

Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Optimasi Pengelolaan Stok di Toko Mainan Intan Toys

Triana Surya Pratiwi¹, Widi Widayat²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Komunikasi dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Surakarta, Indonesia

Email: ¹1200210172@student.ums.ac.id, ²widi.widayat@ums.ac.id

Abstrak

Ketidakstabilan stok produk yang sering terjadi pada Toko Mainan Intan Toys, khususnya pada mainan dengan tingkat permintaan tinggi menjadi permasalahan utama yang mengganggu kelancaran operasional dan kepuasan pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan pengelolaan stok melalui penerapan algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) dalam menganalisis pola pembelian konsumen. Metode FP-Growth diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan parameter *minimum support* dan *confidence* untuk mengidentifikasi asosiasi antar produk yang sering dibeli bersamaan. Hasil analisis menunjukkan bahwa kombinasi produk TB (Tembak-tembakan) dan MBB (Mainan Bola Besar) memiliki *support* sebesar 0,5 dan *confidence* sebesar 0,62 berdasarkan data transaksi tahun 2023–2024. Temuan ini dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi penataan stok yang lebih akurat, meningkatkan efisiensi pemasaran, serta memperbaiki tata letak produk di area penjualan. Secara praktis, penelitian ini memberikan solusi berbasis data dalam manajemen stok mainan, dan secara ilmiah berkontribusi pada pengembangan penerapan algoritma FP-Growth dalam konteks analisis asosiasi pada sektor ritel.

Kata kunci: Data Mining, FP-Growth, Pengelolaan Stok, Toko Mainan.

Application Of Fp Growth Algorithm For Optimization Of Stock Management In Intan Toys Toy Store

Abstract

The instability of product stock that often occurs at Intan Toys Toy Store, especially for toys with high demand levels, is a major problem that disrupts smooth operations and customer satisfaction. This study aims to optimize stock management by applying the *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) algorithm in analyzing consumer purchasing patterns. The FP-Growth method is implemented using the Python programming language, with *minimum support* and *confidence* parameters to identify associations between products that are often purchased together. The results of the analysis show that the combination of TB (Shooting) and MBB (Big Ball Toys) products has a support of 0.5 and a confidence of 0.62 based on transaction data from 2023–2024. These findings can be used to develop more accurate stock management strategies, increase marketing efficiency, and improve product layout in the sales area. Practically, this study provides a data-based solution in toy stock management, and scientifically contributes to the development of the application of the FP-Growth algorithm in the context of association analysis in the retail sector.

Keywords: Data Mining, FP-Growth, Stock Management, Toy Store.

1. PENDAHULUAN

Pengelolaan stok yang efisien merupakan salah satu elemen krusial dalam operasional toko ritel terutama pada bisnis yang menyediakan berbagai jenis produk seperti Toko Mainan Intan Toys. Ketidakseimbangan stok, baik berupa kelebihan maupun kekurangan persediaan, dapat berdampak langsung pada kepuasan pelanggan dan pendapatan perusahaan. Kondisi ini mendorong para pelaku bisnis untuk memperkuat strategi serta memperdalam pengetahuan bisnis agar mampu merespons kebutuhan dan permintaan konsumen secara tepat [1]. Permintaan konsumen yang dinamis, dikombinasikan dengan keterbatasan prediksi manual, seringkali menyebabkan produk populer menjadi cepat habis atau produk dengan perputaran lambat menumpuk di gudang. Toko Mainan Intan Toys menghadapi permasalahan serupa, terutama pada kategori produk mainan yang memiliki tingkat permintaan

tinggi, seperti mainan edukatif, boneka, dan action figure. Oleh karena itu, diperlukan solusi berbasis data untuk memberikan rekomendasi yang lebih baik dalam mengelola stok barang [2].

Seiring dengan kemajuan teknologi informasi, pelaku usaha dapat memanfaatkan data transaksi untuk mendeteksi pola pembelian pelanggan. Proses ini dikenal sebagai *data mining*, yang bertujuan menggali informasi tersembunyi dari kumpulan data besar dan kompleks [3]. Salah satu metode data mining yang efektif dalam mengidentifikasi hubungan antar item adalah *association rule mining* dengan menggunakan algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth memiliki keunggulan dalam hal efisiensi pemrosesan data dan sangat cocok diterapkan pada data transaksi skala besar. Penelitian ini disusun dengan mempertimbangkan temuan-temuan dari riset sebelumnya yang memberikan gambaran mengenai metode dan algoritma yang digunakan dalam analisis pengelolaan stok. Berikut ini disajikan tabel perbandingan dari beberapa referensi terkait. Tabel ini menunjukkan perbandingan metode, algoritma dan cakupan data yang telah digunakan oleh peneliti lain dalam konteks penjualan, pengelolaan stok, dan topik-topik relevan lainnya.

Tabel 1. Data Jurnal Pemandang

No	Ref	Year	Algoritma	Data Scope	Keterangan
1.		2024	Algoritma FP Growth	Toko Dapur Bunda	Analisis pola penjualan kue di toko Dapur Bunda untuk mengidentifikasi kue yang sering di beli konsumen mempergunakan algoritma FP-Growth. Hasil uji memperlihatkan bahwasanya penelitian ini mampu mengungkap pola penjualan kue menurut nilai minimum <i>support</i> dan <i>confidence</i> yang diperoleh dari data transaksi penjualan tahun 2023. Melalui penetapan minimum support sebesar 20% dan minimum confidence 60%, terbentuk delapan pola aturan asosiasi yang dapat direkomendasikan kepada toko Dapur Bunda sebagai acuan untuk penyediaan kue [4].
2.		2024	Algoritma FP Growth	PT. Asia Sinar Inti Abadi	Perbaikan manajemen tata letak barang elektrikal di PT. Asia Sinar Inti Abadi dilakukan dengan menerapkan algoritma FP Growth yang memungkinkan identifikasi <i>itemset</i> sehingga produk yang paling sering dibeli konsumen dapat diletakkan di lokasi yang mudah diakses dan terlihat. Setelah menghitung nilai <i>support</i> dan <i>confidence</i> dari berbagai kombinasi dalam data <i>warehouse</i> , ditemukan bahwa kombinasi {MCB, 2A, 1P, Schneider} memiliki nilai <i>support</i> tertinggi yaitu 0,12 (3/25) dan <i>confidence</i> sebesar 0,157 (3/19) [5].
3.		2024	Algoritma K-Means	Perpustakaan Daerah Kabupaten Bombana	Meningkatkan efisiensi manajemen persediaan perpustakaan dengan mengadopsi algoritma K-Means dan pendekatan RFM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi pengelompokan barang meningkat hingga mencapai 70% [6].
4.		2024	Algoritma FP Growth	Mr. A	Penggunaan Metode FP-Growth dengan menggunakan RapidMiner pada data transaksi penjualan barang milik Tuan A bertujuan untuk mengatur tata letak produk guna mengoptimalkan penjualan. Dari penelitian tersebut, diperoleh enam aturan asosiasi dengan nilai minimum <i>confidence</i> 0.8 dan <i>lift</i> lebih dari satu [7].
5.		2023	Algoritma Apriori	Toko Swapen Jaya Manokwari	Menganalisis data transaksi penjualan di toko Swapen Jaya dengan Algoritma Apriori guna mempermudah pengambilan keputusan terkait stok dan jenis barang. Dari hasil analisis, produk sembako dan minuman mempunyai nilai <i>support</i> sebesar 5% dan <i>confidence</i> sebesar 36%. Sedangkan untuk produk minuman dan makanan, didapatkan

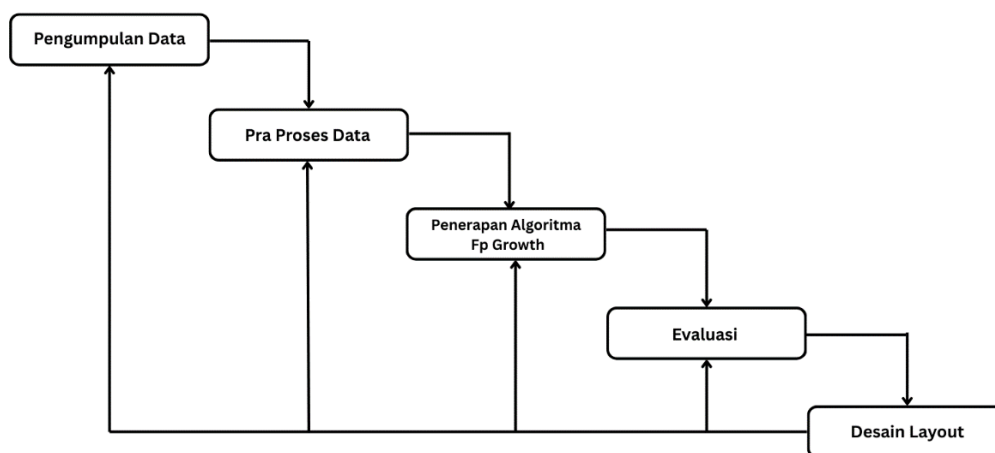
6.	2023	Algoritma Apriori	Klinik Pratama Keluarga Kesehatan	nilai <i>support</i> sebesar 11% dan <i>confidence</i> sebesar 22% [8]. Analisis pembelian obat di klinik dilaksanakan melalui penggunaan metode data mining dari algoritma Apriori. Penelitian ini menemukan bahwa terdapat dua jenis obat yang paling sering dibeli oleh pasien, yaitu Mecobalamin dengan <i>confidence</i> 57.1% dan Omeprazole 20mg dengan <i>confidence</i> 66% [9].
----	------	-------------------	-----------------------------------	--

Berdasarkan tabel perbandingan dari berbagai penelitian sebelumnya, algoritma FP-Growth dan Apriori sering digunakan dalam pengelolaan stok dan analisis penjualan. FP-Growth unggul dalam memproses data besar dan mengetahui pola produk yang sering dibeli bersamaan, sementara Apriori efektif untuk menemukan hubungan asosiatif antar produk. Pemilihan algoritma FP-Growth dikarenakan memiliki keunggulan dalam efisiensi pemrosesan data transaksi yang besar, terutama dalam menentukan *frequent itemset*, yaitu pola pembelian produk yang berulang atau yang sering muncul secara bersamaan dalam suatu dataset [10]. Dibandingkan dengan metode Apriori, FP-Growth mempergunakan struktur FP-Tree yang lebih efisien dalam memproses data, sehingga dapat mempercepat pencarian pola pembelian. Informasi yang diperoleh dapat dimanfaatkan untuk keperluan pemasaran, salah satunya dalam penyusunan tata letak barang.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) dalam menganalisis data transaksi penjualan pada Toko Mainan Intan Toys. Tujuannya adalah untuk menemukan pola pembelian produk yang sering muncul bersamaan, dengan menetapkan parameter *minimum support* dan *confidence*. Hasil dari analisis ini akan digunakan untuk memberikan rekomendasi strategis dalam pengelolaan stok, penyusunan layout toko, serta peningkatan efektivitas pemasaran [11]. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis dalam operasional toko serta kontribusi ilmiah dalam bidang data mining dan analisis asosiasi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk dalam jenis penelitian data mining yang bersifat terapan (*applied research*), dengan pendekatan eksploratif menggunakan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth). Pendekatan ini digunakan untuk menemukan pola pembelian konsumen berdasarkan data transaksi penjualan, dengan tujuan memberikan rekomendasi pengelolaan stok yang lebih efisien. Algoritma FP-Growth dipilih karena kemampuannya dalam memproses data besar secara cepat tanpa perlu membangkitkan kandidat itemset secara eksplisit seperti pada metode Apriori. Proses penelitian ini meliputi beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, pra-proses data, implementasi algoritma FP-Growth, evaluasi hasil, dan perancangan desain tata letak berdasarkan pola yang ditemukan.



Gambar 1. Metode Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang dipergunakan diperoleh dari transaksi penjualan Toko Mainan Intan Toys dalam kurun waktu 5 bulan pada tahun 2023 - 2024. Pengumpulan data dilaksanakan menggunakan empat teknik, yaitu pengambilan data dari *database* transaksi, observasi langsung, wawancara dengan pihak toko, dan studi literatur untuk menambah wawasan terkait penelitian ini.

2.2. Pra Proses Data

Pra proses data ialah pengolahan data dengan mempersiapkan data yang berhubungan dan dapat dipergunakan selama berlangsungnya perhitungan [12]. Proses pra-pengolahan data terdiri dari empat tahap: ekstraksi data, seleksi data, pembersihan data (*data cleaning*), dan transformasi data. Ekstraksi data dilaksanakan agar data mentah dapat diubah kedalam format yang siap dianalisis. Selanjutnya, data diseleksi untuk memilih atribut yang relevan dengan pencarian *frequent itemset*. Proses *cleaning* bertujuan untuk menghapus data yang tidak diperlukan, dan tahap terakhir adalah transformasi data, di mana data yang berbentuk angka diubah menjadi format binomial agar siap diproses lebih lanjut.

2.3. Implementasi Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth dipergunakan untuk proses identifikasi item-item yang ada dalam suatu dataset yang akan menghasilkan FP-Tree dan aturan asosiasi (*association rules*). FP-tree ialah cara menyimpan data yang dibuat lebih ringkas. FP-tree dibuat dengan memasukkan setiap data transaksi ke jalur khusus dalam pohon FP-tree [13]. Metode ini termasuk dalam teknik penambangan data yang bertujuan menemukan aturan asosiasi berdasarkan korelasi antar kombinasi item yang akan dieksekusi dengan menggunakan bahasa pemrograman Python. Metode FP-Growth terdiri atas 3 tahapan utama, yakni:

a. Pembentukan *Conditional Pattern Base*

Pada tahap ini dilakukan pembangkitan *Conditional Pattern Base*, yaitu sub-database yang terdiri atas kombinasi lintasan prefix dan suffix dari pola-pola yang muncul, yang disusun berdasarkan struktur FP-Tree yang telah dibentuk sebelumnya [14].

b. Pembangunan *Conditional Pattern Tree*

Nilai *support count* dari setiap item dalam *conditional pattern base* akan dijumlahkan, dan item yang memiliki nilai *support count* sama dengan atau melebihi *minimum* yang akan digunakan untuk membentuk *Conditional FP-Tree*, sedangkan item yang tidak memenuhi ambang tersebut akan diabaikan. *Support count* adalah ambang batas yang telah ditentukan sebelumnya untuk menilai relevansi item [15].

c. Penentuan *Frequent Itemset*

Jika struktur *Conditional FP-Tree* berbentuk lintasan tunggal, maka *frequent itemset* ditentukan melalui kombinasi dari setiap item di dalamnya. Namun, apabila struktur tersebut tidak berbentuk lintasan tunggal, maka proses pencarian dilakukan kembali secara rekursif menggunakan algoritma FP-Growth.

Association rule merupakan salah satu teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan atau keterkaitan antar kombinasi item dalam suatu datase [16]. Teknik ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola-pola tersembunyi yang menunjukkan bagaimana keberadaan suatu item dalam satu transaksi dapat memengaruhi kemunculan item lain. Dalam *Association Rule*, terdapat dua langkah utama dalam menganalisis hubungan asosiasi, yaitu:

- Analisis terhadap pola dengan frekuensi tinggi, yaitu proses pencarian perpaduan item sesuai ambang batas minimum *support* (*min_supp*) yang sudah ditetapkan dari data dalam *database*. Nilai *support* untuk suatu item dihitung menggunakan persamaan (1);

$$\text{Support } A = \frac{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung } A}{\text{Total Jumlah Transaksi}} \quad (1)$$

Support digunakan untuk mengukur frekuensi adanya *itemset* dalam dataset. Suatu *itemset* dikategorikan sebagai *frequent* apabila nilai *support*-nya sama dengan atau melebihi batas minimum *support* yang telah ditetapkan.

- Pembentukan aturan asosiasi, dari seluruh data pola frekuensi tingkat tinggi yang diperoleh, dalam tahap ini mencari aturan asosiatif yang memenuhi nilai minimum *confidence* melalui perhitungan aturan asosiatif $A \cap B$. Nilai *confidence* ini didapatkan melalui rumus persamaan (2);

$$Confidence (A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cup B)}{Support(A)} \quad (2)$$

Confidence dipergunakan untuk mengetahui seberapa sering item Y muncul dalam transaksi yang sudah mengandung item X.

2.4 Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan menilai relevansi aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan:

- **Nilai support:** Menunjukkan seberapa sering kombinasi item muncul dalam transaksi.
- **Nilai confidence:** Menunjukkan seberapa besar kemungkinan item B dibeli setelah item A.

Hasil evaluasi digunakan untuk menentukan pola pembelian yang paling signifikan dan berpotensi untuk diterapkan dalam pengelolaan stok dan penyusunan tata letak produk.

2.5 Desain Usulan Tata Letak

Tata letak merujuk pada desain penempatan bagian, pusat kerja, dan peralatan yang berdampak pada efisiensi operasional dalam jangka panjang. Aspek ini mempunyai peran strategis yang penting, karena dapat membantu menentukan prioritas kompetitif perusahaan terkait kapasitas, proses, fleksibilitas serta biaya. Strategi tata letak ditujukan agar menciptakan pengaturan yang ekonomis dan mampu memenuhi tuntutan persaingan perusahaan [17]. Desain tata letak toko diusulkan berdasarkan pola asosiasi yang ditemukan dari analisis pembelian. Produk yang kerap dibeli dalam satu transaksi akan diletakkan berdekatan untuk meningkatkan peluang pembelian. Proses implementasi desain tata letak ini melibatkan pembuatan brosur atau panduan visual yang menunjukkan skema tata letak dan alasan strategis di balik penempatan produk. Brosur tersebut kemudian akan disosialisasikan kepada pengelola toko melalui diskusi untuk memastikan pemahaman terkait perubahan yang diusulkan berdasarkan pola pembelian yang telah dianalisis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil

3.1.1. Pengumpulan Data

Data penelitian dikumpulkan dari Toko Mainan Intan Toys selama 5 bulan melalui beberapa metode, yaitu:

- Pengambilan Data Transaksi: Transaksi penjualan yang tercatat dalam buku manual.
- Observasi : Pengamatan langsung pada aktivitas penjualan dan pengelolaan stok di toko, guna memahami pola perilaku pembelian pelanggan melalui penglihatan serta dibantu oleh indera lainnya [18].
- Wawancara: Dilakukan dengan tanya jawab kepada pengelola toko untuk mengetahui informasi mengenai data-data yang akan dibutuhkan untuk mencapai tujuan perancangan sistem dan wawasan tentang kendala dalam pengelolaan stok [19].
- Studi Literatur: Pengumpulan referensi dari penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan algoritma FP-Growth, pengelolaan stok, dan pola penjualan.

3.1.2. Pra Proses Data

- Proses Ekstraksi : Proses perubahan data mentah (*raw data*) dari buku manual diubah menjadi format digital menggunakan Excel untuk pengolahan lebih lanjut.

Tabel 2. Hasil Pra Proses Data

ID Transaksi	Tanggal	Nama Produk	Jumlah
110001	2023-09-01	Stiker	1
110001	2023-09-01	Mainan Bola Besar	1
110001	2023-09-01	Teropong	1
110002	2023-09-01	Gigitan Bayi	1
110002	2023-09-01	Mainan Set	1

110003	2023-09-01	Tayo Set	1
110004	2023-09-01	Laptop	1
110005	2023-09-01	Baterai Laser	1
110005	2023-09-01	Gasing	1
110006	2023-09-01	Kaktus	1
110007	2023-09-02	Ubur-ubur	1
110008	2023-09-02	Mainan Bego	1
110009	2023-09-02	Barbie	4
110009	2023-09-02	Squishi	1
110010	2023-09-02	Truck	1
110010	2023-09-02	Skeatboard Kecil	1
110011	2023-09-02	Kereta Api	1
110011	2023-09-02	Pemadam	1
110012	2023-09-02	Kapal	2
110012	2023-09-02	Mainan Mika	1
110013	2023-09-02	Drumband	1
110014	2023-09-02	Mainan Drag	1
110015	2023-09-03	Baterai Cas	1
110015	2023-09-03	Mainan Remot	1
110016	2023-09-03	Masak-masakan	1
...	...	...	...
...	...	...	...
111010	2024-01-31	Ice Cream	1
111011	2024-01-31	Mainan Polisi blo	1

- Seleksi Data : Proses awal untuk menyusun dataset dengan menyeleksi dan menggabungkan data relevan dari sistem informasi internal. Dalam penelitian ini, data diklasifikasikan berdasarkan jenis mainan, tema, dan fungsi untuk mendukung proses analisis [20].

Tabel 3. Hasil Seleksi Data

ID Transaksi	Tanggal	ID Produk	Nama Produk	Kategori	Harga	Jumlah
110001	2023-09-01	0025	Stiker	Kreativitas	15.000	1
110001	2023-09-01	0015	Mainan Bola Besar	Bola	18.000	1
110001	2023-09-01	0173	Teropong	Simulasi	16.000	1
110002	2023-09-01	0110	Gigitan Bayi	Mainan bayi	15.000	1
110002	2023-09-01	0001	Mainan Set	Bundle Mainan	32.000	1
110003	2023-09-01	0058	Tayo Set	Transportasi	20.000	1
110004	2023-09-01	0061	Laptop	Simulasi	67.000	1
110005	2023-09-01	0092	Baterai Laser	Alat	6.000	1
110005	2023-09-01	0100	Gasing	Tradisional	22.000	1
110006	2023-09-01	0094	Kaktus	Kreativitas	75.000	1
110007	2023-09-02	0044	Ubur-ubur	Hewan	10.000	1
110008	2023-09-02	0226	Mainan Bego	Transportasi	38.000	1

110009	2023-09-02	0027	Barbie	Barbie	23.000	4
110009	2023-09-02	0036	Squishi	Mainan bayi	14.000	1
110010	2023-09-02	0014	Truck	Transportasi	50.000	1
110010	2023-09-02	0229	Skeatboard Kecil	Transportasi	110.000	1
110011	2023-09-02	0041	Kereta Api	Transportasi	26.000	1
110011	2023-09-02	0002	Pemadam	Peran	95.000	1
110012	2023-09-02	0026	Kapal	Transportasi	44.000	2
110012	2023-09-02	0169	Mainan Mika	Bundle Mainan	31.000	1
110013	2023-09-02	0228	Drumband	Musik	50.000	1
110014	2023-09-02	0227	Mainan Drag	Transportasi	90.000	1
110015	2023-09-03	0086	Baterai Cas	Alat	30.000	1
110015	2023-09-03	0056	Mainan Remot	Remot	130.000	1
110016	2023-09-03	0004	Masak-masakan	Simulasi	25.000	1
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
111010	2024-01-31	0082	Ice Cream	Simulasi	20.000	1
111011	2024-01-31	0218	Mainan Polisi blo	Peran	43.500	1

- *Data Cleaning* : Proses pembersihan data untuk menghilangkan kesalahan yang mungkin ada di dalam dataset dengan menghapus data duplikat untuk memastikan kualitas data yang bersih dan akurat sebelum dianalisis.

Tabel 4. Contoh Kategori Transaksi Penjualan

ID Transaksi	Daftar Produk
110001	Stiker, Mainan Bola Besar, Teropong
110002	Gigitan Bayi, Mainan Set
110003	Tayo Set
110004	Laptop
110005	Baterai Laser, Gasing
110006	Kaktus
110007	Ubur-ubur
110008	Mainan Bego
110009	Barbie, Squishi
110010	Truck, Skeatboard Kecil
...	...
...	...
111010	Ice Cream
111011	Mainan Polisi blo

- *Transformasi Data* : Data transaksi diubah menjadi format biner (Y/N) agar dapat diolah oleh algoritma FP-Growth dengan mengonversi data numerik menjadi binomial.

Tabel 5. Transformasi Data

ID Transaksi	Alat	Barbie	Bola	Bundle Mainan	Edukasi	Gelembung	Hewan	Kado	Kreativitas	Lego	Mainan Bayi	Musik	Olahraga	Peran
11001	N	N	Y	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	N
11002	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N
11003	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11004	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11005	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11006	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	N
11007	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N
11008	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11009	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N
11010	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11011	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y
11012	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11013	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N
11014	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11015	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11016	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11017	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11018	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
11019	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	N	N	N
11020	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y
11021	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N

3.1.3. Implementasi Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth dipergunakan dalam mengidentifikasi item-item yang muncul bersama dalam suatu dataset. Metode ini termasuk dalam teknik data mining dengan tujuan memperoleh pola asosiasi dari gabungan item berdasarkan hubungan korelasi. Dalam penelitian ini, algoritma yang diterapkan adalah FP-Growth, yang menjadi penyempurnaan dari algoritma Apriori.

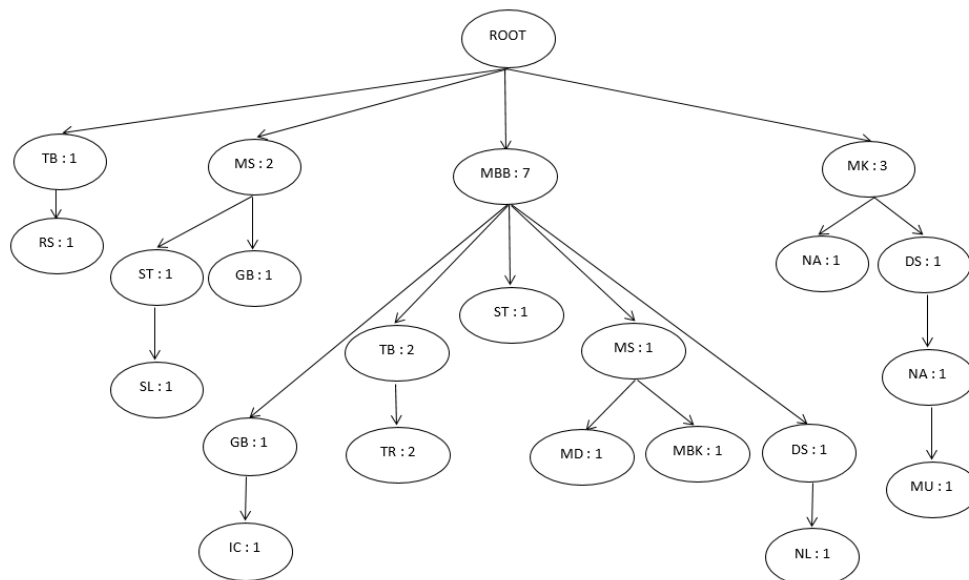
Setelah frekuensi setiap item dihitung, langkah selanjutnya adalah memfilter data dengan *support* yang melebihi nilai minimum *support* yang sudah ditetapkan, yakni 0,05. Item yang frekuensinya tidak mencapai *support count* akan dihapus dan tidak akan digunakan. Tabel di bawah ini menunjukkan hasil perhitungan dataset yang hanya mencakup item-item yang memenuhi kriteria serta disusun sesuai frekuensi tertinggi.

Tabel 6. Implementasi Algoritma FP-Growth

ID Produk	Nama Produk	Jumlah Transaksi	Support
0001	Mainan Set	66	6.53
0002	Truck	62	6.13
0003	Mainan Remot	58	5.74
0004	Masak-masakan	57	5.64
0005	Barbie	57	5.64
0006	Mainan Bola Besar	55	5.44
0007	Mainan Kantong	50	4.95
0008	Slime	48	4.75
0009	Robot Huruf	29	2.87
0010	Truck Tangki	29	2.87
0011	Baterai Cas	28	2.77
0012	Stiker	28	2.77
0013	Mainan Bego	27	2.67
0014	Mainan Bola Kecil	27	2.67
0015	Tembak-tembakan	25	2.47
0016	Robot Set	22	2.18
0017	Mainan Dokter	21	2.08

0018	Ncit Lampu	21	2.08
0019	Pasir	21	2.08
0020	Lego	20	1.98
0021	Make up	20	1.98
0022	Gigitan Bayi	19	1.88
0023	Kereta Set blo	18	1.78
0024	Yoyo	17	1.68
0025	Donat Susun	16	1.58
0026	Bis	15	1.48
0027	Lego Robot	15	1.48
0028	Raket Plastik	15	1.48
...	...	...	...
...	...	...	...
0277	Mainan K Set	0	0.00
0278	Mainan K Set	0	0.00

Berdasarkan Tabel di atas, terdapat 215 item yang memenuhi kriteria. Setelah memperoleh item dengan nilai *support count* yang melebihi batas *minimum support* yang telah ditetapkan, data transaksi awal dapat disaring dengan menghapus item-item yang tidak memenuhi syarat *minimum support*.



Gambar 2. Hasil Pembentukan FP-Growth

Dari FP-Tree yang sudah dibentuk, Algoritma FP-Growth akan melaksanakan tiga tahapan berikut:

3.1.3.1. Conditional Patern Base

Proses pembuatan *conditional pattern base* dilaksanakan dengan memindai FP-Tree, mengikuti jalur dari bawah ke atas. Seperti item 0056, *path* yang terbentuk adalah kombinasi dari item-item yang muncul sebelumnya, yaitu 0014, 0068, dan 0086 dengan nilai support masing-masing yang tercatat sebagai *conditional pattern base*.

Tabel 7. *Conditional Patern Base*

Item	<i>Conditional Pattern Base</i>	Frekuensi
ST	[ST], [MBB, ST], [MS, ST]	3
GB	[GB], [MBB, GB], [MS, GBB]	3
DS	[DS], [MBB, DS], [MK, DS]	3
NA	[NA], [MK, DS, NA], [MBB, DS]	3
TB	[TB], [MBB, TB]	2
MS	[MS], [MBB, MS]	2
IC	[IC], [GB, MBB, IC]	2
TR	[TR], [MBB, TB, TR]	2
MD	[MD], [MBB, MS, MD]	2
MBK	[MBK], [MBB, MS, MBK]	2
NL	[NL], [MBB, DS, NL]	2
SL	[SL], [MS, ST, SL]	2
RS	[RS], [TB, RS]	2
MU	[MU], [MK, DS, NA, MU]	2
MBB	[MBB]	1
MK	[MK]	1

Proses ini dilaksanakan melalui penelusuran setiap node di FP-Tree yang berhubungan langsung dengan item 0056, sehingga menghasilkan pola seperti {0056, 0014} dan {0056, 0086}. Dengan cara yang sama, untuk item 0027, *path* yang ditemukan membentuk kombinasi {0027, 0024} dan {0027, 0073} berdasarkan *node* pendahulu yang memiliki hubungan dalam FP-Tree. *Conditional pattern base* ini kemudian dipergunakan agar menghasilkan *conditional* FP-Tree yang lebih spesifik melalui penghapusan item yang tidak sesuai kriteria, sehingga menghasilkan *frequent itemset* yang lebih akurat.

3.1.3.2. *Conditional* FP-Tree

Pada tahap ini, *support count* dari setiap item akan diakumulasi. Setiap item dengan *support count* melebihi atau setara dengan minimum *support* akan dibangkitkan menjadi *conditional* FP-Tree. Proses dimulai dengan memilih item yang akan dianalisis, kemudian menelusuri *path* dari bawah ke atas untuk membentuk *conditional pattern base*. Dari hasil tersebut, langkah pertama adalah menghilangkan item dengan *support count* rendah atau tidak memenuhi *minimum support*. Misalnya, jika suatu item hanya muncul sekali dalam kombinasi *path*, maka item tersebut dapat dihapus karena tidak signifikan.

Sebagai contoh, dalam hasil yang diberikan, item 0056 memiliki *conditional pattern base* {0014, 0068, 0086} dengan *support* masing-masing. Jika suatu item pada *pattern base* memiliki *support* di bawah minimum *support*, maka item tersebut dihapus dari *conditional* FP-Tree. Proses serupa dilakukan untuk item 0014, 0027, 0001, dan 0046, di mana setiap langkah akan menghasilkan *conditional* FP-Tree yang disederhanakan berdasarkan *support count* yang dihitung ulang. Langkah ini dilakukan secara rekursif untuk setiap item hingga semua *frequent itemset* ditemukan. Dengan demikian, *conditional* FP-Tree yang terbentuk akan hanya mencakup item dan kombinasi item yang memenuhi minimum *support*, seperti yang ditampilkan pada hasil tabel sebelumnya.

3.1.4. Evaluasi Hasil

3.1.4.1. *Frequent Itemset*

Setelah dilakukan identifikasi terhadap *frequent itemset* pada bagian akhir (suffix), proses pencarian *Association Rules* dilaksanakan melalui penentuan *frequent itemset* dan penyusunan aturan (*rules*). Tingkat kepentingan dari suatu *Association Rule* ditentukan oleh dua parameter utama, yakni *support* (tingkat dukungan) dengan nilai minimum 0,06 dan *confidence* (tingkat keyakinan) dengan nilai minimal 0,05. *Support* sendiri merupakan ukuran yang memperlihatkan dominasi suatu *itemset* dalam keseluruhan transaksi. Setelah memperoleh *frequent itemset*, tahap berikutnya adalah membentuk aturan dengan menghitung nilai *confidence* untuk setiap kombinasi aturan yang mungkin. Dari 10 *itemset* yang diperoleh, tidak semuanya dihitung, karena bentuk aturan

yang digunakan yakni "jika A maka B", sehingga hanya *itemset* yang terdiri dari minimal dua item yang dipertimbangkan. Selanjutnya menghitung nilai *support* untuk setiap *Association Rule* yang terbentuk.

Tabel 8. *Frequent Itemset* Nilai *Support*

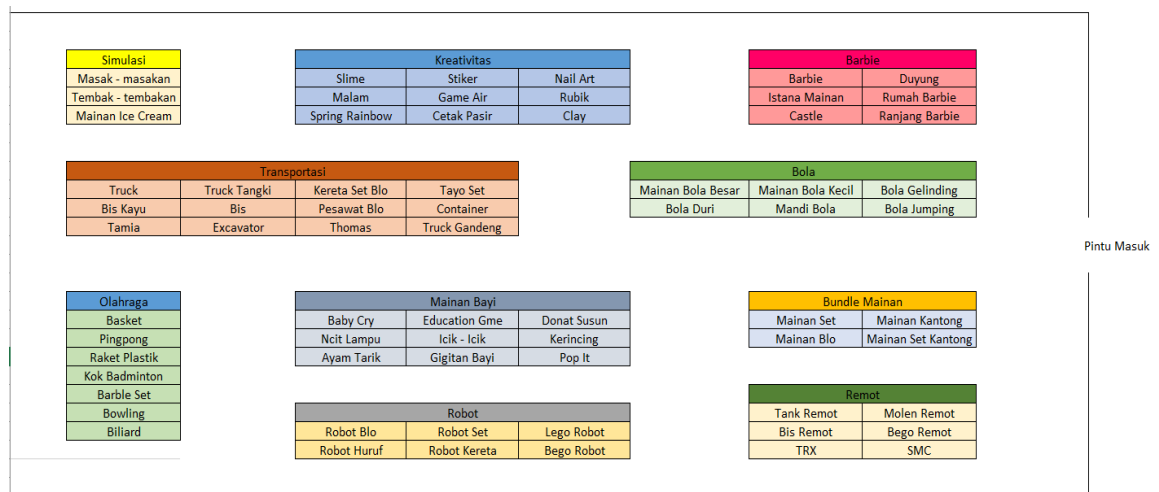
No	Item A	Item B	Jumlah Transaksi	Support
1	MBB	MBB	1/32	0.31
2	ST	MBB	3/32	0.93
3	ST	MS	3/32	0.93
4	ST	ST	3/32	0.93
5	TB	MBB	2/32	0.62
6	TB	TB	2/32	0.62
7	MS	MBB	2/32	0.62
8	MS	MS	2/32	0.62
9	GB	GB	2/32	0.62
10	GB	MBB	2/32	0.62
11	DS	DS	2/32	0.62
12	DS	MBB	2/32	0.62
13	IC	IC	2/32	0.62
14	IC	GB, MBB	2/32	0.62
15	TR	TR	2/32	0.62
16	TR	MBB, TB	2/32	0.62
17	MD	MD	2/32	0.62
18	MD	MBB, MS	2/32	0.62
19	MBK	MBK	2/32	0.62
20	MBK	MBB, MS	2/32	0.62
21	NL	NL	2/32	0.62
22	NL	MBB, DS	2/32	0.62
23	MK	MK	1/32	0.31
24	SL	SL	2/32	0.62
25	SL	MS, ST	2/32	0.62
26	RS	RS	2/32	0.62
27	RS	TB	2/32	0.62
28	NA	NA	3/32	0.93
29	NA	MK, DS	3/32	0.93
30	NA	MBB	3/32	0.93
31	MU	MU	2/32	0.62
32	MU	MK, DS, NA	2/32	0.62

Nilai *confidence* dari setiap aturan asosiasi yang sudah dihitung akan menghasilkan keseluruhan data yang ditampilkan pada tabel 8, dengan tingkat *confidence* sebesar 0,08.

Tabel 9. Hasil *Frequent Itemset* Nilai *Confidence*

No	Item A	Item B	Jumlah Transaksi	Support (A U B)	Support (A)	Confidence (A → B)
1	MBB	MBB	1/32	0.31	0.31	1
2	ST	MBB	3/32	0.93	2.79	0.3
3	ST	MS	3/32	0.93	2.79	0.3
4	ST	ST	3/32	0.93	2.79	0.3
5	TB	MBB	2/32	0.62	1.24	0.5
6	TB	TB	2/32	0.62	1.24	0.5
7	MS	MBB	2/32	0.62	1.24	0.5
8	MS	MS	2/32	0.62	1.24	0.5
9	GB	GB	2/32	0.62	1.24	0.5
10	GB	MBB	2/32	0.62	1.24	0.5
11	DS	DS	2/32	0.62	1.24	0.5
12	DS	MBB	2/32	0.62	1.24	0.5
13	IC	IC	2/32	0.62	1.24	0.5
14	IC	GB, MBB	2/32	0.62	1.24	0.5
15	TR	TR	2/32	0.62	1.24	0.5
16	TR	MBB, TB	2/32	0.62	1.24	0.5
17	MD	MD	2/32	0.62	1.24	0.5
18	MD	MBB, MS	2/32	0.62	1.24	0.5
19	MBK	MBK	2/32	0.62	1.24	0.5
20	MBK	MBB, MS	2/32	0.62	1.24	0.5
21	NL	NL	2/32	0.62	1.24	0.5
22	NL	MBB, DS	2/32	0.62	1.24	0.5
23	MK	MK	1/32	0.31	0.31	1
24	SL	SL	2/32	0.62	1.24	0.5
25	SL	MS, ST	2/32	0.62	1.24	0.5
26	RS	RS	2/32	0.62	1.24	0.5
27	RS	TB	2/32	0.62	1.24	0.5
28	NA	NA	3/32	0.93	2.79	0.3
29	NA	MK, DS	3/32	0.93	2.79	0.3
30	NA	MBB	3/32	0.93	2.79	0.3
31	MU	MU	2/32	0.62	1.24	0.5
32	MU	MK, DS, NA	2/32	0.62	1.24	0.5

3.1.5. Desain Usulan Tata Letak



Gambar 3. Desain Usulan Tata Letak

Berdasarkan hasil aturan asosiasi, gambar tersebut menunjukkan rancangan penataan barang yang diajukan telah disusun berdekatan berdasarkan pola penjualan produk. Setiap kategori produk mainan dikelompokkan berdasarkan jenisnya, seperti simulasi, kreativitas, olahraga, transportasi, boneka, bola, robot, *remote*, dan *bundle* makanan. Kategori simulasi mencakup permainan peran seperti memasak, sedangkan kreativitas berisi produk-produk seni dan kerajinan. Transportasi mencakup mainan kendaraan seperti truk dan kereta api, sementara olahraga berisi berbagai peralatan permainan olahraga seperti basket dan sepak bola. Boneka terdiri dari berbagai jenis boneka seperti Barbie dan rumah boneka, sedangkan bola mencakup bola berbagai ukuran dan fungsi. Robot dan *remote* dikelompokkan berdasarkan fitur kendali mereka. Terakhir, *bundle* makanan berisi paket mainan makanan yang sering dibeli bersama.

Penyusunan tata letak ini dilakukan agar produk yang sering dibeli bersamaan diletakkan dalam jarak yang berdekatan, sehingga memudahkan pelanggan dalam berbelanja dan meningkatkan peluang pembelian tambahan. Letak pintu masuk juga diperhitungkan untuk memastikan alur pergerakan pelanggan lebih efektif.

3.2. Pembahasan

Hasil analisis menunjukkan bahwa kombinasi Tembak-tembak dan Mainan Bola Besar memiliki support sebesar 0,62 dan confidence 0,5, yang berarti 50% transaksi yang mengandung Tembak-tembak juga mengandung Mainan Bola Besar. Ini menunjukkan adanya kebiasaan pembelian bersamaan, kemungkinan karena kedua produk sering dijadikan satu paket bermain anak-anak. Jika dibandingkan dengan penelitian Holpiani et al. (2024) yang menganalisis penjualan kue dengan FP-Growth, nilai confidence 0,6–0,8 dipandang cukup kuat untuk dijadikan rekomendasi penyediaan stok. Penelitian ini sejalan, meskipun nilai confidence sebagian produk masih menengah (0,5), namun tetap menunjukkan korelasi yang bermakna. Selain itu, studi oleh Wilson Gultom (2024) pada PT. Asia Sinar Inti Abadi membuktikan bahwa pengelompokan produk berdasarkan hasil asosiasi membantu pelanggan menemukan produk lebih cepat dan meningkatkan efisiensi belanja.

Secara umum, produk yang memiliki fungsi saling melengkapi (misalnya Mainan Remot dan Baterai Cas) cenderung memiliki nilai confidence tinggi. Sementara produk seperti *Barbie* dan *Squishi* muncul bersama karena ditujukan untuk segmen pasar yang sama (anak perempuan usia 4–10 tahun). Temuan ini membuktikan bahwa penerapan FP-Growth dalam analisis transaksi mampu mengungkap pola pembelian tersembunyi yang bermanfaat untuk pengambilan keputusan stok dan strategi pemasaran.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma FP-Growth terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan di Toko Mainan Intan Toys. Dengan menggunakan nilai minimum support sebesar 0,06 dan confidence sebesar 0,05, ditemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, seperti Tembak-tembak dan Mainan Bola Besar yang memiliki nilai confidence 0,62 dan support 0,5. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth mampu menggali hubungan tersembunyi antar produk, sehingga dapat memberikan informasi strategis bagi pengelolaan stok. Secara praktis, penerapan metode ini

memungkinkan toko untuk menyusun strategi penyediaan dan penataan produk yang lebih efisien, mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan stok, serta meningkatkan efisiensi operasional. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar metode ini diuji pada jenis produk yang berbeda atau pada toko dengan skala yang lebih besar. Selain itu, penelitian lanjutan juga dapat mempertimbangkan perbandingan performa dengan algoritma lain seperti Apriori atau Eclat, guna memperoleh hasil analisis yang lebih komprehensif dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Maria, A. N. Pratama, I. Ginanjar, R. I. Nurachim, and J. Triansyah, "Perancangan Sistem Informasi Penjualan Pada Toko Royal Ice Cream Dengan Metode Rapid Application Development," *JIKA (Jurnal Inform.*, vol. 7, no. 4, p. 479, 2023, doi: 10.31000/jika.v7i4.9602.
- [2] Y.- Yulani, R. Kurniawan, and Y. A. Wijaya, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Seblak Jontor," *JIKA (Jurnal Inform.*, vol. 8, no. 1, p. 112, 2024, doi: 10.31000/jika.v8i1.10397.
- [3] E. S. Alfi Dimar Pradana, "Sistem Informasi Manajemen Inventaris (Studi Kasus : Pengelolaan Aset Dan Barang Kependik Wonogiri)," *11th Univ. Res. Colloq.* 2020, pp. 127–135, 2020.
- [4] L. Holpiani, F. Putrawansyah, S. Muntari, J. Masik Siagim No, and S. Mbacang Kec Dempo Tengah Kota Pagar Alam, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Pola Penjualan Kue Pada Toko Dapur Bunda," *J. Inform. Rekayasa Elektron.*, vol. 7, no. 1, pp. 35–42, 2024, doi:
- [5] A. Wilson Gultom, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Pada Persediaan Barang Elektrikal," *Manag. Inf. Syst. J.*, vol. 2, no. 2, pp. 20–28, 2024, doi: 10.47065/mis.v2i2.1222.
- [6] Andi Syahrul Ramdana, Kusriani, and E. Pramono, "Penerapan Algoritma K-Means Untuk Manajemen Persediaan Di Perpustakaan," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 109–114, 2024, doi: 10.51401/jinteks.v6i1.3911.
- [7] E. Haerani and C. Juliane, "Finding Customer Patterns Using FP-Growth Algorithm for Product Design Layout Decision Support," *Sistemasi*, vol. 11, no. 2, p. 402, 2022, doi: 10.32520/stmsi.v11i2.1762.
- [8] J. Dongga, A. ` Sarungallo, N. Koru, and G. Lante, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Swapen Jaya Manokwari)," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 119–126, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i1.1938.
- [9] A. Ardiansyah, A. T. Zy, and A. Nugroho, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Obat (Studi Kasus Klinik Pratama Keluarga Kesehatan)," *JISAMAR (Journal ...)*, vol. 7, no. 3, pp. 777–788, 2023, doi: 10.52362/jisamar.v7i3.1163.
- [10] R. Rachmania and R. Supriyanto, "Implementation of FP-Growth and Fuzzy C-Covering Algorithm based on FP-Tree for Analysis of Consumer Purchasing Behavior," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 176, no. 23, pp. 1–12, 2020, doi: 10.5120/ijca2020920171.
- [11] D. Hartanti and V. Atina, "Product Stock Supply Analysis System with FP Growth Algorithm," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 4, pp. 1312–1320, 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i4.580.
- [12] D. A. Istiqomah, Yuli Astuti, and Siti Nurjanah, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Dan Apriori Untuk Persediaan Produk," *J. Inform. Polinema*, vol. 8, no. 2, pp. 37–42, 2022, doi: 10.33795/jip.v8i2.845.
- [13] A. Ardianto and D. Fitrihanah, "Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi," *J. Telekomun. dan Komput.*, vol. 9, no. 1, p. 49, 2019, doi: 10.22441/incomtech.v9i1.3263.
- [14] S. Hakam and A. Halim, "Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis Identifikasi Pola Penjualan Kategori Barang dalam Menjaga Stabilitas Stok Barang Menggunakan Algoritma Fp-Growth," vol. 3, pp. 155–160, 2021, doi: 10.35134/infec.v3i4.94.
- [15] Lina, Sitti Harlina, et al. "Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Pemahaman Mendalam Pola Peminjaman Koleksi Buku Di Perpustakaan." *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi.*, Vol. 4 No. 2, doi: 10.69916/jkbt.v4i2.
- [16] L. Arika et al., "Penerapan Metode Association Rule untuk Mengetahui Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kelahiran Bayi," *Jurnal publikasi Sistem Informasi dan Telekomunikasi*, vol 2 no. 4, 2024, doi: 10.62951/bridge.v2i4.241.
- [17] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, doi: 10.24014/rmsi.v7i2.13253.

- [18] K. U. Fitri and A. Fatmawati, "Sistem Informasi Pelanggan pada Bengkel Marno Jaya Motor," *Emit. J. Tek. Elektro*, vol. 19, no. 1, pp. 29–35, 2019, doi: 10.23917/emit.v19i1.7529.
- [19] S. D. FATIYYAH, "Perancangan Dan Implementasi Sistem Manajemen Informasi Pada Masjid Jamie Syifaaul Quluub," *UMSLibrary*, pp. 4–4, 2023, doi:
- [20] V. No, A. Wadanur, and A. A. Sari, "Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Sparepart s," vol. 6, no. 1, pp. 107–115, 2022, doi: 10.29408/edumatic.v6i1.5470.