

# ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN UNTUK OPTIMASI INVENTARIS MENGGUNAKAN ALGORITMA *FP-GROWTH* DI UD TRITUNGAL JAYA

Nia Agustin<sup>1\*</sup>, Willy Prihartono<sup>2</sup>, Fathurrohman<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer (STMIK) IKMI Cirebon; Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat 45135; Telp. (0231) 490480

Received: 16 Desember 2024

Accepted: 14 Januari 2025

Published: 20 Januari 2025

## Keywords:

FP-Growth, manajemen inventaris, pola pembelian, data mining

## Correspondent Email:

niagustin69@gmail.com

**Abstrak.** Dalam dunia bisnis, memahami kinerja penjualan dan pola pembelian konsumen sangat penting untuk mendukung pengambilan keputusan strategis. Penelitian ini menganalisis pola pembelian konsumen di UD Tritunggal Jaya menggunakan algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*. Algoritma ini membantu mengoptimalkan manajemen inventaris berdasarkan pola pembelian konsumen. Data transaksi penjualan dari Mei hingga Juni 2024 digunakan dengan parameter *support* 0,5 dan *confidence* 0,8, menghasilkan 23 aturan asosiasi dengan validitas tinggi. Hasil penelitian menunjukkan produk yang paling sering dibeli adalah *Bolpoin AE7*, *HVS A4 Copy Paper*, dan *Lakban OPP Daimaru*, sedangkan produk yang jarang dibeli meliputi *Label Koala*, *Stopmap*, *Amplop 310 ExE*, dan *Buku Campus 36 Sidu*. Pola pembelian bersama yang signifikan ditemukan antara lain *Buku Sidu 38* dengan *Bolpoin AE7*, *Amplop 104 PPS* dengan *HVS A4 Copy Paper*, serta *Lakban OPP Daimaru* dengan *Bolpoin AE7*. Algoritma *FP-Growth* terbukti efektif mengidentifikasi keterkaitan antar produk, memberikan wawasan perilaku konsumen, dan mendukung strategi *cross-selling* secara efisien. Aturan asosiasi ini juga merekomendasikan pengelolaan stok yang lebih optimal, seperti menjaga ketersediaan produk dengan permintaan tinggi dan mengurangi stok produk kurang diminati.

**Abstract.** In the business world, understanding sales performance and consumer purchasing patterns is essential to support strategic decision-making. This study analyzes consumer purchasing patterns at UD Tritunggal Jaya using the *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* algorithm. This algorithm aids in optimizing inventory management based on consumer purchasing patterns. Sales transaction data from May to June 2024 were utilized with support parameter 0.5 and confidence 0.8, resulting in 23 association rules with high validity. The study's findings reveal that the most frequently purchased products are *Bolpoin AE7*, *HVS A4 Copy Paper*, and *Lakban OPP Daimaru*, while the less frequently purchased products include *Label Koala*, *Stopmap*, *Amplop 310 ExE*, and *Buku Campus 36 Sidu*. Significant co-purchasing patterns identified include *Buku Sidu 38* with *Bolpoin AE7*, *Amplop 104 PPS* with *HVS A4 Copy Paper*, and *Lakban OPP Daimaru* with *Bolpoin AE7*. The *FP-Growth* algorithm has proven effective in identifying product interrelations, providing insights into consumer behavior, and supporting efficient *cross-selling* strategies. These association rules also recommend more optimal stock management, such as ensuring the availability of high-demand products and reducing inventory of less popular items.

## 1. PENDAHULUAN

Dalam lingkungan bisnis yang kompetitif, memahami perilaku pelanggan sangat penting bagi perusahaan untuk mencapai daya saing. Pola pembelian mereka adalah salah satu aspek paling penting dalam kegiatan mereka. Pola pembelian mengacu pada kombinasi barang yang secara konsisten dibeli bersama oleh pelanggan. Dengan memahami pola pembelian ini, perusahaan dapat mengembangkan rencana strategis untuk meningkatkan penjualan, meningkatkan kepuasan pelanggan, dan memaksimalkan ketersediaan produk [1].

UD Tritunggal Jaya adalah perusahaan ritel yang mengkhususkan diri dalam menjual produk alat tulis kantor (ATK), seperti *Bolpoin AE7*, Kertas HVS A4 *Copy*, Lakban OPP Daimaru, dan berbagai jenis amplop atau buku tulis. Sebagai salah satu perusahaan ritel, UD Tritunggal Jaya menghadapi tantangan dalam pengelolaan inventaris yang efisien. Masalah utama yang dihadapi oleh perusahaan ritel seperti UD Tritunggal Jaya adalah pengelolaan inventaris yang kurang efisien akibat pemanfaatan data transaksi yang belum optimal. Meskipun data transaksi tersebut dapat memberikan informasi penting tentang pola pembelian konsumen, banyak bisnis yang belum sepenuhnya memanfaatkannya.

Untuk mengatasi masalah ini, penelitian dilakukan dengan menganalisis data sebagai bentuk informasi yang biasa disebut dengan data mining [2]. Salah satu algoritma alternatif yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi data yang sering muncul (*frequent itemset*) dalam suatu kumpulan data adalah algoritma *FP-Growth*. Dibandingkan dengan algoritma lain dalam metode asosiasi, algoritma *FP-Growth* memiliki waktu kerja yang lebih cepat dalam mengenali itemset yang sering muncul [3].

Berdasarkan penelitian sebelumnya oleh [4], dapat dikatakan bahwa dengan menggunakan metode *FP-Growth* untuk menganalisis data penjualan produk, dimungkinkan untuk memberikan rekomendasi dalam bentuk paket produk kepada pelanggan sebagai bagian dari strategi CV. A & A dapat dengan mudah menentukan niat pembelian pelanggan, dan dengan memanfaatkan data penjualan produk,

metode *FP-Growth* dapat digunakan untuk menentukan niat pembelian pelanggan. Proses pembuatan aturan sangat dipengaruhi oleh nilai *support* dan *confidence*.

Peneliti lainnya, yaitu [5] menyebutkan bahwa penelitian ini menghasilkan 9 aturan asosiasi dengan menggunakan nilai minimum *support* = 0,005, minimum *confidence* = 0,1, dan minimum *lift* = 1,0, dengan 9 produk pembentuk. Semua aturan yang terbentuk memiliki nilai *lift* di atas 1, sehingga aturan-aturan tersebut valid atau dapat digunakan. Algoritma *FP-Growth* dapat membantu membuat strategi penjualan *cross-selling* menjadi lebih mudah dan efisien dengan menyediakan informasi pola pembelian produk konsumen secara detail beserta tingkat peluang keberhasilannya..

Tujuan utama dari penelitian ini adalah menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk mengoptimalkan pengelolaan inventaris di UD Tritunggal Jaya berdasarkan pola pembelian konsumen. Diharapkan penelitian ini dapat membantu mengembangkan strategi pengelolaan inventaris yang lebih efisien berdasarkan data dalam industri ritel. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat membantu bisnis meningkatkan kepuasan pelanggan dengan menawarkan produk yang lebih sesuai dengan preferensi mereka.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Data Mining

Data *mining* adalah salah satu teknik untuk memahami, mencari, atau menganalisis informasi atau pengetahuan baru dari sejumlah besar data. Ketika digabungkan dengan disiplin akademik lain seperti statistika, *machine learning*, dan kecerdasan buatan, data *mining* dianggap sebagai salah satu alat paling berguna untuk menganalisis data dan menghasilkan informasi yang bermanfaat [6]. Lebih spesifiknya, data *mining* adalah alat dan aplikasi yang menggunakan analisis statistik terhadap data [7]. Salah satu manfaat data *mining* adalah meningkatkan penjualan melalui penempatan produk yang memiliki hubungan kuat dengan produk lainnya [8].

### 2.2. Algoritma *FP-Growth*

Tujuan algoritma *FP-Growth* adalah mengidentifikasi hubungan antar-item yang paling sering muncul. *FP-Growth* digunakan untuk menunjukkan pola pembelian konsumen dan item-item yang sering muncul bersamaan, khususnya yang biasanya dibeli oleh konsumen. Dalam penelitian *frequent itemset* melibatkan dua langkah, yaitu membangun *FP-tree* dan menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk mengidentifikasi hubungan antar-item [9]. Algoritma *FP-Growth* merupakan versi yang lebih canggih dari algoritma *Apriori*. *FP-Growth* mampu mengatasi kekurangan yang ada pada algoritma *Apriori*. Salah satu algoritma alternatif yang digunakan adalah *frequent pattern growth (FP-Growth)* [10]. Metode *FP-Growth* terdiri dari tiga komponen utama [11]:

- a. Pembentukan *FP-Tree*: Pada tahap ini, struktur data *FP-Tree* dibuat dengan memindahkan setiap transaksi ke lintasan *FP-Tree*. Jika terdapat transaksi dengan item yang sama, lintasan *FP-Tree* dapat sangat membantu. Semakin banyak transaksi dengan item yang identik, proses penggunaan struktur data *FP-Tree* menjadi lebih efisien.
- b. Pembentukan *Conditional Pattern Base*: Pada tahap ini, *Conditional Pattern Base* dibuat untuk setiap item dalam *FP-Tree*. *Conditional Pattern Base* adalah dasar dari semua transaksi yang memiliki suatu *itemset* tertentu sebagai *subset*. Pembentukan *Conditional Pattern Base* dilakukan dengan menelusuri *FP-Tree* secara mundur dan mencatat setiap pola kondisi yang telah terbentuk.
- c. Pada tahap ini, *FP-Tree* menjadi sumber dari *frequent itemset*. Proses ini dilakukan dengan melakukan rekursi pada setiap item yang memiliki *conditional pattern base*. Akhirnya, setiap kombinasi item yang terbentuk akan diberikan nilai *support*. *Itemset* yang dimaksud akan dianggap sebagai *frequent itemset* jika nilai *support*-nya lebih besar dari nilai *Minimum Support* yang telah ditentukan.

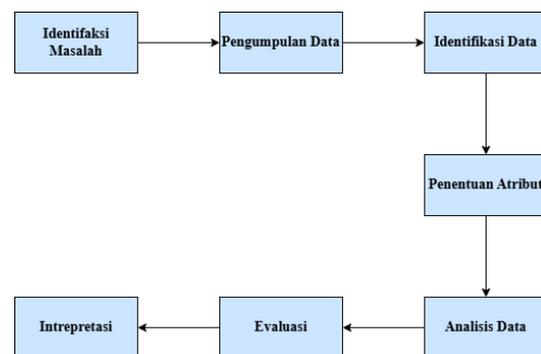
### 2.3. Association Rules

Aturan Asosiasi adalah prosedur data mining yang mengidentifikasi semua pola asosiasi di antara kombinasi item dalam data yang telah mengurangi ambang batas *Support* dan *Confidence*. Kriteria *support* dan

*confidence* ini digunakan untuk menetapkan asosiasi yang signifikan dan membandingkannya dengan nilai *support* dan *confidence* minimal yang telah ditentukan. [12].

### 3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian yang digunakan adalah pendekatan kuantitatif, di mana penelitian ini bertujuan untuk mengumpulkan data transaksi numerik dari penjualan produk [11]. Dalam analisis data penelitian ini, algoritma *FP-Growth* digunakan untuk mengidentifikasi *frequent itemsets*, yaitu kelompok item yang sering muncul bersamaan dalam kumpulan data besar, seperti data transaksi. Berdasarkan dataset yang diperoleh dari pengamatan di UD Tritunggal Jaya, fase pertama penelitian ini ditunjukkan pada gambar 1 sebagai berikut :



Gambar 1 Tahapan Metode Penelitian

#### 3.1. Identifikasi Masalah

Penelitian dimulai dengan mengidentifikasi masalah yang harus diselesaikan, yaitu optimasi inventaris berdasarkan harga pembelian menggunakan algoritma *FP-Growth*.

#### 3.2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, data yang relevan dikumpulkan dari UD Tritunggal Jaya. Data tersebut berisi informasi tentang transaksi penjualan selama periode tertentu (Mei hingga Juni 2024), seperti produk yang terjual, jumlah pembelian, dan waktu yang dihabiskan untuk melakukan pembelian.

#### 3.3. Indentifikasi Data

Pada tahap ini, data yang telah dikumpulkan diidentifikasi, termasuk data yang mungkin tidak relevan atau memiliki masalah input. Data yang valid dan dapat diandalkan

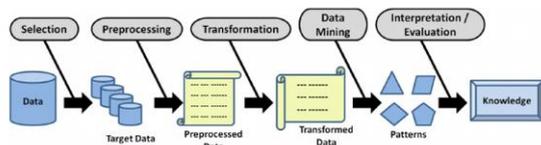
dipisahkan dari data yang kurang relevan agar analisis menjadi lebih akurat.

### 3.4. Penentuan Atribut

Setelah pengumpulan data, langkah berikutnya adalah mengidentifikasi atribut atau variabel yang akan dianalisis. Atribut yang digunakan dalam penelitian ini adalah nama produk dan jumlah. Atribut ini akan digunakan sebagai panduan untuk mengidentifikasi pola dalam proses data mining.

### 3.5. Analisis Data

Penelitian ini menggunakan metode analisis data berdasarkan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Teknik-teknik KDD ini dapat dilihat pada Gambar 2, *Knowledge Discovery in Database* (KDD).



Gambar 2 Knowledge Discovery in Database (KDD)

### 3.6. Evaluasi

Pada tahap ini, data yang dikumpulkan menggunakan algoritma *FP-Growth* dievaluasi untuk menentukan apakah hasilnya dapat memberikan informasi yang berguna. Proses evaluasi melibatkan penentuan apakah pola yang digunakan sesuai dengan perilaku pembelian konsumen dan apakah pola tersebut dapat digunakan dalam manajemen inventaris.

### 3.7. Interpretasi

Hasil dari evaluasi pola-pola kemudian digunakan untuk memberikan harga yang wajar untuk manajemen inventaris.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Hasil

#### 4.1.1. Data Selection

Data yang digunakan dalam penelitian ini disebut sebagai primer data set. Data primer adalah informasi yang diperoleh langsung dari data internal perusahaan yang merangkum informasi tentang transaksi UD Tritunggal Jaya tanpa mengungkapkan rincian detail. Hal ini didasarkan pada model bisnis UD Tritunggal Jaya, yang merupakan proses transaksi manual yang didokumentasikan dalam bentuk nota transaksi dari Maret hingga Juni 2024. Data dari laporan tersebut kemudian didigitalisasi ke

dalam format *Microsoft Excel* (.xlsx) untuk mempermudah proses analisis pola pembelian konsumen. Berikut adalah karakteristik data yang digunakan, yaitu tanggal, nama barang, jumlah, dan satuan.

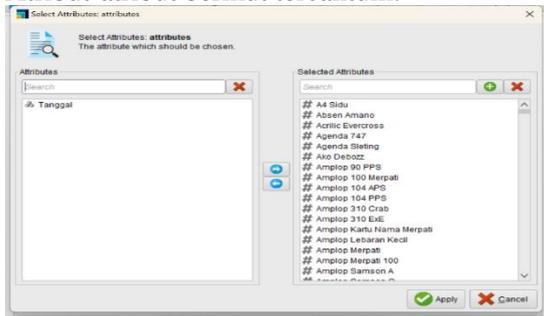
Tabel 1 Dataset

No	Tanggal	Nama Barang	Quantity	Satuan
1	01/05/2024	Gunting 838 Joyko	1	Lusin
2	01/05/2024	Tinta Msi-10 Joyko	1	Pcs
3	01/05/2024	Nota 2ply kecil Paperline	2	Pcs
4	01/05/2024	Kalkulator Joyko	1	Pcs
5	01/05/2024	Plastik Foto Copy 3kg	1	Pcs
6	01/05/2024	Nota 3ply kecil Paperline	20	Pcs
7	01/05/2024	Lakban kain 2in Daimaru	4	Pcs
8	01/05/2024	Solasi 1/2 x 10 Goldtape	2	Pcs
9	01/05/2024	Amplop 104 APS	2	Pak
10	01/05/2024	Batrei ABC A2	1	Pak
...	...	...	...	...
2130	29/06/2024	Lem Al Teco	1	Pcs
2131	29/06/2024	Kertas Kado Sidu	50	Pcs
2132	29/06/2024	Kwintasi kecil Paperline	10	Pcs
2133	29/06/2024	Sampul Kwarto Gajah	20	Pcs
2134	29/06/2024	Sampul Coklat Boxy Gajah	20	Pcs

#### 4.1.2. Preprocessing

Pada tahap pra-pemrosesan, data menjalani pengujian yang mendalam untuk memastikan kualitas dan kesesuaiannya dengan persyaratan analisis. Operator *Select Attributes* digunakan untuk memilih atribut yang penting. Tujuan dari penelitian ini adalah

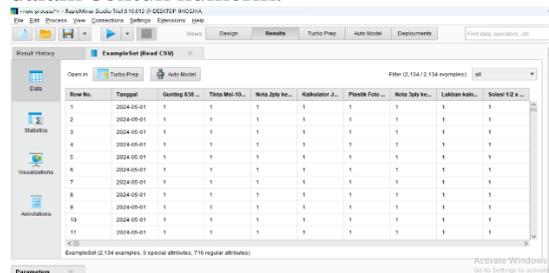
untuk menyederhanakan analisis data dan mempermudah analisis pola pembelian. Atribut-atribut berikut tercantum:



Gambar 3 Select Atributte

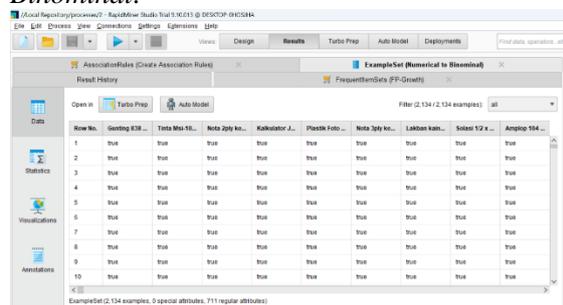
### 4.1.3. Transformasi

Pada tahap transformasi data ini, data diubah menjadi nilai numerik, dan data yang sebelumnya telah diubah kemudian dikonversi dari nilai numerik ke kategori binomial dalam bentuk *True* dan *False* menggunakan operator *Numerical to Binominal*. Data berikut telah dikonversi ke dalam bentuk numerik:



Gambar 4 Hasil Transformasi Numerik

Berikut adalah hasil data setelah dikonversi menggunakan operator *Numerical to Binominal*:



Gambar 5 Hasil Transformasi Binominal

### 4.1.4. Data Mining

Pada tahap ini, data mining dilakukan menggunakan algoritma *FP-Growth*, yang memiliki *minimum support* sebesar 50% dan tingkat *confidence* 80% untuk menentukan

asosiasi pola dari data transaksi. Parameter *confidence* dan *support* ditentukan berdasarkan kebutuhan analisis dan karakteristik data penelitian.

Tabel 2 Parameter Algoritma FP-Growth

No	Kriteria	Nilai
1	Support	0,5
2	Confidence	0,8
3	Lift	0,1

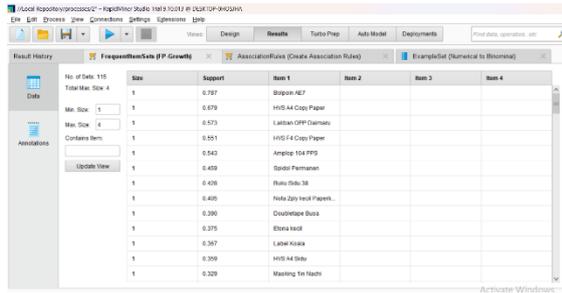
Tingkat *minimum support* sebesar 50% dimaksudkan untuk memastikan bahwa pola yang sedang dibahas adalah pola yang muncul pada setiap tahap transaksi. Dengan demikian, hanya ada beberapa pola yang memiliki tingkat relevansi tinggi terhadap sebagian besar transaksi yang sedang dilakukan. Sebaliknya, tingkat *confidence* sekitar 80% digunakan untuk menunjukkan tingkat kepercayaan atau kemungkinan bahwa hubungan antar-item dalam asosiasi tertentu benar-benar terjadi dalam data. Dengan tingkat *confidence* yang tinggi, hasil yang diperoleh dapat lebih dipercaya dan relevan dalam meningkatkan pengembangan keputusan, khususnya dalam manajemen inventaris. Model *FP-Growth* untuk data mining dapat dilihat pada ilustrasi berikut:



Gambar 6 Model Algoritma FP-Growth

Operator *FP-Growth* digunakan untuk mengidentifikasi frekuensi pembelian produk berdasarkan frekuensi kemunculannya selama transaksi. Setelah itu, operator *Create Association* digunakan untuk membuat aturan asosiasi yang menghubungkan produk-produk yang sering dibeli bersama. Hasil penggunaan

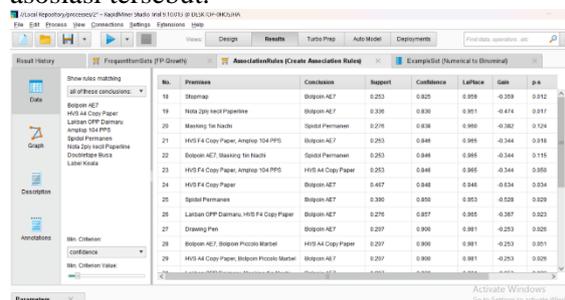
Operator *FP-Growth* ditunjukkan pada gambar 7 di bawah ini :



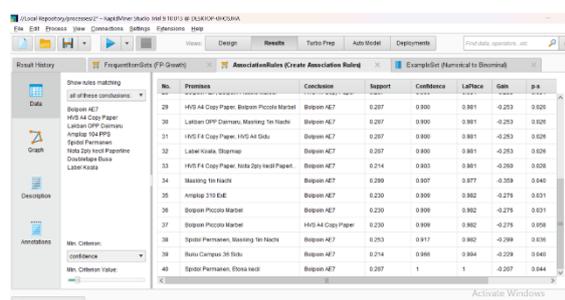
Gambar 7 Hasil Operator *FP-Growth*

4.1.5. Evaluasi

Pada tahap evaluasi, aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma *FP-Growth* dianalisis dengan melihat tingkat *support* dan *confidence*-nya. Aturan dengan tingkat *support* dan *confidence* yang tinggi lebih relevan untuk mengidentifikasi item yang sering dibeli bersama, yang dapat membantu dalam pengembangan rencana untuk mengoptimalkan inventaris di UD Tritunggal Jaya. Berikut adalah gambar hasil dari aturan asosiasi tersebut.



Gambar 8 Hasil Aturan Asosiasi 1



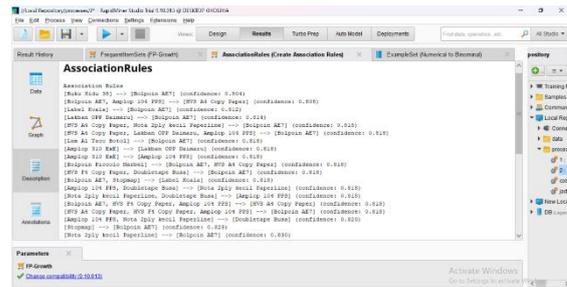
Gambar 9 Hasil Aturan Asosiasi 2

Setelah implementasi, hasilnya menunjukkan nilai *support* sebesar 0,5 dan tingkat *confidence* 0,8, menghasilkan 23 aturan asosiasi.

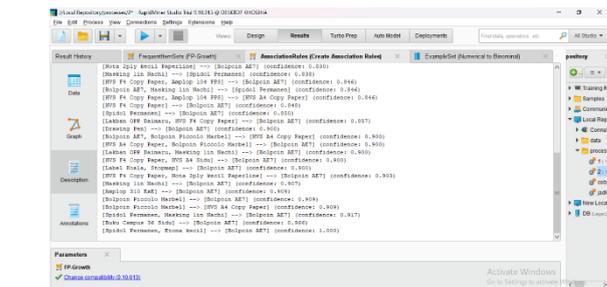
Tabel 3 Hasil Aturan Asosiasi

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
1	Spidol Permanen, Etona kecil	Bolpoin AE7	0.207	1	1.271
2	Buku Campus 36 Sidu	Bolpoin AE7	0.214	0.966	1.228
3	Spidol Permanen, Masking 1in Nachi	Bolpoin AE7	0.253	0.917	1.165
4	Bolpoin Piccolo Marbel	HVS A4 Copy Paper	0.230	0.909	1.338
5	Amplop 310 ExE	Bolpoin AE7	0.230	0.909	1.155
6	Bolpoin Piccolo Marbel	Bolpoin AE7	0.230	0.909	1.155
7	Masking 1in Nachi	Bolpoin AE7	0.299	0.907	1.153
8	HVS F4 Copy Paper, Nota 2ply kecil Paperline	Bolpoin AE7	0.214	0.903	1.148
9	Bolpoin AE7, Bolpoin Piccolo Marbel	HVS A4 Copy Paper	0.207	0.900	1.325
10	Drawing Pen	Bolpoin AE7	0.207	0.900	1.144
11	HVS A4 Copy Paper, Bolpoin Piccolo Marbel	Bolpoin AE7	0.207	0.900	1.144
12	Lakban OPP Daimaru, Masking 1in Nachi	Bolpoin AE7	0.207	0.900	1.144
13	HVS F4 Copy Paper, HVS A4 Sidu	Bolpoin AE7	0.207	0.900	1.144
14	Label Koala, Stopmap	Bolpoin AE7	0.207	0.900	1.144
15	Lakban OPP Daimaru, HVS F4 Copy Paper	Bolpoin AE7	0.276	0.857	1.089
16	Spidol Permanen	Bolpoin AE7	0.390	0.850	1.080

17	HVS F4 Copy Paper	Bolpoint AE7	0.467	0.848	1.077
18	Bolpoint AE7. Masking lin Nachi	Spidol Permanen	0.253	0.846	1.843
19	HVS F4 Copy Paper, Amplop 104 PPS	HVS A4 Copy Paper	0.253	0.846	1.245
20	HVS F4 Copy Paper, Amplop 104 PPS	Bolpoint AE7	0.253	0.846	1.075
21	Masking lin Nachi	Spidol Permanen	0.276	0.838	1.824
22	Nota 2ply kecil Paperline	Bolpoint AE7	0.336	0.830	1.055
23	Stopmap	Bolpoint AE7	0.253	0.825	1.049



Gambar 11 Hasil Asosiasi

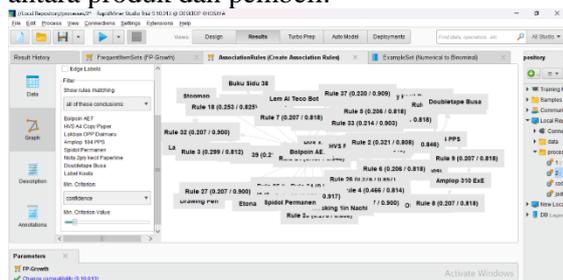


Gambar 12 Hasil Asosiasi

Hasil dari *itemset* atau item yang paling sering muncul ditampilkan pada *Bolpoint AE7*.

4.1.6. Interpretasi

Pada tahap ini, hasil analisis asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma *FP-Growth* ditampilkan dalam bentuk grafik yang menunjukkan hubungan antar produk. Grafik ini menggambarkan pola pembelian yang sering terjadi berdasarkan data transaksi. Setiap asosiasi yang dihasilkan disajikan dari perspektif anak, yang membangun hubungan antara produk dan pembeli.



Gambar 10 Grafik Hasil Asosiasi

Gambar 10 di atas menggambarkan hasil asosiasi dalam format grafik. Setiap tindakan yang diambil ditentukan oleh arah panah.

4.2. Pembahasan

Jumlah data yang digunakan mencapai 2.314 catatan transaksi, dan setelah transformasi data, diperoleh 711 catatan. Pada tahap asosiasi, dengan menggunakan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*, *support* = 0,5, *confidence* = 0,8, dan *lift* = 1,0, berhasil ditentukan 23 aturan asosiasi. Hasil dari prosedur asosiasi pada Tabel 3 dapat diinterpretasikan sebagai berikut :

1. Rule 1

Aturan pertama menunjukkan bahwa sekitar 25% dari seluruh transaksi melibatkan *Stopmap* dan *Bolpoint AE7*. Pelanggan yang membeli *Stopmap* memiliki kesempatan untuk membeli *Bolpoint AE7* 1,0 kali lebih sering, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 82%.

2. Rule 2

Aturan kedua menyatakan bahwa sekitar 33% dari seluruh transaksi melibatkan transaksi yang mencakup *Nota 2ply kecil Paperline* dan *Bolpoint AE7*. Pelanggan yang membeli *Nota 2ply kecil Paperline* memiliki peluang 1,0 kali lebih tinggi untuk membeli *Bolpoint AE7*, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 83%.

3. Rule 3

Aturan ketiga menyatakan bahwa sekitar 27% dari seluruh transaksi mencakup *Masking lin Nachi* dan *Spidol Permanen*. Pelanggan yang membeli *Masking lin Nachi* memiliki kesempatan untuk membeli *Spidol Permanen*

sekitar 1,8 kali lebih sering, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 83%.

#### **4. Rule 4**

Aturan keempat menunjukkan bahwa sekitar 25% dari seluruh transaksi melibatkan pembelian HVS F4 *Copy Paper*, Amplop 104 PPS, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli HVS F4 *Copy Paper* bersama Amplop 104 PPS memiliki keuntungan sekitar 1,0 kali lebih besar dibandingkan dengan mereka yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 84%.

#### **5. Rule 5**

Aturan kelima menyatakan bahwa sekitar 25% dari seluruh transaksi melibatkan pembelian *Bolpoin AE7*, *Masking 1in Nachi*, dan Spidol Permanen. Pelanggan yang membeli *Bolpoin AE7* dan *Masking 1in Nachi* memiliki keuntungan sekitar 1,8 kali lebih besar dibandingkan dengan mereka yang membeli Spidol Permanen, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 84%.

#### **6. Rule 6**

Aturan ke enam menyatakan bahwa sekitar 25% dari semua transaksi melibatkan penggunaan HVS F4 *Copy Paper*, Amplop 104 PPS, dan HVS A4 *Copy Paper*. Pelanggan yang membeli HVS F4 *Copy Paper* bersama Amplop 104 PPS memiliki keuntungan sekitar 1,2 kali lebih besar untuk membeli HVS A4 *Copy Paper*, dengan tingkat keberhasilan sebesar 84%.

#### **7. Rule 7**

Aturan ke tujuh menyebutkan bahwa sekitar 46% dari semua transaksi melibatkan penggunaan HVS F4 *Copy Paper* dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli HVS F4 *Copy Paper* memiliki keuntungan sekitar 1,0 kali lebih besar dibandingkan dengan yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 84%.

#### **8. Rule 8**

Aturan ke delapan menunjukkan bahwa sekitar 39% dari semua transaksi melibatkan pembelian Spidol Permanen dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli Spidol Permanen memiliki keuntungan sekitar 1,0 kali lebih besar dibandingkan dengan yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 85%.

#### **9. Rule 9**

Aturan ke sembilan menginformasikan bahwa sekitar 27% dari semua transaksi melibatkan penggunaan Lakban OPP Daimaru, HVS F4

*Copy Paper*, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli Lakban OPP Daimaru dan HVS F4 *Copy Paper* memiliki keuntungan sekitar 1,0 kali lebih besar dibandingkan dengan yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan pembelian sebesar 85%.

#### **10. Rule 10**

Aturan ke sepuluh menginformasikan bahwa sekitar 20% dari semua transaksi melibatkan penggunaan *Drawing Pen* dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli *Bolpoin AE7* memiliki keuntungan sekitar 1,3 kali lebih besar untuk membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 90%.

#### **11. Rule 11**

Aturan ke sebelas menginformasikan bahwa sekitar 20% dari semua transaksi melibatkan penggunaan *Bolpoin AE7*, *Bolpoin Piccolo Marbel*, dan HVS A4 *Copy Paper*. Pelanggan yang membeli *Bolpoin AE7* dan *Bolpoin Piccolo Marbel* memiliki peluang untuk membeli HVS A4 *Copy Paper* sekitar 1,3 kali lebih sering, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 90%.

#### **12. Rule 12**

Aturan ke dua belas menyatakan bahwa sekitar 20% dari semua transaksi melibatkan penggunaan HVS A4 *Copy Paper*, *Bolpoin Piccolo Marbel*, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli HVS A4 *Copy Paper* dan *Bolpoin Piccolo Marbel* memiliki keuntungan hampir 1,1 kali lebih besar untuk membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 90%.

#### **13. Rule 13**

Aturan ke tiga belas menunjukkan bahwa sekitar 20% dari semua transaksi melibatkan Lakban OPP Daimaru, *Masking 1in Nachi*, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli Lakban OPP Daimaru dan *Masking 1in Nachi* memiliki keuntungan sekitar 1,1 kali lebih besar dibandingkan dengan yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 90%.

#### **14. Rule 14**

Aturan ke empat belas menunjukkan bahwa sekitar 20% dari semua transaksi melibatkan penggunaan HVS F4 *Copy Paper*, HVS A4 Sidu, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli HVS F4 *Copy Paper* dan HVS A4 Sidu memiliki keuntungan sekitar 1,1 kali lebih besar untuk membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 90%.

#### **15. Rule 15**

Aturan ke lima belas menyatakan bahwa sekitar 20% dari semua transaksi melibatkan penggunaan Label Koala, *Stopmap*, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli Label Koala dan *Stopmap* memiliki keuntungan sekitar 1,1 kali lebih besar untuk membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 90%.

#### 16. Rule 16

Aturan ke enam belas menunjukkan bahwa sekitar 21% dari semua transaksi melibatkan HVS F4 *Copy Paper*, Nota *2ply* kecil *Paperline*, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli HVS F4 *Copy Paper* dan Nota *2ply* kecil *Paperline* memiliki peluang untuk membeli *Bolpoin AE7* sekitar 1,1 kali lebih sering, dengan tingkat keberhasilan penjualan sebesar 90%.

#### 17. Rule 17

Aturan ke tujuh belas menunjukkan bahwa sekitar 29% dari semua transaksi melibatkan *Masking 1in Nachi* dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli *Masking 1in Nachi* memiliki keuntungan sekitar 1,1 kali lebih besar dibandingkan dengan yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat pembelian sebesar 90%.

#### 18. Rule 18

Aturan ke delapan belas menyatakan bahwa sekitar 23% dari semua transaksi melibatkan Amplop 310 ExE dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli *Masking 1in Nachi* memiliki keuntungan sekitar 1,1 kali lebih besar untuk membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat pembelian sebesar 90%.

#### 19. Rule 19

Aturan ke sembilan belas menunjukkan bahwa sekitar 23% dari semua transaksi melibatkan *Bolpoin Piccolo Marbel* dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli *Bolpoin Piccolo Marbel* memiliki keuntungan sekitar 1,1 kali lebih besar dibandingkan dengan yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat pembelian sebesar 90%.

#### 20. Rule 20

Aturan ke dua puluh memperkirakan bahwa sekitar 23% dari semua transaksi melibatkan penggunaan HVS A4 *Copy Paper* dan *Bolpoin Piccolo Marbel*. Pelanggan yang membeli *Bolpoin Piccolo Marbel* memiliki keuntungan sekitar 1,3 kali lebih besar untuk membeli HVS A4 *Copy Paper*, dengan tingkat pembelian sebesar 90%.

#### 21. Rule 21

Aturan ke dua puluh satu menyatakan bahwa sekitar 25% dari semua transaksi melibatkan Spidol Permanen, *Masking 1in Nachi*, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli Spidol Permanen dan *Masking 1in Nachi* memiliki keuntungan sekitar 1,1 kali lebih besar dibandingkan dengan yang membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat pembelian sebesar 91%.

#### 22. Rule 22

Aturan ke dua puluh dua memperkirakan bahwa sekitar 21% dari semua transaksi melibatkan pembelian Buku Campus 36 Sidu dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli Buku Campus 36 Sidu memiliki keuntungan sekitar 1,2 kali lebih besar untuk membeli *Bolpoin AE7*, dengan tingkat pembelian sebesar 96%.

#### 23. Rule 23

Aturan ke dua puluh tiga menyatakan bahwa sekitar 20% dari semua transaksi melibatkan penggunaan Spidol Permanen, Etona kecil, dan *Bolpoin AE7*. Pelanggan yang membeli Spidol Permanen dan Etona kecil memiliki keuntungan sekitar 1,2 kali lebih besar dalam pembelian *Bolpoin AE7*, dengan ambang pembelian sebesar 1%.

## 5. KESIMPULAN

Kesimpulan pada penelitian ini menghasilkan 23 asosiasi aturan dengan parameter  $support = 0.5$ ,  $confidence = 0.8$ , dan  $lift = 1.0$ . Setiap aturan yang dihasilkan memiliki nilai  $lift$  di atas 1, yang menunjukkan bahwa aturan yang dirumuskan dapat dianggap valid dan layak untuk diterapkan. Berdasarkan aturan-aturan tersebut, produk yang paling sering dibeli oleh konsumen adalah *Bolpoin AE7*, HVS A4 *Copy Paper*, dan Lakban OPP Daimaru. Sementara itu, produk seperti Amplop 310 ExE, *Stopmap*, Label Koala, dan Buku *Campus 36 Sidu* juga tersedia. Produk yang sering dibeli bersamaan adalah Buku Sidu 38 dengan *Bolpoin AE7*, Amplop 104 PPS dengan HVS A4 *Copy Paper*, Lakban OPP Daimaru dengan *Bolpoin AE7*, *Masking 1in Nachi* dengan Spidol Permanen, HVS A4 *Copy Paper* dengan Nota *Paperline*, *Bolpoin Piccolo Marbel* dan HVS A4 *Copy Paper* dengan *Bolpoin AE7*, Amplop 310 ExE dengan Lakban OPP Daimaru, Label Koala dan *Stopmap* dengan *Bolpoin AE7*, Spidol Permanen dan Etona kecil dengan *Bolpoin AE7*. Algoritma *FP-Growth* berhasil mengidentifikasi pola pembelian konsumen dari data transaksi yang

dianalisis. Hasil *association rules* menunjukkan hubungan antara produk yang sering dibeli bersama, seperti Buku Sidu 38, yang sering dibeli bersama dengan *Bolpoin AE7*. Algoritma *FP-Growth* terbukti efektif dalam meningkatkan strategi *cross-selling* dengan cara yang lebih praktis dan efisien. Algoritma ini memberikan informasi tentang pola pembelian konsumen serta sensitifitas transaksi. Hasil dari *association rules* ini memberikan kesempatan bagi pemilik toko untuk meningkatkan manajemen persediaan, terutama untuk produk-produk dengan penjualan tinggi. Hal ini dapat mengurangi risiko stok atau kelebihan barang yang tidak sepenuhnya dihargai atau terjual.

Untuk meningkatkan jumlah dan kualitas asosiasi aturan yang tercapai, penelitian lebih lanjut mengenai pengaruh *lift*, *confidence*, dan *support* sangat diperlukan. Selain itu, evaluasi terhadap aturan yang terbentuk dapat ditingkatkan dengan menggunakan metode skoring, yang mempermudah identifikasi asosiasi aturan terbaik yang dapat dioptimalkan dalam strategi penjualan. Metode skoring ini akan membantu dalam memilih aturan yang paling relevan dan memberikan nilai tambah yang lebih besar dalam upaya meningkatkan penjualan dan efisiensi strategi pemasaran toko.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. C. Vidiya and G. Testiana, "Analisis Pola Pembelian di Lathansa Cafe & Ramen dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth Berbantuan RapidMiner," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 3, pp. 1118–1126, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i3.2739.
- [2] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. Dienwati Nuris, "Penerapan Asosiasi Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Pola Transaksi Penjualan Di Toko Roti," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 353–359, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6299.
- [3] A. S. Setyanegara and E. Zuliarso, "Menerapkan Data Mining Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Donat Bolong Semarang," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 866–872, 2023, doi: 10.31539/intecom.v6i2.7106.
- [4] A. Ayu, A. Perdana Windarto, and D. Suhendro, "Implementasi Data Mining Dengan Metode Fp-Growth Terhadap Data Penjualan Barang Sebagai Strategi Penjualan Pada CV. A & A Copier," *RESOLUSI Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 67–75, 2021, [Online]. Available: <https://djournals.com/resolusi>
- [5] F. Achmad, O. Nurdiawan, and Y. Arie Wijaya, "Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–175, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6210.
- [6] K. T. Wijaya and I. Pratama, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Analisis Data Transaksi Penjualan Di Internet Learning Cafe Kaliurang," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 4, pp. 642–651, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i4.4585.
- [7] A. N. Ridho, A. P. A. Masa, and P. P. Widagdo, "Implementasi Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Cv. Xyz Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4541.
- [8] S. Rihastuti and A. Rosyidi, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Analisa Pola Belanja Konsumen Toko Daffamart," *J. Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 126–131, 2023, doi: 10.52643/jti.v9i2.3661.
- [9] R. Destriyanah, K. Kaslani, E. Wahyudin, G. Dwilestari, and M. Mulyawan, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Makanan Di Warmindo," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 2159–2165, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8969.
- [10] L. Ulfa and I. Rahmatullah, S, "Analisa Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Nusa Ricebowl & Burger," *JISAMAR (Journal ...)*, vol. 7, no. 2, pp. 388–402, 2023, doi: 10.52362/jisamar.v7i2.1066.
- [11] N. Asih and M. Martanto, "PENERAPAN DATA MINING PADA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH (STUDI KASUS: TOKO ONLINE ANTICKA SHOP) Nur," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1425–1431, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8961.
- [12] Yulani, R. Kurniawan, and Y. A. Wijaya, "IMPLEMENTASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN SEBLAK JONTOR," *JIKA (Jurnal Informatika) Univ. Muhammadiyah Tangerang*, vol. 8, no. 1, pp. 112–122, 2024.