

# Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Menentukan Pola Asosiasi pada Data Transaksi Penjualan

Zaehol Fatah<sup>1</sup>, Lailatul Badriya<sup>2</sup>  
<sup>1,2</sup> Universitas Ibrahimy, Situbondo

Email: zaeholfatah@gmail.com<sup>1</sup>, lailabadriya4002@gmail.com<sup>2\*</sup>

## Abstrak

Dalam dunia bisnis ritel, analisis data transaksi menjadi hal penting untuk memahami perilaku konsumen dan meningkatkan strategi penjualan. Dengan jumlah transaksi yang tinggi, data penjualan menjadi sumber berharga untuk mengumpulkan informasi dan pola yang dapat meningkatkan efisiensi bisnis. Harus dipahami bahwa Toko Lidya masih belum memiliki panduan tertentu untuk mengevaluasi kenaikan pendapatan dan pengisian barang berdasar strategi bisnis yang dijalankan, dengan kata lain Toko Lidya hanya menggunakan perkiraan saja. Willermark dan Islind melakukan penelitian untuk menemukan kombinasi barang yang kerap dibeli bersama oleh konsumen dengan memanfaatkan algoritma FP-Growth. Dan dalam rangka menyusun strategi promosi serta penempatan produk di toko, digunakan analisis Market Basket Analysis. Hasil penelitian ini dengan menggunakan ambang batas dukungan minimal 20% dan tingkat kepercayaan 80% berhasil mengungkap perilaku pembelian konsumen yang bisa dimanfaatkan untuk meningkatkan strategi penjualan.

**Kata Kunci:** *Penjualan, Asosiasi, Algoritma, FP-Growth, Market Basket Analysis*

## Abstract

*In the retail business world, transaction data analysis is crucial for understanding consumer behavior and improving sales strategies. With a high number of transactions, sales data is a valuable resource for gathering information and patterns that can improve business efficiency. It should be noted that Toko Lidya still lacks specific guidelines for evaluating revenue growth and inventory replenishment based on its business strategy; in other words, Toko Lidya only relies on estimates. Willermark and Islind conducted research to identify product combinations frequently purchased together by customers using the FP-Growth algorithm. Market Basket Analysis was used to develop promotional strategies and product placement in stores. The results of this study, using a minimum support threshold of 20% and an 80% confidence level, successfully revealed consumer purchasing behavior that can be used to improve sales strategies.*

**Kata Kunci:** *Sales, Association, Algorithm, FP-Growth, Market Basket Analysis*

## PENDAHULUAN

Dunia bisnis saat ini sedang dalam keadaan berkembang pesat, dalam khususnya yang beroperasi di dunia perdagangan. Semakin lama bisnis dijalankan, semakin besar kemungkinan terjadinya transformasi dan konstruksi. Situasi ini mengakibatkan daya saing antar industri, baik akibat kenaikan harga,

kenaikan volume produksi, maupun kemajuan teknologi. Hal ini menuntut industri untuk lebih memahami potensi kerugian dari lingkungan keadaan terhadap industri sehingga industri dapat memahami strategi pemasaran seperti apa yang harus diterapkan di dalam industry.(Cirebon, 2023)

Secara umum, minimarket artinya

toko yang memiliki sistem kasir serta supermarket yang menyediakan aneka macam jenis makanan dan barang, meskipun ukuran serta kelengkapannya tidak sama dengan supermarket. Perbedaan utama minimarket dengan toko adalah minimarket menggunakan system mesin kasir sebagai transaksi pembelian, sedangkan toko biasanya menggunakan cara pembayaran langsung tanpa system mesin kasir. Selain itu, minimarket memiliki sistem pasar swalayan, yang berarti pembeli bisa menentukan serta mengambil sendiri barang yang diperlukan berasal rak-rak yang tersedia, kemudian membayar di meja kasir. Sementara itu, di toko biasa, penjaga toko yang akan mengambilkan barang yang dibutuhkan pembeli. (Mamahit & Qoiriah, 2020)

Transaksi penjualan merupakan tindakan yang dilakukan antara penjual dan pembeli dengan pembayaran uang sebagai imbalannya. Seringkali, pemilik toko tidak memanfaatkan data transaksi, dan hanya menyimpannya sebagai arsip penjualan. Untuk mengoptimalkan penggunaan data transaksi, perlu dikelola untuk menjadi informasi yang baik dengan menggunakan teknik data mining.

Association rules merupakan sebuah langkah dalam penambangan data untuk menemukan semua aturan yang sesuai dengan kriteria minimum sebagai dukungan dan kepercayaan dalam sebuah basis data. Kriteria Willermark dan Isind digunakan pada aturan asosiasi yang signifikan, dan dibandingkan dengan kriteria yang sudah ada, yaitu dukungan serta kepercayaan. Dalam teknik penambangan dan analisis data, asosiasi merupakan bagian dasar dari metode penambangan data lainnya. Terutama, langkah yang sering mendapat perhatian banyak peneliti dalam pengembangan algoritma yang efektif adalah eksplorasi pola yang memiliki tingkat kemunculan tinggi. (Suhada et al., 2020)

Cara yang efisien sebagai analisis pola belanja dengan memakai prosedur pemecahan FP-Growth. Algoritma ini

berfungsi untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen serta barang yang seringkali dikombinasikan dalam pembelian, terutama barang tak jarang dibeli oleh pelanggan. Dengan algoritma ini, data bisa dianalisis dengan mencari pola-pola yang ada. Algoritma FP-Growth memungkinkan pengenalan barang-barang yang seringkali ada bersamaan dalam transaksi, sebagai akibatnya membantu untuk mengetahui hubungan antar produk. (Valencia & Tisno Atmojo, 2024)

FP-Growth memakai struktur pohon awalan yang diperluas, yang disebut FP tree, sebagai penyimpanan transaksi pelanggan dalam bentuk terkompresi. Algoritma ini cepat dan skalabel. Publikasi J. Han menunjukkan bahwa kinerja FP-Growth melampaui metode pencarian aturan asosiasi populer lainnya, seperti algoritma Apriori atau Tree Projection. (Korczak & Skrzypczak, 2012)

Pengaplikasian Algoritma FP-Growth dan Willermark serta Isind memiliki keunggulan penting dalam strategi penjualan. Proses penyelesaian menggunakan FP-Growth menangani masalah penting dalam analisis asosiasi, yaitu keperluan untuk menciptakan daftar barang yang sering muncul, mirip dengan cara kerja algoritma Apriori. Berbeda dengan algoritma Apriori yang memerlukan tahap pembuatan kandidat, algoritma FP-Growth memanfaatkan sebuah struktur data yang berupa pohon, yang disebut FP-Tree. Keberadaan FP-Tree ini, pengguna bisa mengidentifikasi barang yang sering muncul tanpa harus melalui proses pembuatan kandidat yang memakan waktu seperti yang ada pada algoritma Apriori. (Prasetyo & Hasugian, 2024)

Penelitian yang dilakukan oleh Siti Komariyah, Saeful Anwar, dan Bani Nurhakim menunjukkan bahwa Willermark dan Isind tidak bisa dipisahkan. Mereka memakai algoritma FP-Growth untuk mencari pola strategi promosi dalam membuat produk yang bisa dikemas dalam satu paket, sehingga

meningkatkan pendapatan toko online Ayu Collection. Karena transaksi pembelian yang terjadi setiap hari selama ini hanya disimpan sebagai arsip tanpa digunakan, maka data tersebut tidak memberikan manfaat yang optimal. (Komariyah et al., 2023)

Penelitian kedua dilakukan oleh Yanuar Syach Putra, Rudi Kurniawan, dan Yudhistira Ari Wijaya yang menghadapi masalah di Toko Sembako AA. Masalah ini berhubungan dengan usaha untuk menetapkan nilai Frekuensi, Kepercayaan, serta hasil dari pola hubungan dalam data barang yang terdistribusi. Untuk menyelesaikan masalah ini, para peneliti menerapkan algoritma FP-Growth terhadap catatan transaksi Toko Sembako AA. Tujuannya adalah pola pembelian pelanggan semakin baik sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan strategis dalam pengelolaan toko. (Syach Putra et al., 2024)

Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh Dhea Indahsari, Vani Natali Christie, dan Iqbal Maulana berfokus pada PT John Tampi Group, sebuah perusahaan baru yang menyediakan layanan makanan di berbagai sector kuliner dan restoran di Jakarta, yang memiliki dua cabang restoran di Jakarta. Perusahaan PT John Tampi Group mengalami persaingan bisnis sangat kompetitif dengan pesaing lainnya selama masa pandemic. Oleh karena itu, saat memutuskan strategi penjualan dan menentukan target promosi yang tepat, perlu dipahami terlebih dahulu preferensi dan kebiasaan belanja konsumen terkait produk makanan dan minuman yang biasa mereka beli. Dengan demikian, dalam merancang strategi PT John Tampi Group, data transaksi penjualan restoran akan digunakan dan algoritma FP-Growth akan diterapkan. (Indahsari, 2021)

Catatan transaksi barang toko Lidya dalam penelitian ini bersumber dari situs web Kaggle. Dalam percobaan ini, metode FP-Growth diterapkan untuk membantu toko dalam menganalisis kombinasi barang yang kerap dibeli secara bersamaan

oleh pelanggan. Berdasarkan hasil tersebut, toko dapat menyusun strategi promosi yang lebih efisien serta menentukan letak produk yang paling optimal berdasarkan analisis Market Basket Analysis.

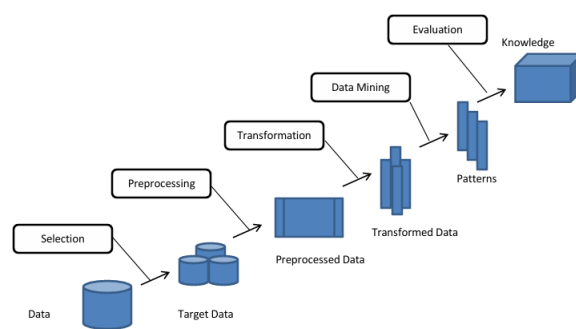
## METODE

### Sumber Data

Sumber informasi dalam studi ini diambil dari data sekunder., karena catatan data berikut bertujuan untuk mendapatkan informasi dari sumber yang sudah diterbitkan sebelumnya, bukan dari mengumpulkan data langsung di lapangan. Data sekunder dipilih karena dianggap lebih efisien, mudah dicari, dan mampu memberikan gambaran yang komprehensif mengenai masalah yang diteliti, sehingga hasil penelitian menjadi lebih dalam dan akurat. Data berikut yang merupakan data transaksi penjualan barang di toko Lidya diperoleh dari situs web Kaggle yang merupakan situs web yang menghimpun berbagai data secara online.

### Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini mengadopsi pendekatan Knowledge Discovery in Database (KDD) sebagai metodologinya. KDD adalah suatu cara untuk mengetahui pengetahuan atau informasi baru yang belum diketahui dari sebuah database. (Pujiono et al., 2024) Berikut beberapa tahapan pada metode KDD pada gambar di bawah ini:



Gambar 1. KDD

#### 1. Data Selection

Data selection merupakan proses pemilihan data dari dataset yang relevan untuk analisis. Data yang tidak

sesuai dengan kebutuhan analisis akan disaring sebelum tahap pengolahan lebih lanjut.(Zidane et al., 2024). Proses ini menggunakan dataset penjualan barang toko Lidya yang memiliki jumlah pembeli 20 dengan 10 barang dan sumber data yang digunakan diperoleh dari situs web Kaggle.

2. Data Preprocessing

Pada tahap preprocessing, diperlukan sebuah dasar untuk membersihkan data, seperti menghilangkan noise. Sebelum memulai proses selanjutnya, yang menjadi fokus utama yaitu melakukan pembersihan data. Tahapan ini mencakup berbagai langkah, seperti menghapus data yang terduplikasi, memeriksa adanya inkonsistensi pada data, serta memperbaiki kesalahan, termasuk kesalahan pengetikan atau typo.(Algoritma et al., 2025). Jadi, metode preprocessing yang digunakan dalam penelitian ini adalah pembersihan data, integrasi data, transformasi data, reduksi data, dan formatting data.

3. Data Transformasi

Transformasi merupakan tahap mengubah data yang sudah terpilih untuk melanjutkan pada proses selanjutnya. Proses ini tergantung pada basis data, struktur informasi, atau jenis data yang sedang dicari.(Atalya Angelus Leza et al., 2024). Proses yang terjadi pada transformasi data yaitu menentukan kolom atau atribut yang akan digunakan dalam analisis, menggabungkan semua item yang dibeli dalam satu transaksi ke dalam satu baris (basket format), mengubah data teks menjadi kode numeric atau symbol untuk efisiensi, mengubah data menjadi bentuk table 0 dan 1 agar mudah dihitung *support* dan *confidence*, dan yang terakhir menyaring item yang jarang muncul agar data lebih efisien.

4. Data Mining

Data mining (penggalian data) merupakan sebuah langkah untuk

menemukan sebuah informasi penting dari sekumpulan data dengan menggunakan berbagai cara serta metode analisis. Penggalian data ini dilakukan untuk menemukan hal-hal yang bermanfaat dari data yang sudah ada.(Al Fatach & Wibowo, 2024). Algoritma yang digunakan data mining menggunakan algoritma FP-Growth.

5. Evaluation

Pada tahap ini, hasil dari proses data mining akan dinilai dan disajikan agar bisa digunakan sebagai informasi yang berguna. Hasil data mining akan dinilai berdasarkan nilai support dan confident. Selanjutnya, dibuat rangkuman yang berlandaskan temuan dari analisis serta diskusi yang telah dibahas sebelumnya.(Salsabila et al., 2024). Metode evaluasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu evaluasi berdasarkan nilai support, evaluasi berdasarkan nilai confidence, dan interpretasi hasil.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

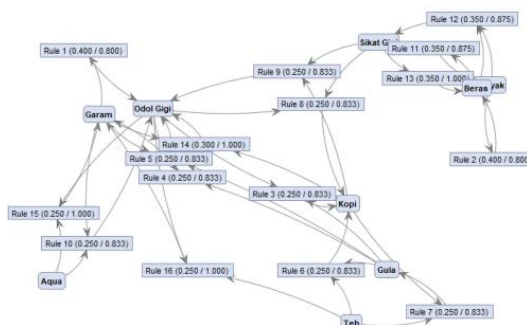
1. Hasil Frequent Itemset

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3
1	0.500	Gula		
1	0.500	Sikat Gigi		
1	0.500	Odol Gigi		
1	0.500	Kopi		
1	0.500	Beras		
1	0.500	Aqua		
1	0.500	Tisu		
1	0.500	Teh		
1	0.500	Minyak		
1	0.500	Garam		
2	0.250	Gula	Sikat Gigi	
2	0.300	Gula	Odol Gigi	
2	0.400	Gula	Kopi	
2	0.300	Gula	Beras	
2	0.350	Gula	Aqua	
2	0.300	Gula	Tisu	

Gambar 2. Frequent itemset yang dihasilkan rapidminer

Gambar 2 menunjukkan hasil dari frequent itemset dari algoritma FP-Growth yang menggunakan minimum support 0.2. Hasil berikut menunjukkan keterikatan antara barang satu dengan barang lainnya.

2. Hasil Graphic Rule



Gambar 3. Graphic Rule yang dihasilkan rapidminer

Gambar 8 menunjukkan hasil association rules yang dihasilkan dari penerapan metode algoritma FP-Growth dalam bentuk grafik yang hasilnya ditentukan oleh arah panah.

### 3. Hasil Description Association Rule

#### AssociationRules

```

Association Rules
[Garam --> [Odol Gigi] (confidence: 0.800)
[Minyak] --> [Beras] (confidence: 0.800)
[Gula, Odol Gigi] --> [Kopi] (confidence: 0.833)
[Gula, Odol Gigi] --> [Garam] (confidence: 0.833)
[Gula, Garam] --> [Odol Gigi] (confidence: 0.833)
[Gula, Teh] --> [Kopi] (confidence: 0.833)
[Kopi, Teh] --> [Gula] (confidence: 0.833)
[Sikat Gigi, Odol Gigi] --> [Kopi] (confidence: 0.833)
[Sikat Gigi, Kopi] --> [Odol Gigi] (confidence: 0.833)
[Aqua, Garam] --> [Odol Gigi] (confidence: 0.833)
[Sikat Gigi, Beras] --> [Minyak] (confidence: 0.875)
[Beras, Minyak] --> [Sikat Gigi] (confidence: 0.875)
[Sikat Gigi, Minyak] --> [Beras] (confidence: 1.000)
[Kopi, Garam] --> [Odol Gigi] (confidence: 1.000)
[Odol Gigi, Aqua] --> [Garam] (confidence: 1.000)
[Odol Gigi, Teh] --> [Garam] (confidence: 1.000)
    
```

Gambar 4. Description Association Rule dari rapidminer

Gambar 4 menampilkan hasil dari aturan asosiasi dengan tingkat kepercayaan 80%, yang dapat menentukan apakah barang tersebut dibeli secara bersamaan atau terpisah.

Berdasarkan hasil proses yang menggunakan 20 transaksi pembelian yang terdiri dari 10 item produk yaitu antara lain gula, kopi, teh, aqua, garam, minyak, beras, odol gigi, sikat gigi, dan tisu dengan menggunakan minimum support senilai 20% serta nilai confident sebesar 80% dapat menghasilkan 16 hasil rule asosiasi yang dikelola menggunakan rapidminer, yaitu:

- 1) Apabila membeli garam, besar kemungkinan juga akan membeli odol gigi.

- 2) Apabila membeli minyak, besar kemungkinan juga akan membeli beras.
- 3) Jika seseorang membeli gula dan odol gigi, kemungkinan besar 83,3% dari mereka juga akan membeli kopi.
- 4) Jika seseorang membeli gula dan odol gigi, ada kemungkinan 83,3% akan membeli garam.
- 5) Jika seseorang membeli gula dan garam, ada kemungkinan 83,3% juga akan membeli odol gigi.
- 6) Jika seseorang membeli gula, ada kemungkinan 83,3% juga akan membeli kopi.
- 7) Jika seseorang membeli kopi dan teh, kemungkinan besar 83,3% dari mereka juga akan membeli gula.
- 8) Jika seseorang membeli sikat gigi dan odol gigi, ada kemungkinan 83,3% juga akan membeli kopi.
- 9) Jika seseorang membeli sikat gigi dan kopi, ada kemungkinan 83,3% juga akan membeli odol gigi.
- 10) Jika seseorang membeli aqua dan garam, ada kemungkinan 83,3% juga akan membeli odol gigi.
- 11) Jika seseorang membeli sikat gigi dan beras, ada kemungkinan 87,5% juga akan membeli minyak.
- 12) Jika seseorang membeli beras dan minyak, ada kemungkinan 83,3% juga akan membeli sikat gigi.
- 13) Jika seseorang membeli sikat gigi dan minyak, ada kemungkinan 100% juga akan membeli beras.
- 14) Jika seseorang membeli kopi dan garam, ada kemungkinan 100% juga akan membeli odol gigi.
- 15) Jika seseorang membeli odol gigi dan aqua, ada kemungkinan 100% juga akan membeli garam.
- 16) Jika seseorang membeli odol gigi dan teh, ada kemungkinan 100% juga akan membeli teh.

### Pembahasan

Hasil penelitian yang terdapat dalam pembahasan ini menjelaskan bagaimana proses pengelompokan terhadap dataset

catatan transaksi penjualan barang toko Lidya dengan mengaplikasikan algoritma FP-Growth dengan menggunakan perangkat lunak Rapid Miner. Proses ini mempunyai tujuan untuk menemukan sebuah hubungan dan kelompok barang yang sering dibeli secara bersamaan.

### 1. Data Selection

Pembeli	Gula	Kopi	Teh	Aqua	Garam	Minyak	Beras	Odol Gigi	Sikat Gigi	Tisu
1	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0
2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1
3	0	0	1	1	1	1	1	0	1	0
4	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1
5	0	1	0	0	1	1	1	1	1	0
6	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1
7	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0
8	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
9	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0
10	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1
11	1	1	0	1	1	0	0	0	1	0
12	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1
13	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1
14	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0
15	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0
16	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
17	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
18	1	0	1	0	1	1	1	0	1	0
19	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0
20	1	0	0	1	0	1	1	0	1	1

Gambar 5. Data Transaksi Barang

Gambar 5 menunjukkan data penjualan barang toko Lidya sebelum melakukan tahap proses. Dimana data tersebut berbentuk format asli yang sesuai dengan keadaan saat data diambil, sehingga belum mengalami proses cleaning.

### 2. Data Preprocessing

Gambar 6. Data Preprocessing

Gambar 6 menunjukkan informasi data yang telah diproses untuk menganalisis data, guna mempersiapkan dan membersihkan data mentah sehingga siap untuk analisis selanjutnya.

### 3. Data Transformation

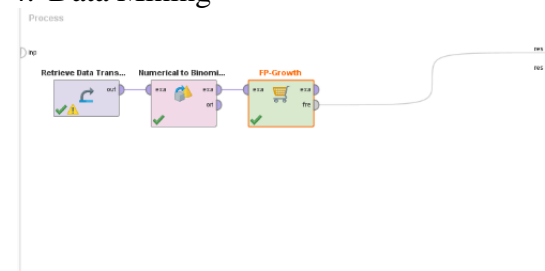
	Pembeli integer id	Gula integer	Kopi integer	Teh integer	Aqua integer	G ini
1	1	1	1	1	1	0
2	2	1	1	1	0	0
3	3	0	0	1	1	1
4	4	1	0	0	1	1
5	5	0	1	0	0	1
6	6	1	1	1	1	1
7	7	0	1	0	0	0
8	8	1	0	0	1	0
9	9	1	1	1	0	1
10	10	0	0	1	1	0
11	11	1	1	0	1	1
12	12	0	0	0	1	0

Gambar 7. Data Transformation

Gambar 7 menunjukkan transformasi data terhadap atribut yang sesuai dengan tipe yang dibutuhkan algoritma FP-Growth.

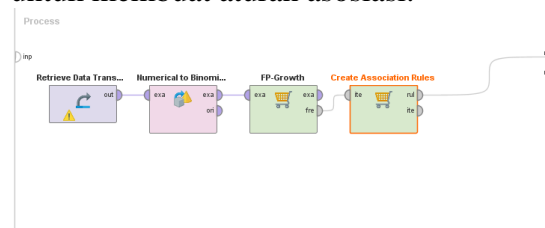
Operator ini mengubah tipe numeric menjadi binomial karena hanya memiliki dua kategorik, yaitu 0 atau 1.

### 4. Data Mining



Gambar 8. Pemodelan dengan Algoritma FP-Growth

Gambar 8 menunjukkan proses data mining yang menerapkan algoritma FP-Growth dengan nilai minimum support 0.2. Proses analisis dijalankan menggunakan RapidMiner Studio melalui tiga langkah utama. Pertama, data diperoleh dengan menggunakan operator Retrieve Data untuk memuat dataset transaksi dari tempat penyimpanan. Kedua, operator Numerical to Binomial diterapkan untuk mengonversi atribut numerik ke dalam bentuk biner agar sesuai dengan kebutuhan analisis asosiasi. Ketiga, operator FP-Growth digunakan untuk mengidentifikasi itemset yang sering muncul berdasarkan nilai minimum support yang telah ditentukan. Hasil dari proses ini berupa kumpulan item yang sering muncul bersamaan sebagai landasan untuk membuat aturan asosiasi.



Gambar 9. Pemodelan dengan Association Rules

Gambar 9 menunjukkan proses data mining dengan aturan asosiasi dengan menetapkan minimum confidence 0.8. Prosedur analisis dilaksanakan melalui empat langkah utama dengan menggunakan RapidMiner Studio, yaitu pengambilan data, mengubah atribut menjadi biner, pencarian itemsets yang sering muncul melalui algoritma FP-

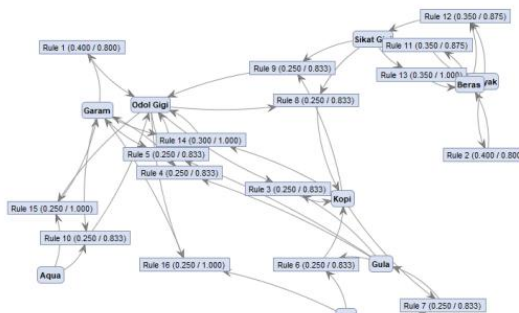
Growth, dan penyusunan aturan asosiasi dengan operator Create Association Rules dengan tingkat kepercayaan minimal sebesar 0,8.

5. Evaluation

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3
1	0.600	Gula		
1	0.550	Sikat Gigi		
1	0.550	Odol Gigi		
1	0.550	Kopi		
1	0.550	Beras		
1	0.550	Aqua		
1	0.500	Tisu		
1	0.500	Teh		
1	0.500	Minyak		
1	0.500	Garam		
2	0.250	Gula	Sikat Gigi	
2	0.300	Gula	Odol Gigi	
2	0.400	Gula	Kopi	
2	0.300	Gula	Beras	
2	0.350	Gula	Aqua	
2	0.300	Gula	Tisu	

Gambar 10. Frequent itemset yang dihasilkan rapidminer

Gambar 10 menunjukkan hasil dari frequent itemset dari algoritma FP-Growth yang menggunakan minimum support 0.2. Hasil berikut menunjukkan keterikatan antara barang satu dengan barang lainnya.



Gambar 11. Graphic Rule yang dihasilkan rapidminer

Gambar 11 menunjukkan hasil association rules yang dihasilkan dari penerapan metode algoritma FP-Growth dalam bentuk grafik yang hasilnya ditentukan oleh arah panah. Rule 14 menunjukkan orang yang membeli kopi kemungkinan besar juga membeli garam. Rule 15 menunjukkan orang yang membeli aqua kemungkinan besar juga membeli garam. Rule 16 menunjukkan orang yang membeli aqua kemungkinan besar juga membeli gula. Rule 1 menunjukkan orang yang membeli odol gigi kemungkinan juga membeli garam. Rule 2 menunjukkan orang yang membeli garam kemungkinan juga membeli odol gigi. Rule 3

menunjukkan orang yang membeli odol gigi kemungkinan juga membeli kopi. Rule 5 menunjukkan orang yang membeli kopi kemungkinan juga membeli odol gigi. Rule 6 menunjukkan orang yang membeli odol gigi kemungkinan juga membeli beras. Rule 7 menunjukkan orang yang membeli beras kemungkinan juga membeli odol gigi. Rule 9 menunjukkan orang yang membeli odol gigi kemungkinan juga membeli sikat gigi. Rule 11 menunjukkan orang yang membeli sikat gigi kemungkinan juga membeli beras. Rule 12 menunjukkan orang yang membeli beras kemungkinan juga membeli sikat gigi. Rule 13 menunjukkan orang yang membeli sikat gigi kemungkinan juga membeli kopi.

AssociationRules

```

Association Rules
[Garam] --> [Odol Gigi] (confidence: 0.800)
[Minyak] --> [Beras] (confidence: 0.800)
[Gula, Odol Gigi] --> [Kopi] (confidence: 0.833)
[Gula, Odol Gigi] --> [Garam] (confidence: 0.833)
[Gula, Garam] --> [Odol Gigi] (confidence: 0.833)
[Gula, Teh] --> [Kopi] (confidence: 0.833)
[Kopi, Teh] --> [Gula] (confidence: 0.833)
[Sikat Gigi, Odol Gigi] --> [Kopi] (confidence: 0.833)
[Sikat Gigi, Kopi] --> [Odol Gigi] (confidence: 0.833)
[Aqua, Garam] --> [Odol Gigi] (confidence: 0.833)
[Sikat Gigi, Beras] --> [Minyak] (confidence: 0.875)
[Beras, Minyak] --> [Sikat Gigi] (confidence: 0.875)
[Sikat Gigi, Minyak] --> [Beras] (confidence: 1.000)
[Kopi, Garam] --> [Odol Gigi] (confidence: 1.000)
[Odol Gigi, Aqua] --> [Garam] (confidence: 1.000)
[Odol Gigi, Teh] --> [Garam] (confidence: 1.000)
    
```

Gambar 12. Description Association Rule dari rapidminer

Gambar 12 menunjukkan hasil aturan asosiasi dengan nilai confidence 80% yang menentukan apakah kelompok akan muncul secara bersama atau terpisah.

SIMPULAN (PENUTUP)

Pada catatan transaksi penjualan di Toko Lidya dengan menerapkan algoritma FP-Growth berhasil mengidentifikasi keterkaitan antar produk yang kerap kali dibeli secara bersamaan. Dengan adanya catatan transaksi penjualan yang terdiri dari 20 transaksi dan 10 jenis barang, serta menetapkan minimum support senilai 20% serta nilai confidence sebesar 80%, berhasil memperoleh 16 hasil rule asosiasi. Hasil ini bisa membantu merancang sebuah strategi pemasaran yang lebih efektif,

menentukan letak barang di dalam toko, serta memberi saran produk yang tepat untuk meningkatkan penjualan. Penelitian ini menunjukkan bahwa analisis Market Basket Analysis yang didasarkan pada algoritma FP-Growth dapat merubah catatan transaksi menjadi informasi yang berharga untuk mengambil sebuah keputusan bisnis.

Untuk penelitian berikutnya, disarankan agar menggunakan kumpulan data yang lebih luas dan diambil langsung dari toko fisik sehingga pola asosiasi yang dihasilkan dapat lebih tepat dan mencerminkan keadaan yang sebenarnya, serta mencoba menerapkan aturan asosiasi secara langsung dalam strategi promosi atau tata letak produk untuk menilai dampak nyata terhadap peningkatan penjualan.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan rasa terima kasih terhadap semua pihak yang telah memberikan dukungan, arahan, beserta saran selama penyusunan penelitian ini. Khususnya, peneliti juga mengucapkan apresiasi terhadap dosen pengampu sekaligus pembimbing, Bapak Zaehol Fatah, M. Kom.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Al Fatah, M. K., & Wibowo, A. (2024). Perbandingan Metode Algoritma C4.5 Dan Naive Bayes Untuk Memprediksi Penjualan Kosmetik Pada Toko Jelita. *Jurnal Mnemonic*, 7(2), 220–225. <https://doi.org/10.36040/mnemonic.v7i2.10730>
- Algoritma, I., Untuk, C., & Indramayu, D. I. (2025). Implementasi algoritma c4.5 untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penerima bantuan sosial di indramayu. 02(1), 1–8.
- Atalya Angelus Leza, M., Widya Utami, N., & Anugrah Cahya Dewi, P. (2024). Prediksi Prestasi Siswa Smas Katolik Santo Yoseph Denpasar Berdasarkan Kedisiplinan Dan Tingkat Ekonomi Orang Tua Menggunakan Metode Knowledge Discovery in Database Dan Algoritma Regresi Linier Berganda. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 373–379. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8754>
- Cirebon, S. I. (2023). PENERAPAN ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA. 7(1).
- Indahsari, D. (2021). Penerapan Metode Asosiasi Dengan Algoritma FP-Growth Pada Data Transaksi PT John Tampi Group. *Computer Based Information System Journal*, 9(2), 1–9. <https://doi.org/10.33884/cbis.v9i2.3835>
- Komariyah, S., Saeful Anwar, & Bani Nurhakim. (2023). Implementasi Data Mining FP-Growth Untuk Analisis Pola Pembelian Pada Transaksi Penjualan. *Jurnal Manajemen Dan Bisnis Ekonomi*, 1(2), 62–75. <https://doi.org/10.54066/jmbe-itb.v1i2.128>
- Korczak, J., & Skrzypczak, P. (2012). FP-growth in discovery of customer patterns. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 116 LNBIP, 120–133. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-34044-4\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-642-34044-4_7)
- Mamahit, N., & Qoiriah, A. (2020). Penerapan Algoritma Fp-Growth dan K-Means pada Data Transaksi Minimarket. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 1(02), 78–83. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v1n02.p78-83>
- Prasetyo, F., & Hasugian, H. (2024). Analisis Pola Pembelian Produk Makanan Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Strategi Penjualan. *IDEALIS: InDonEsiA Journal Information System*, 7(1), 11–20.

- <https://doi.org/10.36080/idealism.v7i1.3085>
- Pujiono, S., Astuti, R., & Muhamad Basysyar, F. (2024). Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Produk Menggunakan Algoritma K-Means Clustering. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 615–620. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8360>
- Salsabila, P., Wahyudin, E., Dwilestari, G., Kaslani, K., & Subhiyanto, F. (2024). Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen Di Warung Makan Dede. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 1221–1128. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8964>
- Suhada, S., Ratag, D., Gunawan, G., Wintana, D., & Hidayatulloh, T. (2020). Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahas Cibadak. *Swabumi*, 8(2), 118–126. <https://doi.org/10.31294/swabumi.v8i2.8077>
- Syach Putra, Y., Kurniawan, R., & Arie Wijaya, Y. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sembako. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(1), 561–567. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8391>
- Valencia, S., & Tisno Atmojo, W. (2024). Analisis Pola Pembelian pada Data Penjualan CanNgopi menggunakan Algoritma FP-Growth. *Jurnal Komtika (Komputasi Dan Informatika)*, 8(2), 214–224. <https://doi.org/10.31603/komtika.v8i2.12672>
- Zidane, M. Y., Nurina Sari, B., Maulana, I., Primaya, A., & Garno, G. (2024). Penerapan Data Mining Dalam Klasifikasi Data Transaksi Produk Koperasi Di Smk Pgri 2 Karawang. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(1), 263–269. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12196>