

## MARKET BASKET ANALYSIS PADA DATA PENJUALAN UMKM MENGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Denni Pratama, Kaslani, Edi Tohidi

Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI Cirebon

Jalan Perjuangan No.10B Majasem, Kel. Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Indonesia

pratamadenni@gmail.com

### ABSTRAK

UMKM di Indonesia menghadapi tingkat kegagalan yang tinggi, mencapai 78-80%, yang disebabkan oleh berbagai faktor termasuk pengelolaan inventori yang buruk, persaingan usaha, dan rendahnya penjualan. Pandemi COVID-19 juga memberikan dampak signifikan, terutama pada usaha sektor makanan dan minuman. Toko Rafa Cake, UMKM di Kota Cirebon yang memproduksi dan menjual makanan, mengalami dampak pandemi pada penjualannya. Pasca pandemi, Toko Rafa Cake, berusaha memperbaiki pengelolaan dan berinovasi dengan menghadirkan 155 varian produk, namun mengalami kesulitan dalam mengelola inventori dan menentukan strategi penjualan yang tepat. Penelitian ini menggunakan *Market Basket Analysis* dengan algoritma FP-Growth dan empat matriks evaluasi aturan asosiasi untuk menganalisis data transaksi penjualan. Kerangka penelitian menggunakan CRISP-DM. Dari 10.987 data transaksi, dihasilkan 6 aturan asosiasi umum dengan hasil yang bervariasi setiap bulannya. Produk Roti *Regular All Varian* memiliki *support* tertinggi sebesar 32,10%. Analisis menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Donat *Ring Regular* dan *Glass Cake* cenderung membeli Roti *Regular All Varian* dengan *support* 5,50%, *confidence* 98,80%, *lift* 3.075, dan *conviction* 55.436. Rekomendasi yang dihasilkan meliputi pengaturan tata letak produk yang sering dibeli bersamaan dan penerapan strategi bundling Roti *Regular All Varian* dengan produk lainnya. Hasil penelitian ini dapat membantu Toko Rafa Cake dalam menentukan strategi penjualan dan mengelola inventori dengan lebih efektif.

**Kata kunci :** Analisis Keranjang Pasar; Data Penjualan; UMKM; FP-Growth; Asosiasi.

### 1. PENDAHULUAN

Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) memiliki peranan penting dalam menopang pertumbuhan perekonomian di Indonesia sebagaimana tertuang dalam UUD 1945 pasal 33 ayat 4. Pada data Kementerian Koperasi dan Usaha Kecil dan Menengah tercatat di tahun 2019 jumlah UMKM mencapai 65.471.134 dengan kontribusi terhadap PDB sebesar 60,50% atau senilai 9.580,76 triliun rupiah. UMKM turut pula berkontribusi dalam menyerap 96,92% dari total tenaga kerja yang ada serta menghimpun sampai 60,03% dari total investasi [1]. Meskipun demikian, tingkat mortalitas/kegagalan UMKM di Indonesia cukup besar mencapai 78% dan 80% rata-rata kegagalan terjadi pada 5 tahun pertama [2] [3].

Penyebab kegagalan UMKM terbagi menjadi dua faktor, yaitu yang disebabkan oleh faktor internal dan faktor eksternal. Faktor internal penyebab terjadinya kegagalan adalah kemampuan dari sumber daya manusia, baik itu pemilik maupun stafnya yang minim pengalaman, pengelolaan *inventory*, *overinvestment in fixed assets*, pengelolaan kredit yang buruk, penggunaan dana usaha untuk keperluan pribadi, *unexpected growth*, adanya kompetisi/persaingan usaha, dan tingkat penjualan yang rendah, serta faktor eksternal seperti faktor geografis, kebijakan pemerintah dan tindakan pihak lain [4]. Hal tersebut sesuai dengan yang disampaikan Rayyani bahwa kesadaran masyarakat dalam berwirausaha tidak diimbangi dengan pengetahuan serta pemahaman yang memadai mengenai pentingnya pengelolaan usaha yang baik [5].

Pandemi COVID-19 turut memberikan dampak bagi perkembangan UMKM di Indonesia. Setidaknya ada 163.713 UMKM terdampak pandemi COVID-19, 37.000 UMKM diantaranya terdampak sangat serius yang ditandai adanya laporan penurunan penjualan hingga 56%, 22% melaporkan adanya permasalahan pada aspek pembiayaan, 15% melaporkan terkait permasalahan distribusi barang dan 4% melaporkan adanya kesulitan dalam mendapatkan bahan baku. Sektor UMKM yang paling terdampak adalah pada sektor makanan dan minuman [6]. Tingginya tingkat kegagalan UMKM untuk berkembang di Indonesia dan ditambah dengan pandemi COVID-19 yang melanda dunia secara masif beberapa tahun yang lalu membuat persaingan usaha semakin ketat serta menuntut pelaku UMKM untuk dapat beradaptasi terhadap kondisi yang ada dengan memanfaatkan segala sumber daya dan peluang yang dimiliki secara maksimal melalui tata kelola yang baik sehingga mampu bertahan dan memenangkan persaingan [7] [8]. Toko Rafa Cake merupakan salah satu UMKM yang telah menjalankan usahanya sejak tahun 2016 yang menjual produk kue, roti dan makanan ringan di Kota Cirebon yang terdampak pandemi COVID-19 dan pada bulan Juli 2022 berupaya untuk melakukan perbaikan pada tata kelola serta berinovasi dengan menyediakan 155 varian produk. Namun, hal tersebut membuat Toko Rafa Cake kesulitan dalam mengatur inventori dan strategi promosi dan penjualan yang efektif.

Penelitian ini menggunakan teknik *Market Basket Analysis* dengan algoritma *Frequent Pattern*

*Growth* (FP-Growth) untuk mengidentifikasi hubungan antara produk dan menentukan produk yang paling sering dibeli secara bersamaan [9] [10] [11] [12]. Algoritma FP-Growth memiliki data *support* yang sangat besar dan *accuracy* yang sangat cepat dan lebih akurat apabila dibandingkan dengan algoritma asosiasi lainnya meskipun algoritma FP-Growth masih memiliki beberapa kelemahan [13]. *Framework CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)* digunakan karena merupakan metode standar penerapan *data mining* untuk industri [14]. Penerapan standar baku CRISP-DM ini dapat diterapkan ke dalam strategi pemecahan masalah umum pada bisnis atau pada unit penelitian yang terdiri dari beberapa fase [15]. Fase pada *framework CRISP-DM* terdiri dari enam fase proses [16]. Hasil identifikasi dengan menggunakan *framework CRISP-DM* akan digunakan sebagai acuan dalam menentukan strategi promosi produk, mengatur tata letak produk, dan mengelola inventori yang lebih baik [10] [17] [18] [19].

Tujuan dan alasan melakukan penelitian menggunakan *Market Basket Analysis* dengan menggunakan algoritma FP-Growth adalah karena berkaitan dengan permasalahan yang dialami Toko *Rafa Cake*. *Market Basket Analysis* dapat membantu menentukan produk mana yang biasanya dibeli bersamaan, menentukan tata letak produk yang akan dijual secara berdampingan serta menentukan improvisasi promosi penjualan beberapa produk dan membuat pengelolaan inventori berdasarkan data transaksi penjualan. Penggunaan algoritma FP-Growth dipilih karena FP-Growth memiliki kekuatan *rule* yang lebih besar dalam membentuk pola asosiasi antar item set dibandingkan Apriori. Selain itu, tingkat akurasi algoritma FP-Growth jauh lebih tinggi daripada Apriori [19] [20]. Oleh karena itu, aturan asosiasi yang dihasilkan oleh FP-Growth dapat digunakan sebagai acuan dalam strategi perencanaan penjualan [21] [22].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Data Mining

Data Mining adalah proses dasar di mana metode yang cerdas digunakan untuk menghasilkan pola data [14]. Kantardzic dalam bukunya yang berjudul *Data Mining : Concepts, Models, Methods, and Algorithms* menyebutkan bahwa, *data mining* merupakan pencarian informasi baru, berharga, dan non trivial dalam volume data yang besar [23]. Kantardzic menjelaskan bahwa tujuan dari *data mining*:

- Explonatory*, yaitu untuk menjelaskan beberapa kegiatan observasi atau kondisi yang bertujuan untuk memahami data secara lebih mendalam.
- Confirmatory*, yaitu untuk mengkonfirmasi suatu hipotesis yang telah ada.
- Exploratory*, yaitu untuk menganalisis data baru suatu relasi yang janggal dengan tujuan untuk menjelaskan hubungan kausal antara variabel.

### 2.2. Framework CRISP- DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)

*Framework CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)* adalah metode standar penerapan data mining yang terdiri dari enam fase proses, yaitu *Business Understanding Phase*, *Data Understanding Phase*, *Data Preparation Phase*, *Modelling Phase*, *Evaluation Phase*, dan *Deployment Phase* [24][16][25].

### 2.3. Market Basket Analysis

*Market Basket Analysis* (MBA) merupakan analisis terhadap aktivitas bisnis pada data kumpulan barang yang dibeli oleh pelanggan dalam satu transaksi [23]. *Market Basket Analysis* atau sering juga disebut *Association Rule Mining* (ARM) menjadi konsep data mining yang tepat digunakan untuk menganalisis pola keranjang belanja konsumen [14].

### 2.4. Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) adalah algoritma asosiasi pengembangan dari algoritma apriori yang efisien untuk menambang *frequent itemset* pada data dengan jumlah besar. Algoritma FP-Growth memiliki tiga tahapan utama, yaitu *Frequent Item Discovery*, *FP-Tree Construction*, dan *Frequent Itemset Discovery* [26][27][28][23][29][10].

Rumus persamaan untuk menghitung nilai *support* dari 1 item adalah seperti ditunjukkan pada rumus Persamaan 1. [30]:

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

Sedangkan rumus persamaan nilai *support* dari 2 item diperoleh dari rumus Persamaan 2. [30]:

$$\text{Support}(A, B) = \frac{P(A \cap B)}{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B} = \frac{\sum \text{Total transaksi}}{\sum \text{Total transaksi}} \quad (2)$$

Rumus persamaan *confidence* ini ditunjukkan dengan rumus Persamaan 3. [30].

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = P\left(\frac{A}{B}\right) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

Pengujian dan analisis menggunakan *lift ratio* digunakan untuk mengukur tingkat keakurasian dari metode FP-Growth ditunjukkan pada Persamaan 4. [30].

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

Range dari *conviction* adalah 0 sampai dengan tak terhingga ( $\infty$ ). Rumus persamaan *conviction* ditunjukkan dengan rumus Persamaan 5. [31].

$$\text{Conviction}(A \rightarrow B) = \frac{1 - \text{Support } B}{1 - \text{Confidence}(A \rightarrow B)} \quad (5)$$

## 2.5. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu dengan menggunakan *Market Basket Analysis* dan algoritma asosiasi sebelumnya sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti untuk memecahkan permasalahan terkait menemukan hubungan antar produk yang dibeli oleh konsumen untuk membantu memahami perilaku belanja konsumen sehingga dapat menentukan promosi dan meningkatkan penjualan. Penelitian terdahulu telah memberikan pengetahuan dan pemahaman untuk mengembangkan serta menyusun penelitian ini.

Penelitian terdahulu berkaitan tentang *Market Basket Analysis*, di antaranya adalah penelitian mengenai analisis *market basket* dengan algoritma hash-based pada transaksi penjualan dengan studi kasus pada TB. Menara pada tahun 2020. Pada kesimpulannya menyebutkan bahwa metode *Market Basket Analysis* dengan algoritma hash-based dapat digunakan untuk membantu toko mengetahui pola belanja konsumen dan item yang sering dibeli oleh konsumen dengan nilai *confidence* 93%-97% [32]. Penelitian lainnya adalah mengenai *Market Basket Analysis* untuk promosi penjualan buku menggunakan FP-Growth dengan studi kasus pada Gramedia Matraman Jakarta pada tahun 2021. Pada kesimpulannya dijelaskan bahwa kategori buku dengan minimum *support* 0.003 dan minimum *confidence* 0.3 menghasilkan kombinasi *itemset* sebanyak 7 rule menggunakan algoritma FP-Growth di mana dominasi kategorinya yaitu hukum, komik, fiksi dan buku anak-anak [14]. Penelitian lainnya adalah mengenai *Market Basket Analysis* untuk menentukan asosiasi produk pada tahun 2021 dengan tujuan memahami profil konsumen dalam melakukan transaksi pembelian untuk meningkatkan penjualan. Hasil penelitiannya analisis dapat digunakan untuk penempatan produk yang lebih baik. *Market Basket Analysis* merupakan *tools* yang ampuh untuk mendapatkan pengetahuan yang lebih baik tentang perilaku pelanggan. Hal ini dapat membantu toko untuk meningkatkan penjualan silang dan menjadi lebih menguntungkan [18]. Penelitian mengenai *Market Basket Analysis* dengan algoritma apriori dan FP-Growth pada data penjualan produk luar ruang di tahun 2021. Hasil pada penelitian tersebut adalah algoritma apriori menghasilkan 10 rule sedangkan FP-Growth menghasilkan 4 rule. Nilai *support* minimum untuk kedua algoritma tersebut sama yaitu 0.296, sedangkan untuk nilai *confidence* dan *lift*, algoritma FT-Growth menghasilkan nilai lebih tinggi yaitu *confidence* 0.750 dan *lift* 1.90. Pola konsumen yang

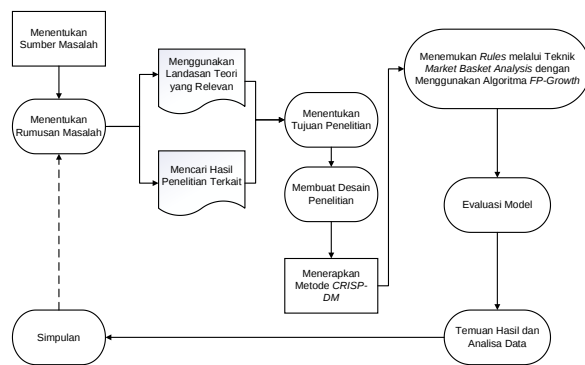
diperoleh adalah konsumen yang membeli kompor *portable* memiliki kemungkinan untuk membeli gas kompor *portable* [33]. Terdapat juga penelitian mengenai *Market Basket Analysis* menggunakan algoritma apriori berbasis R untuk menemukan informasi dari data penjualan pada tahun 2021. Hasil yang diperoleh menunjukkan aturan asosiasi yang dapat dijadikan informasi dan merekomendasikan barang yang memiliki keterkaitan yang kuat serta dapat mengemas produk yang tidak laku dengan barang yang laku sehingga dapat mengontrol persediaan [34]. Dan penelitian perbandingan algoritma Apriori, Apriori-TID dan FP-Growth dalam *Market Basket Analysis* pada Toko Kelontong di tahun 2022. Hasil penelitian tersebut menjelaskan bahwa ketiga algoritma berhasil membuat aturan asosiasi dan menghasilkan *frequent itemset* dan aturan yang sama untuk 4 musim. Pola kombinasi pembelian bahan makanan dengan tingkat kepercayaan tertinggi untuk setiap musim terjadi pada musim gugur yaitu pola kombinasi sayuran beku dan susu murni dengan nilai kepercayaan 37%. Apriori memiliki komputasi paling lama, sedangkan FP-Growth paling baik namun memori yang digunakan paling besar. Apriori TID lebih ringan dari FP-Growth namun lebih cepat dari apriori [12].

Penelitian terdahulu memiliki kesamaan dalam penggunaan *Market Basket Analysis* dan algoritma asosiasi seperti FP-Growth, meskipun demikian terdapat beberapa perbedaan seperti pada penggunaan *dataset*, produk penjualan, nilai *support* dan nilai *confidence* yang diperoleh serta tidak semua melakukan perhitungan pada nilai *lift ratio* pada masing-masing penelitian tersebut. Perbedaan penelitian terdahulu dengan penelitian yang dilakukan adalah pada penggunaan *dataset* yang digunakan serta menghitung nilai *conviction*. Nilai *conviction* ini penting untuk dihitung karena nilai *conviction* digunakan untuk mengevaluasi aturan asosiasi yang terbentuk selain menghitung nilai *lift ratio* yang digunakan dalam mengukur tingkat akurasi nilai *support* dan *confidence* yang terbentuk berdasarkan metode FP-Growth [35]. Dengan demikian penelitian ini akan melakukan perhitungan terhadap 4 matriks (*support*, *confidence*, *lift ratio*, dan *conviction*) untuk meningkatkan akurasi terhadap aturan asosiasi yang terbentuk.

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini mengadopsi tahapan dalam penelitian dengan menggunakan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* yang merupakan langkah-langkah dari sebuah kegiatan *data mining*. Adapun tahapan dalam proses penelitian ini secara bertahap kerangka kerjanya dapat dijelaskan pada gambar 1.



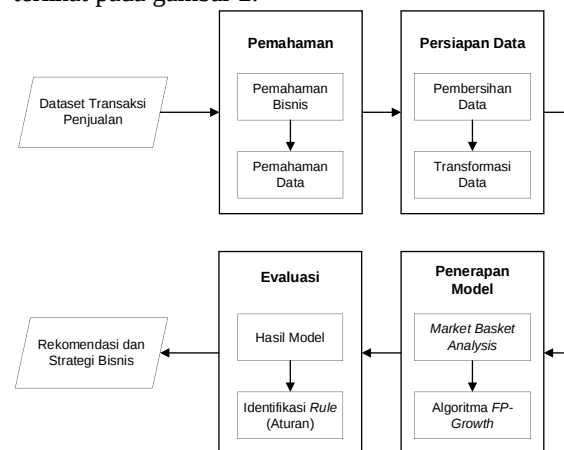
Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yang sistematis. Pertama, sumber masalah diidentifikasi, yaitu UMKM tidak mengetahui pola belanja konsumen. Permasalahan ini perlu dikaji untuk menemukan pengetahuan dan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Kedua, rumusan masalah dibuat dalam bentuk pertanyaan penelitian mengenai rekomendasi yang dapat dihasilkan dari *Market Basket Analysis* pada data penjualan UMKM menggunakan algoritma FP-Growth. Ketiga, menyusun landasan teori, termasuk teori mengenai *Market Basket Analysis* dan algoritma FP-Growth. Keempat, artikel penelitian terkait dikumpulkan dengan merujuk pada penelitian sebelumnya yang relevan. Kelima, tujuan penelitian dibuat untuk menjawab rumusan masalah. Keenam, desain penelitian dibuat berdasarkan rumusan masalah, pendekatan penelitian, dan landasan teori. Ketujuh, metode CRISP-DM diterapkan, meliputi pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan *deployment*. Kedelapan, model *Market Basket Analysis* dibuat menggunakan algoritma FP-Growth di aplikasi Rapidminer Studio. Kesembilan, evaluasi model dan akurasi dilakukan untuk mengimplementasikan model melalui *Market Basket Analysis* dengan algoritma FP-Growth. Kesepuluh, hasil dan analisis data dilakukan untuk mendapatkan hasil eksperimen dan membuat rekomendasi kebijakan terkait proses bisnis. Terakhir, simpulan dibuat berdasarkan temuan dan analisis data.

### 3.2 Tahapan Penelitian

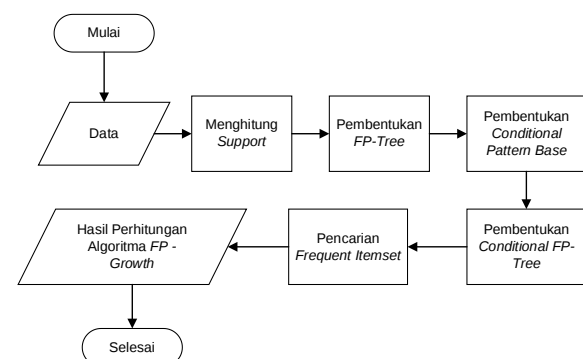
Penelitian ini menerapkan *Market Basket Analysis* dengan menggunakan algoritma FP-Growth terhadap data transaksi penjualan Toko Rafa Cake dari tanggal 19 Juli 2022 sampai dengan tanggal 9 Maret 2023. Data transaksi penjualan tersebut akan diolah dan dianalisis untuk menemukan pola belanja konsumen yang terbentuk yang ditunjukkan dengan nilai *support*, *confidence*, *lift* dan *conviction* dari hubungan tiap produk yang dihasilkan. Berdasarkan hal tersebut maka peneliti menyusun tahapan *data mining* yang akan diawali dengan pemahaman, persiapan data, penerapan model dan evaluasi. Setelah dilakukan evaluasi maka akan menghasilkan rekomendasi untuk mendukung keputusan dalam menentukan dan menerapkan strategi bisnis yang

dijalankan. Tahapan penelitian yang dimaksud dapat terlihat pada gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Data Mining

Pada tahapan *data mining* yang dilakukan terdapat penerapan model dengan menggunakan algoritma FP-Growth. Ada pun *flowchat* algoritma FP-Growth adalah sebagaimana tergambar pada gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Algoritma FP-Growth

Setelah data diperoleh maka dari data tersebut akan di hitung nilai *support*-nya. *Item* yang tidak memenuhi minimum *support* akan dihilangkan. Selanjutnya membuat FP-Tree serta pembentukan *conditional pattern base* dan *conditional FP-Tree*. Terakhir adalah dilakukan pencarian *frequent itemset*.

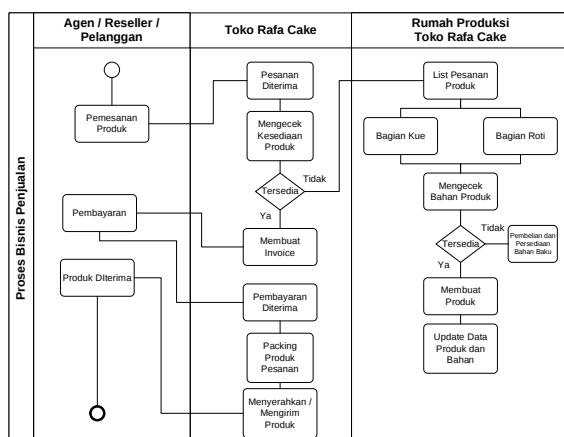
## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Business Understanding

Proses bisnis penjualan yang dilakukan pada Toko Rafa Cake, agen/*reseller*/pelanggan akan melakukan pemesanan produk. Jika stok produk tersedia maka karyawan akan menyiapkan produk yang dipesan dan membuatkan tagihan untuk dibayarkan oleh pelanggan. Setelah pelanggan membayar, karyawan akan mengemas dan menyerahkan produk yang telah dipesan tersebut. Namun ketika produk yang dipesan tidak tersedia maka karyawan akan menawarkan pemesanan. Jika pelanggan setuju maka daftar pesanan pelanggan akan diteruskan ke bagian produksi. Tim produksi akan mengecek kesediaan barang yang dibutuhkan untuk membuat produk yang dipesan pelanggan. Apabila

bahan yang dibutuhkan semua tersedia maka tim produksi akan melakukan produksinya sesuai pesanan pelanggan tersebut.

Toko Rafa Cake telah memiliki beberapa pemasok untuk memenuhi bahan baku kebutuhan produksinya. Proses bisnis yang dilakukan oleh Toko Rafa Cake dalam melakukan pembelian dan persediaan bahan baku dari pemasok. Toko Rafa Cake akan mengirimkan daftar kebutuhan bahan ke pemasok, selanjutnya setelah mendapatkan daftar kebutuhan dari Toko Rafa Cake, pemasok akan menyiapkan bahan yang di pesan. Setelah bahan disiapkan maka pemasok akan mengemas bahan pesanan dan mengirimkannya ke Toko Rafa Cake. Selanjutnya bahan diterima oleh Toko Rafa Cake dan karyawan akan memperbaharui data stok bahan produksi. Terkait pembayaran, Toko Rafa Cake telah memiliki kesepakatan pembayaran dengan para pemasok, sehingga Toko Rafa Cake dapat melakukan pembayaran dalam 3 sampai 5 hari setelah bahan pesanan diterima. Gambaran terkait proses bisnis yang terjadi ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Proses Bisnis Penjualan Toko Rafa Cake

#### 4.2. Data Understanding

Data di peroleh melalui wawancara dengan pemilik dan staf serta observasi pada Toko Rafa Cake. Toko Rafa Cake sendiri menyediakan 155 varian produk mulai dari kue, roti dan makanan ringan lainnya. Hasil yang di peroleh dari wawancara dan observasi yang dilakukan adalah data transaksi di outlet pusat Toko Rafa Cake pada 19 Juli 2022 sampai dengan 9 Maret 2023 dengan jumlah *record* sebanyak 11.298 data transaksi penjualan. Data transaksi penjualan yang dicatat pada Toko Rafa Cake terdiri 16 atribut seperti atribut nomor struk, tanggal, jam, nama outlet, nama kasir, deskripsi produk, status, jumlah barang, jumlah dibatalkan, harga per barang, jumlah harga, diskon transaksi, sub total, status transaksi, metode pembayaran dan nomor referensi yang tersusun seperti yang ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Tabel Data Transaksi Penjualan Toko Rafa Cake

| No. Struk | Tanggal    | Jam      | .... | No. Ref |
|-----------|------------|----------|------|---------|
| 26107BL7  | 02-03-2023 | 07:53:49 | .... |         |
| 26107BL7  | 02-03-2023 | 07:53:49 | .... |         |
| 2610804Z  | 02-03-2023 | 08:08:16 | .... |         |
| ....      | ....       | ....     | .... |         |
| 261088VT  | 02-03-2023 | 08:09:24 | .... |         |

Data transaksi penjualan pada Toko Rafa Cake merupakan data terstruktur dengan data memiliki format yang terorganisir dengan menggunakan tipe data yang akan digunakan sebagai terlihat pada Tabel 2.

Tabel 1. Tipe Data pada Data Transaksi Penjualan Toko Rafa Cake

| Tipe Data         | Atribut                                                                                                                                                                                  |
|-------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <i>Polynomial</i> | Nomor Struk, tanggal, jam, produk, nama outlet, nama kasir, nama pelanggan, opsi tambahan, tipe harga, tipe diskon produk, tipe diskon transaksi, metode pembayaran dan status transaksi |
| <i>Integer</i>    | Jumlah barang, harga per barang, jumlah harga, diskon transaksi, diskon produk, pajak, sub total, <i>reedem poin</i> , dan total                                                         |
| <i>Id</i>         | Nomor struk                                                                                                                                                                              |

Berdasarkan data transaksi penjualan Toko Rafa Cake pada 19 Juli 2022 sampai dengan 9 Maret 2023, diketahui bahwa produk yang paling banyak terjual atau paling banyak dibeli oleh konsumen ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 2. Produk yang Paling Banyak Terjual

| No. | Nama Produk             | Jumlah | Persentase |
|-----|-------------------------|--------|------------|
| 1   | Roti Regular All Varian | 37.169 | 44,13%     |
| 2   | Donat Mini Ring         | 4.571  | 5,43%      |
| 3   | Donat Ring Regular      | 4.282  | 5,08%      |
| 4   | Snack Box               | 3.930  | 4,67%      |
| 5   | Glass Cake              | 2.685  | 3,19%      |
| 6   | Mille Crepes            | 2.396  | 2,84%      |
| 7   | Roti Unyil Satuan       | 2.031  | 2,41%      |
| 8   | Pie Brownies Satuan     | 1.893  | 2,25%      |
| 9   | Bento Cake              | 1.777  | 2,11%      |
| 10  | Sus                     | 1.288  | 1,53%      |
| 11  | Produk Lainnya          | 22.200 | 26,36%     |

#### 4.3. Data Preparation

Di tahap data preparation dilakukan proses persiapan data untuk dianalisis kualitas dari data transaksi penjualan yang diperoleh tersebut dengan cara mengelola, mengubah, ataupun menghapus data yang tidak dibutuhkan. Terdapat dua keterangan status transaksi, yaitu transaksi yang berhasil dilakukan (transaksi) dan transaksi yang dibatalkan (dibatalkan). Data transaksi penjualan Toko Rafa Cake yang diproses menggunakan *Market Basket Analysis* adalah data transaksi yang berhasil di lakukan sehingga data transaksi yang dibatalkan tidak adakan di ikutsertakan dalam *Market Basket Analysis*. Jumlah transaksi yang berhasil ada sejumlah 10.987 *record* data transaksi,

sedangkan jumlah transaksi yang dibatalkan sejumlah 304 *record* data transaksi dan terdapat 11 *record* data transaksi yang sebagian dibatalkan, sehingga total data transaksi tersebut adalah sejumlah 11.298 *record* data transaksi.

#### 4.4. Modeling

Pada tahapan *data mining* yang dilakukan terdapat penerapan model dengan menggunakan algoritma FP-Growth. Ada pun *flowchat* algoritma FP-

Growth adalah sebagaimana tergambar pada gambar 3. Setelah data diperoleh maka dari data tersebut akan di hitung nilai *support*-nya. Item yang tidak memenuhi minimum *support* akan dihilangkan. Selanjutnya membuat FP-Tree serta pembentukan *conditional pattern base* dan *conditional* FP-Tree. Terakhir adalah dilakukan pencarian *frequent itemset*. Pengaturan operator parameter FP-Growth digunakan pada pemodelan ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Parameters Operator FP-Growth

| Parameters                  | Pilihan                          | Keterangan                                                                                                         |
|-----------------------------|----------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Input Format                | Items In Dummy Condensed Columns | Untuk menunjukkan apakah item tersebut dapat ditemukan pada keranjang                                              |
| Positive Value              | True                             | Digunakan untuk mengidentifikasi bahwa item tersebut berada pada keranjang                                         |
| Min Requirement             | Support                          | Untuk nilai dukungan minimum atau rasio kemunculan dengan ukuran <i>example set</i>                                |
| Min Support                 | 0.2                              | Dengan minimal 20%                                                                                                 |
| Min Items Per Itemset       | 1                                | Batas bawah untuk sebuah ukuran <i>itemset</i>                                                                     |
| Max Item Per Itemset        | 0                                | Batas atas untuk sebuah <i>itemset</i> . 0 disini berarti tidak ada batas atas                                     |
| Max Number of Itemsets      | 1000000                          | Batas atas untuk jumlah <i>itemset</i>                                                                             |
| Min Number Of Itemsets      | 100                              | Untuk menentukan jumlah hasil minimum set item yang perlu dimasukkan dalam hasil                                   |
| Max Number Of Retries       | 15                               | Menentukan berapa kali operator dapat mengurangi nilai. Meningkatkan jumlah ini akan memberikan lebih banyak hasil |
| Requirement Decrease Factor | 0.9                              | Untuk memunculkan <i>itemset</i> dengan <i>support</i> yang lebih tinggi yang akan ditemukan                       |

Di tahap modeling dilakukan dua pemodelan, yaitu pemodelan berdasarkan data transaksi keseluruhan dan data transaksi tiap bulannya. Hal ini dilakukan untuk mengetahui pola pembelian pelanggan secara keseluruhan dan tiap bulannya.

a. Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan Toko Rafa Cake Tanggal 19 Juli 2022 sampai dengan 9 Maret 2023 menghasilkan pola produk yang sering di beli pelanggan secara bersamaan. Item 1 terdiri dari 14 produk, Item 2 terdapat 8 produk dan pada Item 3 terdapat 1 produk. Nilai *support* terbesar pada Item 1 yang diperoleh dengan nilai 0,321 atau 32% adalah produk Roti *Regular All Varian*. Sementara untuk Item 2 dengan nilai *support* 0,098 atau 9,8% adalah produk Roti *Regular All Varian* dengan Donat *Ring*

*Regular*. Sedangkan untuk Item 3 diperoleh nilai *support* sebesar 0,055 atau 5,5% yaitu produk Roti *Regular All Varian* dan Donat *Ring Regular* dengan *Glass Cake*.

- Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan Toko Rafa Cake Per Bulan dan produk Roti *Regular All Varian* merupakan elemen yang konsisten dalam kombinasi produk yang sering dibeli oleh pelanggan tiap bulannya.
- Association Rules* pada Data Transaksi Penjualan Toko Rafa Cake Tanggal 19 Juli 2022 sampai dengan 9 Maret 2023 menghasilkan 6 aturan, 5 diantaranya merupakan aturan dari 2 produk dan 1 aturan dengan melibatkan 3 produk sebagaimana yang ditampilkan pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil Proses *Association Rules* Data Penjualan Toko Rafa Cake 19 Juli 2022 – 9 Maret 2023

| No. | Premises                                      | Conclusion                     | Support | Confidence | Lift  | Confiction |
|-----|-----------------------------------------------|--------------------------------|---------|------------|-------|------------|
| 1   | Pie Brownies Satuan                           | Roti <i>Regular All Varian</i> | 0.041   | 0.802      | 2.496 | 3.424      |
| 2   | Brownies Lumer 200 Ml                         | Roti <i>Regular All Varian</i> | 0.048   | 0.835      | 2.599 | 4.105      |
| 3   | Cup Cake                                      | Roti <i>Regular All Varian</i> | 0.043   | 0.851      | 2.651 | 4.567      |
| 4   | Glass Cake                                    | Roti <i>Regular All Varian</i> | 0.082   | 0.852      | 2.653 | 4.590      |
| 5   | Donat <i>Ring Regular</i>                     | Roti <i>Regular All Varian</i> | 0.098   | 0.859      | 2.676 | 4.828      |
| 6   | Donat <i>Ring Regular</i> , <i>Glass Cake</i> | Roti <i>Regular All Varian</i> | 0.055   | 0.988      | 3.075 | 55.436     |

d. *Association Rules* pada Data Transaksi Penjualan Toko Rafa Cake Per Bulan dengan jumlah *record* dan aturan asosiasi yang berbeda-beda tiap bulannya sebagaimana ditampilkan pada tabel 6.

Data penjualan dimulai pada Bulan Juli 2022 sampai dengan Maret 2023.

Tabel 6. Data Record dan Aturan Asosiasi yang Dihasilkan

| No. | Bulan     | Jumlah Data Record | Aturan Asosiasi yang Dihasilkan |
|-----|-----------|--------------------|---------------------------------|
| 1.  | Juli      | 580                | 3                               |
| 2.  | Agustus   | 1454               | 15                              |
| 3.  | September | 1493               | 17                              |
| 4.  | Oktober   | 1487               | 30                              |
| 5.  | November  | 1223               | 11                              |
| 6.  | Desember  | 1562               | 7                               |
| 7.  | Januari   | 1559               | 17                              |
| 8.  | Februari  | 1289               | 15                              |
| 9.  | Maret     | 340                | 63                              |

#### 4.5. Evaluation

Hasil *Market Basket Analysis* dengan Algoritma FP-Growth yang dilakukan terhadap data transaksi penjualan Toko Rafa Cake pada 19 Juli 2022 sampai dengan 9 Maret 2023 diperoleh nilai *support* tertinggi ada pada produk Roti Regular All Varian dengan nilai 0,321 atau 32,10%. Berdasarkan hasil asosiasi *rules* yang di dapat, maka *association rules* terbentuk sebanyak 6 aturan dan memiliki keterkaitan dengan produk Roti Regular All Varian.

#### 4.6. Pembahasan

Penelitian ini dibandingkan dengan penelitian terkait yang telah dilakukan sebelumnya berkenaan dengan Market Basket Analysis pada data penjualan dengan menggunakan algoritma FP-Growth dengan mengukur menggunakan 3 matriks yaitu *support*, *confidence* dan *lift ratio*. Pada penelitian ini, *Market Basket Analysis* pada data penjualan dengan menggunakan algoritma FP-Growth menerapkan 4 matriks yaitu *support*, *confidence*, *lift ratio* dan *conviction*. Jika *support* merupakan ukuran seberapa sering *itemset* tertentu muncul dalam data, *confidence* adalah ukuran probabilitas bahwa item B akan dibeli jika item A dibeli, *lift* yaitu ukuran seberapa besar perbedaan antara kemunculan *itemset* A dan B dalam *dataset* dibandingkan dengan kemunculan yang diharapkan secara acak, maka *conviction* adalah ukuran seberapa bergantung item B pada item A dalam aturan asosiasi. Nilai *conviction* dapat di jadikan acuan dalam memilih aturan asosiasi yang di prioritaskan untuk dipilih.

Berdasarkan hasil aturan asosiasi yang dihasilkan dengan *dataset* sejumlah data transaksi 10.987 data *record* menghasilkan 6 aturan asosiasi sedangkan di tiap bulannya aturan yang dihasilkan berbeda-beda. Produk Roti Regular All Varian merupakan produk yang paling sering *dibeli* oleh pelanggan secara umum. Kombinasi produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah sebagai berikut:

- Ketika pelanggan membeli Pie Brownies Satuan, pelanggan juga akan membeli Roti Regular All Varian.
- Ketika pelanggan membeli Brownies Lumer 200 ML, pelanggan juga akan membeli Roti Regular All Varian.

- Ketika pelanggan membeli Cup Cake, pelanggan juga akan membeli Roti Regular All Varian.
- Ketika pelanggan membeli Glass Cake, pelanggan juga akan membeli Roti Regular All Varian.
- Ketika pelanggan membeli Donat Ring Regular, pelanggan juga akan membeli Roti Regular All Varian.
- Ketika pelanggan membeli Donat Ring Regular dan Glass Cake, pelanggan juga akan membeli Roti Regular All Varian.

Produk Roti Regular All Varian merupakan elemen yang konsisten dalam kombinasi produk yang sering *dibeli* oleh pelanggan tiap bulannya. Untuk produk dan kombinasi produk yang berpotensi paling sering *dibeli* pada setiap bulannya adalah sebagai berikut :

- Bulan Juli, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Donat Ring Regular dan Roti Regular All Varian.
- Bulan Agustus, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Brownies Lumer 200ML, Donat Ring Regular, Glass Cake, dan Roti Regular All Varian.
- Bulan September, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Glass Cake, Brownies Lumer 200ML, dan Roti Regular All Varian.
- Bulan Oktober, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Donat Ring Regular, Brownies Lumer 200 ML, dan Roti Regular All Varian.
- Bulan November, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Roti Regular All Varian dan Donat Sate, serta Donat Ring Regular.
- Bulan Desember, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Donat Ring Regular, Glass Cake, dan Roti Regular All Varian.
- Bulan Januari, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Donat Ring Regular, Brownies Lumer 200 ML, dan Roti Regular All Varian.
- Bulan Februari, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Roti Regular All Varian dan Cup Cake, serta Donat Ring Regular.
- Bulan Maret, produk yang berpotensi paling sering *dibeli* adalah kombinasi Cup Cake, Brownies Lumet 200 ML, dan Glass Cake.

#### 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil pemrosesan data transaksi penjualan pada Toko Rafa Cake menggunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan aturan asosiasi dengan menggunakan 4 matriks (*support*, *confidence*, *lift ratio*, dan *conviction*) menunjukkan bahwa penerapan algoritma FP-Growth pada data transaksi penjualan Toko Rafa Cake berhasil mengidentifikasi pola asosiasi yang signifikan antar produk. Produk Roti Regular All Varian teridentifikasi sebagai produk

dengan nilai *support* tertinggi, yaitu sebesar 20%, dan *confidence* tertinggi, yaitu 80%. Hal ini mengindikasikan bahwa produk tersebut merupakan produk yang paling sering dibeli oleh pelanggan, baik secara mandiri maupun bersama dengan produk lainnya. Salah satu temuan utama adalah adanya kecenderungan pelanggan membeli Donat *Ring Regular* dan *Glass Cake* yang juga membeli Roti *Regular All Varian*, dengan *support* sebesar 5,50%, *confidence* sebesar 98,80%, *lift* sebesar 3.075, dan *conviction* sebesar 55.436. Temuan ini menunjukkan korelasi kuat antara ketiga produk tersebut dalam keranjang belanja pelanggan. Lebih lanjut, analisis menghasilkan enam aturan asosiasi yang terbentuk dari seluruh data transaksi penjualan. Namun, ketika data dianalisis per bulan, aturan yang terbentuk menunjukkan variasi, yang mengindikasikan perubahan preferensi pelanggan seiring waktu. Berdasarkan hasil *Market Basket Analysis* ini, Toko *Rafa Cake* disarankan untuk mengoptimalkan tata letak produk dengan menempatkan Donat *Ring Regular*, *Glass Cake*, dan Roti *Regular All Varian* berdekatan untuk meningkatkan penjualan. Selain itu, disarankan untuk memproduksi Roti *Regular All Varian* secara konsisten dan menerapkan strategi bundling serta minimal pembelian untuk produk tersebut guna mendorong pembelian dalam jumlah lebih besar. Penyesuaian inventori dan tata letak produk berdasarkan preferensi pelanggan bulanan juga direkomendasikan untuk mengakomodasi perubahan kebutuhan dan keinginan pelanggan dari waktu ke waktu. Penelitian ini memiliki keterbatasan dalam hal cakupan data yang hanya berasal dari satu toko dan periode tertentu. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk memperluas cakupan data dengan mencakup periode waktu yang lebih panjang dan data dari beberapa toko lain untuk mendapatkan hasil yang lebih komprehensif. Selain itu, pengujian dengan algoritma lain juga dapat dilakukan untuk membandingkan efektivitas dan akurasi dalam menemukan pola asosiasi. Dengan demikian, hasil penelitian dapat dioptimalkan untuk meningkatkan strategi penjualan dan kepuasan pelanggan secara keseluruhan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Koperasi dan Usaha Kecil Menengah, "Perkembangan Data Usaha Mikro, Kecil, Menengah (UMKM) Dan Usaha Besar (UB) Tahun 2018 - 2019." Accessed: Nov. 07, 2022. [Online]. Available: <https://kemenkopukm.go.id/data-umkm>
- [2] F. El Amny Azra, "Analisis Strategi dan Keunggulan Bersaing Sebagai Kunci Sukses Umkm Ritel: Studi Kasus Perusahaan Abc," *INOBI: Jurnal Inovasi Bisnis dan Manajemen Indonesia*, vol. 5, no. 3, pp. 341–354, Jun. 2022.
- [3] Hendratmoko, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kinerja UMKM Di Indonesia," *Jurnal Orientasi Bisnis dan Entrepreneurship*, vol. 2, no. 1, pp. 251–266, Jun. 2021, doi: <https://doi.org/10.33476/jobs.v2i1.1782>.
- [4] H. Bin, A. Shiyuti, F. A. Zainol, M. Shahrul, and I. Ishak, "Why Business Fail? A Thematic Review Analysis on SMEs," *The Journal of Management Theory and Practice*, vol. 2, no. 2, pp. 1–11, May 2021, doi: 10.37231/jmtp2021.2.2.98.
- [5] W. O. Rayyani, M. N. Abdi, E. Winarsi, and Warda, "Peningkatan Daya Saing UMKM Melalui Optimalisasi Penyusunan Laporan Keuangan," *Jurnal Dedikasi Masyarakat*, vol. 3, no. 2, pp. 97–105, 2020.
- [6] A. Firdaus Thaha, "Dampak COVID-19 Terhadap UMKM Di Indonesia," *Jurnal BRAND*, vol. 2, no. 1, pp. 147–153, 2020, [Online]. Available: <https://ejournals.umma.ac.id/index.php/brand>
- [7] D. Junaedi and F. Salistia, "Dampak Pandemi COVID-19 Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Negara-Negara Terdampak," 2020.
- [8] A. A. Rismayadi, N. N. Fatonah, and E. Junianto, "Algoritma K-Means Clustering Untuk Menentukan Strategi Pemasaran Di CV. Integreet Konstruksi," *Jurnal Responsif*, vol. 3, no. 1, pp. 30–36, 2021, [Online]. Available: <http://ejurnal.ars.ac.id/index.php/jti>
- [9] H. Maulidiya and A. Jananto, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan FP-Growth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako," in *Proceeding SENDIU 2020*, 2020, pp. 36–42.
- [10] K. Darmaastawan, K. O. Saputra, and N. M. A. E. D. Wirastuti, "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, Jul. 2020.
- [11] M. Kaushik, R. Sharma, S. A. Peious, M. Shahin, S. Ben Yahia, and D. Draheim, "A Systematic Assessment of Numerical Association Rule Mining Methods," *SN Comput Sci*, vol. 2, no. 5, Sep. 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00725-2.
- [12] A. I. Idris *et al.*, "Comparison of Apriori, Apriori-TID and FP-Growth Algorithms in Market Basket Analysis at Grocery Stores," *The IJICS (International Journal of Informatics and Computer Science)*, vol. 6, no. 2, p. 107, Jul. 2022, doi: 10.30865/ijics.v6i2.4535.
- [13] A. Saxena and V. Rajpoot, "A Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1099, no. 1, pp. 1–10, Mar. 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1099/1/012032.
- [14] F. Firmansyah and A. Yulianto, "Market Basket Analysis for Books Sales Promotion using FP Growth Algorithm, Case Study: Gramedia Matraman Jakarta," *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, vol. 4, no. 2,

- pp. 383–392, Jan. 2021, doi: 10.31289/jite.v4i2.4539.
- [15] Shedriko and M. Firdaus, “Penentuan Klasifikasi Dengan CRISP-DM Dalam Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Pada Suatu Mata Kuliah,” in *Seminar Nasional Riset dan Teknologi (SEMNAS RISTEK)*, Jakarta, Jan. 2022, pp. 826–831.
  - [16] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, “A systematic literature review on applying CRISP-DM process model,” in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2021, pp. 526–534. doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
  - [17] P. A. Pratiwi, T. Matulatan, and A. Uperiati, “Penerapan Algoritma Apriori untuk Menemukan Aturan Asosiasi Dalam Transaksi Belanja Konsumen Pada Minimarket (Studi Kasus: Rezeki Gemilang Jl. Ganet Km.11 Tanjungpinang),” *Student Online Journal (SOJ)*, vol. 2, no. 1, pp. 197–204, 2021.
  - [18] F. M. Basysyar, G. Dwilestari, A. Bahtiar, Martanto, and D. N. Nuris, “Market basketball analysis algorithm for determining products association,” *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1088, no. 1, p. 012040, Feb. 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1088/1/012040.
  - [19] M. E. Patil and T. Anil Patil, “Apriori Algorithm against FP Growth Algorithm: A Comparative Study of Data Mining Algorithms,” *SSRN*, May 2022, doi: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4113695>.
  - [20] S. Anas, N. Rumui, A. Roy, and P. H. Saputro, “Comparison of Apriori Algorithm and FP-Growth in Managing Store Transaction Data,” *International Journal of Computer and Information System (IJCIS)*, vol. 3, no. 4, pp. 158–162, 2022, [Online]. Available: <https://ijcis.net/index.php/ijcis/index>
  - [21] R. Damayanti Apnena and F. Faujiyah, “Comparison of Apriori and FP-Growth Algorithms in Recommending Promotional Itemsets for Entrepreneurs Using the Lift Ratio Method (Case Study: Berkah Jaya, Elektrik 67, E-Commerce),” *Application of Information Technology (APIT)*, vol. 1, no. 1, pp. 61–71, 2022, doi: 10.12487/AMRI.v1i1.xxxxx.
  - [22] A. Musaddad, O. Nurdyawan, and G. Dwilestari, “Penerapan Association Rule Menggunakan Frequent Pattern Growth Untuk Rekomendasi Produk Jersey Sepakbola,” *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 3, no. 3, pp. 100–105, May 2022, doi: 10.47065/josyc.v3i3.1390.
  - [23] M. Kantardzic, *Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms*, 3rd ed. IEEE Press, 2020.
  - [24] D. Astuti, A. Rahmat Iskandar, and A. Febrianti, “Penentuan Strategi Promosi Usaha Mikro Kecil Dan Menengah (UMKM) Menggunakan Metode CRISP-DM dengan Algoritma K-Means Clustering,” *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications*, vol. 1, no. 2, pp. 60–72, 2019, doi: 10.20895/INISTA.V1I2.
  - [25] M. Rafi Muttaqin, T. Iman Hermanto, and M. Agus Sunandar, “Penerapan K-Means Clustering Dan Cross-Industry Standard Process For Data Mining (CRISP-DM) Untuk Mengelompokkan Penjualan Kue,” *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer dan Matematika*, vol. 19, no. 1, pp. 38–53, 2022, [Online]. Available: <https://journal.unpak.ac.id/index.php/komputasi>
  - [26] E. Elisa and N. Azwanti, “Algoritma FP-Growth untuk Menganalisa Frekuensi Pembelian Gas Elpiji 3 Kg,” *Intensif*, vol. 3, no. 1, pp. 69–80, 2019.
  - [27] M. Hossain, A. H. M. S. Sattar, and M. K. Paul, “Market basket analysis using apriori and FP Growth algorithm,” in *International Conference on Computer and Information Technology, ICCIT 2019*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2019. doi: 10.1109/ICCIT48885.2019.9038197.
  - [28] L. Henando, “Algoritma Apriori Dan FP-Growth Untuk Analisa Perbandingan Data Penjualan Laptop Berdasarkan Merk Yang Diminati Konsumen (Studi Kasus: Indocomputer Payakumbuh),” *Jurnal J-Click*, vol. 6, no. 1, pp. 1–17, 2019.
  - [29] Y. Liu and Y. Guan, “FP-Growth Algorithm for Application in Research of Market Basket Analysis,” in *IEEE 6th International Conference on Computational Cybernetics*, Stara Lenka, Slovakia: IEEE, Nov. 2008, pp. 269–272.
  - [30] J. Zeniarja, K. Ridwan Surohardjo, and A. Winarno, “Pola Beli Konsumen Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Rekomendasi Promosi Pada Aneka Jaya Motor,” *Journal of Information System (JOINS)*, vol. 6, no. 1, pp. 48–55, May 2021, doi: 10.33633/joins.v6i1.4493.
  - [31] J. Han, J. Pei, and H. Tong, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 4th ed. 2023.
  - [32] F. Panjaitan, A. Surahman, and T. D. Rosmalasari, “Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: TB. Menara),” *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JTISI)*, vol. 1, no. 2, pp. 111–119, 2020, [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTISI>
  - [33] W. P. Nurmayanti et al., “Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) on Outdoor Product Sales Data,” *International Journal of Educational Research & Social Sciences*, vol. 2, no. 139, p. 132, Apr. 2021, [Online]. Available: <https://ijersc.org/>
  - [34] I. Yustiana, I. Sutarha, N. Maulawati, and I. M. Yusuf, “Basket Market Analysis Using R-Based Apriori Algorithm To Find Information From

- Sales Data,” *International Journal of Engineering and Applied Technology (IJEAT)*, vol. 4, no. 2, pp. 79–92, 2021, doi: 10.52005/ijeat.v3i1.xxx.
- [35] S. Yuliyanti and Saripudin, “Implementasi Algoritma FG-Growth untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Produk,” *Jumanji*, vol. 5, no. 1, pp. 41–51, 2021.