

## PENINGKATAN EFISIENSI MODEL ASOSIASI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN SEMBAKO DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH

Yusuf Sidiq<sup>1</sup>, Rudi Kurniawan<sup>2</sup>, Tati Suprapti<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>STIMIK IKMI, Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat  
45135

Email : <sup>1</sup>sidiqyusuf042@gmail.com, <sup>2</sup>rudi226@gmail.com, <sup>3</sup>tatisuprapti112004@gmail.com

### ABSTRAK

Dengan meningkatnya volume data transaksi di sektor ritel, termasuk toko sembako, analisis pola transaksi menjadi kebutuhan penting untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi aturan asosiasi yang memenuhi kriteria minimum *support* sebesar 0,95 dan minimum *confidence* sebesar 0,94, serta mengungkap pola transaksi signifikan dalam data penjualan. Analisis ini diharapkan dapat memberikan wawasan penting untuk mengoptimalkan pengelolaan stok dan merancang strategi promosi yang lebih efektif. Penelitian ini menerapkan metode *Knowledge Discovery in Database Process* (KDD), yang meliputi beberapa tahapan: pengumpulan data transaksi penjualan, preprocessing untuk membersihkan dan menyusun data, transformasi data ke format yang sesuai untuk analisis, penerapan algoritma *FP-Growth* untuk menghasilkan aturan asosiasi, serta evaluasi hasil. Data yang digunakan berasal dari transaksi toko sembako dalam periode tertentu yang mencakup berbagai jenis produk. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa tidak ada aturan asosiasi yang memenuhi kriteria minimum *support* 0,95 dan minimum *confidence* 0,94. Namun, analisis lebih lanjut menemukan bahwa item dengan nilai *support* tertinggi adalah beras, dengan nilai sebesar 0,912. Selain itu, pola asosiasi dengan *confidence* tertinggi adalah kombinasi daging sebagai premis dan beras sebagai konklusi, dengan nilai *confidence* sebesar 0,941. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun kriteria awal tidak terpenuhi, pola pembelian tertentu tetap dapat dimanfaatkan untuk analisis mendalam. Diskusi penelitian ini menyoroti potensi algoritma *FP-Growth* dalam mengidentifikasi pola transaksi yang relevan, meskipun diperlukan penyesuaian parameter awal. Penelitian ini memberikan kontribusi praktis bagi pengelolaan toko sembako, khususnya dalam pengaturan stok dan strategi promosi berbasis data. Penelitian lanjutan disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar serta parameter yang lebih fleksibel guna mendapatkan hasil yang lebih komprehensif.

Kata kunci: *FP-Growth*, *Association Rule*, *Minimum Support*, *Minimum Confidence*, analisis data transaksi.

### ABSTRACT

With the increasing volume of transaction data in the retail sector, including grocery stores, transaction pattern analysis has become an important need to support data-driven decision-making. This research aims to identify association rules that meet the minimum support criteria of 0.95 and minimum confidence of 0.94, as well as uncover significant transaction patterns in the sales data. This analysis is expected to provide important insights for optimizing stock management and designing more effective promotional strategies. This research applies the *Knowledge Discovery in Database Process* (KDD) method, which includes several stages: collecting sales transaction data, preprocessing to clean and organize the data, transforming the data into a suitable format for analysis, applying the *FP-Growth* algorithm to generate association rules, and evaluating the results. The data used comes from transactions at a grocery store over a specific period, covering various types of products. The experimental results show that there are no association rules that meet the minimum support criterion of 0.95 and the minimum confidence criterion of 0.94. However, further analysis found that the item with the highest support value is rice, with a value of 0.912. Additionally, the association pattern with the highest confidence is the combination of meat as the premise and rice as the conclusion, with a confidence value of 0.941. These results indicate that although the initial criteria were not met, certain purchasing patterns can still be utilized for in-depth analysis. The discussion of this research highlights the potential of the *FP-Growth* algorithm in identifying relevant transaction patterns, although initial parameter adjustments are necessary. This research provides practical contributions to the management of grocery stores, particularly in stock management and data-driven promotional strategies. Further research is recommended to use a larger dataset and more flexible parameters to obtain more comprehensive results.

**Keywords:** *FP-Growth*, *Association Rule*, *Minimum Support*, *Minimum Confidence*, transaction data analysis

## 1. PENDAHULUAN

Kemajuan cepat dalam bidang informatika telah sangat mempengaruhi segudang aspek yang berkaitan dengan keberadaan manusia, terutama dalam sektor vital teknologi, perdagangan, dan sistem pendidikan [1]. Salah satu contohnya adalah di sektor ritel, di mana toko menghadapi tantangan besar dalam mengelola data penjualan [2]. Memahami kebutuhan dan preferensi pelanggan adalah faktor penting dalam kesuksesan bisnis ritel [3]. Perkembangan teknologi informasi mendorong banyak perusahaan meningkatkan kinerja dengan sistem terkomputerisasi sesuai kebutuhan [4]. Perkembangan teknologi, terutama perangkat lunak *mobile*, telah mengubah kehidupan modern dengan aplikasi canggih yang mempermudah pekerjaan sehari-hari [5]. Ketika seluk-beluk lingkungan digital terus berkembang tanpa henti, menjadi semakin jelas bahwa perusahaan komersial semakin bergantung pada metodologi yang didorong oleh analisis data untuk meningkatkan tidak hanya efisiensi operasional mereka tetapi juga tingkat kepuasan yang dialami oleh basis pelanggan mereka [6]. Penggunaan metodologi *data mining* yang canggih, termasuk tetapi tidak terbatas pada penambangan aturan asosiasi, telah muncul sebagai instrumen yang sangat diperlukan untuk membedah perilaku konsumen dan menyempurnakan pengelolaan persediaan [7].

Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan model asosiasi dan menyempurnakan analisis kebijakan belanja di Toko Sembako dengan memanfaatkan algoritma *FP-Growth* dalam penambangan aturan asosiasi [8]. Metode asosiasi adalah salah satu teknik data mining yang dikenal sebagai *association rule* [9]. Penelitian ini menganalisis pola pembelian pelanggan secara sistematis untuk mengembangkan strategi pemasaran yang efektif dan meningkatkan manajemen inventaris sesuai kebutuhan bisnis [7]. Penelitian menggunakan algoritma *FP-Growth* yang efisien untuk mengidentifikasi hubungan tersembunyi antara produk, membantu strategi promosi dan optimalisasi inventaris [10]. Penelitian ini penting karena berpotensi mengisi kekosongan literatur tentang penerapan teknik penambangan data canggih di sektor ritel, khususnya untuk Usaha Kecil dan Menengah. (UKM) [6]. Penelitian ini berfokus pada ritel kecil, memberikan wawasan praktis tentang pengambilan keputusan berbasis data dan berkontribusi pada pengembangan bidang Informatika [11]. Selain itu, dengan meningkatkan model yang digunakan untuk analisis kebijakan belanja, penelitian ini memiliki potensi untuk tidak hanya meningkatkan tingkat kepuasan pelanggan tetapi juga untuk mendorong peningkatan penjualan, yang sangat penting untuk keberlanjutan dan kelangsungan hidup bisnis lokal yang beroperasi di pasar yang sangat kompetitif [12]. Wawasan yang diperoleh dari penelitian ini memang dapat berfungsi sebagai model berharga bagi usaha kecil dan menengah lainnya yang berusaha memanfaatkan kekuatan transformatif analitik data untuk meningkatkan efisiensi operasional mereka dan mendorong keterlibatan pelanggan yang lebih besar [11].

## 2. LANDASAN TEORI

### 2.1 Hasil Literatur Review

Artikel ini membahas eksplorasi mendalam tentang penemuan-penemuan penting yang berkaitan dengan kemandirian operasional algoritma Aturan *Association Rule* berbasis *FP-Growth* ketika digunakan dalam kerangka kerja *Hadoop MapReduce* yang canggih, yang dikenal luas karena kemampuannya untuk menangani sejumlah besar data [14].

Artikel ini menganalisis perilaku pembelian aksesoris ponsel menggunakan algoritma *FP-Growth*. Dengan minimum *support* 10%, ditemukan 4 itemset sering dengan 998 item, sementara confidence 50% mengurangi item menjadi 385 [15].

Algoritma *FP-Growth* lebih cepat dan efisien dalam menentukan *frequent itemset* dan *association rule* dibandingkan Apriori karena mampu memproses data langsung tanpa pembuatan kandidat berulang.

#### 2.2.1 Penerapan Algoritma *FP-Growth*

Artikel ini meneliti penerapan algoritma *FP-Growth* untuk meningkatkan strategi penjualan kedai kopi. Analisis menghasilkan 29 aturan asosiasi, dengan beberapa dipilih berdasarkan ambang *support* dan *confidence*. Temuan utama menunjukkan nilai *support* tertinggi 3,2%, yaitu peluang konsumen membeli teh Walini dan camilan secara bersamaan [1].

### 2.2.2 Hasil Penerapan Algoritma *FP-Growth*

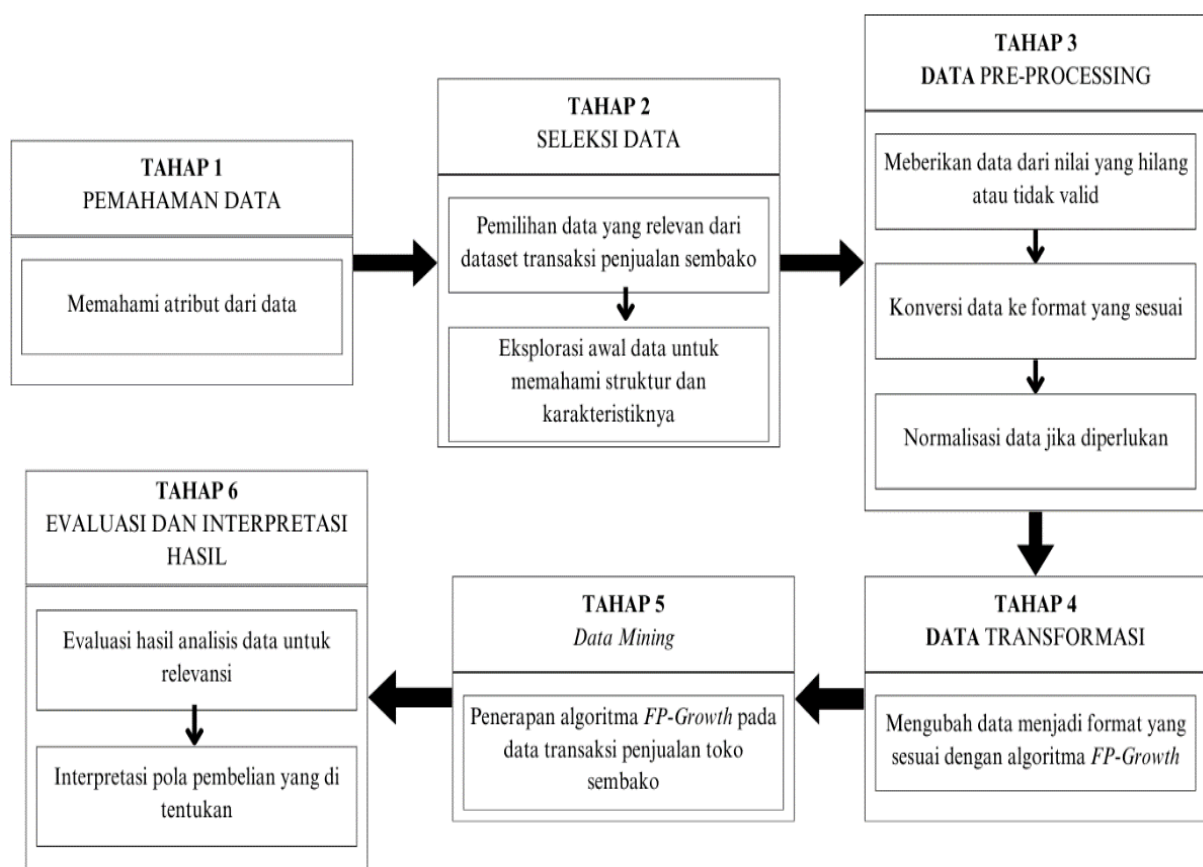
Artikel ilmiah ini dengan cermat meneliti kemandirian penggunaan Algoritma *FP-Growth* dalam konteks menganalisis pola pembelian konsumen secara khusus di antara pengecer produk pertanian, dengan penekanan khusus pada menjelaskan keterkaitan rumit yang ada antara produk yang sering dibeli konsumen bersama-sama [16].

### 2.2.3 Keakuratan Algoritma *FP-Growth*

Artikel ilmiah ini menggali aplikasi rumit dari algoritma *FP-Growth* secara khusus dalam konteks menganalisis pola pembelian rumit yang dipamerkan oleh pelanggan di Avindo Motor, entitas signifikan di sektor otomotif [12].

## 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) dengan algoritma *FP-Growth* untuk mengidentifikasi pola asosiasi antar produk dalam data penjualan. Pendekatan ini memungkinkan pengolahan data secara terstruktur sehingga pola hubungan produk terlihat lebih jelas dan akurat, seperti terlihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1 Tahapan Metode Penelitian

Selanjutnya tabel 1 menjelaskan tahapan penelitian dari gambar 1, mulai dari pemahaman data hingga evaluasi hasil.

Tabel 1 Deskripsi Aktivitas Metode Penelitian

Tahapan	Aktivitas	Deskripsi Aktivitas
Pemahaman Data	Memahami atribut dari data yang akan digunakan dalam penelitian	Tahap ini berfokus pada memahami dataset transaksi penjualan toko sembako yang akan digunakan.

Seleksi Data	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Pemilihan data yang relevan dari dataset transaksi penjualan sembako.</li> <li>2. Eksplorasi awal data untuk memahami struktur data dan karakteristiknya.</li> </ol>	Tahap ini berfokus pada proses seleksi dan pemahaman dataset transaksi penjualan toko sembako.
Pre-Processing Data	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Membersihkan data dari data yang tidak dibutuhkan atau tidak valid.</li> <li>2. Mengkonversi data ke format yang sesuai.</li> <li>3. Normalisasi data sesuai dengan tipe data yang</li> </ol>	Tahap ini melibatkan persiapan data dengan membersihkan, mengkonversi, dan memastikan bahwa data siap untuk dianalisis.
Transformasi Data	Mengubah data menjadi format yang sesuai dengan algoritma yang dipakai yaitu FP-Growth	Tahap inti penelitian dimana algoritma FP-Growth digunakan untuk mengidentifikasi pola transaksi pembelian yang signifikan.
Data Mining	Penerapan algoritma FPGrowth pada transaksi penjualan	Tahap inti penelitian dimana algoritma FP-Growth digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan.
Evaluasi dan	Evaluasi hasil analisis data untuk relevansi, Interpretasi pola pembelian yang ditemukan.	Hasil dari analisis data dievaluasi dan diinterpretasikan untuk mengukur dampaknya pada

- Penelitian ini menggunakan data sekunder dari *dataset open source Kaggle* yang relevan dan terpercaya, dengan fokus pada optimalisasi model asosiasi data transaksi sembako menggunakan algoritma *FP-Growth*.
- Penelitian ini menerapkan teknik analisis data dengan menggunakan metode *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) sebagai kerangka utama untuk menganalisis data transaksi penjualan di Toko Sembako. Metode KDD merupakan pendekatan sistematis yang mencakup serangkaian langkah untuk menemukan, mengidentifikasi, dan menginterpretasikan pola dalam data berukuran besar.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Hasil Penelitian

#### 4.1.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh melalui *Online Research* dari catatan transaksi Toko Sembako yang tersedia di Kaggle, repositori data terpercaya. Dataset tahun 2022 ini berisi 1.289 transaksi individu dan disajikan dalam tabel terorganisir dalam file Excel bernama *data\_penjualan\_barang*, yang ditampilkan pada tabel 2 untuk memberikan gambaran informasi transaksional yang relevan.

Tabel 2 *Dataset*

No	Tanggal	Nama.pembeli	Nama.barang	Kuantum	Nominal
1	2020-01-02	Toko Heruniawati	Beras	1000	9840000
2	2020-01-02	Toko Heruniawati	Daging	120	8400000
3	2020-01-02	Toko Aprilia Sukrisni	Beras	6000	62910000
4	2020-01-02	Toko Aprilia Sukrisni	Migor	408	4855200

5	2020-01-02	Toko Aprilia Sukrisni	Tepung	140	1162000
6	2020-01-02	Toko Maju Terus	Beras	820	8597700
7	2020-01-02	Toko Maju Terus	Beras	550	5412000
8	2020-01-02	Toko Maju Terus	Daging	140	9800000
9	2020-01-03	Koperasi Bri Melawi	Beras	1180	12372300
10	2020-01-03	Koperasi Bri Melawi	Migor	204	2427600
11	2020-01-03	Koperasi Bri Melawi	Tepung	200	1660000
12	2020-01-06	Toko Deb	Beras	500	4920000
13	2020-01-06	Toko Deb	Daging	100	7000000
14	2020-01-06	Toko Fathullah Zikri	Beras	500	4920000
15	2020-01-06	Toko Fathullah Zikri	Daging	110	7700000
16	2020-01-06	Toko Fahri	Beras	200	1968000
....	....	....	....	....	....
1289	2021-04-09	Toko Berkah Dua Putra	Daging	80	5852800

#### 4.1.2 Seleksi Data

Pada tahap ini, dataset berformat *Excel* diimpor ke *RapidMiner* dan menghasilkan operator *Retrieve*. Operator ini dipilih karena mampu menyimpan data yang diimpor ke *Local Repository* dan mendukung penggunaan operator *Rename* yang akan digunakan dalam penelitian. Fungsi utama operator *Retrieve* adalah mengambil dataset dari *Local Repository* di folder data untuk diproses lebih lanjut menggunakan *AI Studio versi 2024.1.0*. Operator *Retrieve* dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2 Operator Retrive

Setelah dataset dimasukkan ke operator *Retrieve*, langkah berikutnya adalah menetapkan peran dalam dataset menggunakan operator *Set Role*. Operator ini memastikan setiap peran data ditentukan dengan tepat, mendukung pendekatan terstruktur untuk klasifikasi dan analisis. gambar 3 menunjukkan representasi visual operator *Set Role*.



Gambar 3 Operator Set Role

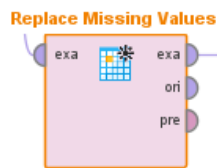
#### 4.1.3 Data Pre-Processing

Penelitian ini mengatasi nilai data yang hilang dalam dataset dengan menggunakan operator *Replace Missing Value*, yang mengganti nilai hilang dengan angka 0. Sebelumnya, analisis awal dilakukan untuk memastikan adanya nilai hilang dan memeriksa konsistensi data. Statistik dataset sebelum penerapan operator ini ditampilkan pada tabel 3.

Tabel 3 *Statistics Dataset* sebelum menggunakan *Replace Missing Value*

No	Name	Type	Missing
1	nama.pembeli	Nominal	0
2	BERAS	Integer	15
3	DAGING	Integer	103
4	GULA	Integer	122
5	MIGOR	Integer	138
6	TEPUNG	Integer	139

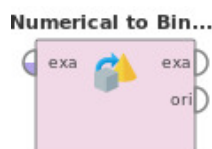
Berdasarkan hasil *Statistics Dataset* yang ditampilkan pada tabel 3, didapatkan bahwa terdapat atribut yang memiliki nilai *Missing* atau hilang. Untuk menangani hal ini, harus dilakukan pengisian nilai yang hilang menggunakan Operator *Replace Missing Value* pada *Rapidminer* yang nantinya akan digantikan dengan angka (0). Selanjutnya, akan dilakukan verifikasi untuk memastikan konsistensi dataset. Operator *Replace Missing Value* dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4 Operator Missing Value

#### 4.1.4 Data Transformasi

Penelitian ini melanjutkan tahap Transformasi Data dengan menggunakan operator *Numerical to Binominal* untuk mengubah data numerik menjadi format binomial, memudahkan analisis lanjutan. Transformasi ini merupakan langkah awal untuk penerapan teknik analisis yang lebih kompleks. Ilustrasi fungsi operator ini dapat dilihat pada Gambar 5.

Gambar 5 Operator *Numerical to Binominal*

Setelah operator *Numerical to Binominal* dipasang dan dijalankan pada tahap *Data Transformation* ini, setelah itu didapatkan hasil seperti pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4 Hasil dari Operator *Numerical to Binominal*

No.	Nama Pembeli	Count>Nama.Barang) _Beras	Count>Nama.B arang)_Daging	...	Count>Nama.Barang)_Te pung
1	Toko Heruniawati	true	true	...	false
2	Toko Aprilia Sukrisni	true	true	...	false
3	Toko Maju Terus	true	true	...	false
4	Koperasi Bri Melawi	true	true	...	false
5	Toko Deb	true	true	...	false
6	Toko Fathullah Zikri	true	false	...	false
7	Toko Fahri	true	false	...	false
8	Toko Kedai Yuda	true	false	...	false
9	Toko Koperasi Konsumen Syariah Berkah Bersemi	true	false	...	false
10	Harya Sari	true	false	...	false
11	Toko Super Stock	true	true	...	false
12	Toko Haryati	true	true	...	false
13	Toko Kardi	true	true	...	false
14	Toko Khet Men	true	true	...	false
15	Toko Endang Hartati	true	true	...	false
16	Toko Dwi Susilo	true	false	...	false
...	...	...	...	...	...
171	Toko Jerora Jaya	true	true	...	true

#### 4.1.5 Data mining

Setelah proses transformasi data selesai, langkah berikutnya adalah mengintegrasikan operator *FP-Growth*, algoritma yang dirancang untuk menganalisis set item frekuensi dalam data. Penggunaan operator *FP-Growth* memerlukan konfigurasi yang teliti, termasuk spesifikasi atribut yang dianalisis dan penetapan batas ambang minimum untuk menentukan signifikansi itemset. Pada tahap ini, pencarian itemset mulai dilakukan pada data yang digunakan dalam penelitian. Operator *FP-Growth* dapat dilihat pada gambar 6 berikut.



Gambar 6 Operator *FP-Growth*

Pada tahap penelitian ini, parameter pada operator *Fp-Growth* yang digunakan pada penelitian ini seperti pada tabel 5 berikut.

Tabel 5 Parameter Operator *Fp-Growth*

No	Parameter	Isi
1	<i>Input Format</i>	<i>Items in dummy coded columns</i>
2	<i>Min Requirement</i>	<i>Support</i>
3	<i>Min Frequency</i>	0.95

Setelah operator *FP-Growth* ditambahkan dan memasukan parameter seperti pada Tabel 5, didapatkan hasil informasi *Frequent Itemsets* sebagaimana dapat dilihat pada tabel 6 berikut.

Tabel 6 Hasil Operator *FP-Growth*

Size	Support	Item 1	Item 2
1	0.912	BERAS	
1	0.398	DAGING	
1	0.287	GULA	
2	0.374	BERAS	DAGING
2	0.216	BERAS	GULA
2	0.211	DAGING	GULA

Setelah menambahkan operator *FP-Growth*, langkah terakhir adalah menambahkan operator *Create Association Rule*, yang menghasilkan aturan dalam bentuk *IF-THEN* yang menggambarkan hubungan antar item, yang dikenal sebagai nilai *confidence*. Semakin tinggi nilai *confidence* antara item, semakin kuat keterkaitan antar item dalam transaksi penjualan toko sembako. Operator dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7 Operator *Create Association Rules*

Untuk parameter yang digunakan pada operator *Create Association Rules* pada penelitian ini seperti pada tabel 7 berikut.

Tabel 7 Parameter Operator Create Association Rules

No	Parameter	Isi
1	<i>Criterion</i>	<i>Confidence</i>
2	<i>Min Confidence</i>	0.94

Setelah menambahkan operator *Create Association Rules*, maka di dapatkan hasil sebagaimana yang diperlihatkan pada tabel 8 berikut.

Tabel 8 Hasil Association Rules

No	Premises	Conclusion	Support	Confidene	Lift
1	DAGING	BERAS	0.374	0.941	1.032

#### 4.1.6 Evaluasi

##### 4.1.6.1 Frequent Itemsets

Item dengan Support Tertinggi: Produk "BERAS" memiliki nilai support tertinggi sebesar 0,912, diikuti oleh "DAGING" dengan nilai 0,398, menunjukkan bahwa kedua produk sering muncul dalam transaksi toko sembako.

Analisis Nilai Support: Tingginya nilai support menandakan bahwa produk-produk tersebut memiliki hubungan yang signifikan dan sering dibeli bersama, merefleksikan perilaku konsumen.

##### 4.1.6.1 Association Rules

Analisis aturan asosiasi menunjukkan adanya keterkaitan yang signifikan antara produk "BERAS" dan "DAGING". Sebanyak 94,1% pelanggan yang membeli "BERAS" cenderung juga membeli "DAGING", dengan nilai support sebesar 0,374, confidence 0,941, dan lift 1,302.

Nilai support sebesar 0,374 mengindikasikan bahwa kombinasi kedua produk ini muncul dalam 37,4% dari seluruh transaksi. Meskipun persentasenya tidak terlalu besar, hal ini tetap menunjukkan adanya hubungan yang signifikan. Sementara itu, nilai confidence sebesar 0,941 menegaskan bahwa kemungkinan besar kedua produk dibeli bersamaan, yaitu sebesar 94,1%. Sedangkan nilai lift sebesar 1,302 mengindikasikan bahwa pembelian "BERAS" dan "DAGING" bersamaan terjadi 1,302 kali lebih sering dibandingkan jika pembelian dilakukan secara acak.

## 4.2 PEMBAHASAN

Support tertinggi menunjukkan bahwa "BERAS" adalah produk dominan dalam transaksi toko sembako, yang dapat diprioritaskan dalam strategi pemasaran. Nilai *confidence* dan *lift* yang tinggi mengindikasikan potensi pemasaran bersama "BERAS" dan "DAGING" melalui *bundling* untuk meningkatkan penjualan. Kesimpulannya, hubungan kuat antara "BERAS" dan "DAGING" dapat dimanfaatkan untuk strategi pemasaran yang lebih efektif.

## 5. KESIMPULAN & SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa: Studi ini menggunakan 1289 transaksi pembelian bahan makanan selama satu tahun, yang diproses dan dianalisis melalui Algoritma *FP-Growth*, selaras dengan tujuan masalah.

1. Berdasarkan analisis yang telah dilakukan pada data transaksi penjualan toko sembako didapatkan bahwa terdapat aturan yaitu DAGING dan BERAS dengan nilai *support* sebesar 0.374, lalu nilai *confidence* sebesar 0.941 dan nilai *lift* sebesar 1.032.
2. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan pada data transaksi toko sembako didapatkan bahwa terdapat beberapa produk dengan nilai *support* yang beragam didalam *frequent itemsets*, namun produk BERAS menjadi *support* paling tinggi yaitu sebesar 0.912.



## 5.2 Saran

Berikut rekomendasi untuk pengembangan penelitian di masa depan dan implementasi temuan: Penelitian selanjutnya disarankan memperluas cakupan dengan dataset lebih besar dan beragam, sehingga hasil pola asosiasi lebih representatif dan mencerminkan pola pembelian di berbagai jenis toko sembako.

### 1. Implementasi Hasil Penelitian

Pengelola toko sembako diharapkan dapat memanfaatkan temuan aturan asosiasi ini dalam strategi bisnis mereka.

### 2. Penggunaan Teknologi Yang Lebih Lanjut

Untuk mendukung pengelolaan data yang lebih baik, disarankan agar pengelola toko sembako mulai menggunakan sistem manajemen data berbasis teknologi, seperti aplikasi Point of Sale (POS) yang terintegrasi dengan analisis data. Dengan demikian, data transaksi dapat dikumpulkan secara real-time dan diolah lebih lanjut untuk analisis pola pembelian secara berkala.

### 3. Analisis Faktok Eksternal

Penelitian lanjutan juga dapat mempertimbangkan variabel eksternal, seperti tren pasar, musim, atau perilaku konsumen, yang mungkin memengaruhi pola pembelian. Dengan mengintegrasikan faktor-faktor ini, hasil analisis pola transaksi akan lebih komprehensif dan relevan untuk strategi bisnis jangka panjang.

### 4. Peningkatan Literasi Data

Untuk memastikan implementasi hasil penelitian berjalan efektif, disarankan agar pihak pengelola toko atau staf yang terkait mendapatkan pelatihan mengenai pengelolaan data dan penerapan hasil analisis data mining.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Wahyuningsih And P. T. Prasetyaningrum, "Enhancing Sales Determination For Coffee Shop Packages Through Associated Data Mining: Leveraging The Fp-Growth Algorithm," *Journal Of Information Systems And Informatics*, Vol. 5, No. 2, Pp. 758–770, May 2023, Doi: 10.51519/Journalisi.V5i2.500.
- [2] Y. S. Putra, R. Kurniawan, And Y. A. Wijaya, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sembako," 2024.
- [3] E. Prayitno, I. Jaka Perdana, E. Iskandar, B. H. Winarno, And A. A. Subagyo, "Optimalisasi Profitabilitas Ritel Melalui Segmentasi Pelanggan Dengan K-Means Clustering," *Jurnal Informasi Interaktif*, Vol. 9, No. 3, 2024.
- [4] L. Valiant *Et Al.*, "Rancang Bangun Sistem Informasi Gizi Online Rumah Sakit Berbasis Web Implementasi Metode Crm Pada Sistem Informasi Penjualan Led Analisis Quality Assurance Dalam Penilaian Kualitas Kinerja Situs Web Pemerintah Kota Manado," 2022, [Online]. Available: [Http://E-Journal.Janabadra.Ac.Id/](http://E-Journal.Janabadra.Ac.Id/)
- [5] Q. Laila Zahra, "Penerapan Metode Design Thingking Dalam Perancangan Ui/Ux Pada Aplikasi Huniku Sebagai Platform Digital Penjualan Properti," *Jurnal Informasi Interaktif*, Vol. 9, No. 2, 2024.
- [6] F. Achmad, O. Nurdian, And Y. A. Wijaya, "Analisa Pola Transaksi Pembelian Konsumen Pada Toko Ritel Kesehatan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," 2023. [Online]. Available: [Www.Researchgate.Net](http://www.researchgate.net)
- [7] L. I. Prahatiwi, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen Pada Analisis Keranjang Pasar".
- [8] S. W. Wardani, S. W. Lestari, N. A. Daffa, And I. Tahyudin, "Association Analysis In Java Ateka For Stationery Sales Promotion Using The Fp-Growth Algorithm," *Internet Of Things And Artificial Intelligence Journal*, Vol. 2, No. 3, Pp. 133–146, Jan. 2023, Doi: 10.31763/Iota.V2i3.569.
- [9] A. Setiawan, D. Indra, And G. Anugrah, "Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Indomaret Gkb Gresik Dengan Metode Fp-Growth," *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi*, Vol. 2, No. 2, 2019.
- [10] L. Shi, S. Li, And Y. Zhang, "An Improved Recognition Method Of Weighted Rules And Its Application In Recommendation Algorithm," *Academic Journal Of Computing & Information Science*, Vol. 5, No. 1, 2022, Doi: 10.25236/Ajcs.2022.050102.
- [11] S. Bagui And P. C. Dhar, "Positive And Negative Association Rule Mining In Hadoop's Mapreduce Environment," *J Big Data*, Vol. 6, No. 1, Dec. 2019, Doi: 10.1186/S40537-019-0238-8.
- [12] P. Soleh, A. Tholib, And M. N. F. Hidayat, "Penerapan Data Mining Untuk Analisa Pola Pembelian Produk Menggunakan Algoritma Frequent Pattern – Growth," *Rekayasa*, Vol. 14, No. 3, Pp. 456–460, Jan. 2022, Doi: 10.21107/Rekayasa.V14i3.11365.

- [13] T. Yuniati And M. F. Sidiq, “Legalisasi Dokumen Elektronik Menggunakan Tanda Tangan Digital Sebagai Alternatif Pengesahan Dokumen Di Masa Pandemi,” *Masa Berlaku Mulai*, Vol. 1, No. 3, Pp. 1058–1069, 2020.
- [14] A. Senthilkumar And H. Prasad, “An Efficient Fp-Growth Based Association Rule Mining Algorithm Using Hadoop Mapreduce,” 2020, Doi: 10.17485/Ijst/V13i34.1078.
- [15] D. Fitrianah And S. Y. Zain, “Analysis Of Consumer Purchase Patterns On Handphone Accessories Sales Using Fp-Growth Algorithm,” 2021.
- [16] D. Hartanti And V. Atina, “Product Stock Supply Analysis System With Fp Growth Algorithm,” *Journal Of Information Systems And Informatics*, Vol. 5, No. 4, Pp. 1312–1320, Dec. 2023, Doi: 10.51519/Journalisi.V5i4.580.