



Penerapan Algoritma FP-Growth Data Mining Untuk Pole Persediaan Stok Barang Aksesoris HP

Mayang Mughnyanti

Jurusan Teknik Komputer dan Informatika, Program Studi Teknologi Rekayasa Multimedia Grafis, Politeknik Negeri Medan, Medan, Indonesia

Email: mayangmughnyanti@polmed.ac.id

(*:coressponding author)

Abstrak—Kebutuhan stok persediaan barang khususnya aksesoris HP merupakan salah satu dari pilar utama proses bisnis yang harus dilakukan pihak managemen toko. Dimana peluang akan terjadinya kesalahan perhitungan yang dilakukan secara konvensional tanpa adanya sebuah analisis mendalam yang menyebabkan tidak akuratnya penentuan jumlah persediaan yang harus dipenuhi, Hasil penelitian menyajikan sebuah solusi dengan pendekatan Data Mining menggunakan teknik aturan asosiasi (association rule). pada penelitian dengan menggunakan 100 data dari riwayat transaksi penjualan dalam kurun waktu tertentu yang diidentifikasi dengan menjalankan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) untuk memaksimalkan kinerja komputasi dalam proses ekstraksi pola item barang. Dari hasil pengujian data stok barang aksesoris hp, diketahui hasil perhitungan dengan menerapkan Association rules dalam mencari setiap itemset dengan menerapkan algoritma FP-Growth terdapat 9 rule dengan syarat batasan nilai support <10 % dan nilai confidence 70%. Sedangkan 16 rules yang tidak memenuhi syarat nilai dari total 25 rules tersebut.

Kata kunci: Data Mining; Aturan Asosiasi; Persediaan Barang; FP-Growth.

Abstract—The need for inventory stock, especially HP accessories, is one of the main pillars of the business process that must be carried out by the store management. Where the opportunity for calculation errors is carried out conventionally without an in-depth analysis that causes inaccurate determination of the amount of inventory that must be fulfilled, the results of the study present a solution with a Data Mining approach using association rule techniques. in the study using 100 data from sales transaction history within a certain period of time identified by running the Frequent Pattern Growth (FP-Growth) algorithm to maximize computational performance in the process of extracting item patterns. From the results of testing the stock data of HP accessories, it is known that the calculation results by applying Association rules in searching for each itemset by applying the FP-Growth algorithm there are 9 rules with the condition of a support value limit of <10% and a confidence value of 70%. While 16 rules that do not meet the value requirements of a total of 25 rules.

Keywords: Data Mining; Association Rules; Goods Inventory; FP-Growth.

1. PENDAHULUAN

Kehadiran banyak pesaing mendorong pemilik toko HP untuk berinovasi demi menjaga daya saing. Persaingan serupa mendorong inovasi guna mempertahankan dan menambah pelanggan. Salah satu hal penting bagi toko HP adalah berinteraksi dekat dengan konsumen, mengenali kebutuhan serta preferensi mereka. Memahami perilaku konsumen membantu dalam merancang tata letak produk dan mengelola stok aksesoris HP secara efektif.

Permasalahan dalam pengelolaan toko adalah pengaturan stok masih didasarkan pada penilaian subyektif manajemen, mengakibatkan adanya barang tertentu yang sebenarnya tidak perlu ada dalam persediaan karena minim permintaan. Kekacauan dalam penyimpanan aksesoris juga mengakibatkan kesulitan dalam menemukan barang. Keadaan tersebut mendorong konsumen untuk mencari alternatif di toko aksesoris HP lain yang memiliki stok lebih lengkap.

Pengelolaan persediaan barang masih bergantung pada perkiraan subjektif tanpa memaksimalkan pemanfaatan data yang tersedia. Seringkali, terjadi kekurangan stok dan bahkan barang-barang menumpuk, menghambat perputaran modal. Data transaksi penjualan yang terus bertambah seiring waktu menjadi tidak berarti jika tidak diolah. Informasi ini bisa digunakan untuk mengidentifikasi pola perilaku konsumen dalam berbelanja. Pengetahuan mengenai pola pembelian ini dapat diaplikasikan pada pengelolaan stok barang, memudahkan manajemen dalam menjaga persediaan sesuai dengan permintaan konsumen.

Urgensi dari penelitian ini terletak pada pentingnya pemanfaatan data historis transaksi penjualan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengelolaan stok barang. Di tengah tingginya persaingan antar toko aksesoris HP, kemampuan untuk memahami pola perilaku konsumen dan mengelola persediaan secara tepat waktu dan akurat menjadi faktor kunci untuk mempertahankan loyalitas pelanggan dan meningkatkan efisiensi operasional. Tanpa dukungan sistem yang berbasis data, keputusan yang diambil cenderung subjektif dan berisiko menimbulkan kerugian akibat kelebihan atau kekurangan stok. Oleh karena itu, penelitian ini menjadi penting untuk mengembangkan sebuah pendekatan berbasis data mining yang mampu mengolah data transaksi penjualan menjadi informasi yang bermanfaat dalam mendukung strategi pengelolaan persediaan secara lebih adaptif, akurat, dan responsif terhadap kebutuhan pasar.

Oleh karena itu, penelitian ini menjadi penting untuk mengembangkan sebuah pendekatan berbasis data mining. Data mining adalah proses penggalian informasi yang bermakna dari sekumpulan data besar dengan tujuan menemukan pola-pola tersembunyi, tren, atau hubungan antar data. Dalam konteks ini, data mining dapat dimanfaatkan untuk mengolah data transaksi penjualan menjadi informasi yang bermanfaat dalam mendukung strategi pengelolaan persediaan yang lebih adaptif, akurat, dan responsif terhadap kebutuhan pasar [1], [2].

Kesulitan dalam mengelola persediaan barang bisa mengakibatkan penurunan penjualan dan menghambat aliran modal. Untuk mengatasi masalah ini, langkah diambil dengan menerapkan algoritma FP-Growth dalam meramalkan

stok barang. Penggunaan metode FP-Growth ini sangat sesuai dalam mengatasi tantangan optimalisasi perkiraan persediaan barang[3]. Salah satu algoritma dalam data mining yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen adalah FP-Growth (Frequent Pattern Growth). FP-Growth merupakan metode yang efisien untuk menemukan frequent itemset atau kombinasi barang yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen dalam data transaksi penjualan. Berbeda dengan algoritma Apriori yang memerlukan proses pencarian kandidat itemset secara berulang dan memakan waktu, FP-Growth membangun sebuah struktur pohon yang disebut FP-Tree untuk merepresentasikan data transaksi secara kompak, sehingga proses pencarian pola menjadi lebih cepat dan efisien[4]. Dengan menerapkan algoritma ini, toko aksesoris HP dapat mengetahui jenis barang atau aksesoris yang sering dibeli bersamaan, yang kemudian dapat dimanfaatkan untuk pengelolaan stok barang, strategi pemasaran bundling, serta pengaturan tata letak produk yang lebih efektif di toko. Penggunaan FP-Growth memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cerdas dan berbasis data dalam merespons kebutuhan serta preferensi konsumen[5], [6].

Beberapa penelitian yang telah dilakukan sebagai dasar pertimbangan penelitian seperti yang dilakukan oleh M.Hafizh, dkk pada tahun 2023 dimana dalam proses penelitian yang dilakukan didapatkan hasil bahwa dengan menggunakan algoritma FP-Growth rule yang terbentuk menghasilkan 9 rule terbaik dari 51 data yang ada, rule tersebut membantu menentukan strategi penjualan ekspor pada toko[7].

Penelitian lainnya juga dilakukan oleh Ahmad Fitri Boy, dkk pada tahun 2022 dengan dimana pada proses penelitian didapatkan hasil mendapatkan hasil yang maksimal dalam menganalisa pola barang distribusi dari warehouse dengan menggunakan algoritma FP-Growth yang lebih efisien maupun efektif dalam mengambil keputusan dengan minim resiko. Hasil yang didapatkan berbentuk laporan asosiasi 2 item set[8].

Selain itu, juga dilakukan penelitian oleh Anggun Pastika Sandi dan Vina Widya Ningsih pada tahun 2022 dimana hasil dari penelitian Penelitian ini menggunakan penerapan algoritma FP-Growth melalui aplikasi Rapidminer 9.10 dengan batasan minimum support $\geq 65\%$ dan batasan minimum confidence $\geq 80\%$. Data yang digunakan adalah penjualan produk selama bulan agustus 2021 sebanyak 31 transaksi berasal dari 13 kategori produk. Hasil penelitian menunjukkan penjualan produk minuman, susu, snack, permen, ice cream, dan rokok memiliki nilai support kategori tinggi sebesar 96,77% dan penjualan produk perlengkapan dewasa dan anak-anak serta obat nyamuk memiliki nilai support kategori dibawah minimum support[9].

Penelitian terakhir yang digunakan sebagai dasar penelitian oleh Rahmat Fauzi, pada tahun 2023 dengan hasil dari penelitian Hasil penelitian menunjukkan produk pakaian yang paling banyak terjual adalah Gamis dan Jilbab melalui penghitungan support 53,33% dan confidence 100%. Terkait hasil ini, strategi pemasaran bisa difokuskan pada produk tersebut dan mengatur tata letak yang dapat mudah dilihat pelanggan[10].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem pendukung keputusan dalam pengelolaan persediaan barang pada toko aksesoris HP dengan memanfaatkan teknik data mining menggunakan algoritma FP-Growth. Melalui pendekatan ini, penelitian bertujuan untuk mengidentifikasi pola-pola pembelian konsumen yang sering terjadi berdasarkan data transaksi historis, sehingga manajemen dapat melakukan perencanaan stok yang lebih akurat dan efisien. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengurangi ketergantungan pada intuisi subjektif dalam pengelolaan stok, mempercepat proses pengambilan keputusan, serta meningkatkan kepuasan pelanggan melalui ketersediaan produk yang sesuai dengan kebutuhan mereka. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah tersusunnya sebuah model atau sistem yang mampu memberikan rekomendasi pengelolaan stok barang secara otomatis berdasarkan pola pembelian konsumen, sehingga dapat meningkatkan efisiensi operasional, mempercepat perputaran barang, dan mendorong peningkatan penjualan di tengah persaingan pasar yang semakin kompetitif.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining, atau sering juga disebut penggalian data, merujuk pada suatu teknik yang digunakan untuk mengolah data dalam skala besar dengan tujuan menganalisis dan mengubahnya menjadi informasi yang lebih mudah dimengerti (Larose). Dari pengertian ini, dapat disimpulkan bahwa dalam teknik data mining, rangkaian proses digunakan untuk mengekstrak informasi dari kumpulan data yang kemudian diinterpretasikan agar lebih mudah dipahami. Data mining juga dapat diartikan sebagai Knowledge Discovery in Database (KDD), yaitu pencarian pengetahuan tersembunyi dalam basis data yang besar[11]. Melalui pencarian ini, informasi ditemukan dan selanjutnya dianalisis. Mirip dengan KDD, data mining juga menghasilkan informasi baru dari basis data. Informasi ini diambil dari basis data dan diolah sehingga dapat dipahami. Data mining merupakan proses pencarian pola dan relasi yang tersembunyi dalam sekumpulan data besar. Dikenal juga dengan sebutan knowledge discovery in database (KDD), kegiatan ini melibatkan penggunaan data historis untuk menemukan pola, hubungan, atau keteraturan dalam data yang berukuran besar. Hasil dari data mining digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan di masa depan[12].

Salah satu kenyataan dalam data mining adalah bahwa subset atau set data yang dianalisis mungkin tidak mewakili seluruh domain, dan karena itu, bisa tidak mencakup contoh-contoh hubungan penting dan perilaku yang ada di bagian lain dari domain tersebut. Untuk mengatasi masalah ini, analisis dapat diperkaya dengan metode eksperimen dan pendekatan lain, seperti Choice Modelling untuk data yang dikumpulkan dari manusia. Dalam situasi semacam itu, elemen-elemen kritis bisa dikendalikan atau dihapus sepenuhnya selama desain eksperimen. Beberapa teknik yang sering ditemukan dalam literatur data mining meliputi clustering, classification, association rule mining, neural network,

dan algoritma genetik, antara lain. Yang membedakan persepsi terhadap data mining adalah bagaimana teknik-teknik tersebut berkembang untuk digunakan dalam skala basis data yang besar. Sebelum popularitas data mining, teknik-teknik tersebut hanya dapat diterapkan pada dataset yang lebih kecil saja [13], [14].

2.2 Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth adalah perkembangan dari algoritma Apriori, dimana kelemahan algoritma Apriori diperbaiki oleh FP-Growth. Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu pilihan alternatif algoritma yang berguna untuk mengidentifikasi himpunan data yang sering muncul (frequent itemset) dalam kumpulan data. Algoritma Apriori memerlukan proses pembuatan kandidat untuk menghasilkan frequent itemsets, tetapi FP-Growth mengatasi kebutuhan ini dengan memanfaatkan konsep konstruksi pohon (tree) dalam pencarian frequent itemsets. Inilah yang membuat FP-Growth lebih efisien daripada Apriori. Metode FP-Growth dapat dipilah menjadi tiga tahap utama [15], [16], [17]:

- Tahap Pembangkitan Conditional Pattern Base.
- Tahap Pembangkitan Conditional FP-Tree.
- Tahap Pencarian Frequent Itemset.

Ketiga langkah ini akan dijalankan untuk mendapatkan frequent itemset.

2.2.1 Support dan Confidence

Support adalah presentase di mana suatu kombinasi item muncul dalam seluruh basis data yang ada. Melalui nilai support ini, dapat diukur seberapa sering suatu kombinasi muncul dalam semua transaksi yang ada dalam basis data tersebut. Nilai support untuk suatu kombinasi dapat dihitung menggunakan persamaan berikut [18]:

$$\text{Support (x)} = \frac{\text{Frekuensi (x)}}{\text{Jumlah Keseluruhan Data}} \quad (1)$$

Untuk menghitung Confidence, yang mencerminkan sejauh mana hubungan antara produk yang ada, dilakukan perhitungan persentase. Confidence mengindikasikan seberapa mungkin produk-produk tertentu akan dibeli bersamaan. Sebagai contoh, Confidence mengukur seberapa mungkin seseorang akan membeli Pensil saat juga membeli Bolpoint. Melalui nilai Confidence ini, dapat diukur seberapa kuat hubungan antara produk. Perhitungan Confidence dapat dilakukan menggunakan rumus berikut [19]:

$$\text{Confidence (x - y)} = P(y|x) = \frac{P(x \cap y)}{P(x)} \quad (2)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisa Algoritma FP-Growth

Pada tahap analisa yang dikakukan sebelumnya, dapat diketahui permasalahan dan solusi yang ditawarkan, yaitu dengan menerapkan algoritma FP-Growth dan Pengimplementasi pada RapidMiner pada persediaan stok barang aksesoris HP. Proses penyelesaian masalah dengan menggunakan Algoritma FP-Growth dimulai dengan melakukan penginputan data barang, kemudian ditahap selanjutnya, proses kombinasi item set dan dilanjutkan proses nilai proses nilai support dan confidence dan kemudian dilanjutkan lagi dengan membangun FP-Tree, setelah itu tampilkan hasil metode FP-Growth yang mencakup pola frequent yang ditemukan sehingga akan didapatkan hasil kombinasi produk atau item yang cenderung dibeli bersama dalam transaksi, yang dapat membantu dalam pengambilan keputusan seperti penyusunan stok atau strategi penjualan.

3.2 Penerapan Algoritma FP-Growth

Berdasarkan sampel data yang ada, dapat diketahui beberapa informasi mengenai persediaan stok barang aksesoris HP dengan menerapkan algoritma FP-Growth. Adapun langkah-langkah penerapan algoritma FP-Growth pada persediaan stok barang aksesoris HP seperti pada uraian berikut ini :

- Tahap Menyiapkan Dataset

Dalam melakukan penelitian pada penerapan persediaan stok barang pada toko Vidha Ponsel dengan menggunakan algoritma frequent pattern growth terdapat beberapa tahap yang dilakukan. Pada tahap pertama yaitu menyiapkan sebuah dataset sampel dengan mengambil data transaksi penjualan yang ada di Toko Vidha Ponsel tersebut. Data yang didapatkan ada 30 data produk aksesoris HP, sedangkan data pada transaksi penjualan ada 25 transaksi. Berikut ini dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 1. Produk Aksesoris HP

No	Kode Barang	Nama Barang
1	A01	Power Bank Robot Rt 5600
2	A02	Power Bank 6800 mah
3	A03	Power Bank 10000 mah
4	A04	Power Bank 10000 mah

No	Kode Barang	Nama Barang
5	A05	Charger Type C
6	A06	Charger 2.0 45 W
7	A07	Charger Hp Led 3 Port Usb
8	A08	Cst Charger
9	A09	Kabel data Chrager
10	A010	Kepala Charger USB
11	A011	Kabel Data
12	A012	Micro SD 16 Gb
13	A013	Micro SD 32 Gb
14	A014	Micro SD 8 Gb
15	A015	Micro SD 4 Gb
16	A016	Anti Dust Flash Light
17	A017	Mobile Phone Ring Stent
18	A018	Tongsis
19	A019	Shutter Remote
20	A020	Earplug
21	A021	Typo Keyboard
22	A022	Earphone
23	A023	Gurita Holder
24	A024	Spiral Cord
25	A025	Waterproof Case
26	A026	Armband
27	A027	Lensa Eksternal
28	A028	Tempered Glass
29	A029	OK Stand
30	A030	USB OTG

Untuk melakukan analisis, persiapan melibatkan pengumpulan dataset transaksi penjualan aksesoris HP yang telah diambil dari toko Vidha Ponsel. Rincian ini dapat ditemukan dalam tabel berikut.

Tabel 2. Dataset transaksi penjualan aksesoris.

Transaksi ID	Item Penjualan
0001	A01, A02, A05 , A06, A08, A09
0002	A010, A011, A012,A013
0003	A015, A016, A017, A018, A019, A020, A021 A022
0004	A023, A024, A025, A026, A027, A028, A029, A030
0005	A016, A017, A018, A019, A020
0006	A021, A022, A023, A024, A025, A026, A027, A028, A029, A030
0007	A020, A021, A022, A023, A024
0008	A025, A026, A026, A027
0009	A01, A02, A05 , A06, A08
0010	A022, A023, A024, A025,
0011	A025, A026, A027, A028
0012	A029, A030, A020
0013	A021, A022, A023, A024, A025
0014	A024
0015	A025
0016	A026
0017	A027
0018	A01
0019	A021, A022, A023
0020	A024, A025
0021	A024
0022	A023
0023	A024
0024	A025, A026
0025	A027,A028

b. Pencarian Frequent Itemset

Tabel 2 mencerminkan dataset transaksi penjualan aksesoris HP yang terdiri dari 30 item aksesoris. Setelah memiliki data transaksi yang teridentifikasi, langkah selanjutnya adalah menentukan frekuensi kemunculan dari

setiap itemset dalam dataset, dengan memastikan bahwa nilai support melebihi 10% dari total 25 data transaksi. Rincian ini terdapat dalam Tabel 3, dengan perhitungan sesuai rumus yang dijabarkan.

$$\text{Support (A01)} = \frac{\sum 3}{\sum 30} * 100\% = 10\%$$

$$\text{Support (A02)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A03)} = \frac{\sum 0}{\sum 30} * 100\% = 0\%$$

$$\text{Support (A04)} = \frac{\sum 0}{\sum 30} * 100\% = 0\%$$

$$\text{Support (A05)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A06)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A07)} = \frac{\sum 0}{\sum 30} * 100\% = 0\%$$

$$\text{Support (A08)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A09)} = \frac{\sum 1}{\sum 30} * 100\% = 3,3\%$$

$$\text{Support (A010)} = \frac{\sum 1}{\sum 30} * 100\% = 3,33\%$$

$$\text{Support (A011)} = \frac{\sum 1}{\sum 30} * 100\% = 3,33\%$$

$$\text{Support (A012)} = \frac{\sum 1}{\sum 30} * 100\% = 3,33\%$$

$$\text{Support (A013)} = \frac{\sum 1}{\sum 30} * 100\% = 3,3\%$$

$$\text{Support (A014)} = \frac{\sum 0}{\sum 30} * 100\% = 0\%$$

$$\text{Support (A015)} = \frac{\sum 1}{\sum 30} * 100\% = 3,3\%$$

$$\text{Support (A016)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A017)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A018)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A019)} = \frac{\sum 2}{\sum 30} * 100\% = 6,6\%$$

$$\text{Support (A020)} = \frac{\sum 4}{\sum 30} * 100\% = 13,3\%$$

$$\text{Support (A021)} = \frac{\sum 5}{\sum 30} * 100\% = 16,6\%$$

$$\text{Support (A022)} = \frac{\sum 6}{\sum 30} * 100\% = 20\%$$

$$\text{Support (A023)} = \frac{\sum 7}{\sum 30} * 100\% = 23,3\%$$

$$\text{Support (A024)} = \frac{\sum 10}{\sum 30} * 100\% = 33,3\%$$

$$\text{Support (A025)} = \frac{\sum 11}{\sum 30} * 100\% = 36,6\%$$

$$\text{Support (A026)} = \frac{\sum 8}{\sum 30} * 100\% = 26,6\%$$

$$\text{Support (A027)} = \frac{\sum 7}{\sum 30} * 100\% = 23,3\%$$

$$\text{Support (A028)} = \frac{\sum 4}{\sum 30} * 100\% = 13,3\%$$

$$\text{Support (A029)} = \frac{\sum 3}{\sum 30} * 100\% = 10\%$$

$$\text{Support (A030)} = \frac{\sum 3}{\sum 30} * 100\% = 30\%$$

Tabel 3. Frekuensi itemset dengan nilai support >10%

Item	Frequent itemset	Proses Support	Support
A01	3	(3/30)*100	10%
A02	2	(2/30)*100	6,6%
A03	0	(0/30)*100	0%
A04	0	(0/30)*100	0%
A05	2	(2/30)*100	6,6%
A06	2	(2/30)*100	6,6%
A07	0	(0/30)*100	0%
A08	2	(2/30)*100	6,6%
A09	1	(1/30)*100	3,33%
A010	1	(1/30)*100	3,33%
A011	1	(1/30)*100	3,33%
A012	1	(1/30)*100	3,33%
A013	1	(1/30)*100	3,33%
A014	0	(0/30)*100	03,33%
A015	1	(1/30)*100	6,6%
A016	2	(2/30)*100	6,6%
A017	2	(2/30)*100	6,6%
A018	2	(2/30)*100	6,6%
A019	2	(2/30)*100	6,6%
A020	4	(4/30)*100	13,3%
A021	5	(5/30)*100	16,6%
A022	6	(6/30)*100	20%
A023	7	(7/30)*100	23,3%
A024	10	(10/30)*100	33,3%
A025	11	(11/30)*100	36,6%
A026	8	(8/30)*100	26,6%
A027	7	(7/30)*100	23,3%
A028	4	(4/30)*100	13,3%
A029	3	(3/30)*100	10%
A030	3	(3/30)*100	10%

Setelah menyelesaikan langkah perhitungan untuk menemukan frekuensi kemunculan masing-masing itemset, kita berhasil mengidentifikasi produk-produk yang memiliki nilai support count lebih besar atau sama dengan 10%. Namun, perlu dicatat bahwa terdapat item-item yang tidak memenuhi kriteria nilai tersebut. Oleh karena itu, dari kumpulan item yang memenuhi kriteria tersebut, kita dapat melanjutkan ke tahap berikutnya, yaitu pembuatan FP-Tree.

c. Dataset

Dataset diatur berdasarkan prioritas kemunculan data pada setiap item, dengan mengurutkan item berdasarkan tingkat frekuensi yang tertinggi. Langkah ini dilakukan setelah menyaring item-item yang memiliki nilai support lebih besar atau sama dengan 10%. Detail pengurutan item-item ini dapat ditemukan pada Tabel 4.4 di bawah ini:

Tabel 4. Frekuensi itemset dengan nilai support >10%

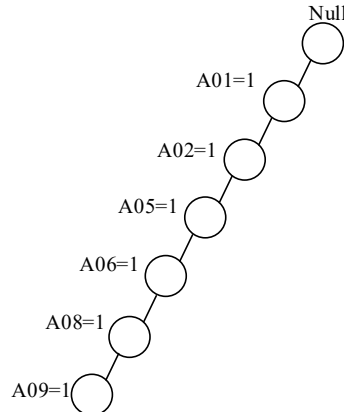
Item	Frequent itemset	Support
A01	3	10%
A021	5	13,3%
A022	6	16,6%
A023	7	20%
A024	10	23,3%
A025	11	33,3%
A026	8	36,6%
A027	7	26,6%
A028	4	23,3%

Item	Frequent itemset	Support
A029	3	13,3%
A030	3	10%

Tabel di atas menunjukkan temuan data item yang telah dihitung dengan nilai dukungan masing-masing item dan memenuhi persyaratan minimum tersebut. Kemudian, dari hasil pencarian frequent item set diperoleh frekuensi kemunculan setiap item yang diurutkan dari yang terbesar hingga terkecil.

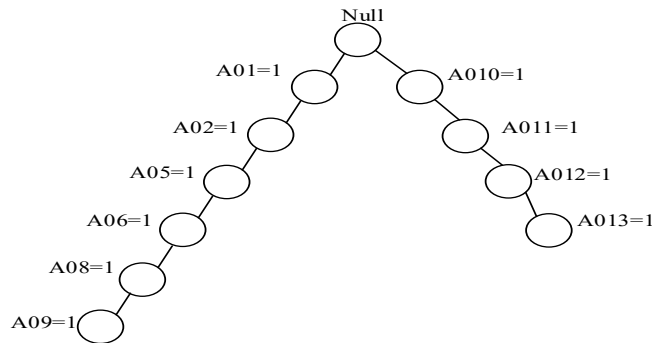
d. Tahap Membangun Frequent Pattern Tree

Setelah melakukan pencarian dataset item transaksi dengan persyaratan dukungan minimal, langkah kedua adalah menghasilkan pohon pola frekuensi. Gambar menunjukkan proses pembuatan FP-Tree dimulai dari drive TID 0001 yaitu A01, A02, A05, A06, A08, A09. Berikut dapat dilihat pada gambar 1. di bawah :



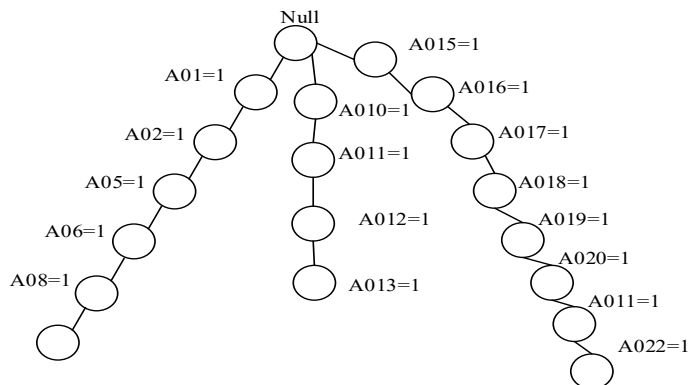
Gambar 1. Hasil pembentukan FP-Tree setelah pembaca TID 0001

Dari gambar diatas terlihat hasil dari pembentukan FP-Tree setelah pembaca TID 0001, lalu dilakukan pembaca TID 0002 yaitu A010, A011, A012, A013 akan dihasilkan suatu simpul sehingga membentuk lintasan NULL dalam pembentukan FP-Tree. Seperti yang dapat dilihat pada gambar 2.



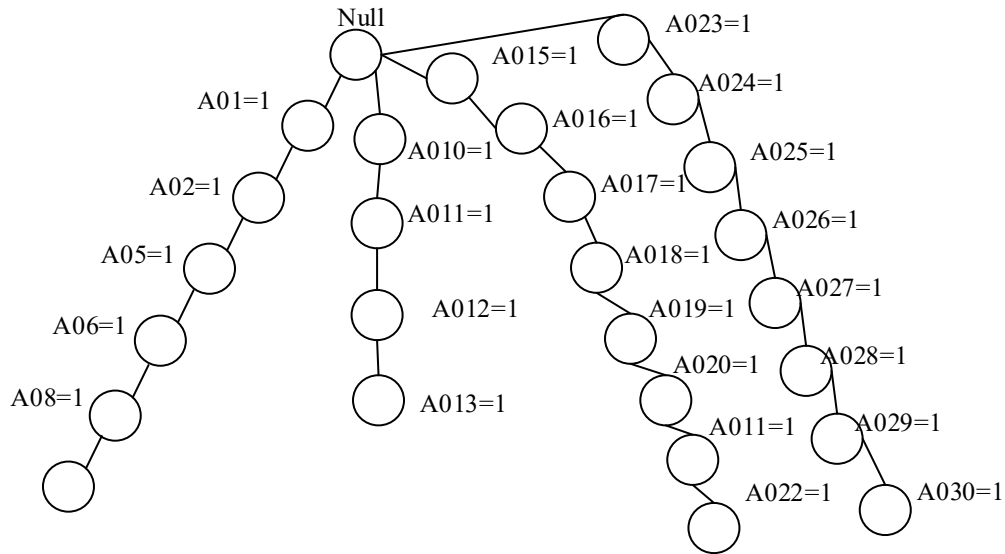
Gambar 2. Hasil pembentukan FP-Tree setelah pembaca TID 0002.

Ilustrasi di atas menggambarkan hasil dari langkah pembentukan FP-Tree setelah langkah pembacaan data TID 0002. Kemudian, langkah pembacaan TID 0003 dilakukan dengan menganalisis item A015, A016, A017, A018, A019, A020, A021, dan A022. Detailnya dapat ditemukan dalam gambar 3.



Gambar 3. Hasil pembentukan FP-Tree setelah pembaca TID 0003.

Ilustrasi di atas menggambarkan bahwa setelah langkah-langkah pembacaan TID 0001, TID 0002, TID 0003, dan seterusnya hingga TID 0025 dilakukan dengan proses yang serupa dalam pembentukan FP-Tree. Rincian langkah-langkah ini dapat ditemukan dalam gambar 4.



Gambar 4. Hasil pembentukan FP-Tree setelah pembaca TID 0001 sampai TID 0025.

e. Hasil Association Rules

Tahap akhir ini bertujuan untuk mengidentifikasi atau mencari frekuensi antar item dengan nilai dukungan di atas 10% dan tingkat keyakinan sebesar 70%. Proses ini melibatkan pencarian jalur tunggal yang dikombinasikan dengan kumpulan item yang telah diperoleh dari Conditional FP-Tree sebelumnya. Detailnya dapat ditemukan berikut ini, yang menunjukkan rumus yang digunakan.

$$\text{Confidenci} = P(A01|A021) = \frac{\sum 3}{\sum 4} \times 100 = 75\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A21|A022) = \frac{\sum 5}{\sum 6} \times 100 = 83\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A22|A023) = \frac{\sum 6}{\sum 7} \times 100 = 85\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A23|A024) = \frac{\sum 7}{\sum 10} \times 100 = 70\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A24|A025) = \frac{\sum 10}{\sum 11} \times 100 = 90\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A26|A025) = \frac{\sum 8}{\sum 11} \times 100 = 72\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A27|A026) = \frac{\sum 7}{\sum 8} \times 100 = 87,5\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A28|A027) = \frac{\sum 4}{\sum 7} \times 100 = 57\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A29|A028) = \frac{\sum 3}{\sum 4} \times 100 = 75\%$$

$$\text{Confidenci} = P(A29|A030) = \frac{\sum 3}{\sum 3} \times 100 = 100\%$$

Tabel 5. Hasil Association Rules

Itemset	Support 10%	Confinden 70%
(A01, A021)	10%	75
(A021, A022)	13,3%	83
(A022, A023)	16,6%	85
(A023, A024)	20%	70
(A024, A025)	23,3%	90
(A025, A026)	33,3%	72
(A026, A027)	36,6%	87,5
(A027, A028)	26,6%	-

(A028, A029)	23,3%	75
(A029, A030)	13,3%	100
A030	10%	

Dalam tabel yang disajikan di atas, terlihat bahwa hasil aturan Asosiasi dari perhitungan menggunakan algoritma FP-Growth menunjukkan adanya 9 rules dengan persyaratan support di atas 10% dan tingkat confidence 70%. Sementara itu, terdapat 16 rules yang tidak memenuhi kriteria nilai tersebut dari total 25 rules yang ada.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dan implikasi penelitian ini berdasarkan analisis dan pengujian yang telah dilakukan bahwa Metode FP-Growth terbukti efektif dalam mengelompokkan variabel-variabel dalam sebuah kasus dan menciptakan pengetahuan baru mengenai persediaan stok aksesoris HP di toko Vidha Ponsel, mempermudah pengelolaan stok di masa depan. Pengujian terhadap data stok aksesoris sepanjang tahun 2022 menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth menghasilkan 9 aturan asosiasi yang memenuhi kriteria support > 10% dan confidence 70%. Sementara 16 aturan lainnya tidak memenuhi kriteria tersebut dari total 25 aturan. Algoritma FP-Growth memiliki potensi untuk diterapkan dalam penjualan, membangun kaitan antara data penjualan seperti produk yang dibeli. Informasi ini dapat membantu pengambilan tindakan bisnis yang sesuai dan membentuk strategi penjualan berdasarkan persediaan barang yang diminati pelanggan.

REFERENCES

- [1] S. Valencia and W. Tisno 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.
- [2] S. Muntari, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Pola Penjualan Obat," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4860.
- [3] A. S. Setyanegara and E. Zuliarso, "Menerapkan Data Mining Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Donat Bolong Semarang," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 866–872, 2023, doi: 10.31539/intecom.v6i2.7106.
- [4] N. Salsabila, N. Sulistiyowati, and T. N. Padilah, "Pencarian Pola Pemakaian Obat Menggunakan Algoritma FP-Growth," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 120–128, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4187.
- [5] R. F. Naibaho, S. Z. Harahap, and A. P. Juledi, "Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Algoritma FP-Growth Dan Algoritma Apriori Pada Toko IBR Jaya Untuk Meningkatkan Penjualan," *INFORMATIKA*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.25130/sc.24.1.6.
- [6] 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.
- [7] M. Hafizh, T. Novita, D. Guswandi, H. Syahputra, and L. Mayola, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Ekspor Online," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 5, no. 3, pp. 242–249, 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i3.847.
- [8] A. F. Boy, S. Yakub, I. Ishak, and Z. Azmi, "Implementasi Data Mining Pada Pengaturan Distribusi Barang Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 2, p. 431, 2022, doi: 10.54314/jssr.v5i2.947.
- [9] Anggun Pastika Sandi and Vina Widya Ningsih, "Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart," *J. Publ. Ilmu Komput. dan Multimed.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–122, 2022, doi: 10.55606/jupikom.v1i2.343.
- [10] R. Fauzi, A. W. ARANSKI, N. Nopriadi, and E. Hutabri, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Pakaian dengan Algoritma FP-Growth," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 436, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.5795.
- [11] Y. Azhar, A. K. Firdausy, and P. J. Amelia, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Stroke," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 5, no. 2, pp. 191–197, 2022, doi: 10.31598/sintechjournal.v5i2.1222.
- [12] D. Ariyanto, "Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means untuk Klasifikasi Penyakit Infeksi Saluran Pernafasan Akut," *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 4, pp. 13–18, 2022, doi: 10.37034/jsisfotek.v4i1.117.
- [13] F. Prasetya and F. Ferdiansyah, "Analisis Data Mining Klasifikasi Berita Hoax COVID 19 Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, p. 132, 2022, doi: 10.30865/json.v4i1.4852.
- [14] A. Kukuh Wahyudi, N. Azizah, and H. Saputro, "Data Mining Klasifikasi Kepribadian Siswa Smp Negeri 5 Jepara Menggunakan Metode Decision Tree Algoritma C4.5," *J. Inf. Syst. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 8–13, 2022, doi: 10.34001/jister.v2i2.392.
- [15] C. Rustam, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Dalam Analisis Data Penjualan," *J. KomtekInfo*, vol. 11, no. 4, pp. 205–212, 2024, doi: 10.35134/komtekinfo.v11i4.547.
- [16] J. Jafar and N. Rahaningsih, "Menentukan Pola Reservasi Hotel Dengan Algoritma Fp-Growth," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 540–546, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6402.
- [17] A. H. Talia, N. Suarna, and D. Pratama, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Analisis Pola Transaksi Untuk Optimalisasi Pengelolaan Data Transaksi Di Toko Lia," *J. Kecerdasan Buatan dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 26–36, 2024, doi: 10.69916/jkbt.v3i1.108.
- [18] I. M. D. P. Asana, I. G. I. Sudipa, A. A. T. W. Mayun, N. P. S. Meinarni, and D. V. Waas, "Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-TID," *INFORMAL Informatics J.*, vol. 7, no. 1, p. 38, 2022, doi: 10.19184/isj.v7i1.30901.
- [19] Y. M. Kristania and S. Listanto, "Implementasi Data Mining Terhadap Data Penjualan Dengan Algoritma Apriori Pada Pt. Duta Kencana Swaguna," *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, p. 364, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i2.1973.