

## Optimasi Strategi Penjualan dengan FP-Growth: Mengungkap Pola Pembelian Tersembunyi melalui *Market Basket Analysis*

Anggun Paila<sup>1</sup>, Ranisyah Anggraini<sup>2</sup>, Nurul Azizah<sup>3</sup>, Della Anggraini<sup>4</sup>, Etis Sunandi<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,5</sup> Statistika, Universitas Bengkulu

<sup>4</sup> Matematika, Universitas Bengkulu

Email: <sup>1</sup>anggunpaila28@gmail.com, <sup>2</sup>ranisyahanggraini892@gmail.com, <sup>3</sup>nazizah24624@gmail.com,

<sup>4</sup>anggrainidela291@gmail.com, <sup>5</sup>esunandi@unib.ac.id

Email Penulis Korespondensi: esunandi@unib.ac.id

### Abstrak

Algoritma FP-Growth merupakan salah satu metode yang efisien untuk menemukan pola frekuensi tinggi dalam *dataset* yang besar. Algoritma ini bekerja dengan membangun FP-Tree yang memampatkan data transaksi tanpa menghasilkan kandidat *itemset* yang berlebihan. Dengan pendekatan ini, FP-Growth mampu mengurangi waktu komputasi secara signifikan dan meningkatkan kinerja pada *dataset* yang kompleks. Penelitian ini membahas implementasi algoritma FP-Growth untuk menemukan pola asosiasi pada *dataset* transaksi penjualan. Hasil yang dicapai dalam penelitian ini menggunakan minimum *support* 0,2% dan minimum *confidence* 50% mendapatkan 13 aturan asosiasi yaitu terdapat 7 *item* yang dibeli tanpa syarat, jika memberi Vareebadd Phone maka akan membeli USB-C Charging Cable, jika membeli Google Phone maka membeli Wired Headphones atau USB-C Charging Cable, dan jika membeli iPhone maka akan membeli Apple Airpods Headphones, Wired Headphones, atau Lightning Charging Cable. Berdasarkan aturan asosiasi maka dapat membantu pengelola toko dalam pengambilan keputusan strategis, seperti pengaturan tata letak produk dan strategi promosi yang lebih efektif.

**Kata Kunci:** FP-Growth, Data Mining, Pola Asosiasi, Analisis Transaksi, Sistem Rekomendasi

### Abstract

FP-Growth algorithm is one of the efficient methods to find high-frequency patterns in large datasets. It works by building an FP Tree that compresses transaction data without generating redundant candidate itemsets. With this approach, FP-Growth is able to significantly reduce computation time and improve performance on complex datasets. This research discusses the implementation of FP-Growth algorithm to find association patterns on sales transaction dataset. The results achieved in this study using a minimum support of 0.2% and a minimum confidence of 50% get 13 association rules, namely there are 7 items that are bought unconditionally, if you give a Vareebadd Phone, you will buy a USB-C Charging Cable, if you buy a Google Phone, you will buy Wired Headphones or USB-C Charging Cable, and if you buy an iPhone, you will buy Apple Airpods Headphones, Wired Headphones, or Lightning Charging Cable. Based on the association rules, it can help store managers in making strategic decisions, such as product layout arrangements and more effective promotion strategies.

**Keywords:** FP-Growth, Data Mining, Association Pattern, Transaction Analysis, Recommendation System

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi telah memberikan dampak signifikan pada berbagai sektor, termasuk bisnis ritel. Kemajuan dalam teknologi ritel berhubungan erat dengan kebutuhan manajemen untuk memenuhi permintaan pelanggan secara efisien menggunakan berbagai alat teknologi [1]. Ketersediaan barang yang akan dijual menjadi salah satu aspek yang membutuhkan perhatian dan analisis mendalam agar bisa memenuhi kebutuhan pelanggan. Tahap penting dalam mengenali kondisi pasar melibatkan penafsiran preferensi belanja pelanggan, yang dapat dianalisis melalui data transaksi pembelian yang tercatat [2]. Pemanfaatan data yang dikelola dengan baik dapat memberikan wawasan yang diperlukan untuk meningkatkan kualitas dan efektivitas kegiatan jual beli [3].

Salah satu pendekatan untuk memanfaatkan data arsip perusahaan untuk mendapatkan informasi adalah melalui data mining. Menurut Kantrdzic dalam penelitiannya [4], data mining digunakan untuk menemukan hubungan antara data dan bagaimana suatu kelompok data mempengaruhi data lainnya, sehingga dapat diidentifikasi pola-pola tertentu dalam kumpulan data yang besar. Data Mining adalah aktivitas yang mencakup pengumpulan dan pemanfaatan data yang sudah di catat guna mendapatkan aturan, pola serta hubungan di dalam *dataset* yang berskala besar. Penerapan teknologi Data Mining bisa menjadi alternatif solusi untuk menangani permasalahan tersebut [5]. Dalam bisnis ritel, salah satu pola yang dianalisis adalah pola keterkaitan penjualan produk, yang dapat dieksplorasi menggunakan algoritma asosiasi, di mana algoritma FP-Growth menjadi salah satu yang penting.

Dalam penelitian [6] menyebutkan bahwa FP-Growth merupakan sebagai salah satu algoritma yang diterapkan untuk mengidentifikasi himpunan data yang sering keluar pada suatu *dataset*. Algoritma ini tidak melakukan pembangkitan calon (*candidate generation*), melainkan menerapkan konsep FP-Tree untuk mencari *Frequent Item Set*. Dengan penerapan Algoritma FP-Growth pada analisis asosiasi, *history* data transaksi dapat dijalankan menerapkan *tools* Rapidminer dan mendapatkan nilai *Confidence* atau beberapa pola hubungan antar barang pada transaksi penjualan. Algoritma FP-Growth merupakan algoritma yang mengaplikasikan metode untuk mengidentifikasi relasi antar *item* yang seringkali muncul dengan mengonversinya menjadi struktur data FP-Tree. FP-Growth adalah suatu metode untuk merepresentasikan pola pembelian konsumen dan *item* yang kerap muncul secara bersamaan, khususnya pada *item* yang sering dibeli oleh konsumen. Hal ini memungkinkan analisis data dengan menetapkan pola asosiasi yang signifikan [7].

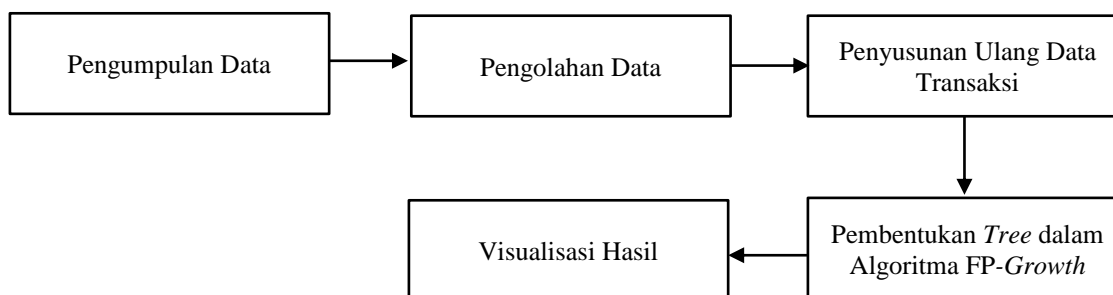
Tujuan dari penelitian ini yaitu dapat mempengaruhi perilaku pembelian, termasuk merangsang permintaan secara keseluruhan, mempromosikan kategori produk tertentu, atau menawarkan penawaran promosi untuk penjualan produk yang cenderung meningkatkan penjualan. Selain itu, penelitian [8] menjelaskan bahwa hasil penelitian berperan penting dalam memprediksi perilaku konsumen sehingga dapat dilakukan analisis data keranjang belanja, pengelompokan data produk penjualan, perancangan katalog produk dalam promosi penjualan dan analisis penjualan dan tata letak produk di toko. Kelebihan dan kebaruan dalam penelitian ini adalah bahwa penelitian pada data toko elektronik yang diambil dari situs *Kaggle* baru dilakukan, hal ini akan mendukung pentingnya mengimplementasikan keilmuan khususnya asosiasi pada data *mining* untuk mendukung tujuan efisiensi dan efektifitas kinerja perusahaan baik dalam bidang bisnis ritel dengan menggunakan bantuan teknologi. Alasan dipilihnya algoritma *FP-Growth* adalah bahwa algoritma *FP-Growth* dalam penelitian [4] menggunakan alternatif frekuensi *itemsets* berdasarkan angka yang sering muncul pada setiap transaksi dalam sebuah kumpulan data, dengan konsep pembentukan pohon biner terlebih dahulu sehingga proses kerja dengan algoritma *FP-Growth* lebih baik pada kecepatan dibandingkan algoritma Apriori.

Hasil penelitian ini dapat memberikan pemahaman mendalam mengenai pola pembelian konsumen melalui Implementasi Algoritma *FP-Growth*. Dengan menentukan nilai *minimum Support* dan *Confidence* yang optimal, hasil analisis dapat memberikan wawasan strategis dalam pengelolaan persediaan, perencanaan yang lebih atraktif, dan merancang rencana pemasaran yang lebih efisien. Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademis dalam bidang data *mining* dan analisis Asosiasi, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi pengelola usaha dalam mengoptimalkan operasional dan meningkatkan kepuasan konsumen.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan program R untuk mengolah data transaksi dan menerapkan algoritma *FP-Growth* guna menemukan pola asosiasi antar produk. Tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1 berikut ini:



Gambar 1. Diagram Alir Algoritma *FP-Growth*

#### 1. Pengumpulan Data

Data diperoleh dari *platform Kaggle*, yang menyediakan *dataset* transaksi penjualan dalam format CSV yaitu [Big Sales Data Desember 2019](#). Teknik pengumpulan data dilakukan dengan metode *web scraping* atau pengunduhan langsung dari sumber yang tersedia.

#### 2. Pengolahan Data

Tahap awal pengolahan data mencakup pemeriksaan tipe data, penghapusan nilai yang hilang, dan pengelompokan transaksi berdasarkan Order ID. Pengelompokan ini bertujuan untuk menyusun setiap pesanan sebagai satu entitas, sehingga daftar produk yang dibeli dalam satu transaksi dapat dianalisis sebagai satu kesatuan.

#### 3. Penyusunan Ulang Data Transaksi

Data transaksi disusun ulang dengan mengonversi daftar produk setiap transaksi ke dalam format yang sesuai untuk analisis asosiasi. Hanya informasi produk yang dipertahankan, sementara atribut lain yang tidak relevan dihilangkan. Data yang telah diproses kemudian disimpan dalam *file* teks dan diformat dalam bentuk *basket*, di mana setiap transaksi direpresentasikan sebagai sekumpulan produk yang dibeli bersama.

#### 4. Pembentukan *Tree* dalam Algoritma *FP-Growth*

Tahap ini membangun *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)* untuk menyusun data transaksi dalam struktur pohon yang efisien. *Item* diurutkan berdasarkan frekuensi kemunculannya, lalu disusun dalam jalur transaksi yang saling berbagi *item*. Setiap *node* merepresentasikan *item*, sementara hubungan antar-*node* mencerminkan pola pembelian yang sering terjadi.

#### 5. Visualisasi Hasil

Untuk mempermudah interpretasi aturan asosiasi yang ditemukan, dilakukan visualisasi dalam bentuk *graph* menggunakan pustaka yang mendukung eksplorasi pola asosiasi.

### 2.2 Data Mining

Data *mining* adalah cabang ilmu yang menggabungkan berbagai disiplin ilmu, seperti pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistika, basis data, dan visualisasi. Tujuan utamanya adalah untuk mengidentifikasi pola dan tren yang tersembunyi dalam kumpulan data yang besar [9]. Melalui penggunaan algoritma cerdas dan teknik analisis yang canggih, data *mining* memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih akurat dan efisien. Proses ini melibatkan pengumpulan data, pembersihan data, analisis, serta interpretasi hasil untuk mendapatkan wawasan yang berharga bagi pengambilan keputusan bisnis atau penelitian ilmiah. Sementara dalam pengertian lain, Data *mining* merupakan suatu proses pencarian pola dari data – data dengan jumlah yang sangat banyak yang tersimpan dalam suatu tempat penyimpanan dengan menggunakan teknologi pengenalan pola, teknik statistik, dan matematika [10].

Karakteristik data *mining* adalah sebagai berikut [11]:

- Data *mining* berhubungan dengan penemuan sesuatu yang tersembunyi dan pola data tertentu yang tidak diketahui sebelumnya.
- Data *mining* biasa menggunakan data yang sangat besar.
- Biasanya data yang besar digunakan untuk membuat hasil lebih dipercaya.
- Data *mining* berguna untuk membuat keputusan yang kritis, terutama dalam strategi.

Data *mining*, atau yang sering disebut sebagai *Knowledge Discovery in Database* (KDD), merupakan proses analisis data yang bertujuan untuk menemukan pola, tren, atau hubungan tersembunyi dalam kumpulan data yang sangat besar. Proses ini melibatkan beberapa tahap penting, seperti pengumpulan data, pembersihan data untuk menghilangkan kesalahan atau data yang tidak relevan, serta penggunaan algoritma dan metode statistik untuk mengidentifikasi pola yang berharga. Data yang digunakan biasanya bersifat historis, yang memungkinkan analisis tren masa lalu untuk membuat prediksi atau keputusan yang lebih tepat di masa mendatang [12].

Hasil dari data *mining* dapat digunakan dalam berbagai bidang, seperti meningkatkan strategi pemasaran, mendeteksi penipuan, menganalisis perilaku pelanggan, hingga mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih efisien. Karena data *mining* telah mencakup proses pengenalan pola (*pattern recognition*), istilah tersebut kini jarang digunakan secara terpisah, karena sudah menjadi bagian yang terintegrasi dalam analisis data yang lebih luas.

### 2.3 Market Basket Analysis

*Market Basket Analysis* adalah sebuah metode analisis yang digunakan untuk memahami kebiasaan belanja konsumen dengan mengidentifikasi hubungan atau pola asosiasi antara berbagai produk yang dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Metode ini berfokus pada analisis data transaksi penjualan untuk menemukan produk-produk yang sering dibeli bersamaan dan memahami preferensi pelanggan [13]. *Market Basket Analysis* merupakan salah satu contoh penerapan *Association rule*. Analisis asosiasi atau *Association rule Mining* adalah teknik data *mining* untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi *item*. Contoh aturan asosiatif dari analisis pembelian di suatu pasar swalayan adalah dapat diketahuinya berapa besar kemungkinan seorang pelanggan membeli roti bersamaan dengan susu. Maka dari itu asosiasi dengan menggunakan MBA paling sering digunakan dalam toko-toko retail [14].

### 2.4 Asosiasi

Asosiasi adalah salah satu teknik atau metode dalam data *mining* yang berfungsi untuk menemukan hubungan antar data yang ada di *database* dan sudah sering digunakan pada *market basket analysis* (MBA) dan analisis konsumen, terutama ketika tidak ada sistem penilaian secara langsung [15]. Ada dua pengukuran penting dalam metode asosiasi, yaitu *Support* dan *Confidence*. *Support* adalah persentase kombinasi *item* dalam sebuah data, sedangkan *confidence* merupakan kuatnya akurasi hubungan antar *item* dalam aturan asosiatif [16].

*Support* dapat diartikan sebagai seberapa sering nilai  $X$  muncul terhadap keseluruhan baris data. *Support* dapat ditulis dengan rumus berikut:

$$\text{support}(X) = \frac{\text{freq}(X)}{N} \quad (1)$$

Sementara itu, nilai *support* untuk 2 *item* menggunakan rumus berikut:

$$\text{support}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{freq}(X,Y)}{N} \quad (2)$$

*Confidence* dapat diartikan sebagai seberapa banyak transaksi yang berisikan  $X \cup Y$  terhadap keseluruhan transaksi yang berisikan  $X$ . *Confidence* dapat ditulis dengan rumus berikut:

$$\text{confident}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{freq}(X,Y)}{\text{freq}(X)} \quad (3)$$

*Confidence* merupakan ukuran kekuatan sebuah aturan asosiasi. Jika nilai *confidence* yang dihasilkan  $X \rightarrow Y$  adalah 80%, maka artinya sebanyak 80% transaksi yang berisikan  $X$  maka akan berisikan juga  $Y$  [15].

*Lift ratio* merupakan salah satu cara yang baik untuk melihat kuat tidaknya aturan asosiasi. Cara kerja metode ini adalah membagi *confidence* dengan *expected confidence* [17]. *Confidence* dapat dihitung dengan rumus (3). Berikut ini adalah rumus (4) untuk menghitung *expected confidence*:

$$\text{Expected Confident}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{freq}(Y)}{N} \quad (4)$$

*Lift ratio* dapat dihitung dengan cara membandingkan antara *confidence* dengan *expected confidence*[munanda]. Rumus *lift ratio* adalah sebagai berikut:

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{confident}(X \rightarrow Y)}{\text{Expected Confident}(X \rightarrow Y)} \quad (5)$$

Aturan asosiasi dinyatakan valid jika nilai *lift ratio* lebih besar dari 1 dan semakin tinggi nilai *lift ratio*, maka aturan yang terbentuk akan semakin valid [achmad].

Keterangan:

$N$  : Jumlah seluruh transaksi

$frq(X)$  : Jumlah transaksi mengandung  $X$

$frq(Y)$  : Jumlah transaksi mengandung  $Y$

$frq(X, Y)$  : Jumlah transaksi mengandung  $X$  dan  $Y$

**2.5 Algoritma FP-Growth**

Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) merupakan salah satu jenis algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan kumpulan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah *database*. Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori [15]. Berbeda dengan Apriori yang harus menghasilkan kandidat *itemset* dan sering mengakses *database*, FP-Growth memanfaatkan struktur penyimpanan data berbentuk pohon yang disebut FP-Tree. FP-Tree merupakan struktur penyimpanan data yang memanfaatkan pemampatan data. FP-Tree dibangun dengan mekanisme di mana setiap data akan dipetakan sesuai lintasan. Diawali dengan pembentukan *root* yang bernilai *null*, selanjutnya data akan dipetakan berdasarkan *itemset* setiap transaksinya. Dalam data transaksi yang ada memungkinkan sebuah transaksi memiliki data produk yang sama, maka dari itu sistem pemampatan data pada FP-Tree memungkinkan data produk dalam transaksi saling menimpa, sehingga mengurangi redundansi dan menghemat ruang penyimpanan. Dengan pendekatan ini, FP-Growth dapat mengekstrak pola *frequent itemset* lebih cepat dan efisien tanpa perlu melakukan *scanning database* berulang kali [18].

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada penelitian ini menerapkan FP-Growth pada data penjualan dan menggunakan *association rule*. Dengan minimum *support* 0,2% dan minimum *confidence* 50% sehingga yang tampil hanya yang memenuhi persyaratan. Dalam penelitian ini menggunakan *sample* data transaksi sebanyak 24006 dengan 19 *item*. Adapun frekuensi kemunculan setiap *item* yang ada pada transaksi dan kemunculan *item* yang paling tinggi sebagai berikut:

Tabel 1. Frekuensi Kemunculan *Item*

<i>Item</i>	Frekuensi
USB-C Charging Cable	2980
Lightning Charging Cable	2888
AAA Batteries (4-pack)	2823
AA Batteries (4-pack)	2708
Wired Headphones	2533
Apple AirPods Headphones	2054
Bose SoundSport Headphones	1804
27in FHD Monitor	962
iPhone	908
27in 4K Gaming Monitor	858
34in Ultrawide Monitor	845
Google Phone	715
Flatscreen TV	660
Macbook Pro Laptop	644
20in Monitor	568
ThinkPad Laptop	539
Vareebadd Phone	285
LG Dryer	86
LG Washing Machine	80

Didapatkan bahwa *item* USB-C Charging Cable memiliki nilai frekuensi paling tinggi. Kemudian dilakukan algoritma FP-Growth dengan menggunakan program R, sehingga didapatkan 13 aturan asosiasi yaitu:

Tabel 2. Hasil Aturan Asosiasi

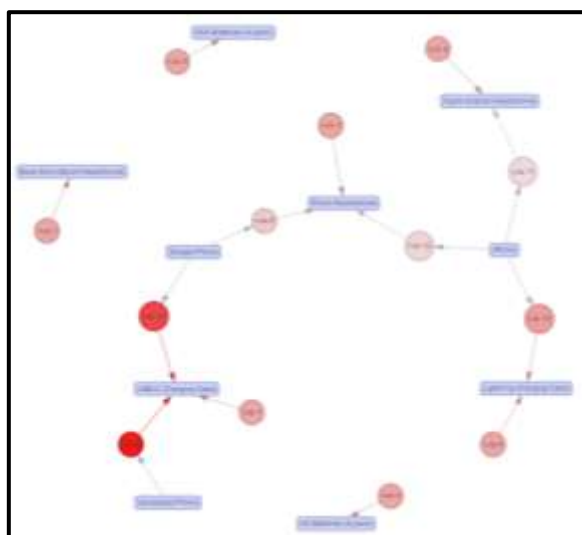
<i>LHS</i>	<i>RHS</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Coverage</i>	<i>Lift</i>	<i>Count</i>
{}	Bose SoundSport Headphones	0,0751	0,0751	1	1	1804
{}	Apple AirPods Headphones	0,0856	0,0856	1	1	2054
{}	Wired Headphones	0,1055	0,1055	1	1	2533
{}	AA Batteries (4-pack)	0,1128	0,1128	1	1	2708
{}	AAA Batteries (4-pack)	0,1176	0,1176	1	1	2823
{}	Lightning Charging Cable	0,1203	0,1203	1	1	2888

{}	USB-C Charging Cable	0,1241	0,1241	1	1	2980
Vareebadd Phone	USB-C Charging Cable	0,0022	0,1894	0,0118	1,5263	54
Google Phone	Wired Headphones	0,0024	0,0811	0,0297	0,7688	58
Google Phone	USB-C Charging Cable	0,005	0,1706	0,0297	1,3745	122
iPhone	Apple Airpods Headphones	0,0022	0,0573	0,0378	0,6693	52
iPhone	Wired Headphones	0,0028	0,0738	0,0378	0,6993	67
iPhone	Lightning Charging Cable	0,0048	0,1267	0,0378	1,0527	115

Berdasarkan hasil aturan asosiasi yang diperoleh menggunakan algoritma FP-Growth, dapat diinterpretasikan bahwa beberapa *item* memiliki hubungan yang cukup kuat dalam pola pembelian pelanggan. Misalnya, untuk *item* Bose SoundSport Headphones, Apple Airpods Headphones, Wired Headphones, AA Batteries (4-pack), AAA Batteries (4-pack), Lightning Charging Cable, dan USB-C Charging Cable dengan nilai *support* yang cukup besar dari nilai *support* yang telah ditentukan. Ketujuh *item* tersebut akan dibeli pelanggan tanpa ada aturan membeli *item* apapun, menunjukkan bahwa *item* ini merupakan *item* yang sering muncul dalam transaksi sehingga dapat dibentuk strategi penjualan yaitu menyusun layout penjualan ketujuh *item* tersebut dengan ditempatkan di dekat kasir atau area yang mudah terlihat untuk meningkatkan peluang pembelian impulsif. Beberapa hubungan yang lebih spesifik juga terlihat, seperti pelanggan yang membeli Vareebadd Phone memiliki kemungkinan membeli USB-C Charging Cable dengan *confidence* 18.94%. Pelanggan yang membeli Google Phone memiliki kemungkinan membeli USB-C Charging Cable dengan *confidence* 17.06%, serta kemungkinan membeli Wired Headphones dengan *confidence* 8.11%. Pelanggan yang membeli iPhone memiliki kemungkinan membeli Lightning Charging Cable dengan *confidence* 12.66%, kemungkinan membeli Wired Headphones dengan *confidence* 7.38%, serta kemungkinan membeli Apple Airpods Headphones dengan *confidence* 5.73%.

Nilai *lift* pada aturan asosiasi juga menunjukkan kekuatan hubungan antar produk, dengan nilai *lift* lebih dari 1 maka peluang pembelian juga semakin tinggi dan dapat menunjukkan bahwa asosiasi ini jauh lebih sering terjadi dibandingkan dengan pembelian secara acak. Terdapat hubungan asosiasi yang kuat antara Vareebadd Phone dan USB-C Charging Cable, dengan nilai *lift* sebesar 1,5263 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Vareebadd Phone cenderung juga membeli USB-C Charging Cable. Hubungan Google Phone dan USB-C Charging Cable, dengan nilai *lift* sebesar 1,3745 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Google Phone cenderung juga membeli USB-C Charging Cable.

Hubungan Google Phone dan USB-C Charging Cable memiliki *confidence* 17,06% menunjukkan bahwa dari seluruh transaksi yang melibatkan Google Phone, sekitar 17,06% juga membeli USB-C Charging Cable. Sementara itu, iPhone dan Lightning Charging Cable memiliki *confidence* 12,67% menunjukkan bahwa pembeli iPhone juga cenderung membeli Lightning Charging Cable. Dari hubungan antar kedua *item* ini dapat dibentuk sebuah strategi yaitu dengan menawarkan diskon untuk pembelian paket bundling kedua *item* tersebut. Dibawah ini memberikan ilustrasi mengenai pembentukan FP-Tree untuk data transaksi yaitu:



Gambar 2. Ilustrasi FP-Tree

Penjelasan ilustrasi pembentukan FP-Tree hampir sama dengan aturan asosiasi sebelumnya dalam bentuk tabel, namun pada FP-Tree lebih mudah untuk membaca visualisasi. Visualisasi jaringan asosiasi FP-Growth menunjukkan bahwa USB-C Charging Cable adalah *item* dengan asosiasi terkuat, terutama saat dibeli bersama Vareebadd Phone dengan nilai *lift* tertinggi (1,5263), diikuti oleh Google Phone dengan *lift* (1,3745). Pola asosiasi lainnya terlihat pada iPhone yang sering dibeli bersama Lightning Charging Cable dan Apple Airpods Headphones. Ketebalan garis yang



menghubungkan *item* menunjukkan kekuatan hubungan, di mana *item-item* yang sering muncul bersama membentuk cluster yang dapat dimanfaatkan untuk strategi penempatan produk yang berdekatan guna meningkatkan penjualan.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma *FP-Growth* dapat diimplementasikan pada data transaksi dilihat dari hasil aturan asosiasi yang didapat. Selain itu, terdapat hasil aturan asosiasi yang dapat digunakan untuk bahan pertimbangan dalam perancangan strategi penjualan. Penggunaan aturan asosiasi dengan minimum *support* 0,2% dan minimum *confidence* 50% merupakan angka yang belum optimal dalam suatu aturan, namun sudah optimal untuk penentuan *layout item*. Didapatkan 13 aturan asosiasi yang dapat membantu pengelola toko dalam pengambilan keputusan strategis, seperti pengaturan tata letak produk dan strategi promosi yang lebih efektif. Disarankan untuk penelitian yang akan datang supaya lebih banyak data transaksi dan variasi *item* yang dianalisis guna mendapatkan hasil yang optimal, dan lebih meninggikan nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*, supaya peluang dalam pembelian *item* lebih optimal.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penelitian dengan judul "Optimasi Strategi Penjualan dengan *FP-Growth*: Mengungkap Pola Pembelian Tersembunyi melalui Market Basket Analysis" dapat diselesaikan dengan baik. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Bengkulu, khususnya Program Studi Statistika yang telah memberikan dukungan fasilitas dan bimbingan selama proses penelitian. Terima kasih juga kami sampaikan kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, saran, dan motivasi dalam setiap tahap penelitian. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada rekan-rekan mahasiswa yang telah membantu dalam pengumpulan dan pengolahan data, serta keluarga tercinta yang senantiasa memberikan dukungan moral dan doa yang tak henti-hentinya. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya dalam bidang data *mining* dan analisis pola pembelian.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ismarmiaty and R. Rismayati, "Product Sales Promotion Recommendation Strategy with Purchase Pattern Analysis *FP-Growth* Algorithm," *Sinkron*, vol. 8, no. 1, pp. 202–211, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i1.11898.
- [2] Aquila, A., Pabendon, C., & Purnomo, H. D. (2023). *Jurnal Media Informatika Budidarma*. "Penerapan Algoritma Apriori dan *FP-Growth* Untuk Market Basket Analisis Pada Data Transaksi NonPromo". 7, 975–984.
- [3] M. Syahrir, R. Rismayanti, and M. A. Wicaksono, "Penentuan Pola Pembelian Obat Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Saintekom*, vol. 11, no. 2, p. 142, 2021, doi: 10.33020/saintekom.v11i2.249.
- [4] L. A. M. Fajar and R. Rismayati, "Rekomendasi Paket Menu Angkringan Waru Tanjung Bias Dengan Algoritma Frequent Pattern *Growth* Berbasis Web," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 3, no. 2, pp. 92–98, 2021, doi: 10.35746/jtim.v3i2.138.
- [5] Pratama Putra, I. B. I., & Eniyati, S. (2022). Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Data Transaksi Penjualan Suku Cadang Mobil dengan Algoritma *FP-Growth* (Studi Kasus: PT. Sun Star Motor Kudus). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 882.
- [6] Ulfa, L., & Rahmatullah, S. I. (2023). Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma *Fp-Growth* Pada Nusa Ricebowl & Burger. *JISAMAR (Journal of ...)*, 7(2), 388–402.
- [7] Fakhriansyah, M., Fathimahhayti, L. D., & Gunawan, S. (2022). *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*. *G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan*, 6(2), 295–305.
- [8] Wulandari, N. (2022). Market Basket Analysis Dalam Penentuan Paket Produk Menggunakan Algoritma *Fp-Growth* (Studi Kasus: Pt. Catur Mitra Sejati Sentosa). *JIKA (Jurnal Informatika)*, 6(1), 57.
- [9] G. Urva, I. Albanna, M. S. Sungkar, I. M. A. O. Gunawan, I. Adhicandra, S. Ramadhan and S. Junaidi, *ENERAPAN DATA MINING DI BERBAGAI BIDANG: Konsep, Metode, dan Studi Kasus*, PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.
- [10] R. Saputra and A. J. 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, 2020.
- [11] C. Zai. "Implementasi data *mining* sebagai pengolahan data," *Jurnal Portal Data*, vol. 2, no. 3, 2022.
- [12] Y. Andini, J. T. Hardinata and Y. P. Purba, "Penerapan data *mining* terhadap tata letak buku di perpustakaan sintong bingei pematangsiantar menggunakan metode apriori," *Jurnal Times*, vol. 11, no. 1, pp. 9-15, 2022.
- [13] S. Rusnandi and A. B. Pohan, "Penerapan Data *Mining* untuk Analisis Market Basket dengan Algoritma *FP-Growth* pada Pasar Tohaga," *Janapati*, vol. 9, no. 1, 2020.
- [14] C. R. Artsitella, A. R. Apriliani and S. Ashari, "Penerapan association rules-market basket analysis untuk mencari frequent *itemset* dengan algoritma *fp-growth*," *Jurnal Al-Azhar Indonesia Seri Sains Dan Teknologi*, vol. 6, no. 2, p. 61, 2021.
- [15] F. Achmad, O. Nurdiawan, dan Y. A. Wijaya, "Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma *FP-Growth*," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–175, 2023.
- [16] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. D. Nuris, "Penerapan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* pada pola transaksi penjualan di Toko Roti," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 353-359, 2023.
- [17] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma *FP-Growth* Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak Barang," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 173-184, 2021.
- [18] M. Y. Ardianto, S. Adinugroho, dan I. Indriati, "Penentuan Tata Letak Produk menggunakan Algoritma *FP-Growth* pada Toko ATK," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 9, pp. 3826–3832, 2021.