JURNAL ILMIAH SISTEM INFORMASI (JUSI)
VOL 4, No. 2, Mei 2025, pp. 396 - 306
p-ISSN : 2803-1507 (media cetak) | e-ISSN : 2803-1531 (media online)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JUISI/issue/view/134

Implementation of the FP-Growth Algorithm to Discover Item Association Patterns in Sales Transactions

Nadia[1], Ghina Tripasha[2], Nur Atya[3], Heru Sutejo[4]
[1,2,3,4] Program Studi Sistem Informasi, Universitas Sepuluh Nopember Papua
Jl. Ardipura Raya No.22B, 99222, Ardipura, Distrik Jayapura Selatan, Kota Jayapura, Papua, Indonesia
e-mail: aundyya@gmail.com*[1], gtripasha@gmail.com[2], nuratyhh@gmail.com[3], heru.sutejo01@gmail.com[4]

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 21-11-2025
Revised: 01-11-2025
Accepted: 30-12-2025
Published: 03-01-2026

ABSTRACT

This study is motivated by the problem faced by Toko Polirindo, where sales transaction data are stored only as archives and have not been utilized for analytical purposes, resulting in unstable product availability, recurring stock shortages, and difficulties in predicting customer purchasing behavior; therefore, this research aims to identify patterns of item associations that frequently occur together by applying the Association Rule Mining method using the FP-Growth algorithm, which is recognized for its ability to extract frequent itemsets efficiently without the need to generate candidate combinations as in the Apriori algorithm. The dataset consists of sales transactions recorded from January to September 2025. It undergoes several stages, including preprocessing, binary transformation, and analysis using RapidMiner to generate frequent itemsets and association rules, evaluated using support, confidence, and lift metrics. The results reveal that item 3 consistently appears as the most dominant consequent across almost all generated rules, with confidence values ranging from 0.322 to 0.347, indicating that this item is most strongly associated with other items and frequently appears as a complementary product in customer transactions. These findings provide practical contributions by offering insights to optimize stock management, improve product placement, and develop promotional strategies based on actual purchasing patterns, while also demonstrating that the FP-Growth algorithm is an effective analytical tool to support data-driven decision-making aimed at enhancing operational efficiency and customer satisfaction in retail environments.

Keywords: *FP-Growth Algorithm, Association Rule Mining, Frequent Itemset, Sales Transaction Analysis, Data Mining.*

Abstrak

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh permasalahan di Toko Polirindo yang belum memanfaatkan data transaksi penjualan secara optimal sehingga menyebabkan ketidakstabilan stok dan sulitnya memprediksi pola pembelian konsumen, sehingga penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antarbarang yang sering dibeli secara bersamaan dengan menerapkan metode Association Rule Mining berbasis algoritma FP-Growth yang dikenal mampu menemukan frequent itemset secara efisien tanpa proses pembangkitan kandidat seperti pada algoritma Apriori; data transaksi penjualan yang digunakan mencakup periode Januari

DOI: https://doi.org/10.51903/tc3ne886

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

hingga September 2025, kemudian melalui tahapan preprocessing, transformasi biner, dan analisis menggunakan perangkat lunak RapidMiner untuk menghasilkan frequent itemset dan aturan asosiasi yang dievaluasi menggunakan nilai support, confidence, dan lift; hasil analisis menunjukkan bahwa item 3 merupakan item yang paling dominan karena secara konsisten muncul sebagai consequent dalam sebagian besar aturan dengan nilai confidence berkisar antara 0.322 hingga 0.347, yang menunjukkan bahwa item tersebut memiliki tingkat keterkaitan paling tinggi dengan item lain dan sering muncul dalam pola pembelian konsumen; temuan ini memberikan kontribusi praktis berupa informasi yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan pengelolaan stok, penataan produk, dan penyusunan strategi promosi yang lebih tepat sasaran, serta menguatkan bahwa algoritma FP-Growth merupakan alat analisis yang efektif dalam membantu pengambilan keputusan berbasis data untuk meningkatkan efisiensi operasional dan layanan pada lingkungan bisnis ritel.

Kata Kunci: *Algoritma FP-Growth, Aturan Asosiasi, Frequent Itemset, Analisis Transaksi Penjualan, Data Mining.*

1. PENDAHULUAN

Pengelolaan data transaksi penjualan merupakan aspek penting dalam operasional toko ritel karena dapat membantu pemilik usaha memahami perilaku pelanggan dan merencanakan kebutuhan persediaan secara lebih akurat [1]. Namun, pada Toko Polirindo masih ditemukan permasalahan utama berupa ketidaksesuaian antara jumlah persediaan dan tingkat permintaan barang. Beberapa produk dengan permintaan tinggi sering mengalami kekosongan, sementara barang lain justru menumpuk karena tidak terserap pasar. Kondisi ini terjadi karena data transaksi yang tersedia hanya disimpan sebagai arsip tanpa proses analisis, sehingga pola pembelian pelanggan tidak dapat diketahui dan keputusan pengadaan barang lebih banyak didasarkan pada perkiraan semata.

Fenomena tersebut menunjukkan bahwa data transaksi yang dimiliki toko sebenarnya menyimpan informasi berharga mengenai kecenderungan pembelian konsumen. Analisis terhadap pola pembelian ini dapat membantu pemilik toko menentukan kombinasi barang yang sering muncul bersamaan dalam suatu transaksi, sehingga perencanaan stok, penyusunan paket penjualan, dan strategi pemasaran dapat dilakukan secara lebih terarah. Pemanfaatan teknik analisis data, terutama *market basket analysis*, menjadi semakin relevan karena mampu mengungkap hubungan tersembunyi antarbarang yang tidak terlihat dari pengamatan biasa [2]. Analisis ini memanfaatkan prinsip *market basket analysis* untuk membaca kecenderungan pembelian pelanggan berdasarkan kombinasi produk yang muncul dalam data transaksi.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa *Association Rule Mining* menjadi metode yang efektif untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antarbarang dalam data transaksi. Penelitian oleh [3] membuktikan bahwa penerapan association rule dapat membantu toko ritel meningkatkan efisiensi penataan stok. Sementara itu, studi oleh [4] menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth mampu mempercepat proses pencarian *frequent itemset* dibanding metode tradisional. Penelitian lainnya oleh [5] memanfaatkan strategi market basket untuk menghasilkan rekomendasi produk yang mendukung peningkatan penjualan. Namun, penelitian-penelitian tersebut dilakukan pada konteks ritel yang berbeda dan belum berfokus pada karakteristik transaksi di Toko Polirindo.

Berdasarkan telaah tersebut, masih terdapat gap berupa belum dimanfaatkannya data transaksi Toko Polirindo untuk menemukan pola pembelian pelanggan secara sistematis. Padahal, toko memiliki variasi produk yang cukup beragam dan transaksi harian yang stabil, sehingga sangat memungkinkan untuk dilakukan analisis hubungan antarbarang [6]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antarbarang di Toko Polirindo menggunakan metode Association Rule Mining dengan algoritma FP-Growth. Kontribusi penelitian ini adalah memberikan temuan empiris mengenai barang-barang yang sering dibeli secara bersamaan, sehingga hasilnya dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam perencanaan stok, strategi pemasaran, dan peningkatan pelayanan di Toko Polirindo.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Association Rule*

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa *Association Rule Mining* telah banyak digunakan untuk mengungkap pola keterkaitan antaritem di berbagai domain. [7] menerapkannya pada data peminjaman buku dan berhasil menemukan kombinasi judul yang sering dipinjam secara bersamaan. [6] menggunakan metode

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

ini pada data ritel untuk analisis *market basket* dan menghasilkan aturan yang dapat dimanfaatkan dalam strategi pemasaran. [8] menerapkan algoritma *Apriori* pada data restoran dan menemukan pola pemilihan menu yang membantu penyesuaian penawaran produk. Ringkasan penelitian tersebut menunjukkan bahwa *Association Rule*, baik melalui *Apriori* maupun *FP-Growth*, terbukti efektif dalam mendukung pengambilan keputusan operasional dan pemasaran berbasis data.

2.2 *Algoritma FP-Growth*

Penelitian yang menggunakan *FP-Growth* [9], [10] menunjukkan algoritma *FP-Growth* lebih efisien pada *dataset* transaksi yang besar karena menggunakan struktur *FP-Tree* tanpa membangkitkan kandidat berulang. Hasil-hasil penelitian ini melaporkan waktu komputasi lebih cepat dan kemampuan menemukan *frequent itemset* kompleks, sehingga *FP-Growth* relevan untuk analisis *market basket* pada data ritel dengan banyak kombinasi produk. Algoritma ini bekerja dengan memadatkan data transaksi ke dalam struktur pohon yang mempertahankan informasi keterkaitan antaritem. Pendekatan tersebut memungkinkan proses pencarian pola dilakukan secara lebih sistematis pada data transaksi dengan skala besar dan variasi *item* yang tinggi [11], [12], [13].

2.3 *Perbandingan FP-Growth dan Apriori*

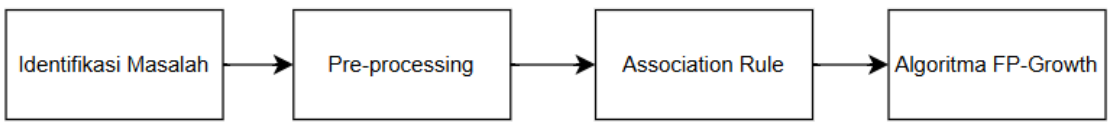
Penelitian *Apriori* seperti [14], [15] berhasil menemukan kombinasi *item* yang sering muncul bersama, sedangkan *FP-Growth* pada [16], [17] menunjukkan kemampuan menemukan *frequent itemset* dengan proses yang lebih cepat. [18] menunjukkan efisiensi lebih tinggi dalam menemukan *frequent itemset* pada data transaksi besar. Hingga kini belum ada penelitian yang menemukan pola keterkaitan *item* pada transaksi Toko Polirindo, sehingga diperlukan analisis untuk mengidentifikasi *item-item* yang sering dibeli bersamaan berdasarkan data toko.

2.4 *Research Gap dan Penelitian*

Penelitian [19], [20] telah menerapkan *Apriori* maupun *FP-Growth* pada berbagai konteks, namun belum ada studi yang menganalisis pola keterkaitan *item* pada transaksi Toko Polirindo. Tidak ada penelitian sebelumnya yang memanfaatkan data transaksi toko ini, khususnya periode Januari–September 2025, sehingga pola pembelian pelanggan belum pernah dipetakan. Kondisi tersebut menjadi *gap* yang perlu diisi, dan penelitian ini relevan untuk menghasilkan informasi *item* yang sering dibeli bersamaan guna mendukung pengelolaan stok dan strategi penjualan di Toko Polirindo. Data transaksi yang tersedia mencerminkan aktivitas pembelian harian pelanggan yang dapat dianalisis untuk memahami hubungan antaritem secara lebih mendalam.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian adalah serangkaian langkah yang bertindak sebagai kerangka kerja untuk melakukan sebuah penelitian. Pada Gambar 1, penelitian dimulai dengan mengidentifikasi masalah kemudian ke tahap pengumpulan data [21]. Langkah berikutnya adalah *preprocessing* data, yang bertujuan untuk menyesuaikan data agar sesuai dengan kebutuhan informasi yang diperlukan. Tahap selanjutnya melibatkan metode pencarian data, penelitian menggunakan metode *association rule* dan algoritma *FP-Growth*, dan bagian terakhir adalah hasil penelitian. Setiap tahapan dalam metode penelitian ini disusun secara berurutan untuk memastikan proses analisis data dapat dilakukan secara sistematis dan terstruktur.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. *Identifikasi Masalah*

Data transaksi penjualan yang tersedia belum dimanfaatkan untuk mengetahui pola keterkaitan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Kondisi ini membuat pengelolaan stok dan penataan barang kurang optimal, karena data yang besar hanya tersimpan sebagai arsip tanpa menghasilkan informasi yang berguna [22]. Kurangnya pemahaman mengenai hubungan antaritem dalam keranjang belanja konsumen menjadikan masalah ini memerlukan analisis lebih mendalam melalui teknik *data mining*. Analisis terhadap data transaksi

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

diperlukan untuk menggambarkan keterkaitan antarproduk yang muncul dalam aktivitas pembelian pelanggan.

3.2. *Pengumpulan Data*

Pengumpulan data merupakan tahap awal dalam penelitian yang bertujuan memperoleh informasi yang diperlukan sebagai dasar analisis. Pada penelitian ini, data diperoleh dari catatan transaksi penjualan yang berisi daftar produk yang dibeli dalam setiap transaksi. Tahap ini memastikan bahwa seluruh data transaksi terdokumentasi dengan lengkap sehingga dapat digunakan untuk menemukan pola keterkaitan antarproduk menggunakan algoritma *FP-Growth* [23]. Data yang terkumpul mencerminkan aktivitas pembelian pelanggan dalam periode tertentu yang menjadi dasar proses analisis selanjutnya.

3.3. *Prepocessing*

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan data transaksi agar siap dianalisis menggunakan metode *Association Rule Mining*. Dalam penelitian ini digunakan 2.500 data transaksi yang diperoleh dari sistem penjualan Toko Polirindo. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sehingga pola keterkaitan antaritem dapat diidentifikasi secara lebih akurat. Proses *preprocessing* juga berperan dalam mengurangi gangguan data yang dapat memengaruhi hasil analisis. Adapun langkah *preprocessing* yang dilakukan adalah sebagai berikut:

3.3.1. *Pembersihan Data*

Data transaksi diperiksa untuk menghapus duplikasi, mengisi atau mengabaikan transaksi yang tidak lengkap, serta memastikan hanya atribut yang relevan berupa ID transaksi dan item barang yang digunakan dalam analisis. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap transaksi merepresentasikan aktivitas pembelian yang valid. Data yang tidak lengkap dapat menyebabkan pola yang dihasilkan menjadi bias atau tidak akurat. Dengan pembersihan data, struktur dataset menjadi lebih konsisten dan siap digunakan pada tahap analisis berikutnya.

3.3.2. *Integrasi Data*

Data berasal dari beberapa file penjualan harian dengan format yang berbeda, sehingga seluruh data digabungkan dan diseragamkan ke dalam satu file berformat XLS/CSV dengan struktur yang konsisten. Proses integrasi ini dilakukan untuk menghindari perbedaan format yang dapat menghambat analisis data. Penyatuan data memungkinkan seluruh transaksi dianalisis dalam satu kesatuan dataset. Hasil integrasi ini menjadi dasar untuk proses pengolahan data selanjutnya.

3.3.3. *Pengurangan Data*

Atribut yang tidak dibutuhkan seperti harga, jumlah pembelian, dan tanggal transaksi dihilangkan karena analisis *Association Rule* hanya membutuhkan daftar item per transaksi. Pengurangan atribut ini bertujuan untuk menyederhanakan struktur data. Data yang lebih ringkas dapat mempercepat proses analisis dan mengurangi beban komputasi. Tahap ini memastikan hanya informasi yang relevan yang dipertahankan dalam dataset.

3.3.4. *Transformasi Data*

Data transaksi kemudian diubah menjadi bentuk tabular biner (*basket format*), di mana setiap kolom mewakili item, dan nilai 1 diberikan jika item muncul dalam transaksi serta 0 jika tidak. Transformasi ini bertujuan untuk menyesuaikan data dengan kebutuhan algoritma analisis. Format biner memudahkan sistem dalam membaca keberadaan item pada setiap transaksi. Bentuk data ini diperlukan agar proses pencarian *frequent itemset* dapat dijalankan menggunakan algoritma *FP-Growth* pada perangkat lunak *RapidMiner*.

3.4. *Association Rule*

Association Rule merupakan representasi implisit dari keterkaitan antara dua himpunan elemen, yang ditunjukkan dalam bentuk $X \rightarrow Y$, yang mana X dan Y adalah himpunan elemen yang tidak tumpang tindih, artinya $X \cap Y = \emptyset$. Penentuan aturan asosiasi ini adalah ukuran penting yang dihasilkan dari analisis data menggunakan perhitungan khusus [24]. Aturan asosiasi menggambarkan hubungan kemunculan item dalam satu transaksi berdasarkan tingkat keterkaitannya. Hubungan tersebut diperoleh dari pola kemunculan item yang berulang dalam kumpulan data transaksi.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Pada *Association Rule*, terdapat beberapa perhitungan yang digunakan untuk menilai kekuatan dan signifikansi dari aturan asosiasi antara *itemset*. *Support* (1) adalah ukuran yang menunjukkan seberapa sering transaksi yang mengandung X dibandingkan total transaksi [25]. Nilai *support* digunakan untuk mengidentifikasi pola yang sering muncul dalam kumpulan data transaksi. Semakin besar nilai *support*, semakin sering kombinasi item tersebut muncul dalam data.

$$\text{Support (X)} = \frac{Transaksi\ Mengandung\ X}{Total\ transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Perhitungan *support* untuk dua item (X dan Y) (2) menunjukkan seberapa sering keduanya muncul bersamaan dalam transaksi. Nilainya diperoleh dengan membagi jumlah transaksi yang memuat X dan Y dengan total transaksi, lalu dikonversi menjadi persentase [26]. Perhitungan ini membantu dalam mengetahui tingkat keterkaitan awal antara dua item yang dianalisis. Nilai *support* gabungan yang tinggi menunjukkan bahwa kedua item sering muncul dalam transaksi yang

$$Support\ (X,Y) = \frac{Transaksi\ yang\ mengandung\ X,Y}{Total\ Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Confidence (3) menggambarkan seberapa besar kemungkinan suatu item Y muncul ketika item X sudah muncul dalam sebuah transaksi. Nilai ini dihitung dengan membandingkan jumlah transaksi yang memuat X dan Y secara bersamaan dengan jumlah transaksi yang hanya memuat X [27]. Nilai *confidence* digunakan untuk melihat arah hubungan antar item dalam aturan asosiasi. Semakin tinggi nilai *confidence*, semakin besar peluang item Y muncul ketika item X telah terjadi.

$$\text{Support (X} \rightarrow \text{Y)} = \frac{Transaksi\ yang\ mengandung\ X\ dan\ Y}{Transaksi\ yang\ mengandung\ X} \times 100\% \quad (3)$$

Lift Ratio (4) digunakan untuk melihat seberapa kuat hubungan antara dua item dalam aturan asosiasi, apakah kemunculan keduanya benar-benar saling memengaruhi atau hanya terjadi secara kebetulan. Nilai *lift* diperoleh dengan membandingkan *confidence* suatu aturan dengan peluang munculnya item konsekuen (Y) secara umum [28]. Nilai *lift* memberikan informasi mengenai tingkat ketergantungan antara item X dan Y. Nilai *lift* yang lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan yang lebih kuat dibandingkan kemunculan acak.

$$Lift(\text{X} \rightarrow Y) = \frac{Confidence(X \rightarrow Y)}{Expected\ Confidence} \quad (4)$$

Expected Confidence (5) sendiri menunjukkan seberapa sering item Y muncul dalam seluruh transaksi. Nilai ini mencerminkan probabilitas dasar kemunculan item Y tanpa mempertimbangkan item lain. Perhitungan *expected confidence* digunakan sebagai pembanding dalam analisis *lift*. Informasi ini membantu dalam memahami karakteristik distribusi item dalam data transaksi.

$$\text{Expected Confidence (Y)} = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ memuat\ Y}{Total\ Transaksi} \quad (5)$$

3.5 Algoritma FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk menemukan pola keterkaitan antaritem dalam transaksi penjualan dengan mengidentifikasi *frequent itemset*. Algoritma ini memanfaatkan struktur *FP-Tree*, sehingga proses pencarian pola dapat dilakukan secara cepat dan terstruktur. Struktur *FP-Tree* menyimpan informasi keterkaitan item berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam data transaksi. Pemanfaatan struktur pohon ini memungkinkan proses analisis dilakukan tanpa perlu membangkitkan kandidat itemset secara berulang. Proses analisis menggunakan *FP-Growth* dilakukan melalui tiga tahapan utama [20]:

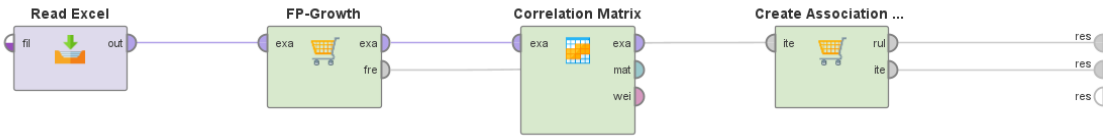
1. Pembentukan conditional pattern base,
2. Pembangunan conditional FP-Tree, dan
3. Pencarian frequent itemset berdasarkan pola yang telah terkonstruksi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

4.1 *Alur Proses Pengolahan Data*

Alur proses pengolahan data dalam penelitian ini disusun untuk menggambarkan tahapan analisis transaksi secara sistematis. Setiap tahapan saling berkaitan dan digunakan untuk memastikan data dapat diproses secara terstruktur. Proses ini mencakup tahapan pembacaan data, pencarian pola, hingga pembentukan aturan asosiasi. Rangkaian tahapan pengolahan data tersebut ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Proses

Proses pengolahan data pada Gambar 2 dimulai dari *Read Excel* untuk mengimpor data transaksi, kemudian dilanjutkan dengan *FP-Growth* untuk memperoleh *frequent itemset* berdasarkan nilai *support* minimum. Hasil dari proses *FP-Growth* digunakan sebagai dasar untuk analisis keterkaitan antaritem yang muncul dalam transaksi. Data tersebut kemudian diproses menggunakan *Correlation Matrix* untuk melihat hubungan antaritem yang terbentuk. Tahap akhir menggunakan *Create Association Rules* untuk menghasilkan aturan asosiasi yang memuat nilai *support*, *confidence*, dan *lift*.

4.2 *Hasil Frequent Itemset*

Analisis *frequent itemset* digunakan untuk mengidentifikasi pola kemunculan item dalam data transaksi. Proses ini dilakukan dengan menetapkan nilai *support* minimum sebagai batas kemunculan item. Item yang memenuhi kriteria tersebut akan membentuk kombinasi yang sering muncul bersama dalam transaksi. Hasil analisis *frequent itemset* dapat dilihat pada Gambar 3.

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4	Item 5
2	0.226	1	3			
2	0.087	1	4			
2	0.038	3	4			
3	0.454	0	2	1		
3	0.232	0	2	3		
3	0.081	0	2	4		
3	0.225	0	1	3		
3	0.086	0	1	4		
3	0.037	0	3	4		
3	0.147	2	1	3		
3	0.062	2	1	4		
3	0.029	2	3	4		
3	0.028	1	3	4		
4	0.146	0	2	1	3	
4	0.062	0	2	1	4	
4	0.029	0	2	3	4	
4	0.028	0	1	3	4	
4	0.022	2	1	3	4	
5	0.022	0	2	1	3	4

Gambar 3. Hasil Frequent Itemset Berdasarkan Minimum Support

Hasil *frequent itemset* pada Gambar 3 menunjukkan bahwa item 3 (biskuit) menjadi produk yang paling sering muncul dalam berbagai kombinasi, baik sebagai pasangan tunggal maupun dalam kombinasi dua atau lebih item. Dominasi ini tidak hanya terlihat pada jumlah kombinasi yang melibatkan biskuit, tetapi juga pada konsistensi kemunculannya di hampir seluruh pola yang terbentuk. Kondisi ini mengindikasikan bahwa biskuit memiliki frekuensi dasar (*base frequency*) yang relatif tinggi dibandingkan item lainnya, sehingga

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

peluangnya muncul dalam kombinasi item lain juga meningkat. Dengan demikian, biskuit berperan sebagai item dengan tingkat asosiasi paling kuat dalam struktur transaksi yang dianalisis.

4.3 *Hasil Aturan Association*

Aturan *association* digunakan untuk menggambarkan hubungan antaritem yang terbentuk dari data transaksi. Analisis ini memanfaatkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* untuk menunjukkan kekuatan hubungan antaritem. Setiap aturan yang dihasilkan menunjukkan keterkaitan antara item awal dan item tujuan dalam transaksi. Hasil perhitungan aturan *association* ditampilkan pada Gambar 4.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	Lift	Conviction
24	0	3	0.316	0.317	0.658	-1.683	-0.000	0.999	1.000
25	2, 1	0, 3	0.146	0.322	0.788	-0.762	0.003	1.019	1.009
26	1, 4	0, 3	0.028	0.323	0.946	-0.146	0.001	1.020	1.009
27	0, 2, 1	3	0.146	0.323	0.789	-0.761	0.003	1.019	1.009
28	2, 1	3	0.147	0.323	0.789	-0.761	0.003	1.021	1.010
29	0, 1, 4	3	0.028	0.324	0.946	-0.145	0.001	1.023	1.011
30	1, 4	3	0.028	0.327	0.946	-0.145	0.001	1.033	1.015
31	1	0, 3	0.225	0.338	0.735	-1.108	0.014	1.067	1.032
32	0, 1	3	0.225	0.338	0.735	-1.108	0.014	1.067	1.032
33	1	3	0.226	0.338	0.735	-1.108	0.014	1.068	1.033
34	4	0, 3	0.037	0.343	0.936	-0.180	0.003	1.085	1.041
35	0, 4	3	0.037	0.344	0.936	-0.179	0.003	1.087	1.042
36	4	3	0.038	0.347	0.936	-0.179	0.003	1.095	1.046
37	2	0, 3	0.232	0.348	0.739	-1.102	0.021	1.099	1.048
38	0, 2	3	0.232	0.348	0.739	-1.102	0.021	1.098	1.048
39	2	3	0.232	0.348	0.739	-1.102	0.021	1.099	1.048
40	2, 1, 4	0, 3	0.022	0.353	0.962	-0.103	0.002	1.114	1.056
41	2, 4	0, 3	0.029	0.353	0.951	-0.134	0.003	1.115	1.056
42	0, 2, 4	3	0.029	0.355	0.952	-0.134	0.003	1.120	1.059

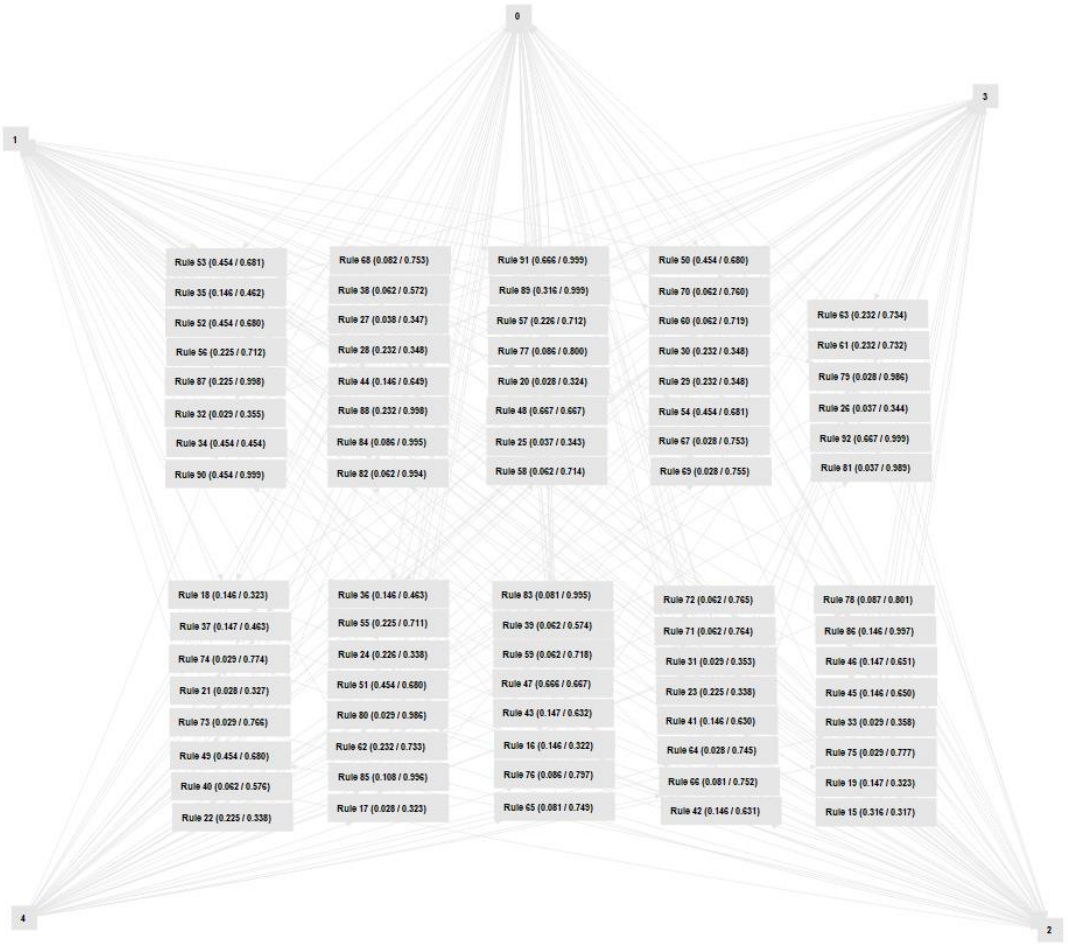
Gambar 4. Hasil Aturan Association

Hasil perhitungan aturan asosiasi pada Gambar 4 memperlihatkan bahwa sebagian besar aturan menempatkan item 3 sebagai *consequent*. Nilai *confidence* berkisar antara 0.317–0.355 yang menunjukkan kekuatan hubungan yang sedang, sementara nilai *lift* yang berada di atas 1 menandakan keterkaitan positif antaritem, sehingga kemunculannya tidak bersifat acak. Dominasi biskuit sebagai item tujuan aturan menunjukkan bahwa produk ini sering muncul berdampingan dengan berbagai produk lain dalam transaksi. Pola ini memperkuat hasil *frequent itemset* yang telah diperoleh sebelumnya.

4.4 *Visualisasi Graph Hubungan Antarbarang*

Visualisasi *graph* digunakan untuk menampilkan hubungan antaritem dalam bentuk grafis. Representasi ini membantu memperjelas keterkaitan antarbarang yang terbentuk dari aturan *association*. Setiap elemen dalam visualisasi memiliki peran dalam menunjukkan struktur hubungan antaritem. Visualisasi hubungan antarbarang disajikan pada Gambar 5.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531



Gambar 5. Visualisasi Graph Aturan Association

Visualisasi hubungan antaritem pada Gambar 5 menampilkan pola keterkaitan dalam bentuk graf. Setiap *node* mewakili item produk, sedangkan garis penghubung menggambarkan aturan *association* yang terbentuk. Pada gambar tersebut, item 3 memiliki jumlah hubungan paling banyak, sehingga secara visual terlihat menjadi pusat keterkaitan. Visualisasi ini membantu memperjelas struktur pola pembelian konsumen dan memberikan gambaran intuitif mengenai item-item yang sering muncul bersamaan.

4.5 *Output Aturan Association*

Daftar aturan *association* yang dihasilkan menunjukkan hubungan antara kombinasi item awal dengan item tujuan yang muncul secara bersamaan dalam transaksi. Setiap aturan dilengkapi dengan nilai *confidence* untuk menggambarkan tingkat kekuatan keterkaitan antaritem. Variasi aturan mencerminkan perkembangan hubungan dari kombinasi sederhana hingga kombinasi kompleks. Daftar lengkap aturan beserta nilai *confidence* masing-masing ditampilkan pada Association Rules.

Association Rules
[4] --> [0, 2, 1, 3] (confidence: 0.203)
[0, 4] --> [2, 1, 3] (confidence: 0.204)
[4] --> [2, 1, 3] (confidence: 0.207)
[2] --> [0, 1, 3] (confidence: 0.219)
[0, 2] --> [1, 3] (confidence: 0.220)
[1] --> [0, 2, 3] (confidence: 0.220)
[0, 1] --> [2, 3] (confidence: 0.220)
[2] --> [1, 3] (confidence: 0.220)
[1] --> [2, 3] (confidence: 0.220)

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[0] --> [1, 3] (confidence: 0.225)
[0] --> [2, 3] (confidence: 0.232)
[1, 4] --> [0, 2, 3] (confidence: 0.253)
[0, 1, 4] --> [2, 3] (confidence: 0.255)
[1, 4] --> [2, 3] (confidence: 0.258)
[4] --> [0, 1, 3] (confidence: 0.258)
[0, 4] --> [1, 3] (confidence: 0.259)
[4] --> [1, 3] (confidence: 0.262)
[4] --> [0, 2, 3] (confidence: 0.266)
[0, 4] --> [2, 3] (confidence: 0.267)
[4] --> [2, 3] (confidence: 0.269)
[2, 4] --> [0, 1, 3] (confidence: 0.270)
[0, 2, 4] --> [1, 3] (confidence: 0.271)
[2, 4] --> [1, 3] (confidence: 0.275)
[0] --> [3] (confidence: 0.317)
[2, 1] --> [0, 3] (confidence: 0.322)
[1, 4] --> [0, 3] (confidence: 0.323)
[0, 2, 1] --> [3] (confidence: 0.323)
[2, 1] --> [3] (confidence: 0.323)
[0, 1, 4] --> [3] (confidence: 0.324)
[1, 4] --> [3] (confidence: 0.327)
[1] --> [0, 3] (confidence: 0.338)
[0, 1] --> [3] (confidence: 0.338)
[1] --> [3] (confidence: 0.338)

Rincian aturan menunjukkan perkembangan hubungan antaritem dari kombinasi sederhana hingga kompleks. Pada bagian awal, aturan seperti [4] → [0, 2, 1, 3] memiliki nilai *confidence* sekitar 20%, sedangkan aturan selanjutnya seperti [2] → [0, 1, 3] menunjukkan kenaikan kekuatan hubungan. Nilai *confidence* tertinggi ditemukan pada aturan [0] → [3] dan [1] → [3], yaitu lebih dari 30%. Hal ini kembali menguatkan bahwa item 3 (biskuit) merupakan produk yang paling dominan dan paling sering muncul bersama berbagai item lain dalam transaksi.

5. DISKUSI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma FP-Growth mampu mengungkap pola keterkaitan antarbarang dalam transaksi penjualan Toko Polirindo, khususnya melalui dominasi item 3 (biskuit) yang konsisten muncul sebagai *consequent*. Pola ini memperlihatkan bahwa biskuit memiliki frekuensi dasar yang tinggi dan sering dibeli bersamaan dengan berbagai item lain, sebagaimana karakteristik *market basket analysis* yang dibahas dalam [2]. Nilai *confidence* yang berada pada kisaran 0.317–0.355 menunjukkan adanya hubungan yang cukup kuat antaritem dalam satu transaksi. Temuan tersebut menjawab tujuan penelitian untuk memanfaatkan data transaksi arsip menjadi sumber informasi pola pembelian konsumen.

Perbandingan dengan penelitian sebelumnya memperlihatkan bahwa dominasi satu item sebagai pusat asosiasi juga ditemukan pada analisis FP-Growth dalam konteks ritel lain sebagaimana dijelaskan dalam [4] dan [9]. Namun, hasil penelitian ini menunjukkan variasi aturan yang lebih kompleks, di mana item 3 tidak hanya berasosiasi dengan satu item, tetapi dengan beberapa kombinasi item sekaligus. Kondisi ini berbeda dari temuan dalam [8] yang melaporkan pola asosiasi cenderung sederhana pada jumlah item yang lebih terbatas. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa karakteristik data transaksi dan variasi produk memengaruhi kompleksitas aturan asosiasi yang dihasilkan.

Beberapa temuan menarik muncul pada aturan dengan *confidence* menengah, terutama pada kombinasi item awal yang cukup panjang tetapi menghasilkan nilai asosiasi yang tidak terlalu tinggi. Pola ini menunjukkan bahwa semakin banyak item pada *antecedent*, tingkat kemunculan bersama menjadi lebih jarang, sebagaimana juga dibahas dalam [18] terkait distribusi kombinasi item pada data transaksi. Fenomena tersebut menggambarkan bahwa tidak semua kombinasi produk memiliki kekuatan asosiasi yang sama

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

meskipun melibatkan item dominan. Analisis ini menunjukkan bahwa FP-Growth mampu menangkap variasi kekuatan hubungan antaritem secara lebih rinci.

Implikasi praktis dari temuan ini menunjukkan bahwa informasi pola asosiasi dapat dimanfaatkan untuk pengelolaan stok, penataan produk, dan penyusunan strategi promosi berbasis data transaksi aktual. Dari sisi teoretis, penelitian ini memperkuat pemahaman bahwa algoritma *FP-Growth* efektif digunakan untuk menemukan *frequent itemset* tanpa proses pembangkitan kandidat yang kompleks. Visualisasi hubungan antaritem juga memberikan gambaran intuitif mengenai struktur pembelian konsumen dalam lingkungan ritel. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan pada jumlah periode data dan variasi atribut transaksi, sehingga pola yang dihasilkan masih merepresentasikan kondisi penjualan dalam ruang lingkup tertentu.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 *Kesimpulan*

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, penerapan algoritma *FP-Growth* berhasil mengidentifikasi pola hubungan antarbarang yang sering muncul secara bersamaan dalam transaksi penjualan di Toko Polirindo. Hasil analisis menunjukkan bahwa item 3 (biskuit) merupakan produk dengan tingkat keterkaitan paling dominan karena secara konsisten muncul sebagai *consequent* dalam sebagian besar aturan asosiasi. Nilai *confidence* yang berada pada rentang 0.322–0.347 menunjukkan bahwa biskuit memiliki kecenderungan kuat untuk dibeli bersamaan dengan produk lain seperti teh, kopi, susu, dan roti. Temuan ini memberikan gambaran mengenai perilaku belanja konsumen yang dapat diamati melalui pola pembelian berulang. Data transaksi yang sebelumnya hanya berfungsi sebagai arsip kini dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi yang bernilai dalam analisis pola penjualan di lingkungan ritel.

6.2 *Saran*

Berdasarkan hasil penelitian, pemilik Toko Polirindo disarankan untuk melakukan pengelolaan persediaan yang lebih optimal pada produk dengan tingkat asosiasi tinggi, khususnya item 3 (biskuit), agar stok selalu tersedia dan tidak terjadi kekosongan. Penataan barang di dalam toko juga dapat disesuaikan berdasarkan hubungan antarproduk, misalnya dengan menempatkan biskuit berdekatan dengan teh, kopi, atau susu untuk meningkatkan peluang pembelian tambahan. Strategi pemasaran seperti paket *bundling* atau potongan harga untuk kombinasi produk yang sering muncul dalam aturan asosiasi dapat diterapkan untuk meningkatkan penjualan. Penerapan strategi tersebut memungkinkan toko memanfaatkan pola pembelian konsumen sebagai dasar dalam pengambilan keputusan operasional sehari-hari.

Untuk penelitian mendatang, disarankan menggunakan *dataset* yang lebih besar atau lebih bervariasi agar hasil analisis semakin representatif. Penelitian selanjutnya juga dapat menambahkan variabel lain seperti harga, kategori barang, waktu transaksi, atau preferensi konsumen untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam. Penambahan variabel tersebut dapat membantu mengungkap pola hubungan antarproduk yang lebih kompleks. Selain itu, pengembangan sistem analisis berbasis visualisasi atau *dashboard* interaktif dapat mempermudah pemilik usaha dalam memahami dan memanfaatkan hasil pola asosiasi.

DAFTAR PUSTAKA

[1] M. Salman, A. Faridzi, and D. R. Prehanto, “Implementasi Algoritma Apriori pada Transaksi Penjualan dan Pembelian di Toko Bangunan Berbasis Website,” *J. Emerg. Inf. Syst. Bus. Intell.*, vol. 3, no. 4, pp. 12–19, 2022, doi: 10.26740/jeisbi.v3i4.47745.

[2] D. Anggraini and T. Prabowo, “Implementasi Assocoation Rule Melalui Algoritma Apriori pada Analisis Data Transaksi Penjualan,” *ILKOMNIKA*, vol. 5, no. 3, pp. 200–208, 2023, doi: 10.28926/ilkomnika.v5i3.589.

[3] R. Takdirillah, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Penjualan Bisnis Ritel,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.

[4] 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.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[5] I. S. Nindyya, G. Testiana, and I. D. Jaya, "Implementasi Algoritma Apriori dan ECLAT (Equivalence Class Transformation) Pada Data Transaksi Penjualan," *J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 525–533, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i2.5444.

[6] F. Fatihatul, A. Setiawan, and R. Rosadi, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Market Basket Analysis," 2011. [Online]. Available: https://www.academia.edu/4758451/asosiasi

[7] Denny, Sutiyono, and L. Zaelani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mengetahui Pola Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas Bale Bandung," *J-SIKA J. Sist. Inf. Karya Anak Bangsa*, vol. 2, no. 2, pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: https://ejournal.unibba.ac.id/index.php/j-sika/article/view/376

[8] S. Valencia and W. T. Atmojo, "Analisis Pola Pembelian pada Data Penjualan CanNgopi menggunakan Algoritma FP-Growth," *J. Komtika (Komputasi dan Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 214–224, 2024, doi: 10.31603/komtika.v8i2.12672.

[9] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan untuk Penentuan Tataletak Barang," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, doi: 10.24014/rmsi.v7i2.13253.

[10] R. Rusnandi, S. Suparni, and A. B. Pohan, "Penerapan Data Mining untuk Analisi Market Basket dengan Algoritma FP-Growth pada PD Pasar Tohaga," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform. JANAPATI*, vol. 9, no. 1, pp. 119–133, 2020, doi: 10.23887/janapati.v9i1.19349.

[11] A. Zainudin and E. Siswanto, "Leveraging Machine Learning for Personalized Recommendations in Mobile Tourism: A Study on Collaborative and Content-Based Filtering," *J. Technol. Informatics Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 235–248, Aug. 2024, doi: 10.51903/jtie.v3i2.190.

[12] A. Wardi and E. Siswanto, "Enhancing MSME Performance through the Balanced Scorecard: A Study in Central Java," *J. Manag. Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 53–70, Dec. 2024, doi: 10.51903/jmi.v3i1.41.

[13] N. Rahmeisi, E. Umar Gani, and A. Arfriandi, "Tinjauan Literatur: Pendekatan Machine Learning Dalam Deteksi Serangan Web," *J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 3, pp. 772–791, Nov. 2025, doi: 10.51903/3w0vwc80.

[14] F. Antho, D. Renaldi, Edy, and Yakub, "Penerapan Association Rule Data Mining Untuk Rekomendasi Produk Kosmetik Pada PT. Fabiando Sejahtera Menggunakan Algoritma Apriori," *ALGOR*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, 2020, doi: 10.31253/algor.v2i1.437.

[15] F. Angelia, S. Santoso, and K. Suhada, "Perbaikan Tata Letak Gudang dengan Association Rule Mining dan Dedicated Storage Policy di PT Andika-Indramayu," *J. Integr. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 161–179, 2020, doi: 10.28932/jis.v3i2.2902.

[16] N. Ritha, E. Suswaini, W. Pebriadi, M. Raja, and A. Haji, "Penerapan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Poliklinik Penyakit Dalam (Studi Kasus: Rumah Sakit Umum Daerah Bintan)," *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 222–230, 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.329.

[17] H. Gustapo and A. D. Putri, "Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Association Rules pada AHASS," *Comput. Sci. Ind. Eng.*, vol. 13, no. 4, pp. 30–39, 2025, doi: 10.33884/comasiejournal.v13i4.10567.

[18] R. Suganda and A. Solichin, "Analisis Transaksi Penjualan Produk Minuman Kopi Menggunakan Metode Association Rule dengan Algoritma Apriori Analysis of Sales Transactions for Coffee Beverage Products Using the Association Rule Method with the Apriori Algorithm," *KRESNA J. Ris. dan Pengabdi. Masy.*, vol. 4, no. 1, pp. 23–32, 2024, doi: 10.36080/kresna.v4i1.132.

[19] D. Haryanto, Y. Oslan, and D. Dwiyana, "Implementasi Analisis Keranjang Belanja Dengan Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Motor," *J. Buana Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 81–94, 2011, doi: 10.24002/jbi.v2i2.311.

[20] C. A. Sugianto and D. Sukmawati, "Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Mengetahui Pola pada

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Data Transaksi Percetakan (Studi Kasus Java Printing Batujajar)," *J. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 20–26, 2023, doi: 10.47292/joint.

[21] M. R. A. Utama, R. Umar, and A. Yudhana, "Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan pada Toko KGS Rizky Motor," *Dinamik*, vol. 25, no. 1, pp. 20–28, 2020, doi: 10.35315/dinamik.v25i1.7870.

[22] F. Amsury and I. Kurniawati, "Implementasi Association Rules Menentukan Pola Pilihan Menu Di The Gade Coffee & Gold Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Inform. Komput. dan Apl.*, vol. 9, no. 1, pp. 279–286, 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i1.5357.

[23] L. I. Prahartiwi, "Implementasi Algoritma FP-Growth untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen pada Analisi Keranjang Pasar," *IJIS - Indones. J. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 71–78, 2022, doi: 10.36549/ijis.v7i1.208.

[24] D. Nurhidayanti and I. Kurniawati, "Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menemukan Association Rules Pada Persediaan Sparepart Motor," *nnovation Res. Informatics*, vol. 4, no. 2, pp. 62–67, 2022, doi: 10.37058/innovatics.v4i2.5300.

[25] R. Yoviyardi, A. L. Hananto, N. Nurapriani, and H. Huda, "Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asossiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: TB. Menara)," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2020, doi: 10.33365/jtsi.v1i2.368.

[26] D. M. Sigalingging, I. M. Sarkis, and A. P. Silalahi, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Analisis Pola Pembelian Skincare Dengan Pendekatan Association Rule di Toko Underprice Medan," *Methosisfo J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 154–163, 2025, [Online]. Available: https://www.academia.edu/143152472/penerapan

[27] A. E. Saputra, A. Wahyudi, S. A. Fauziah, and M. Badrul, "Analisis Pola Penjualan Alat Kesehatan Dengan Algoritma Apriori Pada PT. Dian Fajar Cahaya Gemilang," *Comput. Based Inf. Syst. J.*, vol. 13, no. 2, pp. 11–20, 2025, [Online]. Available: https://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/cbis/article/view/10693

[28] Nurahman, A. Maulana, A. Suprianur, and F. U. Faruq, "Algoritma FP-Growth untuk Rekomendasi Menu Minuman di Jingga Coffee," *J. Glob. Ilm.*, vol. 7, no. 9, pp. 1–10, 2023, [Online]. Available: https://pdfs.semanticscholar.org/11b6/551fbe88cebbcdd4f41fbab2bf6689a2637c.pdf