



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

Ivan Kurniawan Sentosa¹, I Putu Satwika², Ketut Queena Fredlina³

^{1,2,3}Prodi Teknik Informatika, Universitas Primakara, Denpasar, Bali

^{1,2,3}Jln. Tukad Badung No 135 Denpasar, Bali, Indonesia

E-Mail: kurniawansivan@gmail.com¹, satwika@primakara.ac.id², queena@primakara.ac.id³

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 dikancang 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. Sejatinya, 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

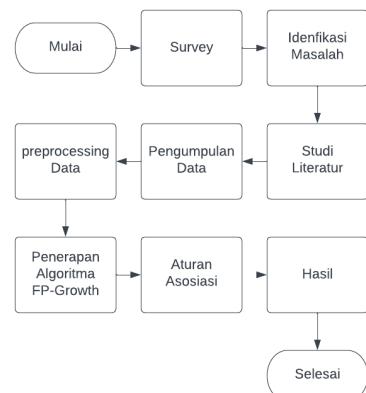
FP-Growth adalah algoritma rekursif yang memperluas sufiks dari pola yang sering. Setiap pendekatan rekursif memiliki struktur pohon yang terkait dengannya yang disebut sebagai pohon rekursinya, dan tumpukan rekursi dinamis yang

menyimpan variabel rekursi pada jalur pohon rekursi saat ini selama eksekusi. Oleh karena itu, penting untuk memeriksa pohon rekursi berbasis akhir 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. Penggalian *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, didapat 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 asosiatif 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 mengelompokan 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 mementukan apakah suatu itemset harus dicari faktor confidence nya.

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

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.

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

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*. Penggalian 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

#	Name	Email	Financial Status	Paid at	Fulfillment Status	Fulfilled at	Accepts at Marketing	Currency	Subtotal	Shipping	Tax %	Phone	Receipt Number	Duties
0	#16837	name@email@gmail.com	paid	12.41.08 +0800	fulfilled	2022-09-17 12:52:32 +0800	yes	IDR	989300.0	49000.0	—	Nan	Nan	Nan
1	#16837	name@email@gmail.com	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan
2	#16837	name@email@gmail.com	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan
3	#16836	lara.alvina@gmail.com	paid	11.10.59 +0800	fulfilled	2022-09-17 12:52:31 +0800	yes	IDR	718000.0	0.0	—	Nan	Nan	Nan
4	#16835	grosiraaa@gmail.com	paid	2022-09-17 10:02:02 +0800	fulfilled	2022-09-17 10:31:31 +0800	no	IDR	718000.0	0.0	—	Nan	Nan	Nan

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 tercakup 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 *knowlegde 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.

```
# 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 Marketing    Currency    Subtotal    Shipping ...    Tax $ Value    Phone    Receipt Number    Duties
0 #16837    nana.ashanti@gmail.com    paid    2022-09-17    fulfilled    2022-09-17    +0800    yes    IDR    969000.0    490000.0    ...    NaN    NaN    NaN    NaN
1 #16837    nana.ashanti@gmail.com    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    ...    NaN    NaN    NaN    NaN
2 #16837    nana.ashanti@gmail.com    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    NaN    ...    NaN    NaN    NaN    NaN
3 #16836    tara.alvina@gmail.com    paid    2022-09-17    fulfilled    2022-09-17    +0800    yes    IDR    718000.0    0.0    ...    NaN    NaN    NaN    NaN
4 #16835    givewinwin@gmail.com    paid    2022-09-17    fulfilled    2022-09-17    +0800    no    IDR    718000.0    0.0    ...    NaN    NaN    NaN    NaN
5 rows × 79 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				
# Tampilkan 5 teratas				
	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 pemograman. Pada tahap *data cleaning*, ada beberapa hal yang dilakukan yaitu:

- Pemilihan 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()
```

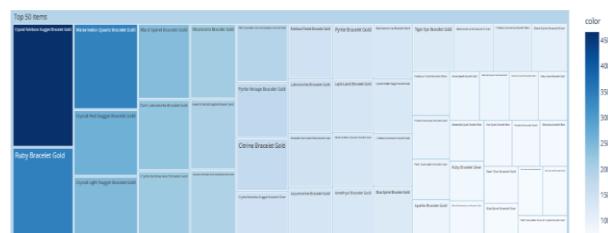
Lineitem_name	
Name	
#10000	Blue Spinel Bracelet Gold,Lotus 7 Chakras Moo...
#10001	Moon Stack Bracelets Gold
#10002	Apatite Bracelet Gold
#10003	Pearl Oval Bracelet Gold,Lotus 7 Chakras Pear...
#10005	Lapis Lazuli Bracelet Gold

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)
```

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 Support	consequent 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 support	consequent 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 Bracelet)	(Ruby Bracelet)	0.009058	0.114734	0.003623	0.400000

Gambar 16. Nilai *Confidence* Transaksi 50 jenis barang

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent 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	0.126205
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:

- a. 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 *bunding* 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.