

## ANALISIS POLA PENJUALAN PRODUK ELEKTRONIK PADA E-COMMERCE MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Jetlie Kang<sup>1</sup>  
Pastima Simanjuntak<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Putera Batam

<sup>2</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Putera Batam  
email: [pb210210012@upbatam.ac.id](mailto:pb210210012@upbatam.ac.id)

### ABSTRACT

*This study explores the optimization of sales and inventory management for electronic products in e-commerce platforms by applying the FP-Growth algorithm within data mining techniques. Amid the rise of digital transactions, many businesses still struggle to uncover hidden patterns in consumer purchasing behavior. This research analyzes 163 transaction records collected through questionnaires, with 30 transactions selected as the primary sample. The FP-Growth method was chosen for its efficiency in identifying frequent itemsets without generating candidate sets, making it suitable for large-scale data analysis. Significant findings from this study reveal strong associations between certain products, such as the itemset "Refrigerator is frequently followed by Microwave" with a support value of 23% and a confidence of 92%, as well as "Washing Machine is often purchased together with Iron" with 43% support and 100% confidence. These results indicate that consumers tend to purchase these items together. Understanding these patterns allows businesses to design more targeted bundling and promotional strategies, while also improving stock management. This research offers practical insights for data-driven decision-making, ultimately enhancing sales performance and operational efficiency in the e-commerce sector.*

**Keywords:** Association Rule, Data Mining, E-commerce, FP-Growth, RapidMiner

### PENDAHULUAN

Perkembangan pesat e-commerce telah menjadikannya sebagai salah satu saluran utama dalam perdagangan digital, sehingga analisis pola penjualan menjadi penting untuk meningkatkan strategi pemasaran, pengelolaan stok, dan pengalaman pelanggan. Penjualan produk elektronik di platform e-commerce menghadapi tantangan kompleks, terutama karena besarnya volume data transaksi dan interaksi antarproduk. Oleh karena

itu, (Mahtum et al., 2024) teknik data mining, khususnya algoritma FP-Growth, digunakan untuk menemukan pola asosiasi tersembunyi yang dapat memberikan wawasan strategis dalam pengambilan keputusan bisnis. (Hany Talia et al., 2024) FP-Growth dikenal efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian karena mampu menghindari proses pencarian kandidat itemset yang memakan waktu, sehingga efisien dalam menangani data berskala besar. Penerapannya telah berhasil mendukung

efisiensi operasional dan perumusan strategi promosi yang lebih tepat di berbagai sektor, termasuk elektronik. (Lowensky & Elisa, 2023) Dalam konteks ini, penelitian bertujuan untuk menganalisis pola pembelian produk elektronik menggunakan FP-Growth guna menghasilkan informasi strategis, seperti penyesuaian inventaris dan kampanye promosi. Studi terdahulu juga menunjukkan bahwa FP-Growth berperan dalam pengelolaan inventori dan perilaku konsumen, khususnya di sektor UKM. Dengan menggunakan parameter *support* dan *Confidence*, algoritma ini menghasilkan struktur FP-Tree yang mampu mengidentifikasi itemset yang sering muncul, sehingga mendukung penerapan strategi bisnis berbasis data yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika pasar. (Pastima Simanjuntak, 2024)

## KAJIAN TEORI

### 2.1 *Knowledge Discovery in Database (KDD)*

*Knowledge Database* adalah bagian penting dari sistem informasi manajemen, yang berfungsi sebagai repositori terintegrasi untuk menyimpan, mengelola, dan mengolah berbagai jenis data dan informasi. Informasi ini kemudian diubah menjadi pengetahuan untuk membantu proses pengambilan keputusan dan meningkatkan kinerja operasional. Pengembangan *Knowledge Database* untuk sistem informasi manajemen akademik di era digital saat ini digital saat ini membutuhkan penggunaan teknologi terbaru seperti arsitektur modular dan *platform* berbasis *cloud*. Ini memungkinkan integrasi data dari berbagai sumber secara *real-time* dan pembaruan otomatis untuk menjaga relevansi data dengan dinamika

kebutuhan pengguna. Ini menunjukkan bahwa pergeseran proses pengelolaan data dari metode manual ke sistem digital terintegrasi tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional tetapi juga meningkatkan validitas data melalui mekanisme rekonsiliasi dan verifikasi yang sistematis, yang menghasilkan basis pengetahuan yang adaptif untuk berbagai jenis data. Oleh karena itu, proses optimalisasi *Knowledge Database* berfungsi sebagai dasar untuk pengelolaan informasi akademik yang efisien serta sebagai dasar untuk kebijakan strategis organisasi di bidang pendidikan. (Syachbana & Huda, 2022)

### 2.2 *Data Mining*

*Data mining* adalah proses menambang pengetahuan dari kumpulan data yang sangat besar. Ini juga dapat didefinisikan sebagai proses mengekstraksi data yang tidak diketahui untuk kemudian dapat diverifikasi untuk mengekstrak informasi bermanfaat. Proses ini biasanya didefinisikan sebagai proses yang mencari pola-pola yang belum diketahui dari data yang ada untuk menemukan pengetahuan yang belum diketahui dari (Simanjuntak & Elisa, 2019) data yang tersimpan

Tantangan data mining sangat besar, meskipun ada banyak manfaatnya. Salah satu masalah utama adalah masalah kualitas data, karena data yang buruk dapat menyebabkan hasil analisis yang salah. Oleh karena itu, sangat penting untuk mengikuti standar terbaik dalam pengolahan data, yang mencakup pemrosesan data yang tepat dan penggunaan metode pengolahan data yang tepat. Dalam hal penggunaan dan perlindungan data pribadi, aspek etika juga harus dipertimbangkan. (Handoko et al., 2023)

## 2.3 Algoritma FP-GROWTH

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. Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Sehingga kekurangan dari algoritma Apriori diperbaiki oleh algoritma FP-Growth (Djabalul Lael & Pramudito, 2023).

Dalam pencarian itemsets sering, FP-Growth menggunakan ide pembangunan pohon. Ini adalah karakteristik algoritma FP-Growth yang membuatnya lebih cepat dari algoritma Apriori. FP-Tree adalah struktur data yang digunakan, dan dapat langsung mengekstrak itemset sering dari FP-Tree. (Muhammad Rizky Alditra Utama et al., 2020).

FP-tree adalah struktur penyimpanan data yang dimampatkan yang dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan FP-tree tertentu. Karena fakta bahwa setiap transaksi yang dipetakan.

Dalam situasi di mana ada transaksi yang memiliki item yang sama, lintasannya dapat saling menimpa. Pemampatan dengan struktur data FP-tree menjadi lebih efektif jika lebih banyak data transaksi dengan item yang sama. Struktur pohon data FP-Tree akan dibangun untuk memungkinkan penggalan itemset yang sering dengan algoritma FP-Growth (Alfannisa Annurullah Fajrin & Algifanri Maulana, 2018).

## 2.4 Aturan asosiasi

Aturan asosiasi digunakan untuk mengidentifikasi hubungan atau

keterkaitan antara item dalam suatu kumpulan data, khususnya dalam konteks transaksi. Tujuan utamanya adalah untuk menemukan pola-pola hubungan yang sering muncul atau berulang antara kombinasi item dalam transaksi konsumen. Aturan ini pertama kali diperkenalkan dalam analisis keranjang belanja (*market basket analysis*), yang digunakan untuk memahami kebiasaan belanja pelanggan di toko ritel, seperti kecenderungan membeli produk tertentu secara bersamaan. Dalam implementasinya, aturan asosiasi mengandalkan tiga metrik utama untuk mengukur kekuatan dan validitas hubungan antar item, yaitu *support*, *confidence*, dan *lift*. Support menunjukkan seberapa sering kombinasi item muncul dalam seluruh transaksi, *confidence* mengukur tingkat kepercayaan bahwa item tertentu akan dibeli jika item lainnya dibeli terlebih dahulu, sementara *lift* menunjukkan kekuatan hubungan antara item-item tersebut dibandingkan dengan kemungkinan munculnya secara acak. Aturan asosiasi menjadi salah satu teknik penting dalam data mining karena mampu memberikan wawasan yang berharga bagi pengambilan keputusan, seperti strategi pemasaran, rekomendasi produk, atau penataan tata letak produk di toko. Adapun rumus yang digunakan dalam perhitungan metrik tersebut adalah sebagai berikut:

$$\text{Support } (X \rightarrow Y) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } (X \text{ dan } Y)}{\text{Total jumlah transaksi}}$$

**Gambar 1.** Rumus Nilai *Support*  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

$$\text{Confidence } (X \rightarrow Y) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } (X \text{ dan } Y)}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } (X)}$$

**Gambar 2.** Rumus Nilai *Confidence*  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

## 2.5 Rapid miner

RapidMiner adalah sebuah platform perangkat lunak open-source yang digunakan dalam bidang data science, machine learning, dan analisis prediktif. Platform ini menyediakan antarmuka grafis berbasis drag-and-drop yang intuitif, sehingga memungkinkan pengguna merancang dan mengeksekusi proses analisis data secara visual tanpa harus menulis kode secara langsung. RapidMiner mendukung berbagai tahapan dalam proses data mining, mulai dari ekstraksi, pembersihan, eksplorasi data, pembangunan model, hingga evaluasi dan visualisasi hasil. (Eko Saputro, 2025) Platform ini juga kompatibel dengan berbagai format data serta mendukung integrasi dengan bahasa pemrograman seperti Python. Dengan kemampuannya menangani data berukuran besar dan membangun model analisis yang kompleks, RapidMiner menjadi alat yang efisien dan fleksibel dalam pengolahan data. Dilengkapi dengan beragam algoritma machine learning seperti decision tree, naive bayes, k-nearest neighbor, support vector machine, hingga algoritma asosiasi seperti FP-Growth dan Apriori, RapidMiner sangat populer digunakan di kalangan akademisi untuk penelitian maupun di industri sebagai pendukung pengambilan keputusan berbasis data (Febiyanto et al., 2023).

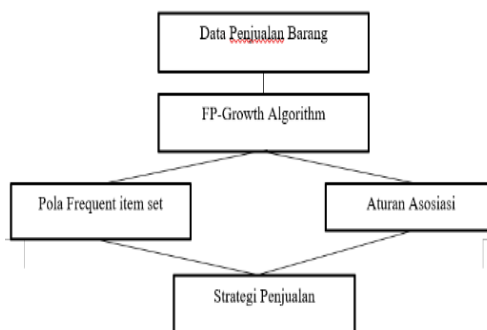


**Gambar 3.** RapidMiner

(Sumber: <https://rapidminer.com>)

## 2.6 Kerangka pemikiran

Berikut ini adalah gambaran dari kerangka pikiran yang berfungsi untuk memberikan penjelasan secara sistematis mengenai alur penelitian yang dilakukan. Kerangka pikiran disusun untuk memperjelas hubungan antar variabel serta tahapan-tahapan yang dilalui selama proses penelitian. Melalui kerangka ini, diharapkan pembaca dapat memahami logika penelitian, mulai dari identifikasi permasalahan, pengumpulan data, pemrosesan data menggunakan algoritma FP-Growth, hingga interpretasi hasil yang diperoleh. Kerangka pikiran yang telah dibuat menggambarkan secara visual bagaimana proses analisis pola penjualan dilakukan, serta bagaimana hasil dari analisis tersebut dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan.



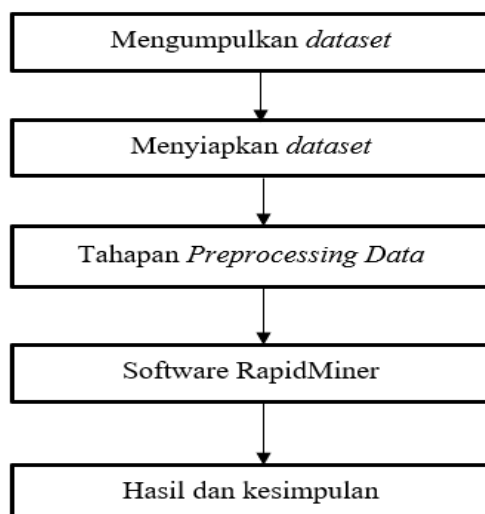
**Gambar 4.** kerangka pemikiran  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Pada tahap awal penelitian, proses pengumpulan data input dilakukan dengan mengumpulkan informasi terkait produk atau barang, seperti merek, jenis produk, dan jumlah total transaksi yang telah terjadi. Sebelum data diproses menggunakan algoritma, dilakukan penyaringan berdasarkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* guna

memastikan hanya pola yang signifikan yang dianalisis lebih lanjut. Untuk memperoleh hasil yang akurat dan dapat diandalkan, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian data dengan menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Tujuan dari proses ini adalah untuk mengidentifikasi produk-produk yang paling sering dibeli oleh pelanggan. Informasi ini sangat bermanfaat bagi pihak toko atau pelaku usaha yang ingin memahami pola penjualan dan perilaku konsumen, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan strategis seperti pengelolaan stok, promosi, dan penataan produk (Asward & Brotosaputro, 2021.)

### METODE PENELITIAN

Desain penelitian menyediakan kerangka dan alur kerja mencakup sepanjang proses penelitian. Dalam desain penelitian ini, penulis membagi penelitian menjadi beberapa tahap sebagai berikut



**Gambar 5.** Desain penelitian  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

Pada Gambar 4 desain penelitian didalam sebuah penelitian disajikan dalam bentuk sebuah diagram untuk menghasilkan solusi dari sebuah permasalahan. Berikut penjelasan dari desain penelitian :

#### 1. Mengumpulkan Dataset

Penelitian ini mengumpulkan data melalui metode survei yang dilakukan secara online menggunakan Google Form. Survei ini ditujukan kepada konsumen yang pernah membeli barang elektronik melalui platform e-commerce. Para responden menerima kuesioner secara daring yang berisi sejumlah pertanyaan terkait perilaku pembelian mereka. Data yang dikumpulkan mencakup informasi umum mengenai responden, seperti usia, jenis kelamin, dan frekuensi berbelanja online, serta daftar barang elektronik yang pernah mereka beli dalam satu transaksi. Selain itu, survei juga mengidentifikasi berbagai faktor yang memengaruhi keputusan konsumen dalam melakukan pembelian barang elektronik, seperti harga, merek, ulasan produk, kualitas, promo diskon, dan kemudahan penggunaan platform e-commerce. Informasi ini digunakan sebagai dasar dalam analisis untuk mengetahui pola pembelian konsumen serta mengidentifikasi keterkaitan antar produk yang sering dibeli secara bersamaan (Sudarto & Handoko, 2023).

#### 2. Menyiapkan Dataset

Setelah proses pengumpulan data selesai, tahapan selanjutnya adalah menyiapkan *dataset* untuk keperluan analisis. Proses ini mencakup sejumlah aktivitas *preprocessing* yang penting untuk memastikan kualitas dan keakuratan data sebelum dianalisis lebih lanjut. Tahapan *preprocessing* tersebut

meliputi pembersihan data (*data cleaning*), seperti penanganan terhadap data yang hilang, duplikat, atau inkonsistensi, serta transformasi data (*data transformation*), yang bertujuan untuk mengubah data ke dalam format yang sesuai dan mudah dibaca oleh sistem. Langkah ini juga mencakup proses normalisasi atau penyederhanaan nama item agar konsisten, serta pengelompokan data transaksi berdasarkan item-item yang dibeli dalam satu waktu. Tahapan ini sangat krusial agar algoritma FP-Growth dapat memproses data dengan benar dan menghasilkan pola asosiasi yang valid. Berikut ini adalah *dataset* yang telah dipersiapkan dan akan digunakan sebagai dasar dalam proses analisis lebih lanjut (Aziz Sahidin & Hayati, 2024).

### 3. Tahapan Preprocessing Data

Pada tahap ini, algoritma FP-Growth diterapkan pada data transaksi yang telah melalui proses pra-pemrosesan, dengan tujuan untuk mengidentifikasi pola asosiasi di antara produk-produk yang dibeli oleh pelanggan. FP-Growth berfungsi untuk menambang *frequent itemset*, yaitu kumpulan item yang sering muncul secara bersamaan dalam satu transaksi. Hasil dari proses ini akan menunjukkan hubungan atau keterkaitan antar produk, yang menggambarkan kecenderungan konsumen dalam memilih dan mengombinasikan produk elektronik. Sebagai contoh, jika seorang pelanggan membeli laptop, terdapat kemungkinan besar bahwa mereka juga akan membeli produk pelengkap seperti tas laptop atau mouse. Pola asosiasi semacam ini sangat penting untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai perilaku konsumen, sehingga pelaku usaha dapat mengoptimalkan pengalaman berbelanja pelanggan. Selain itu, informasi ini juga

dapat digunakan untuk menyusun strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran, seperti rekomendasi produk, bundling penjualan, serta pengaturan tata letak produk yang lebih efisien (Djabalul Lael & Pramudito, 2023).

### 4. Software RapidMiner

RapidMiner, atau perangkat lunak lain seperti Python dengan pustaka pendukung seperti *mlxtend*, dapat digunakan untuk mempermudah proses pengolahan data yang telah dikumpulkan serta implementasi algoritma FP-Growth. RapidMiner menawarkan antarmuka grafis berbasis *drag-and-drop* yang memudahkan pengguna dalam melakukan *data preprocessing*, seperti pembersihan, transformasi, dan pemilihan atribut yang relevan. Selain itu, pengguna juga dapat dengan mudah mengimpor data dari kuesioner atau sumber lain untuk kemudian dianalisis lebih lanjut. Keunggulan RapidMiner terletak pada kemampuannya mengaplikasikan algoritma FP-Growth tanpa memerlukan penulisan kode secara manual, sehingga sangat cocok digunakan oleh peneliti yang memiliki keterbatasan dalam pemrograman. Platform ini juga menyediakan fitur visualisasi hasil analisis secara langsung, seperti tampilan aturan asosiasi dan *frequent itemsets*, yang sangat membantu dalam memahami pola penjualan serta hubungan antar produk. Dengan demikian, RapidMiner menjadi alat yang efektif dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam penelitian maupun dunia bisnis (Menantikan Daeli & Ibnuutama, 2023).

### 5. Hasil dan Kesimpulan

Gambaran pola penjualan yang didasarkan pada perilaku konsumen akan diperoleh melalui penerapan algoritma FP-Growth terhadap data transaksi yang



telah diproses. Hasil analisis ini akan menghasilkan *frequent itemsets* dan aturan asosiasi yang mencerminkan pola pembelian umum di antara konsumen. Informasi ini sangat berguna untuk menyimpulkan kecenderungan konsumen dalam membeli produk tertentu secara bersamaan serta merancang strategi penjualan dan promosi yang lebih tepat sasaran. Sebagai contoh, hasil analisis dapat menunjukkan bahwa produk-produk seperti smartphone dan aksesoris pendukungnya, seperti earphone atau casing, cenderung dibeli secara bersamaan. Temuan semacam ini dapat dimanfaatkan oleh pelaku E-commerce untuk menyusun strategi bundling produk,

memberikan rekomendasi otomatis kepada pelanggan, atau menawarkan diskon khusus untuk pembelian kombinasi tertentu. Dengan demikian, hasil dari penelitian ini tidak hanya memberikan wawasan tentang pola pembelian konsumen, tetapi juga membantu merancang strategi pemasaran yang lebih efisien dan meningkatkan pengalaman berbelanja secara keseluruhan.

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data yang dikumpulkan melalui kuesioner yang disebarkan kepada toko *e-commerce* dan hasilnya diolah seperti berikut:

No	Produk apa saja dari daftar berikut yang pernah kamu jual ke pelanggan sekaligus dalam satu transaksi ?
1	Kulkas, Microwave, Rice cooker, Blender/MIXER
2	TV, Microwave, Setrika
3	Mesin cuci, Setrika
4	Kulkas, Microwave, Rice cooker, Blender/MIXER
5	Microwave, Rice cooker, Blender/MIXER
6	Mesin cuci, Setrika
7	Mesin cuci, Setrika
8	Microwave, Rice cooker
9	Mesin cuci, Setrika
10	Kulkas, Rice cooker
11	TV, Kulkas
12	Mesin cuci, Setrika
13	Kulkas, Microwave, Rice cooker, Blender/MIXER
14	Mesin cuci, Setrika
15	TV, Kulkas, Microwave, Mesin cuci, Rice cooker
16	TV, Kulkas, Microwave, Mesin cuci, Rice cooker, Blender/MIXER, Setrika
17	TV
18	Kulkas, Rice cooker
19	Microwave, Rice cooker
20	Microwave, Rice cooker, Blender/MIXER
21	TV, Mesin cuci, Rice cooker
22	Mesin cuci, Setrika
23	Mesin cuci, Setrika
24	TV, Setrika
25	Mesin cuci, Setrika
26	Microwave, Mesin cuci, Rice cooker, Setrika
27	TV, Microwave, Mesin cuci, Rice cooker, Blender/MIXER, Setrika
28	Mesin cuci, Setrika
29	TV, Kulkas, Microwave, Mesin cuci, Blender/MIXER
30	TV, Rice cooker

**Gambar 6.** Data Transaksi  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

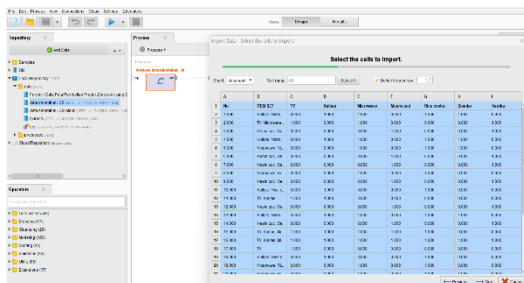
Tahap awal dilakukan dengan mengonversi seluruh data transaksi ke dalam bentuk data binominal yang kemudian akan dimasukkan ke dalam RapidMiner, seperti tampak berikut:

No	ITEM SET	TV	Kulkas	Microwave	Mesin cuci	Rice cooker	Blender	Setrika
1	Kulkas, Microwave, Rice cooker, BlenderMIXER	0	1	1	0	1	1	0
2	TV, Microwave, Setrika	1	0	1	0	0	0	1
3	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
4	Kulkas, Microwave, Rice cooker, BlenderMIXER	0	1	1	0	1	1	0
5	Microwave, Rice cooker, BlenderMIXER	0	0	1	0	1	1	0
6	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
7	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
8	Microwave, Rice cooker	0	0	1	0	1	0	0
9	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
10	Kulkas, Rice cooker	0	1	0	0	1	0	0
11	TV, Kulkas	1	1	0	0	0	0	0
12	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
13	Kulkas, Microwave, Rice cooker, BlenderMIXER	0	1	1	0	1	1	0
14	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
15	TV, Kulkas, Microwave, Mesin cuci, Rice cooker	1	1	1	1	1	0	0
16	TV, Kulkas, Microwave, Mesin cuci, Rice cooker, BlenderMIXER, Setrika	1	1	1	1	1	1	1
17	TV	1	0	0	0	0	0	0
18	Kulkas, Rice cooker	0	1	0	0	1	0	0
19	Microwave, Rice cooker	0	0	1	0	1	0	0
20	Microwave, Rice cooker, BlenderMIXER	0	0	1	0	1	1	0
21	TV, Mesin cuci, Rice cooker	1	0	0	1	1	0	0
22	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
23	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
24	TV, Setrika	1	0	0	0	0	0	1
25	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
26	Microwave, Mesin cuci, Rice cooker, Setrika	0	0	1	1	1	0	1
27	TV, Microwave, Mesin cuci, Rice cooker, BlenderMIXER, Setrika	1	0	1	1	1	1	1
28	Mesin cuci, Setrika	0	0	0	1	0	0	1
29	TV, Kulkas, Microwave, Mesin cuci, BlenderMIXER	1	1	1	1	0	1	0
30	TV, Rice cooker	1	0	0	0	1	0	0

**Gambar 7. Data Binominal**  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

### 1. Import Data

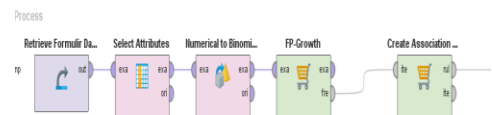
Langkah selanjutnya adalah menyiapkan data dari *Excel*, kemudian menyusunnya ulang dalam lembar kerja *Excel* seperti tampak di bawah ini:



**Gambar 8. Import Data**  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

### 2. Modelling

Pengolahan data mining menghasilkan sebanyak 896 aturan asosiasi *rules* yang berasal dari 16 variabel, sebagaimana ditampilkan pada tabel berikut:



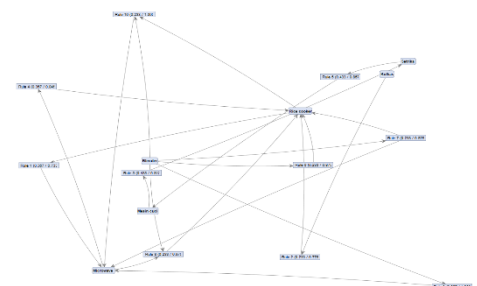
**Gambar 9. Modelling**  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

### 3. Hasil Pengujian

Bagian ini disajikan output dari penerapan metode FP-Growth pada data penjualan produk elektronik, beserta pembahasan mendalam mengenai hubungan asosiasi yang terbentuk dari proses tersebut.

Premises	Conclusion	Support	Confidence
Rice cooker	Kulkas	0.400	0.597
Rice cooker, Kulkas	Microwave	0.300	0.750
Kulkas	Rice cooker	0.400	0.800
Rice cooker	Microwave	0.500	0.833
Microwave	Rice cooker	0.500	0.882
Blender	Microwave	0.300	0.900
Mesin cuci	Setrika	0.300	0.900
Setrika	Mesin cuci	0.300	1
Microwave, Kulkas	Rice cooker	0.300	1

**Gambar 10. Hasil Frequent Itemsets**  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)



**Gambar 11. Graph rule RapidMiner**  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)



## AssociationRules

### Association Rules

```
[Rice cooker] --> [Microwave] (confidence: 0.733)
[Kulkas] --> [Rice cooker] (confidence: 0.778)
[Mesin cuci] --> [Setrika] (confidence: 0.812)
[Microwave] --> [Rice cooker] (confidence: 0.846)
[Setrika] --> [Mesin cuci] (confidence: 0.867)
[Blender] --> [Rice cooker] (confidence: 0.875)
[Blender] --> [Rice cooker, Microwave] (confidence: 0.875)
[Microwave, Blender] --> [Rice cooker] (confidence: 0.875)
[Blender] --> [Microwave] (confidence: 1.000)
[Rice cooker, Blender] --> [Microwave] (confidence: 1.000)
```

**Gambar 12** Association Rules RapidMiner  
(Sumber: Data Penelitian, 2025)

## SIMPULAN

Melalui analisis terhadap 30 transaksi, penelitian ini berhasil mengidentifikasi pola penjualan signifikan pada *e-commerce* menggunakan algoritma FP-Growth. Beberapa aturan asosiasi menunjukkan nilai *support* dan *confidence* tinggi, seperti Setrika  $\Rightarrow$  Mesin Cuci dan Microwave serta Kulkas  $\Rightarrow$  Rice Cooker dengan *support* 30% dan *confidence* 100%, serta Microwave  $\Rightarrow$  Rice Cooker dengan *support* 50% dan *confidence* 88%. Pola-pola ini mencerminkan kecenderungan konsumen membeli produk secara bersamaan karena kebutuhan fungsional atau kebiasaan belanja. Temuan ini dapat dimanfaatkan pelaku bisnis untuk menyusun strategi bundling, penataan produk, dan sistem rekomendasi yang lebih relevan guna meningkatkan efektivitas penjualan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Alfannisa Annurullah Fajrin, & Algifanri Maulana. (2018). Penerapan Data Mining untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen dengan Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK), 05(1), 27–36.
- Asward, B., & Brotosaputro, G. (2021). Analisis Stok dan Penjualan Kaftan Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus Lala New Fashion). Jurnal Teknologi Informasi, 16(2), 71–82.
- Aziz Sahidin, N., & Hayati, U. (2024). Analisis Data Mining dalam Menentukan Strategi Penjualan terhadap Pola Pembelian pada Penjualan Produk Shaka Vaporshop Menggunakan Algoritma FP-Growth. Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika, 8, (1).784-788
- Djabalul Lael, T. A., & Pramudito, D. A. (2023). Use of Data Mining for The Analysis of Consumer Purchase Patterns with The Fpgrowth Algorithm on Motor Spare Part Sales Transactions Data. IAIC Transactions on Sustainable Digital Innovation (ITSDI), 4(2), 128–136. <https://doi.org/10.34306/itsdi.v4i2.582>
- Eko Saputro, R. (2025). Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Penjualan Najah Mart. CSRID Journal, 17(1), 01-19 <https://doi.org/10.22303/csrjd>
- Febiyanto, A., Faqih, A., Herdiyana, R., Nuris, N. D., & Narasati, R. (2023). Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Menentukan Pola Penjualan Produk Elektronik. In Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika, 7( 6), 3907-3912
- Handoko, K., Simanjuntak, P., Hutabri, E., & Elisa, E. (2023). Penerapan algoritma c4. 5 untuk penentuan jurusan siswa sekolah menengah atas. Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom), 6(1), 153-

157. <https://doi.org/10.37600/tekinko.m.v6i1.788>
- Hany Talia, A., Suarna, N., & Pratama, D. (2024). Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Analisis Pola Transaksi untuk Optimalisasi Pengelolaan Data Transaksi di Toko Lia. *Jurnal Kecerdasan Buatan Dan Teknologi Informasi*, 3(1), 26–36.
- Lowensky, E., & Elisa, E. (2023). Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Data Mining dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Edukits Batam Centre). *JURNAL COMASIE*, 9(2), 230-239
- Mahtum, R., Fatah, Z., Situbondo, S., & Timur, J. (2024). *Optimalisasi Penentuan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan*. Jurnal TIMES, 13(2), 183-191 <http://ejournal.stmik-time.ac.id>
- Menantikan Daeli, R., & Ilnutama, K. (2023). *Implementasi Metode FP-Growth Dalam Menganalisa Pola Penjualan Alat Elektronik Pada PT Faedah Teknik Medan*. 2(4), 586–595. <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi>
- Muhammad Rizky Alditra Utama, K., Umar, R., Yudhana, A., Dahlan Yogyakarta, A., Studi Teknik Elektro, P., & Ahmad Dahlan Yogyakarta, U. (2020). Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan pada Toko KGS Rizky Motor. *Jurnal DINAMIK*, 25(1), 20–28.
- Fajrin, A. A., Simanjuntak, P., & Hutabri, E. (2024). Klasifikasi Jurusan SMK Nizam Al-Mulk menggunakan Algoritma C4. 5. *Jurnal Desain Dan Analisis Teknologi*, 3(1), 1-6.
- Simanjuntak, P., Suharyanto, C. E., Sitohang, S., & Handoko, K. (2022). Data Mining Untuk Klasifikasi Status Pandemi Covid 19. *Jurnal Teknik Informasi Dan Komputer (Tekinkom)*, 5(2), 327-332.
- Sudarto, P. P., & Handoko, K. (2023). Implementasi Data Mining pada Pengaturan Data Invoice Distributor Menggunakan Algoritma FP-Growth. *JURNAL COMASIE*. 9(2), 220-229
- Syachbana, R., & Huda, S. N. (2022). Kajian Literatur: Pengembangan Sistem Informasi Manajemen Akademik. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Dan Robotika*, 4(1), 44–48.

	<p><b>Biodata</b></p> <p>Penulis pertama, Jetlie Kang merupakan salah satu mahasiswa Universitas Putera Batam, Program studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Komputer.</p>
	<p><b>Biodata</b></p> <p>Penulis kedua, Pastima Simanjuntak, merupakan salah satu Dosen dari Universitas Putera Batam. Beliau merupakan dosen dari program studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Komputer.</p>