataset, memastikan tidak ada redundansi (penulisan pembelian produk yang sama secara berulang), dan memastikan bahwa jumlah minimal pembelian dalam sebuah transaksi memuat paling sedikit 2 buah varian item, karena untuk mencari pola pembelian dibutuhkan setidaknya 2 varian berbeda dalam sebuah transaksi.

Setelah melakukan pembersihan dan pengecekan pada data transaksi, kemudian dipilih kolom yang akan digunakan dalam proses mining. Adapun kolom yang diperlukan hanyalah kolom nama produk, oleh karena itu kolom penjualan yang memuat jumlah item dibeli di drop sehingga tampilan tabel seperti pada tabel 3.

Tabel 3. Tampilan data transaksi penjualan

| TID | Produk |
|-----|---------|
| 1 | darkC |
| 1 | taro |
| 1 | lecy |
| 2 | vanL |
| 2 | cappu |
| 3 | cappu |
| 3 | chocoCC |
| 3 | royalCC |
| 3 | CC |
| 3 | taro |
| 3 | RV |
| ... | ... |
| 504 | vanO |

Selanjutnya, bentuk *record* tiap data transaksi diubah dimana tiap *record* akan memuat semua varian produk yang dibeli dalam sebuah transaksi yang sama dan memisahkannya dengan tanda koma. Bentuk tabel data transaksi kemudian seperti yang disajikan pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Data Transaksi

| TID | Transaksi |
|-----|---------------------------------|
| 1 | darkC,taro,lecy |
| 2 | vanL,cappu |
| 3 | cappu,chocoCC,royalC,CC,taro,RV |
| ... | ... |
| 504 | darkC,oreo,RV,vanO |

Melalui proses ini dapat diketahui nilai *support count* atau jumlah kemunculan dari masing-masing produk sebagaimana yang disajikan dalam tabel 5. Hasil perhitungan jumlah varian tertera pada gambar 2. Kolom nama menunjukkan nama varian produk sedangkan kolom *incident count* menunjukkan jumlah kemunculan varian produk tersebut dalam dataset.

Tabel 5. Perbandingan hasil jumlah *rule* berdasarkan nilai *minimum confidence* dan *support*

| <i>Conf</i> <i>Supp</i> | 0,1 | 0,2 | 0,3 | 0,4 | 0,5 | 0,6 | 0,7 | 0,8 | 0,9 |
|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 0,05 | 72 | 59 | 40 | 30 | 18 | 16 | 8 | 5 | 1 |
| 0,06 | 28 | 25 | 20 | 16 | 9 | 7 | 3 | 2 | 1 |
| 0,07 | 22 | 21 | 16 | 12 | 6 | 6 | 2 | 1 | 0 |
| 0,08 | 20 | 19 | 15 | 12 | 6 | 6 | 2 | 1 | 0 |
| 0,09 | 18 | 18 | 14 | 11 | 6 | 6 | 2 | 1 | 0 |
| 0,1 | 10 | 10 | 9 | 7 | 4 | 4 | 1 | 1 | 0 |

| Out[4]: | items | incident_count | 17 | CC | 42 | 36 | lemon | 6 |
|---------|---------|----------------|----|---------|----|----|--------|---|
| 0 | darkC | 212 | 18 | mango | 41 | 37 | bnnMS | 4 |
| 1 | taro | 169 | 19 | vanL | 41 | 38 | berry | 4 |
| 2 | RV | 139 | 20 | lecy | 37 | 39 | pisVM | 3 |
| 3 | thai | 128 | 21 | mocha | 35 | 40 | redBC | 3 |
| 4 | matcha | 105 | 22 | cafeL | 35 | 41 | carM | 3 |
| 5 | green | 87 | 23 | hazO | 33 | 42 | bnnC | 3 |
| 6 | vanO | 77 | 24 | milkT | 25 | 43 | blackF | 3 |
| 7 | cappu | 74 | 25 | cotton | 24 | 44 | blackC | 3 |
| 8 | bbl | 62 | 26 | chocoCC | 24 | 45 | avcC | 3 |
| 9 | oreo | 61 | 27 | carC | 21 | 46 | whiteC | 3 |
| 10 | tira | 58 | 28 | vanB | 20 | 47 | grape | 2 |
| 11 | str | 58 | 29 | boba | 19 | 48 | aren | 2 |
| 12 | oreoC | 56 | 30 | greenL | 19 | 49 | jasmBT | 1 |
| 13 | hazC | 52 | 31 | C&C | 18 | 50 | tarik | 1 |
| 14 | avc | 52 | 32 | krimer | 17 | 51 | ketanH | 1 |
| 15 | creamyC | 50 | 33 | brownSM | 13 | | | |
| 16 | royalC | 45 | 34 | durian | 10 | | | |
| | | | 35 | strC | 10 | | | |

Gambar 2. Jumlah *incident count/support count* tiap varian

3.3. Transformation

Dataset yang telah disesuaikan pada proses pre-processing kemudian di input ke dalam jupyter notebook (python) untuk memulai proses perhitungan. Sebelumnya data akan ditransformasikan bentuknya dengan melakukan *encoding*. Tabel transaksi akan diubah menjadi tabel *tabular* dimana transaksi akan dilambangkan dengan nilai *true* dan *false*. Nilai *true* berarti terjadi pembelian pada varian produk tersebut, sebaliknya nilai *false* berarti tidak terjadi pembelian pada varian produk tersebut. Beberapa hasil *encoding* ditunjukkan pada gambar 3.

| Out[6]: | C&C | CC | RV | aren | avc | avcC | bbl | berry | blackC | blackF | ... | str | strC | tarik | taro | thai | tira | vanB | van |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| 0 | False | False | ... | False | False | False | True | False | False | False | Fals |
| 1 | False | False | ... | False | Tru |
| 2 | False | True | True | False | False | False | False | False | False | False | ... | False | False | False | True | False | False | False | Fals |
| 3 | False | False | True | False | False | False | False | False | False | False | ... | False | False | False | True | True | False | False | Fals |
| 4 | False | False | ... | False | False | False | False | True | True | True | Fals |

5 rows × 56 columns

Gambar 3. Hasil *encoding* pada dataset

3.4. Data mining

Data yang telah disesuaikan kemudian dapat dilanjutkan dengan proses mining, dimana akan diaplikasikan algoritma FP growth untuk memperoleh *association rule*. Sebelum itu perlu ditentukan berapa nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang ingin digunakan terlebih dahulu. Oleh sebab itu diadakan percobaan untuk membandingkan jumlah *rule* yang diperoleh menggunakan batas nilai *minimum support* 0,05 – 0,1 dan *minimum confidence* 0,1 – 0,9 yang hasilnya dituliskan pada tabel 5.

Berdasarkan tabel 5 dapat diketahui bahwa jumlah *association rule* yang diperoleh semakin sedikit seiring semakin besar nilai *minimum confidence* dan *support*. Melalui percobaan di atas, penulis menggunakan nilai *minimum support* 0,05 dan *minimum confidence* 0,7 yang menghasilkan sebanyak 8 *rules*. Hal ini mempertimbangkan bahwa semakin besar nilai *confidence* menunjukkan probabilitas yang semakin baik, sedangkan nilai *minimum support* yang lebih kecil dipilih dengan menimbang bahwa ada banyak varian produk dan jumlah transaksi yang besar sehingga kemunculan kombinasi produk yang dibeli bersamaan juga semakin beragam dan menyebabkan nilai *support* semakin rendah. Oleh karena itu nilai *confidence* lebih didahului ketimbang nilai *support* pada kasus ini. Dengan menyaring data dengan *minimum support* 0,05 diperoleh hasil kombinasi seperti pada gambar 4.

| Out[8]: | support | itemsets | | | | | | |
|---------|----------|----------|----|----------|----------------------|----|----------|-----------------------|
| 0 | 0.416667 | (darkC) | 18 | 0.065476 | (hazO) | 38 | 0.051587 | (str, darkC) |
| 1 | 0.333333 | (taro) | 19 | 0.152778 | (vanO) | 39 | 0.144841 | (matcha, darkC) |
| 2 | 0.071429 | (lecy) | 20 | 0.069444 | (mocha) | 40 | 0.079365 | (RV, matcha) |
| 3 | 0.144841 | (cappu) | 21 | 0.099206 | (creamyC) | 41 | 0.093254 | (taro, matcha) |
| 4 | 0.081349 | (vanL) | 22 | 0.103175 | (avc) | 42 | 0.057540 | (matcha, thai) |
| 5 | 0.275794 | (RV) | 23 | 0.069444 | (cafeL) | 43 | 0.059524 | (RV, taro, matcha) |
| 6 | 0.089286 | (royalC) | 24 | 0.146825 | (taro, darkC) | 44 | 0.057540 | (taro, matcha, darkC) |
| 7 | 0.083333 | (CC) | 25 | 0.055556 | (cappu, darkC) | 45 | 0.061508 | (taro, bbl) |
| 8 | 0.248016 | (thai) | 26 | 0.222222 | (RV, taro) | 46 | 0.059524 | (RV, bbl) |
| 9 | 0.115079 | (tira) | 27 | 0.123016 | (RV, darkC) | 47 | 0.051587 | (RV, taro, bbl) |
| 10 | 0.172619 | (green) | 28 | 0.097222 | (RV, taro, darkC) | 48 | 0.065476 | (taro, oreo) |
| 11 | 0.115079 | (str) | 29 | 0.075397 | (taro, thai) | 49 | 0.059524 | (RV, oreo) |
| 12 | 0.208333 | (matcha) | 30 | 0.065476 | (RV, thai) | 50 | 0.059524 | (vanO, taro) |
| 13 | 0.111111 | (oreoC) | 31 | 0.087302 | (thai, darkC) | 51 | 0.051587 | (RV, vanO) |
| 14 | 0.103175 | (hazC) | 32 | 0.057540 | (RV, taro, thai) | 52 | 0.059524 | (vanO, darkC) |
| 15 | 0.123016 | (bbl) | 33 | 0.081349 | (green, darkC) | 53 | 0.069444 | (mocha, cappu) |
| 16 | 0.121032 | (oreo) | 34 | 0.059524 | (RV, green) | | | |
| 17 | 0.081349 | (mango) | 35 | 0.053571 | (taro, green) | | | |
| | | | 36 | 0.117063 | (green, thai) | | | |
| | | | 37 | 0.055556 | (green, thai, darkC) | | | |

Gambar 4. Hasil penyaringan *minimum support* 0,05

Selanjutnya dapat dicari *association rule* dengan memasukkan nilai *minimum confidence* 0,7. Selain itu juga perlu memasukkan nilai *minimum lift ratio* sebagai acuan nilai evaluasi. Digunakan nilai *minimum lift ratio* sebesar 1 karena nilai *lift* diatas 1 menunjukkan keterkaitan antar item yang kuat. Hasil *association rule* yang diperoleh ditunjukkan pada gambar 5.

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan oleh gambar 5, dapat diketahui bahwa nilai *confidence* paling besar yaitu 1 atau 100% dan paling kecil adalah 0,75 atau 75%. Kemudian dapat diketahui dari ketiga nilai evaluasi yaitu *lift*, *conviction*, dan *leverage* sudah baik. Dimana semua nilai *lift* dan *conviction* berada diatas nilai 1 sehingga menunjukkan adanya keterikatan antar varian yang terbentuk. Sedangkan semua nilai *leverage* diatas 0 menunjukkan bahwa penjualan varian produk dalam asosiasi secara bersamaan lebih baik ketimbang penjualan independen.

| Out[17]: | antecedents | consequents | antecedent support | consequent support | support | confidence | lift | leverage | conviction |
|----------|--------------|-------------|--------------------|--------------------|----------|------------|----------|----------|------------|
| 71 | (mocha) | (cappu) | 0.069444 | 0.144841 | 0.069444 | 1.000000 | 6.904110 | 0.059386 | inf |
| 12 | (RV, thai) | (taro) | 0.065476 | 0.333333 | 0.057540 | 0.878788 | 2.636364 | 0.035714 | 5.500000 |
| 56 | (RV, bbl) | (taro) | 0.059524 | 0.333333 | 0.051587 | 0.866667 | 2.600000 | 0.031746 | 5.000000 |
| 58 | (bbl, taro) | (RV) | 0.061508 | 0.275794 | 0.051587 | 0.838710 | 3.041077 | 0.034624 | 4.490079 |
| 2 | (RV) | (taro) | 0.275794 | 0.333333 | 0.222222 | 0.805755 | 2.417266 | 0.130291 | 3.432099 |
| 6 | (darkC, RV) | (taro) | 0.123016 | 0.333333 | 0.097222 | 0.790323 | 2.370968 | 0.056217 | 3.179487 |
| 14 | (thai, taro) | (RV) | 0.075397 | 0.275794 | 0.057540 | 0.763158 | 2.767134 | 0.036746 | 3.057760 |
| 40 | (RV, matcha) | (taro) | 0.079365 | 0.333333 | 0.059524 | 0.750000 | 2.250000 | 0.033069 | 2.666667 |

Gambar 5. Hasil akhir *association rule*

3.5. Hasil Asosiasi

Hasil dari proses data mining menggunakan algoritma FP growth diperoleh sebanyak 8 *association rule*. Hasil ini terdapat dalam Tabel 6.

Tabel 6. Hasil aturan asosiasi

| Aturan Asosiasi/ Association Rule | Confidence |
|--|------------|
| Jika membeli varian produk Mochachino maka akan membeli Cappuchino | 100% |
| Jika membeli varian produk Red Velvet dan Thai Tea maka akan membeli Taro | 87,8% |
| Jika membeli varian produk Red Velvet dan Bubble Gum maka akan membeli Taro | 86,6% |
| Jika membeli varian produk Bubble Gum dan Taro maka akan membeli Red Velvet | 83,8% |
| Jika membeli varian produk Red Velvet maka akan membeli Taro | 80,5% |
| Jika membeli varian produk Dark Coklat dan Red Velvet maka akan membeli Taro | 79% |
| Jika membeli varian produk Thai Tea dan Taro maka akan membeli Red Velvet | 76,3% |
| <u>Jika membeli varian produk Red Velvet dan Matcha Latte maka akan membeli Taro</u> | <u>75%</u> |

Berdasarkan proses penelitian yang telah dilalui menggunakan algoritma FP growth untuk memperoleh aturan asosiasi, beberapa rekomendasi strategi yang dapat diterapkan oleh perusahaan untuk mendukung keputusan produksi stok dan penjualan yaitu:

- Manajemen stok produksi: melalui hasil incident count/ support count dapat diketahui jumlah frekuensi pembelian setiap varian. Perusahaan dapat menyiapkan stok yang lebih banyak untuk produk best-selling dan mengurangi produksi stok untuk varian penjualan rendah.
- Membuat *bundling* pada produk: dengan mengetahui *incident count/support count* tersebut, perusahaan juga dapat melakukan *bundling* antara produk penjualan tinggi dan rendah. Namun hindari *bundling* pada produk yang muncul bersama dalam *association rule* karena penjualan bersamanya sudah tinggi. Kelompok *bundling* produk dapat dilihat dalam tabel 7.

Tabel 7. Kelompok varian rasa berdasarkan hasil jumlah penjualan

| Penjualan Tinggi - Sedang | | Penjualan Sedang - Rendah | |
|---------------------------|-------------------|---------------------------|-----------------------|
| Dark Coklat | Hazelnut Coklat | Choco Cheese Cake | Pistacio Vanilla Milk |
| Taro | Avocado | Caramel Coklat | Red Bean Choco |
| Red Velvet | Creamy Coklat | Vanilla Blue | Caramel Machiatto |
| Thai Tea | Royal Coklat | Tapioca Pearl/ Boba | Banana Coklat |
| Matcha Latte | Cream Cheese | Green Latte | Blackforest |
| Green Tea | Mango | Cookies and Cream | Black Coklat |
| Vanila Original | Vanila Latte | Krimer (NDC) | Avocado Coklat |
| Cappuchino | Lecy | Brown Sugar Milk | White Coklat |
| Bubble Gum | Mochachino | Durian | Grape |
| Oreo | Cafe Latte | Strawberry Coklat | Gula Aren |
| Tiramisu | Hazelnut Original | Lemon Tea | Jasmine Berry Tea |
| Strawberry Yogurt | Milk Tea | Banana Milk Shake | Teh Tarik |
| Oreo Coklat | Cotton Candy | Bluberry | Ketan Hitam |

- Penataan letak produk: berdasarkan *association rule*, varian yang sering dibeli bersamaan sebaiknya diletakkan bersebelahan, sehingga disarankan susunannya seperti tabel 8.

Tabel 7. Kelompok varian rasa berdasarkan hasil jumlah penjualan

| | | | |
|------------|--------------|------------|------------|
| Mochachino | Dark Coklat | Red Velvet | Taro |
| Cappuchino | Matcha Latte | Thai Tea | Bubble Gum |

- d. Mengelola katalog online: mendekorasi dan menyorot informasi utama pada media penjualan dan media sosial yang dimiliki. Contoh informasi tersebut yaitu *event* promosi, *bundling* produk, produk keluaran terbaru, dan katalog produk yang dijual.
- e. Membuat fitur rekomendasi: memberikan rekomendasi pembelian varian lain yang dibeli pada aplikasi yang dimiliki perusahaan berdasarkan *association rule*.
- f. Mengadakan *tester* atau produk ukuran kecil untuk meningkatkan promosi pada produk penjualan rendah, karena pembeli cenderung membeli produk yang sudah banyak terjual.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah hasil implementasi yang diperoleh dengan menerapkan algoritma FP growth menggunakan nilai *minimum support* sebesar 0,05 dan *minimum confidence* sebesar 0,7 diperoleh sebanyak 8 pola asosiasi yaitu pembelian Mochachino akan membeli Cappuchino dengan probabilitas 100%, pembelian Red Velvet dan Thai Tea akan membeli Taro dengan probabilitas 87,8%, pembelian Red Velvet dan Bubble Gum akan membeli Taro dengan probabilitas 86,6%, pembelian Bubble Gum dan Taro akan membeli Red Velvet dengan probabilitas 83,8%, pembelian Red Velvet akan membeli Taro dengan probabilitas 80,5%, pembelian Dark Coklat dan Red Velvet akan membeli Taro dengan probabilitas 79%, pembelian Thai Tea dan Taro akan membeli Red Velvet dengan probabilitas 76,3%, dan pembelian Red Velvet dan Matcha Latte akan membeli Taro dengan probabilitas 75%.

Melalui aturan asosiasi yang telah diperoleh dengan menerapkan FP growth, dihasilkan rekomendasi strategi yang dapat dimanfaatkan oleh perusahaan baik dalam membuat keputusan manajemen stok produksi maupun strategi *marketing* untuk meningkatkan penjualan. Rekomendasi strategi tersebut yaitu manajemen stok produksi, *bundling* pada produk, penataan letak produk pada toko, mengelola katalog online, membuat fitur rekomendasi, dan mengadakan *tester* atau produk ukuran kecil.

5. SARAN

Beberapa saran yang dapat diberikan berdasarkan penelitian yang telah dilakukan meliputi meningkatkan jumlah data yang digunakan untuk membuat asosiasi sehingga meningkatkan variasi dan akurasi data, mempersempit jumlah varian tertentu jika ingin memperoleh nilai *support* yang lebih tinggi, dan menggunakan algoritma asosiasi lain untuk membandingkan hasil yang telah diperoleh, misalnya algoritma *apriori*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Setiawan, B.A., "Perbandingan Clustering Optimalisasi Stok Barang Menggunakan Algoritma K-Means Dan Algoritma K-Medoids (Studi Kasus: Klinik Ben Waras)," *Proceeding SENDI_U*, pp. 527-535, 2021
- [2] Ramadhan, R. dan Setiawan, E.I., "Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth," *Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 2, no. 1, pp. 34-39, 2020.

- [3] Darmaastawan, K., Saputra, K.O. dan Wirastuti, N.M.A.E.D., "Market Basket Analysis using FP-Growth Association Rule on Textile Industry," *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, vol. 5, no. 2, pp. 24-30, 2020.
- [4] Caesar, F.X.B. dan Somya, R., "Analisis Minat Beli Produk pada Toko Oleh-Oleh Khas Surabaya dengan Algoritme FP-Growth," In *Seri Prosiding Seminar Nasional Dinamika Informatika*, vol. 5, no. 1, May 2021.
- [5] Kadafi, M., "Penerapan Algoritma FP-GROWTH untuk Menemukan Pola Peminjaman Buku Perpustakaan UIN Raden Fatah Palembang," *MATICS*, vol. 10, no. 2, pp. 52-58, 2018.
- [6] Martinez, M., Escobar, B., Garcia-Diaz, M.E. and Pinto-Roa, D.P., "Market Basket Analysis with Association Rules in The Retail Sector Using Orange. Case Study: Appliances Sales Company," *CLEI Electronic JournalL*, vol. 24, no. 2, pp. 12, 2021.
- [7] Aneeshkumar, A.S., Ramachandran, S., SripriyaArunachalam, D. and Gupta, M., "Estimation of Liver Disorder and its Correlation Factors in Modern World using Data Mining Techniques," *International Journal of Advanced Science and Technology*, vol. 29, no. 5, pp. 7600-7608, 2020.
- [8] Amelia, R. dan Utomo, D.P., "Analisa Pola Pemesanan Produk Modern Trade Independent Dengan Menerepakan Algoritma Fp. Growth (Studi Kasus: Pt. Adam Dani Lestari)," *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, 2019.