

# Pola Penjualan Gelang Gemstone Menggunakan Algoritma *FP-Growth* Pada CV. Samapura Jewelry

Ivan Kurniawan Sentosa<sup>1</sup>, I Putu Satwika<sup>2</sup>, Ketut Queena Fredlina<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi Teknik Informatika, Universitas Primakara, Denpasar, Bali

<sup>1,2,3</sup>Jln. Tukad Badung No 135 Denpasar, Bali, Indonesia

E-Mail: [kurniawansivan@gmail.com](mailto:kurniawansivan@gmail.com)<sup>1</sup>, [satwika@primakara.ac.id](mailto:satwika@primakara.ac.id)<sup>2</sup>, [queena@primakara.ac.id](mailto:queena@primakara.ac.id)<sup>3</sup>

## Abstract

*In the continuously evolving era like the present, competition among other businesses also undergoes significant changes. Therefore, this company needs to enhance its sales strategy to remain relevant, dominant, and profitable. In this context, advancements in the field of technology can provide substantial assistance in the development of sales strategies. By utilizing customer transaction data, CV. Samapura Jewelry can perform data mining and apply the FP-Growth algorithm to identify association patterns among different types of bracelets. This will help the company to understand the current trends in bracelet preferences and enable collaborations between different bracelet types. Through the calculations, the company will obtain recommendations for optimal bracelet sales combinations. Based on the research findings, it was discovered that one of the bracelet sales packages with the highest support and confidence levels is the Crystal Red Nugget Bracelet Gold and Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver in relation to the Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold. This package has a support value of 0.31% and a confidence of 75%. This research is highly significant for CV. Samapura Jewelry as it will provide valuable insights in developing an effective sales strategy. By leveraging the FP-Growth algorithm and data analysis, the company can enhance its product offerings to align with market trends and improve customer satisfaction. Thus, the company can maintain its presence in a competitive market and achieve long-term success.*

**Keywords:** Sales, Bracelet, Data Mining, FP-Growth, Association

## I. PENDAHULUAN

Perhiasan secara pengertian umum merupakan benda yang dipakai untuk merias atau memperindah diri [1]. Perhiasan merupakan kerajinan yang sudah ada dengan waktu yang cukup lama dimulai dengan emas, perak dan juga perunggu. Ditahun 2600 SM, penduduk Mesopotamia kuno atau sekarang disebut Republik Irak sudah menempa emas menjadi perhiasan. Dari bentuknya pun, perhiasan dapat dibentuk menjadi beragam jenis seperti cincin, kalung, anting dan juga gelang.

Berkembangnya zaman, perhiasan mengalami modifikasi, tidak hanya menggunakan emas, perak atau perunggu, tetapi ada beberapa ornamen tambahan yang bisa dipakai seperti batu alam, kuningan, akrilik dan bahan lainnya. Tidak sampai disitu, dengan berkembangnya industri kreatif, banyak sekali pengusaha ekonomi kreatif berlomba-lomba untuk menciptakan perhiasan kreatif yang berdaya jual tinggi.

CV. Samapura Jewelry merupakan salah satu perusahaan yang bergerak dalam penjualan perhiasan

yang dipadukan dengan batu alam. Berdiri sejak 2019, CV. Samapura Jewelry telah menjadi perusahaan terkemuka di Bali dan dunia digital. Dengan konsep unik perpaduan antara batu alam dan perak, hal tersebut yang membuat Samapura selalu diingat oleh pembeli. Tidak hanya itu, nama perusahaan Samapura pun berada dikancah internasional. Samapura memiliki cabang di New Zealand, Inggris dan juga Jerman.

Tujuan dari setiap didirikannya perusahaan tentu untuk memperoleh keuntungan secara finansial dan meminimalkan kerugian sedikit mungkin. Oleh karena itu, untuk mencapai target dan tujuan operasional dari suatu perusahaan, diperlukan strategi penjualan yang baik agar perusahaan tersebut tetap dapat eksis dan bersaing dengan perusahaan lainnya.

Kondisi penjualan tahunan CV. Samapura mengalami penurunan sebesar 18% dari tahun 2020 hingga 2021 yang disebabkan oleh faktor ekonomi pasca Covid-19. Pihak Samapura pun mencari solusi untuk dapat memulihkan dan meningkatkan penjualan gelang *gemstone* mereka. Hal yang dapat dilakukan untuk meningkatkan penjualan pada gelang *gemstone*

adalah dengan memanfaatkan dan mengolah data transaksi. Data transaksi penjualan ini dapat diolah untuk menemukan pola tertentu dalam penjualan gelang *gemstone* pada periode tertentu [2]. Dengan diketahuinya pola pembelian pada gelang *gemstone*, maka pihak Samapura dapat menerapkan strategi penjualan berdasarkan pola data transaksi yang telah diolah [3].

Salah satu cara yang dapat diterapkan untuk menggali informasi adalah dengan menerapkan penggunaan *data mining*. *Data mining* adalah suatu proses menemukan pola dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan data besar. *Data mining* melakukan pengelompokan data dengan tujuan agar dapat mengetahui pola data-data yang ada. Data transaksi juga dicari untuk mendapatkan tindak lanjut berikutnya. Dalam mendukung operasional perusahaan dengan tujuan akhir yang diharapkan adalah semua hal yang digunakan dapat tercapai. Analisis asosiasi merupakan salah satu cabang dari *data mining* [4].

Analisis asosiasi atau *association rule mining* merupakan teknik dalam *data mining* untuk mendapatkan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item dengan item lainnya. Analisis asosiasi diketahui sebagai dasar dari teknik *data mining* [5]. Melalui analisis asosiasi, para pengusaha dapat mengembangkan strategi penjualan berdasarkan pengetahuan yang didapatkan berdasarkan pola habit pembelian yang rutin dilakukan oleh konsumen [6].

## II. LANDASAN TEORI

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

*Knowledge discovery in database* dan *data mining* merupakan dua hal yang sering digunakan dalam proses penggalian informasi dalam basis data yang luas. Sejatinnya, kedua hal tersebut berbeda, tetapi berkaitan antara satu dengan yang lain. *Data mining* merupakan salah satu proses penting didalam KDD [7].

### B. Data Warehouse

Sebuah *data warehouse* (gudang data) mengumpulkan data dalam jumlah besar dari berbagai sumber data dan mereduksinya menjadi bentuk yang dapat digunakan untuk menganalisis perilaku organisasi. *Data warehouse* didasarkan pada model multidimensi, yang mewakili data sebagai fakta yang dapat dianalisis dari kumpulan dimensi, terdiri dari tingkat yang sesuai dengan hierarki agregasi. Model multidimensi dibangun di atas kubus data abstraksi, di mana sumbu kubus adalah dimensi, dan sel berisi nilai ukuran [8].

### C. FP-Growth

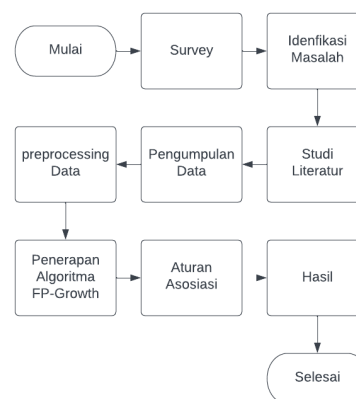
*FP-Growth* adalah algoritma rekursif yang memperluas sufiks dari pola yang sering. Setiap pendekatan rekursif memiliki struktur pohon yang terkait dengannya yang disebut sebagai pohon rekursinya, dan tumpukan rekursi dinamis yang

menyimpan variabel rekursi pada jalur pohon rekursi saat ini selama eksekusi. Oleh karena itu, penting untuk memeriksa pohon rekursi berbasis akhiran yang dibuat oleh algoritma *FP-Growth* dan membandingkannya dengan pohon pencacahan berbasis awalan klasik yang digunakan oleh algoritma pohon pencacahan [9].

Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. *FP-Growth* dapat menemukan frekuensi *itemset* dengan hanya sedikit mengakses pada database aslinya, dan pendekatannya adalah yang paling efisien [10].

Algoritma *FP-Growth* juga dapat menghindari permasalahan jika jumlah calon *itemset* nya terlalu besar. *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan *tree* dalam pencarian *frequent itemset*. Hal tersebut yang menyebabkan algoritma *FP-Growth* lebih cepat dari algoritma Apriori. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma *FP-Growth* dapat langsung mengekstrak *frequent itemset* dari FP-Tree. Penggalan *itemset* yang *frequent* dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* akan dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data *tree* [11].

## III. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Flowchart Penelitian

### 3.1 Survey

Langkah pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah melakukan *survey* ke lokasi pihak CV. Samapura Jewelry. Lokasi dalam penelitian ini adalah Kantor Samapura Jewelry yang berada di Jalan Batu Belig No.11C, Kerobokan Kelod, Kec. Kuta Utara, Kabupaten Badung, Bali. Setelah dilakukan wawancara dengan pihak Samapura, didapati permasalahan penjualan produk seperti diskon dan *bundling*. Diskon harga mendorong persepsi nilai yang lebih tinggi terhadap produk yang ditawarkan dengan diskon yang pada gilirannya meningkatkan niat

pembelian konsumen. Sedangkan *bundling* adalah strategi yang populer dalam pemasaran, di mana dua atau lebih produk atau layanan digabungkan untuk memaksimalkan keuntungan.

### 3.2 Identifikasi Masalah

Pada langkah berikutnya adalah merumuskan masalah yang akan dijadikan subjek penelitian dari berbagai permasalahan yang terungkap dalam hasil *survey* lapangan. Melalui proses perumusan tersebut, dapat disimpulkan bagaimana cara memperoleh strategi yang tepat dalam hal penjualan produk yang bersamaan berdasarkan data-data transaksi penjualan. Data tersebut dapat dijadikan dasar untuk mengambil keputusan mengenai strategi *bundling* dan diskon.

### 3.3 Studi Literatur

Pada langkah selanjutnya, langkah ketiga melibatkan studi literatur yang melibatkan pengumpulan dan analisis informasi yang diperlukan untuk mendukung penelitian yang dilakukan tentang penerapan data mining di CV. Samapura Jewelry. Informasi ini diperoleh dari buku dan jurnal. Berdasarkan hasil studi literatur, tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggali pengetahuan tentang pola pembelian produk dengan kombinasi item atau hubungan antar atribut. Hal ini dapat dicapai dengan menggunakan metode analisis keranjang belanja (Association Rule Mining) dengan menggunakan algoritma FP-Growth.

#### 3.3.1 Data Mining

Data mining merupakan proses dalam menemukan pola menarik dan pengetahuan dari jumlah data yang besar. Sumber data mencakup database, data warehouse dan situs website ataupun informasi repository [12]. Data mining memiliki berapa metode yang dapat digunakan untuk mengolah data dengan tipe yang berbeda dan beragam menjadi sebuah informasi, salah satunya asosiasi [13]. Analisis asosiasi atau association rule mining merupakan teknik dalam data mining untuk mendapatkan aturan asosiasi antara suatu kombinasi item [14]. Analisis asosiasi diketahui sebagai dasar dari teknik data mining lainnya. Melalui analisis asosiasi, kita dapat menemukan kebiasaan atau habit dari data yang telah didapatkan [15]. Dengan itu, pengguna dapat mengelompokkan frequent itemset untuk membentuk asosiasi dan korelasi yang biasa disebut market basket analysis [16]. Melalui asosiasi ini, para pengusaha dapat mengembangkan pola strategi penjualan berdasarkan pengetahuan yang didapatkan berdasarkan pola habit pembelian yang rutin dilakukan. Parameter yang biasanya digunakan untuk menentukan suatu aturan asosiasi ada 2, yaitu support dan confidence [17].

Support merupakan ukuran yang digunakan untuk menunjukkan seberapa besar dominasi sebuah itemset dari sebuah transaksi. Support digunakan untuk menentukan apakah suatu itemset harus dicari faktor confidence nya.

$$\text{Support} = P(A \cap B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{total transaksi}} \quad (1)$$

Confidence merupakan ukuran yang menunjukkan hubungan antara dua atau lebih item secara kondisional. Sebagai contoh, seberapa sering suatu item B dibeli jika orang tersebut membeli item A. Melalui dua parameter ini nantinya akan menentukan interesting association rule untuk dibandingkan dengan threshold yang ditentukan oleh pengguna. Batasan tersebut berisikan min\_support dan min\_confidence. Apabila syarat terpenuhi, maka aturan tersebut dapat disebut interesting rule.

$$\text{Confidence} = P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{transaksi A}} \quad (2)$$

#### 3.3.2 FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data. *FP-Growth* dapat menemukan frekuensi itemset dengan hanya sedikit mengakses pada database aslinya, dan pendekatannya adalah yang paling efisien [18].

Algoritma *FP-Growth* juga dapat menghindari permasalahan jika jumlah calon itemset nya terlalu besar. *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian frequent itemset. Hal tersebut yang menyebabkan algoritma *FP-Growth* lebih cepat dari algoritma Apriori. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma *FP-Growth* dapat langsung mengekstrak frequent itemset dari FP-Tree. Penggalan itemset yang frequent dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* akan dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree [19].

#### 3.4 Pengumpulan Data

Sumber data yang digunakan untuk penelitian ini berasal dari data penjualan toko online (website) CV. Samapura Jewelry Bali dari tanggal 1 september 2021 sampai 1 September 2022. Data yang didapatkan berupa data transaksi dalam bentuk *comma separated value* (CSV) yang diambil dari database penjualan pihak ketiga yaitu shopify. Pada Gambar 1 merupakan hasil ekstrak data melalui *tools* Google Colab. Sebanyak 17531 data kotor didapatkan pada Gambar 2

```
# ambil data dari drive lalu load ke Pandas
df = pd.read_csv("content/drive/MyDrive/orders_export_1.csv")

# Tampilkan 5 teratas
df.head()
```

|   | Name   | Email              | Financial Status | Paid at                   | Fulfillment Status | Fulfilled at              | Accepts at | Currency | Subtotal | Shipping | Tax 5 value | Phone Number | Receipt Number | Duties |
|---|--------|--------------------|------------------|---------------------------|--------------------|---------------------------|------------|----------|----------|----------|-------------|--------------|----------------|--------|
| 0 | #16837 | harsahwa@gmail.com | paid             | 2022-09-17 12:41:08 +0800 | fulfilled          | 2022-09-17 12:52:32 +0800 | yes        | IDR      | 968000.0 | 48000.0  | ...         | hars         | hars           | hars   |
| 1 | #16837 | harsahwa@gmail.com | hars             | hars                      | hars               | hars                      | hars       | hars     | hars     | hars     | ...         | hars         | hars           | hars   |
| 2 | #16837 | harsahwa@gmail.com | hars             | hars                      | hars               | hars                      | hars       | hars     | hars     | hars     | ...         | hars         | hars           | hars   |
| 3 | #16836 | harsahwa@gmail.com | paid             | 2022-09-17 11:10:59 +0800 | fulfilled          | 2022-09-17 12:52:31 +0800 | yes        | IDR      | 710000.0 | 0.0      | ...         | hars         | hars           | hars   |
| 4 | #16835 | gennawee@gmail.com | paid             | 2022-09-17 10:25:02 +0800 | fulfilled          | 2022-09-17 10:31:31 +0800 | no         | IDR      | 710000.0 | 0.0      | ...         | hars         | hars           | hars   |

5 rows • 15 columns

**Gambar 2.** Data Transaksi

### 3.5 Preprocessing Data

Pada tahap *preprocessing* data, data yang telah dimiliki harus melalui beberapa proses seperti pembersihan data. Pembersihan data dilakukan karena tidak semua format atau keterangan transaksi dibutuhkan. Pada penelitian ini, data yang digunakan mencakup pada *Name*, *Paid At*, *Lineitem Name* dan *Lineitem Quantity*.

```
[66]: # Simpan kolom yang diperlukan yaitu Name, Paid at, Lineitem name dan Lineitem quantity
df = df[['Name', 'Paid at', 'Lineitem name', 'Lineitem quantity']]

# Tampilkan 5 teratas
df.head()
```

|   | Name   | Paid at                   | Lineitem name                   | Lineitem quantity |
|---|--------|---------------------------|---------------------------------|-------------------|
| 0 | #16837 | 2022-09-17 12:41:08 +0800 | Pyrite Vintage Bracelet   Gold  | 1                 |
| 1 | #16837 | NaN                       | Peach Moonstone Bracelet   Gold | 1                 |
| 2 | #16837 | NaN                       | Tiger Eye Bracelet   Gold       | 1                 |
| 3 | #16836 | 2022-09-17 11:10:59 +0800 | Ombre Purple Rain   Gold        | 2                 |
| 4 | #16835 | 2022-09-17 10:25:02 +0800 | Red Aventurine Bracelet   Gold  | 1                 |

**Gambar 3.** Pembersihan Data

Data transaksi telah melalui pembersihan. Tetapi dapat dilihat pada Gambar 3 bahwa masih ada beberapa *noise* dan penamaan pada *Lineitem Name* dengan bar vertical yang tidak dapat diolah oleh sistem. Oleh karena itu dilakukan transformasi kolom untuk menyatukan nama transaksi menjadi satu tanggal dan tidak terpecah. Setelah itu penghapusan bar vertikal pada *Lineitem Name* untuk menyatukan nama produk dengan warna varian. Hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4

|   | index | Name   | Lineitem quantity | Lineitem_name                         |
|---|-------|--------|-------------------|---------------------------------------|
| 0 | 544   | #16499 | 1                 | Red Aventurine Bracelet Gol           |
| 1 | 545   | #16499 | 1                 | Ombre Pink Candy Bracelet Gol         |
| 2 | 546   | #16498 | 1                 | Rainbow Pastel Bracelet Ha            |
| 3 | 547   | #16497 | 1                 | Clear Rutilated Quartz Bracelet Silve |
| 4 | 548   | #16496 | 1                 | Ombre Blue River Bracelet Silve       |

**Gambar 4.** Transformasi Data

Data yang didapatkan sejumlah 2898 dari 270 *unique* item. Data transaksi sudah sesuai dengan format untuk diproses menggunakan algoritma FP-Growth. Pada tahapan selanjutnya, data diproses dengan algoritma FP-Growth.

### 3.6 Penerapan Algoritma FP-Growth

Penerapan algoritma *FP-Growth* dilakukan untuk menentukan item-item yang sering muncul (frequent itemset) dalam kumpulan data menggunakan algoritma FP-Growth. Analisis ini dilakukan secara dengan menggunakan data transaksi selama satu tahun dan proses analisis menggunakan nilai minimum support yang akan ditentukan setelah nilai masing-masing support dari barang tersebut ditemukan. Semakin tinggi nilai support, menunjukkan produk yang sering muncul dalam setiap transaksi. Pada penelitian ini menggunakan *library* mlxtend untuk memproses algoritma FP-Growth.

Penghitungan barang terlaris dilakukan pada tahap pertama untuk mengetahui dan mengurutkan barang dengan support count terbesar.

**Tabel 1.** Support Count

|   | items                                | incident_count |
|---|--------------------------------------|----------------|
| 0 | Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold | 467            |
| 1 | Ruby Bracelet Gold                   | 346            |
| 2 | Watermelon Quartz Bracelet Gold      | 342            |
| 3 | Crystal Red Nugget Bracelet Gold     | 265            |
| 4 | Crystal Light Nugget Bracelet Gold   | 249            |
| 5 | Black Spinel Bracelet Gold           | 244            |
| 6 | Dark Labradorite Bracelet Gold       | 229            |
| 7 | Crystal Rainbow Heart Bracelet Gold  | 219            |
| 8 | Moonstone Bracelet Gold              | 215            |
| 9 | Green Emerald Agate Bracelet Gold    | 201            |

Setelah mendapatkan nilai support count, maka untuk setiap barang yang terhitung dicari nilai supportnya. Nilai beberapa support barang dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 1.** Nilai Support

|    | support  | itemsets  |
|----|----------|---|
| 12 | 0.085231 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold)          |
| 75 | 0.076259 | (Ruby Bracelet Gold)                            |
| 19 | 0.072809 | (Watermelon Quartz Bracelet Gold)               |
| 6  | 0.059351 | (Crystal Red Nugget Bracelet Gold)              |
| 31 | 0.055556 | (Black Spinel Bracelet Gold)                    |
| 46 | 0.054175 | (Dark Labradorite Bracelet Gold)                |
| 73 | 0.052795 | (Green Emerald Agate Bracelet Gold)             |
| 41 | 0.050380 | (Crystal Light Nugget Bracelet Gold)            |
| 32 | 0.050380 | (Moonstone Bracelet Gold)                       |
| 13 | 0.048999 | (Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold) |

### 3.7 Aturan Asosiasi

Pada tahap terakhir pada data mining, diterapkan aturan asosiasi. Aturan asosiasi memberikan pemahaman seberapa erat *bundling* ketika suatu barang dibeli dengan barang lainnya. Setelah berhasil

mengidentifikasi frequent itemset berdasarkan nilai minimum support yang telah ditentukan, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai minimum confidence untuk mendapatkan aturan asosiasi yang relevan. Nilai minimum support yang digunakan adalah 0.02. Hasil dari aturan asosiasi dapat dilihat pada Tabel 3.

**Tabel 2.** Nilai Confidence

|     | antecedents   | consequents                                     | antecedent support | consequent support | support  | confidence |
|-----|---|---|--------------------|--------------------|----------|------------|
| 115 | (Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold, Crystal Light Nugget Bracelet Gold) | (Watermelon Quartz Bracelet Gold)               | 0.002761           | 0.072809           | 0.002070 | 0.750000   |
| 343 | (Green Emerald Agate Bracelet Gold, Pearl Round Bracelet Gold)                      | (Watermelon Quartz Bracelet Gold)               | 0.002761           | 0.072809           | 0.002070 | 0.750000   |
| 495 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver, Crystal Red Nugget Bracelet Gold)          | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold)          | 0.004141           | 0.085231           | 0.003106 | 0.750000   |
| 344 | (Watermelon Quartz Bracelet Gold, Pearl Round Bracelet Gold)                        | (Green Emerald Agate Bracelet Gold)             | 0.003106           | 0.052795           | 0.002070 | 0.666667   |
| 426 | (Green Spinel Bracelet Gold, Black Spinel Bracelet Gold)                            | (Blue Spinel Bracelet Gold)                     | 0.003451           | 0.031746           | 0.002070 | 0.600000   |
| 164 | (Amethyst Bracelet Gold, Watermelon Quartz Bracelet Gold)                           | (Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold) | 0.003451           | 0.048999           | 0.002070 | 0.600000   |
| 61  | (Ruby Bracelet Gold, Citrine Bracelet Gold)   | (Green Emerald Agate Bracelet Gold)             | 0.003796           | 0.052795           | 0.002070 | 0.545455   |
| 321 | (Crystal Metallic Nugget Bracelet Gold, Crystal Red Nugget Bracelet Gold)           | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold)          | 0.004486           | 0.085231           | 0.002415 | 0.538462   |
| 165 | (Amethyst Bracelet Gold, Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold)             | (Watermelon Quartz Bracelet Gold)               | 0.004141           | 0.072809           | 0.002070 | 0.500000   |
| 62  | (Citrine Bracelet Gold, Green Emerald Agate Bracelet Gold)                          | (Ruby Bracelet Gold)                            | 0.004486           | 0.076259           | 0.002070 | 0.461538   |
| 537 | (Ombre Blue River Bracelet Gold)  | (Ombre Purple Rain Gold)                        | 0.005521           | 0.008972           | 0.002415 | 0.437500   |
| 441 | (Pearl & Gemstone Necklace Silver)  | (Pearl & Gemstone Bracelet Silver)              | 0.005521           | 0.011042           | 0.002415 | 0.437500   |
| 425 | (Blue Spinel Bracelet Gold, Green Spinel Bracelet Gold)                             | (Black Spinel Bracelet Gold)                    | 0.004831           | 0.055556           | 0.002070 | 0.428571   |
| 424 | (Blue Spinel Bracelet Gold, Black Spinel Bracelet Gold)                             | (Green Spinel Bracelet Gold)                    | 0.004831           | 0.023119           | 0.002070 | 0.428571   |
| 494 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver, Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold)      | (Crystal Red Nugget Bracelet Gold)              | 0.007246           | 0.059351           | 0.003106 | 0.428571   |
| 342 | (Green Emerald Agate Bracelet Gold,   | (Pearl Round Bracelet Gold)                     | 0.005176           | 0.015873           | 0.002070 | 0.400000   |

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil Penelitian

Penelitian dimulai dengan melakukan pengamatan berupa pengumpulan data (data collecting) penjualan gelang gemstone pada CV. Samapura jewelry. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah transaksi pembeli pada bulan 1 September 2021 sampai 1 September 2022.

Data pelanggan yang nantinya akan digunakan berupa ID transaksi, gelang yang dibeli lebih dari satu dan tercakup pada bulan 1 September 2021 sampai 1 September 2022.

#### 4.1. Implementasi Sistem Algoritma Fp-Growth

Perancangan implementasi sistem tentunya memiliki beberapa tahapan yang harus dilakukan berdasarkan pada *knowledge discovery in database (KDD)* seperti *data cleaning*, *data integration*, *data selection*, *data transformation* dan *data mining*. Proses tersebut tentunya akan dilakukan bersamaan dengan proses implementasi sistem.

Langkah awal dalam pengimplementasian adalah mengimport *library* yang akan digunakan. *Library* yang digunakan sama dengan implementasi sederhana pada Gambar 4.7. Kemudian data penjualan CV. Samapura Jewelry yang sudah terhubung melalui google drive diimport kedalam sistem agar dapat diolah.

```
# Abil data dari drive lalu load ke Pandas
df = pd.read_csv('content/drive/MyDrive/orders_export_1.csv')

# Tampilkan 5 teratas
df.head()
```

|   | Name   | Email                | Financial Status | Paid at                   | Fulfillment Status | Fulfilled at              | Accepts Marketing | Currency | Subtotal | Shipping | ... | Tax 5 Value | Phone | Receipt Number | Duties |
|---|--------|----------------------|------------------|---------------------------|--------------------|---------------------------|-------------------|----------|----------|----------|-----|-------------|-------|----------------|--------|
| 0 | #16837 | harsa@samajewel.com  | paid             | 2022-09-17 12:41:06 +0000 | fulfilled          | 2022-09-17 12:52:32 +0000 | yes               | IDR      | 969300.0 | 45000.0  | ... | ...         | NaTi  | NaTi           | NaTi   |
| 1 | #16837 | harsa@samajewel.com  | NaTi             | NaTi                      | NaTi               | NaTi                      | NaTi              | NaTi     | NaTi     | NaTi     | ... | ...         | NaTi  | NaTi           | NaTi   |
| 2 | #16837 | harsa@samajewel.com  | NaTi             | NaTi                      | NaTi               | NaTi                      | NaTi              | NaTi     | NaTi     | NaTi     | ... | ...         | NaTi  | NaTi           | NaTi   |
| 3 | #16836 | harsa@samajewel.com  | paid             | 2022-09-17 11:10:59 +0000 | fulfilled          | 2022-09-17 12:52:31 +0000 | yes               | IDR      | 718000.0 | 0.0      | ... | ...         | NaTi  | NaTi           | NaTi   |
| 4 | #16835 | gennas@samajewel.com | paid             | 2022-09-17 10:25:02 +0000 | fulfilled          | 2022-09-17 10:31:31 +0000 | no                | IDR      | 718000.0 | 0.0      | ... | ...         | NaTi  | NaTi           | NaTi   |

5 rows × 16 columns

**Gambar 5.** Data Penjualan CV. Samapura Jewelry

Data penjualan yang berhasil diimport akan dilakukan pengecekan kolom dan baris terlebih dahulu dikarekan tidak semua informasi yang dipaparkan dari data penjualan akan diproses atau diolah. Berikut merupakan informasi terkait jumlah baris dan isi dari kolom penjualan.

```
# Tampilkan jumlah baris dan kolom dari df
df.shape

(17531, 79)

df.columns

Index(['Name', 'Email', 'Financial Status', 'Paid at', 'Fulfillment Status',
      'Fulfilled at', 'Accepts Marketing', 'Currency', 'Subtotal', 'Shipping',
      'Taxes', 'Total', 'Discount Code', 'Discount Amount', 'Shipping Method',
      'Created at', 'Lineitem quantity', 'Lineitem name', 'Lineitem price',
      'Lineitem compare at price', 'Lineitem sku',
      'Lineitem requires shipping', 'Lineitem taxable',
      'Lineitem fulfillment status', 'Billing Name', 'Billing Street',
      'Billing Address1', 'Billing Address2', 'Billing Company',
      'Billing City', 'Billing Zip', 'Billing Province', 'Billing Country',
      'Billing Phone', 'Shipping Name', 'Shipping Street',
      'Shipping Address1', 'Shipping Address2', 'Shipping Company',
      'Shipping City', 'Shipping Zip', 'Shipping Province',
      'Shipping Country', 'Shipping Phone', 'Notes', 'Note Attributes',
      'Cancelled at', 'Payment Method', 'Payment Reference',
      'Refunded Amount', 'Vendor', 'Outstanding Balance', 'Employee',
      'Location', 'Device ID', 'Id', 'Tags', 'Risk Level', 'Source',
      'Lineitem discount', 'Tax 1 Name', 'Tax 1 Value', 'Tax 2 Name',
      'Tax 2 Value', 'Tax 3 Name', 'Tax 3 Value', 'Tax 4 Name', 'Tax 4 Value',
      'Tax 5 Name', 'Tax 5 Value', 'Phone', 'Receipt Number', 'Duties',
      'Billing Province Name', 'Shipping Province Name', 'Payment ID',
      'Payment Terms Name', 'Next Payment Due At', 'Payment References'],
      dtype='object')
```

**Gambar 6.** Baris dan Kolom Data

Berdasarkan Gambar 6, Data transaksi memiliki 17.531 baris serta 79 kolom yang berisikan informasi terkait penjualan seperti nama, email, pengiriman, nama barang serta alamat pembeli.

Tahap selanjutnya adalah melakukan eksplorasi data secara umum yaitu mencari informasi terkait statistik terkait data penjualan. Berikut merupakan statistik penjualan yang dipaparkan pada Gambar 7.



```

### Jumlah total seluruh transaksi
total_transaction = df['Name'].value_counts()
# Mean
mean = total_transaction.mean()
# Median
median = total_transaction.median()
# Mode
mode = total_transaction.mode()
# Percentile (90% dari seluruh data)
percentile = total_transaction.quantile(0.9)
# Standar deviasi
std = int(total_transaction.std())
# Max
max = int(total_transaction.max())
# Min
min = int(total_transaction.min())

print("Statistik dari item per penjualan transaksi\n")
print("Min:      ", min)
print("Max:      ", max)
print("Mean:     ", mean)
print("Median:    ", median)
print("Mode:      ", mode)
print("Percentile(90): ", percentile)

```

Statistik dari item per penjualan transaksi

```

Min:      1
Max:      43
Mean:     1.6617061611374409
Median:    1.0
Mode:      0  1
Name: Name, dtype: int64
Percentile(90):  3.0

```

**Gambar 7.** Statistik Penjualan

Berdasarkan statistik pada Gambar 7 dapat disimpulkan bahwa:

- Min: Angka minimum yang tercatat dalam data, yaitu 1. Ini menunjukkan bahwa setidaknya ada satu transaksi penjualan yang hanya mencakup satu item saja.
- Max: Angka maksimum yang tercatat dalam data, yaitu 43. Ini menunjukkan bahwa transaksi penjualan dengan jumlah item terbanyak yang tercatat dalam data memiliki 43 item.
- Mean: Rata-rata jumlah item per transaksi penjualan adalah 1.6617061611374409. Ini adalah jumlah total item yang dijual dalam semua transaksi penjualan yang tercatat dalam data, dibagi dengan total jumlah transaksi penjualan.
- Median: Median adalah nilai tengah dari data. Dalam kasus ini, median jumlah item per transaksi adalah 1. Ini menunjukkan bahwa setengah dari transaksi penjualan memiliki satu item atau kurang, sedangkan setengahnya lagi memiliki dua item atau lebih.
- Mode: Mode adalah nilai yang paling sering muncul dalam data. Dalam kasus ini, mode adalah 1, yang berarti jumlah

item paling umum yang dijual dalam setiap transaksi penjualan adalah 1. Namun, ada juga beberapa transaksi penjualan yang hanya mencakup 0 item.

- Percentile (90)*: Persentil ke-90 dari data, yaitu 3. Ini menunjukkan bahwa 90% dari transaksi penjualan yang tercatat dalam data memiliki tiga item atau kurang. Persentil ke-90 dapat memberikan gambaran tentang distribusi data dan membantu dalam menentukan batas atas yang mungkin diperlukan dalam mengelompokkan transaksi penjualan berdasarkan jumlah item.

Statistik yang diperoleh dari eksplorasi data dapat digunakan sebagai panduan dalam menentukan jumlah rekomendasi paket penjualan dari *confidence* yang nanti didapatkan.

Tahap selanjutnya adalah melakukan pemilihan kolom data penjualan. Kolom yang akan digunakan adalah:

- Name*
- Paid at*
- Lineitem Name*
- Lineitem quantity*

```

[66] # Simpan kolom yang diperlukan yaitu Name, Paid at, Lineitem name dan Lineitem quantity
df = df[['Name', 'Paid at', 'Lineitem name', 'Lineitem quantity']]

# Tampilkan 5 teratas
df.head()

```

|   | Name   | Paid at                   | Lineitem name                   | Lineitem quantity |
|---|--------|---------------------------|---------------------------------|-------------------|
| 0 | #16837 | 2022-09-17 12:41:08 +0800 | Pyrite Vintage Bracelet   Gold  | 1                 |
| 1 | #16837 | NaN                       | Peach Moonstone Bracelet   Gold | 1                 |
| 2 | #16837 | NaN                       | Tiger Eye Bracelet   Gold       | 1                 |
| 3 | #16836 | 2022-09-17 11:10:59 +0800 | Ombre Purple Rain   Gold        | 2                 |
| 4 | #16835 | 2022-09-17 10:25:02 +0800 | Red Aventurine Bracelet   Gold  | 1                 |

**Gambar 8.** Kolom Data

Berdasarkan informasi dari kolom data pada Gambar 8, harus dilakukan transformasi data seperti:

- Mengubah kolom *Paid at* menjadi format waktu library pandas agar dapat dibaca dan diolah oleh bahasa pemrograman
- Penggabungan kolom *Paid at* sesuai dengan kolom *name* yang sama menjadi satu kesatuan
- Melakukan perubahan nama pada *lineitem name* dengan menghapus tanda *vertical bar (|)* dan menggabungkan nama antara tipe jewelry dengan warna menjadi satu baris transaksi yang sama

Proses transformasi sudah selesai dan data dapat dilanjutkan ke proses selanjutnya yaitu *data cleaning*. Data transformasi dilakukan terlebih dahulu dikarenakan data tidak dapat dibersihkan jika tidak

sesuai dengan format yang dimengerti oleh bahasa pemrograman. Pada tahap *data cleaning*, ada beberapa hal yang dilakukan yaitu:

- Pemilahan tanggal data transaksi yang telah dijadikan sebagai pembatasan masalah yaitu mulai dari tanggal 1 september 2021 sampai 1 september 2022
- Menghapus kolom `lineitem_name_type` dan `lineitem_name_color` yang tidak lagi digunakan karena nama data sudah digabungkan
- Menghapus data transaksi yang kosong dan spasi yang lebih
- Menghapus kolom `Paid at` karena data sudah dipilah

Data yang telah ditransformasi dan dibersihkan dapat dilihat pada **Gambar 9**.

```
# Menampilkan 5 teratas
df3.head()
```

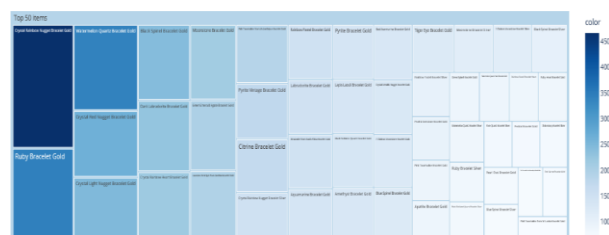
|        | Lineitem_name                                    |
|--------|--|
| Name   |  |
| #10000 | Blue Spinel Bracelet Gold,Lotus 7 Chakras Moo... |
| #10001 | Moon Stack Bracelets Gold                        |
| #10002 | Apatite Bracelet Gold                            |
| #10003 | Pearl Oval Bracelet Gold,Lotus 7 Chakras Pear... |
| #10005 | Lapis Lazuli Bracelet Gold                       |

**Gambar 9.** Prepared Data

*Prepared data* atau data yang telah melalui proses pra-pemrosesan, termasuk pembersihan, transformasi, dan penyesuaian data agar siap digunakan untuk analisis lebih lanjut digunakan untuk menghitung lima sampa lima puluh jenis barang yang paling laris dalam jangka satu tahun.

|   | items                                | incident_count |
|---|--------------------------------------|----------------|
| 0 | Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold | 467            |
| 1 | Ruby Bracelet Gold                   | 346            |
| 2 | Watermelon Quartz Bracelet Gold      | 342            |
| 3 | Crystal Red Nugget Bracelet Gold     | 265            |
| 4 | Crystal Light Nugget Bracelet Gold   | 249            |

**Gambar 10.** Lima Barang Paling Banyak Terjual



**Gambar 11.** Lima puluh Barang Paling Banyak Terjual

Berdasarkan dari tabel fakta yang dipaparkan, dapat menjadi informasi tambahan terkait penjualan *jewelry* paling laris di CV. Samapura Jewelry.

Tahap selanjutnya dalam implementasi sistem, sudah dapat dilakukan penggunaan algoritma FP-Growth untuk mencari nilai *confidence* dari antara satu barang dengan barang lainnya.

#### 4.2 Implementasi Sistem Algoritma FP-Growth Dengan Keseluruhan Transaksi

Terlebih dahulu, jumlah transaksi yang kurang dari 2 akan dieliminasi agar tidak mengalami *redundant* dikarenakan pada penelitian ini mencari pola transaksi antara lebih dari 1 barang.

```
[47] # Membuat sebuah list kosong bernama 'transaction'
transaction = []

# Looping melalui setiap indeks pada dataframe df3 dengan list comprehension
for i in [x for x in df3.index]:
    # Membuat list item dalam 'lineitem_name' pada indeks i, kemudian split berdasarkan tanda koma dan di-join kembali
    # dengan satu spasi untuk memastikan tidak ada whitespace yang berlebihan,
    # lalu tambahkan ke list transaction
    transaction.append([" ".join(x.split()) for x in df3['lineitem_name'][i].split(',')])

len(transaction)

2898
```

**Gambar 12.** Jumlah Data Transaksi Final

Sebanyak 2898 transaksi dicari terlebih dahulu nilai *Support* masing-masing *frequent itemset* agar dapat diketahui berapa persen kemunculan barang tersebut dalam transaksi menggunakan algoritma FP-Growth.

|    | support  | itemsets  |
|----|----------|---|
| 12 | 0.085231 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold)          |
| 75 | 0.076259 | (Ruby Bracelet Gold)                            |
| 19 | 0.072809 | (Watermelon Quartz Bracelet Gold)               |
| 6  | 0.059351 | (Crystal Red Nugget Bracelet Gold)              |
| 31 | 0.055556 | (Black Spinel Bracelet Gold)                    |
| 46 | 0.054175 | (Dark Labradorite Bracelet Gold)                |
| 73 | 0.052795 | (Green Emerald Agate Bracelet Gold)             |
| 41 | 0.050380 | (Crystal Light Nugget Bracelet Gold)            |
| 32 | 0.050380 | (Moonstone Bracelet Gold)                       |
| 13 | 0.048999 | (Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold) |

**Gambar 13.** Nilai Support Keseluruhan

Tahap Terakhir adalah mencari *confidence* barang menggunakan *association rules* dari *library mlxtend* untuk setiap *frequent itemset* yang sudah memiliki nilai *Support*. Tabel nilai *confidence* dilampirkan sebagai berikut.

**Tabel 4.** Nilai Confidence Transaksi Keseluruhan

|     | antecedents   | consequents                            | antecedent<br>Support | consequent<br>Support | Support  | Confidence |
|-----|---|--|-----------------------|-----------------------|----------|------------|
| 115 | (Crystal Light Nugget Bracelet Gold, Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold) | (Watermelon Quartz Bracelet Gold)      | 0.002761              | 0.072809              | 0.002070 | 0.750000   |
| 343 | (Green Emerald Agate Bracelet Gold, Pearl Round Bracelet Gold)                      | (Watermelon Quartz Bracelet Gold)      | 0.002761              | 0.072809              | 0.002070 | 0.750000   |
| 494 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver, Crystal Red Nugget Bracelet Gold)          | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold) | 0.004141              | 0.085231              | 0.003106 | 0.750000   |

#### 4.3 Implementasi Sistem Algoritma FP-Growth Dengan 50 Jenis Barang Terlaris

Perbedaan cakupan penelitian pada **Bab 4.1.3** yaitu mengurangi skala cakupan barang total menjadi hanya 50 jenis barang terlaris untuk mengetahui perbedaan nilai *support* dan *confidence* sebagai saran tambahan.

Pertama transaksi dibatasi hanya memuat 50 jenis barang terlaris.

```
from collections import Counter

# Define an empty list to hold the most common items
top_items = []

# Loop through each transaction in the array of arrays
for t in transaction:
    # Flatten the transaction into a single list of items
    items = [item for sublist in transaction for item in sublist]
    # Count the frequency of each item in the transaction
    item_counts = Counter(items)
    # Extract the top 10 most common items and append to the top_items list
    top_items += [item for item, count in item_counts.most_common(50)]

# Convert the top_items list to a set to remove duplicates
top_items = set(top_items)
top_items
```

**Gambar 14.** Pembatasan 50 Jenis Barang

Sebanyak 1656 transaksi dicari terlebih dahulu nilai *support* masing-masing *frequent itemset* agar dapat diketahui berapa persen kemunculan barang tersebut dalam transaksi menggunakan algoritma FP-Growth.

|     | support  | itemsets  |
|-----|----------|---|
| 9   | 0.137681 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet)                 |
| 23  | 0.117754 | (Watermelon Quartz Bracelet)                      |
| 12  | 0.114734 | (Ruby Bracelet)                                   |
| 21  | 0.089976 | (Black Spinel Bracelet)                           |
| 22  | 0.089372 | (Moonstone Bracelet)                              |
| ... | ...      | ...   |
| 279 | 0.002415 | (Ruby Heart Bracelet, Pyrite Vintage Bracelet)    |
| 127 | 0.002415 | (Lavender Amethyst from Zambia Bracelet, Moons... |
| 277 | 0.002415 | (Black Rutilated Quartz Bracelet, Moonstone Br... |
| 126 | 0.002415 | (Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet, Dar... |
| 180 | 0.002415 | (Pyrite Vintage Bracelet, Dark Labradorite Bra... |

**Gambar 15.** Nilai *Support* 50 jenis barang

Tahap Terakhir adalah mencari *confidence* dan *support tertinggi* barang menggunakan *association rules* dari *library mlxtend* untuk setiap *frequent itemset* yang sudah memiliki nilai *Support*. Tabel nilai *confidence* dilampirkan sebagai berikut.

|     | antecedents                                       | consequents                       | antecedent<br>support | consequent<br>support | support  | confidence |
|-----|---|-----------------------------------|-----------------------|-----------------------|----------|------------|
| 111 | (Green Emerald Agate Bracelet, Citrine Bracelet)  | (Ruby Bracelet)                   | 0.004227              | 0.114734              | 0.003019 | 0.714286   |
| 460 | (Green Emerald Agate Bracelet, Black Spinel Br... | (Ruby Bracelet)                   | 0.003623              | 0.114734              | 0.002415 | 0.666667   |
| 110 | (Ruby Bracelet, Citrine Bracelet)                 | (Green Emerald Agate Bracelet)    | 0.004831              | 0.075483              | 0.003019 | 0.625000   |
| 390 | (Crystal Metallic Nugget Bracelet, Crystal Red... | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet) | 0.007246              | 0.137681              | 0.003623 | 0.500000   |
| 232 | (Pyrite Bracelet, Ruby Bracelet)                  | (Green Emerald Agate Bracelet)    | 0.005435              | 0.075483              | 0.002415 | 0.444444   |
| 38  | (Crystal Red Nugget Bracelet)                     | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet) | 0.082729              | 0.137681              | 0.035628 | 0.430657   |
| 362 | (Crystal Light Nugget Bracelet, Crystal Red Nu... | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet) | 0.015700              | 0.137681              | 0.006643 | 0.423077   |
| 233 | (Pyrite Bracelet, Green Emerald Agate Bracelet)   | (Ruby Bracelet)                   | 0.006039              | 0.114734              | 0.002415 | 0.400000   |
| 214 | (Green Emerald Agate Bracelet, Amethyst Bracel... | (Ruby Bracelet)                   | 0.009058              | 0.114734              | 0.003623 | 0.400000   |

**Gambar 16.** Nilai *Confidence* Transaksi 50 jenis barang

|     | antecedents                                | consequents                                | antecedent<br>support | consequent<br>support | support  | confidence |
|-----|--|--|-----------------------|-----------------------|----------|------------|
| 38  | (Crystal Red Nugget Bracelet)              | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet)          | 0.082729              | 0.137681              | 0.035628 | 0.430657   |
| 39  | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet)          | (Crystal Red Nugget Bracelet)              | 0.137681              | 0.082729              | 0.035628 | 0.258772   |
| 353 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet)          | (Crystal Light Nugget Bracelet)            | 0.137681              | 0.061594              | 0.019928 | 0.144737   |
| 352 | (Crystal Light Nugget Bracelet)            | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet)          | 0.061594              | 0.137681              | 0.019928 | 0.323529   |
| 437 | (Green Emerald Agate Bracelet)             | (Ruby Bracelet)                            | 0.075483              | 0.114734              | 0.019324 | 0.256000   |
| 436 | (Ruby Bracelet)                            | (Green Emerald Agate Bracelet)             | 0.114734              | 0.075483              | 0.019324 | 0.168421   |
| 360 | (Crystal Light Nugget Bracelet)            | (Crystal Red Nugget Bracelet)              | 0.061594              | 0.082729              | 0.015700 | 0.254902   |
| 361 | (Crystal Red Nugget Bracelet)              | (Crystal Light Nugget Bracelet)            | 0.082729              | 0.061594              | 0.015700 | 0.189781   |
| 156 | (Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet) | (Moonstone Bracelet)                       | 0.082729              | 0.089372              | 0.015097 | 0.182482   |
| 157 | (Moonstone Bracelet)                       | (Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet) | 0.089372              | 0.082729              | 0.015097 | 0.168919   |
| 172 | (Ruby Bracelet)                            | (Watermelon Quartz Bracelet)               | 0.114734              | 0.117754              | 0.015097 | 0.131579   |
| 173 | (Watermelon Quartz Bracelet)               | (Ruby Bracelet)                            | 0.117754              | 0.114734              | 0.015097 | 0.128205   |
| 629 | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet)          | (Crystal Rainbow Heart Bracelet)           | 0.137681              | 0.050725              | 0.013889 | 0.100877   |
| 628 | (Crystal Rainbow Heart Bracelet)           | (Crystal Rainbow Nugget Bracelet)          | 0.050725              | 0.137681              | 0.013889 | 0.273810   |

**Gambar 17.** Nilai *Support* Transaksi 50 jenis barang

#### 4.4 Rekomendasi Paket Penjualan Gelang

Berdasarkan hasil dari penelitian yang dilakukan. Dapat disimpulkan ada 3 paket rekomendasi yang dapat diajukan kepada pihak CV. Samapura Jewelry yaitu sebagai berikut:

- Paket penjualan Crystal Light Nugget Bracelet Gold atau/dan Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold dengan Watermelon Quartz Bracelet Gold





**Gambar 18.** Crystal Light Nugget Bracelet Gold



**Gambar 19.** Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold



**Gambar 20.** Watermelon Quartz Bracelet Gold

- b. Paket penjualan Green Emerald Agate Bracelet Gold dan Pearl Round Bracelet Gold terhadap Watermelon Quartz Bracelet Gold



**Gambar 21.** Green Emerald Agate Bracelet Gold



**Gambar 22.** Pearl Round Bracelet Gold



**Gambar 23.** Watermelon Quartz Bracelet Gold

- c. Paket penjualan Crystal Red Nugget Bracelet Gold atau/dan Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver dengan Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold



**Gambar 24.** Crystal Red Nugget Bracelet Gold



**Gambar 25.** Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver



**Gambar 26.** Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold

## V. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa terdapat 3 aturan asosiasi yang sesuai dengan nilai minimum support dan minimum confidence yang telah ditentukan yaitu:

- a. Penjualan Crystal Light Nugget Bracelet Gold dan Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold terhadap Watermelon Quartz Bracelet Gold memiliki nilai support 0.2% dengan confidence 75%

- b. Penjualan Green Emerald Agate Bracelet Gold dan Pearl Round Bracelet Gold terhadap Watermelon Quartz Bracelet Gold memiliki nilai support 0.2% dengan confidence 75%
- c. Penjualan Crystal Red Nugget Bracelet Gold dan Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver terhadap Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold memiliki nilai support 0.31% dengan confidence 75%

Saran *bundling* dan diskon yang dapat dilakukan oleh pihak CV. Samapura Jewelry adalah sebagai berikut:

- a. Paket penjualan Crystal Light Nugget Bracelet Gold atau/dan Pink Tourmaline from Mozambique Bracelet Gold dengan Watermelon Quartz Bracelet Gold.
- b. Paket penjualan Green Emerald Agate Bracelet Gold dan Pearl Round Bracelet Gold terhadap Watermelon Quartz Bracelet Gold
- c. Paket penjualan Crystal Red Nugget Bracelet Gold atau/dan Crystal Rainbow Nugget Bracelet Silver dengan Crystal Rainbow Nugget Bracelet Gold

## REFERENCES

- [1] J. Linggo, E. C. Yuwono, and B. M. Soewito, "Perancangan Branding 'PETIK' Sebagai Perhiasan Perak Dengan Motif Batik Khas Tegal," 2018.
- [2] D. E. Putri, "Pola Frekuensi Penjualan Barang Bali Mart Menggunakan Fp-Growth," *JOISIE (Journal of Information Systems and Informatics Engineering)*, vol. 4, no. 1, pp. 15–21, Jun. 2020, doi: 10.35145/JOISIE.V4I1.517.
- [3] R. Saputra and A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, Aug. 2020, doi: 10.35957/JATISI.V7I2.195.
- [4] A. F. Yudanar, S. H. Fitriasih, and M. Hasbi, "Rekomendasi Barang Di Toko Elektrik Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, vol. 8, no. 2, 2020, doi: 10.30646/tikomsin.v8i2.499.
- [5] M. Fauzy, K. W. Rahmat Saleh, and I. Asror, "Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung," 2015.
- [6] W. Hartanto, "Metode Data Mining Market Basket Analysis untuk Menentukan Pola Tata Letak Produk Ritel," 2015.
- [7] E. Storti, L. Cattaneo, A. Polenghi, and L. Fumagalli, "Customized knowledge discovery in databases methodology for the control of assembly systems," *Machines*, vol. 6, no. 4, 2018, doi: 10.3390/machines6040045.
- [8] A. Vaisman and E. Zimányi, "Mobility data warehouses," *ISPRS Int J Geoinf*, vol. 8, no. 4, Apr. 2019, doi: 10.3390/ijgi8040170.
- [9] R. Novta Miraldi, A. Rachmat, and B. Susanto, "Algoritma FP-GROWTH untuk Sistem Rekomendasi Buku di Perpustakaan UKDW," 2014.
- [10] M. Tahir and N. Sitompul, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Kecenderungan Mahasiswa Mengambil Mata Kuliah Pilihan," 2022.
- [11] D. Samuel, "Penerapan Struktur FP-Tree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset," 2017.
- [12] A. Gede, S. Pradnyana, M. Kom, K. Kom, S. Agustini, and M. S. Si, "Konsep Dasar Data Mining," 2022.
- [13] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining. Concepts and Techniques, 3rd Edition (The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)*. 2011.
- [14] A. Salam, J. Zeniarja, W. Wicaksono, and L. Kharisma, "Pencarian Pola Asosiasi Untuk Penataan Barang Dengan Menggunakan Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth (Study Kasus Distro Epo Store Pemalang)," *Dinamik*, vol. 23, no. 2, 2019, doi: 10.35315/dinamik.v23i2.7178.
- [15] C. E. Firman and K. Dumai Jl Utama Karya Kel Bukit Batrem Kec Dumai Timur, "Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penjualan Pupuk Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Jurnal Informatika, Manajemen dan Komputer*, vol. 9, no. 2, 2017.
- [16] W. Hartanto, "Metode Data Mining Market Basket Analysis untuk Menentukan Pola Tata Letak Produk Ritel," 2015.
- [17] A. Junaidi, "Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang," *Jurnal SISFOKOM*, vol. 08, no. 01, pp. 61–67, 2019.
- [18] M. Tahir and N. Sitompul, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Menentukan Kecenderungan Mahasiswa Mengambil Mata Kuliah Pilihan," 2022.
- [19] D. Samuel, "Penerapan Struktur FP-Tree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset," 2017.