

Implementasi Algoritma FG-Growth untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Produk

SITI YULIYANTI^{1,2}, SARIPUDIN²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi STMIK Bandung
Email: sitiulyanti@stmik-bandung.ac.id

ABSTRAK

Beraneka ragamnya alat tulis yang dipasarkan, membuat persaingan bisnis semakin ketat demi memberikan pelayanan terbaik kepada pelanggan. Data transaksi penjualan yang melimpah, memicu tumpukan data sehingga memerlukan teknik pengolahan data mining yaitu asosiasi rule mining menggunakan algoritma *FP-Growth*. Algoritma yang menghasilkan frequent *itemset* yang digunakan dalam proses penentuan aturan yang dapat menghasilkan sebuah pilihan dengan mengambil sebuah objek data transaksi penjualan produk. Hasil pengujian menunjukkan sebuah aturan (rule) yang memiliki nilai confidence dan lift ratio terbaik adalah 100%, serta support 80% dengan aturan setiap pembelian produk ballpoint dapat dipastikan akan membeli buku tulis dari dataset yang digunakan sebagai sample data dalam uji coba sistem (50 nama barang dan 7 data transaksi) dengan minimum support (5% = 0.05) dan minimum confidence (30% = 0.3).

Kata kunci: confidence, *FP-Growth*, *itemset*, produk, rekomendasi, rule, support, transaksi.

ABSTRACT

The variety of stationery marketed, makes business competition increasingly fierce in order to provide the best service to customers. Abundant sales transaction data, triggering piles of data so that it requires data mining processing techniques, namely association rule mining using the FP-Growth algorithm. Algorithm that generates frequent itemset used in the process of determining the rules that can produce an option by taking a product sales transaction data object. The test results show a rule that has the best confidence value and lift ratio of 100%, as well as 80% support with the rules that every purchase of a ballpoint product can be sure to buy a notebook from the dataset used as a sample data in the system trial (50 names) goods and 7 transaction data) with minimum support (5% = 0.05) and minimum confidence (30% = 0.3).

Keywords: confidence, *FP-Growth*, *itemset*, product, recommendation, rule support, transaction.

1. PENDAHULUAN

Peningkatan pelayanan terhadap pelanggan mengalami kesulitan dalam menentukan produk yang lebih diminati oleh pelanggan serta produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan dalam satu transaksi. Kurangnya pemahaman tentang hal tersebut maka perusahaan diberikan suatu rekomendasi tentang melihat pola produk yang paling diminati pelanggan menggunakan metode *data mining*. Terkadang perusahaan terkendala dalam hal menentukan strategi, banyak faktor yang menyebabkan hal tersebut. Salah satu faktor penyebabnya adalah sulitnya menghasilkan analisa terkait dengan data penjualan pelanggan yang sudah ada (**Setyorini, Mustakim, Adhiva, & Putri, 2020**). Setelah proses analisis pada penelitian ini, dibutuhkan sebuah aplikasi yang mengekstrak data transaksi sehingga menghasilkan sebuah informasi penting dalam strategi teknik pemasaran untuk penataan tata letak produk yang paling laris dibeli oleh konsumen. Sistem diasumsikan seperti penggambaran kebutuhan dan keinginan pengguna melalui pendekatan metode rekomendasi dengan mencari dan merekomendasikan suatu *item* dengan menggunakan *itemset* yang sering muncul pada data transaksi (**Mulyana & Yuliyanti, 2018**).

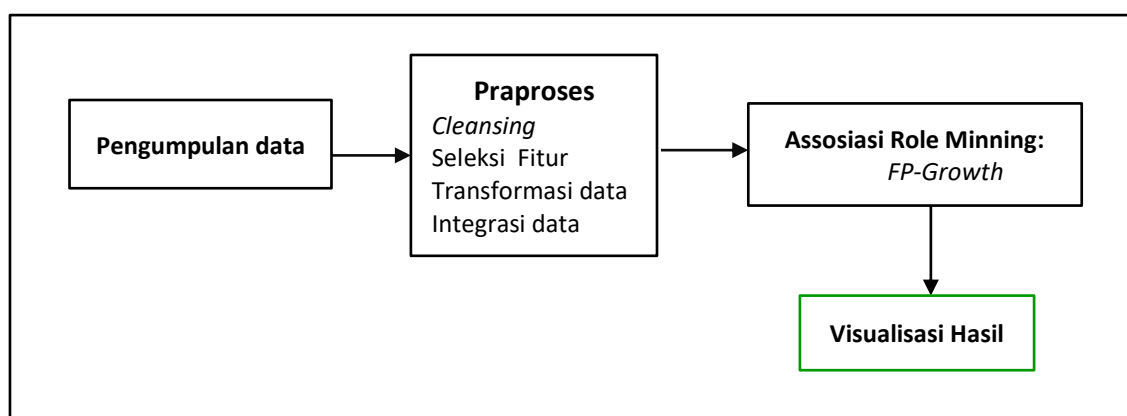
Association rule mining adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Oleh karena analisis asosiasi menjadi terkenal karena aplikasinya untuk menganalisa isi keranjang belanja di pasar swalayan, analisis asosiasi juga sering disebut dengan istilah *market basket analysis*, yang artinya adalah suatu analisis atas perilaku konsumen secara spesifik dari suatu golongan atau kelompok tertentu (**Anas, 2020**). Data mining menawarkan banyak algoritma yang dapat digunakan untuk menggali suatu kaidah asosiasi, salah satunya adalah algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*. Algoritma *FP-Growth* merupakan salah satu alternatif algoritma yang cukup efektif untuk mencari himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data yang besar. Penggalan *frequent itemset* dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* dilakukan dengan cara membangkitkan struktur data tree atau disebut dengan *FPTree*. *FP-Tree* merupakan struktur penyimpanan data yang dimampatkan. *FP-Tree* dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam *FP-Tree* (**Ardianto & Fitriannah, 2019**).

Penggunaan algoritma *FP-Growth* untuk menganalisis transaksi, sebagaimana pada penelitian sebelumnya penggunaan algoritma *FP-Growth* sebagai rekomendasi produk dan hasil pengujian yang dilakukan didapatkan sebuah aturan (*rule*) yang memiliki nilai confidence terbaik adalah 89% dengan aturan pada setiap pembelian produk MASKER BERAS PUTIH dapat dipastikan akan membeli PUTIH LANGSAT FACIAL FOAM (**Kurniawan, Gata, & Winaya, 2018**). Hasil dari implementasi *FP-Growth* dijadikan rekomendasi bagi para penjual / retailer dalam memberikan paket penjualan barang bagi konsumennya dan hasil dari penelitian ini adalah ditemukan dua pasangan item barang yakni kopi, gula dan teh, susu yang memiliki support sebesar 30% dan confidence sebesar 70% (**Abdullah, 2018**). Berdasarkan pembahasan yang telah dipaparkan, penelitian ini membahas sistem rekomendasi produk dengan algoritma *FP-Growth* menggunakan data transaksi dari Widya Pustaka masih menggunakan perhitungan manual hal itu tentunya berpengaruh pada penyimpanan data karena kurang efektif dalam memperkirakan pola rekomendasi produk pembelian konsumen, maka diperlukan implementasi algoritma *FP-Growth* untuk merekomendasikan produk yang sering dibeli untuk memperkirakan stok barang dan sebagai media pemasaran produk (**Syukra, Hidayat, & Fauzi, 2019**) (**Maulidiya & Jananto, 2020**). Penelitian ini mengadopsi beberapa praproses dengan menambahkan seleksi fitur dan implementasi algoritma *FP-Growth* pada penelitian ini meliputi Pencarian *Frequent Itemset*, *Frequent Itemset Priority*, *Conditional Pattern Base*, *Conditional FP-Tree*, *Frequent Itemset*, sehingga

ditemukan *Association Rule (support, confidence, lift ratio)*. Sehingga bertujuan dapat meningkatkan hasil pengujian.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini terdiri dari tahapan pengumpulan *dataset*, praproses dari pembersihan data yang ganda, menyamakan batasan data, pengelompokan data, melakukan seleksi fitur sampai transformasi dan integrasi *dataset*, transformasi pembangunan model dengan mengimplementasikan algoritma *FP-Growth* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka penelitian

2.1. Dataset dan Praproses

Sumber data pada penelitian (sebagai *sample data*) berasal dari data transaksi pada Widya Pustaka pada bulan Desember 2020 dengan 50 Nama Barang 7, berupa file dengan format *.csv* dan untuk mempermudah tahap pembangunan model maka dilakukan pembersihan data yang ganda, menyamakan batasan data, pengelompokan data, melakukan seleksi fitur dan praproses data. Data transaksi pembelian dari konsumen terdiri dari pemesanan barang, negosiasi, pengiriman barang dan pembayaran. Proses seleksi fitur dilakukan dengan mengambil sebagian variable pada seluruh atribut yang ada untuk dijadikan atribut penentu dalam melakukan pemberian keputusan dan hasil seleksi fitur dari data transaksi sedangkan proses transformasi data, data dikelompokkan dengan kriteria yang sama untuk mempermudah pengolahan data selanjutnya dengan menggunakan data transaksi penjualan hasil dari praproses dan *sample* ditunjukkan pada Tabel 1. Sedangkan hasil dari seleksi fitur atribut yaitu *id_barang*, *kode*, *nama* dari tabel *barang*, *id_transaksi* dan *ode* dari tabel *transaksi* serta *id_transaksi* dan *id_barang* dari tabel *transaksi_detil*.

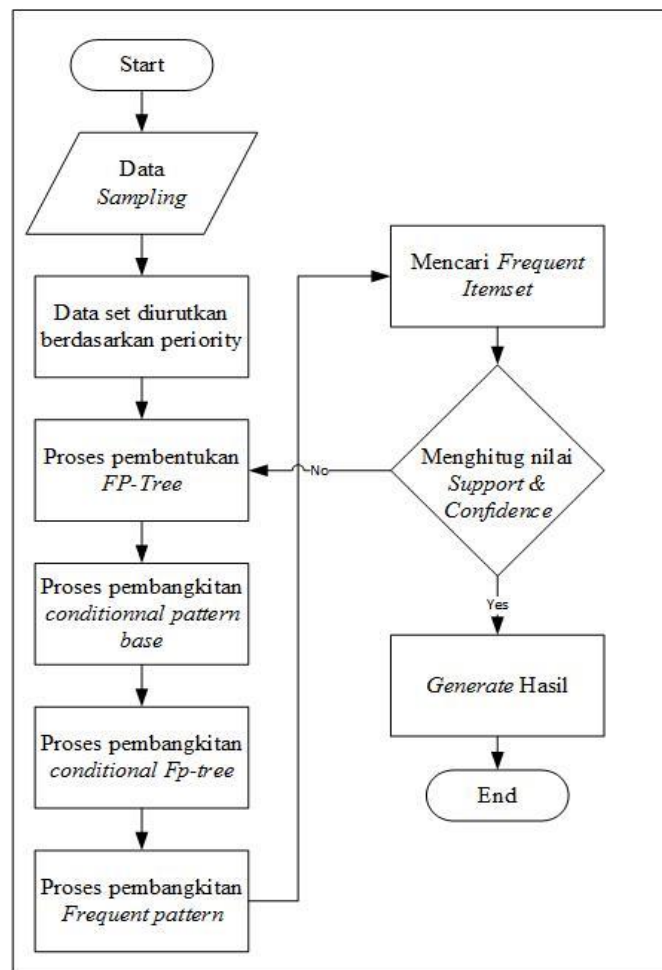
Tabel 1. Sample data hasil praproses data

No	No Transaksi	Kode Barang	Nama Barang	No	No Transaksi	Kode Barang	Nama Barang
1	T20.121.001	KB2	Amlop Coklat T1	9	T20.121.001	KB41	Kertas HVS T1
2	T20.121.001	KB3	Amlop Coklat T2	10	T20.121.002	KB2	Amlop Coklat T1
3	T20.121.001	KB4	Amlop Putih T1	11	T20.121.002	KB7	Bolpoint T1
4	T20.121.001	KB7	Bolpoint T1	12	T20.121.002	KB19	Box File
5	T20.121.001	KB9	Bolpoint T3	13	T20.121.002	KB21	Buku Kuitansi

6	T20.121.001	KB22	Buku Tulis T1	14	T20.121.002	KB22	Buku Tulis T1
7	T20.121.001	KB23	Buku Tulis T2	15	T20.121.003	KB2	Amlop Coklat T1
8	T20.121.001	KB34	Buku Tulis T1	16	T20.121.003	KB7	Bolpoint T1

2.2. Asosiasi Rule Mining dengan *FP-Growth*

Penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk meningkatkan penempatan produk widya pustaka untuk sarana promosi dan meminimalisir banyaknya produk yang kurang terjual, dengan menganalisa korelasi suatu produk supaya dalam penataan tataletaknya bisa memudahkan konsumen ketika belanja (penyimpanan produk A lebih cocok dekat dengan produk apa, maka dilihat dari keterangan korelasi terkuat hasil dari asosiasi rule nya). Tahapan pada algoritma *FP-Growth* meliputi Pencarian *Frequent Itemset*, *Frequent Itemset Priority*, *Conditional Pattern Base*, *Conditional FP-Tree*, *Frequent Itemset*, sehingga ditemukan Association Rule (*support, confidence, lift ratio*). Sebagaimana tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 2 tentang *flowchart* algoritma *FP-Growth*.



Gambar 1. Kerangka penelitian

Selanjutnya, data transaksi dari Tabel 1 diproses menggunakan *association rule mining* yang bertujuan untuk analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*) (Abdullah, 2018). Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam

database. Nilai *support* sebuah 2 *item* diperoleh dengan Persamaan 1, sedangkan nilai *confidence* dari Persamaan 2.

$$Support (A,B) = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

$$Confidence (A \rightarrow B) = P(A|B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}} \quad (2)$$

Lift ratio digunakan untuk mengukur seberapa penting *rule* yang telah terbentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. Pengujian dan analisis menggunakan *lift ratio* untuk mengukur tingkat keakurasian dari metode *FP-Growth* ditunjukkan pada Persamaan 3, sedangkan nilai *Supp* (B) didapat dari Persamaan 4.

$$Lift (A \rightarrow B) = \frac{Confidence (A \rightarrow B)}{Support B} \quad (3)$$

$$Supp (B) = \frac{\text{Jumlah B}}{\text{Data Keseluruhan}} \quad (4)$$

Sebelum membuat *FP-Tree*, dilakukan terlebih dahulu proses pembentukan frequent *itemset* yang diurutkan berdasarkan *priority* sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2 dan data set urutan barang yang dibeli berdasarkan *priority* pada Tabel 3. *FP-Tree* merupakan tahap dimana dataset yang telah dibatasi dengan menggunakan *support count* yang telah ditentukan, kemudian dibangun menjadi sebuah *Tree* (Lestari, 2015).

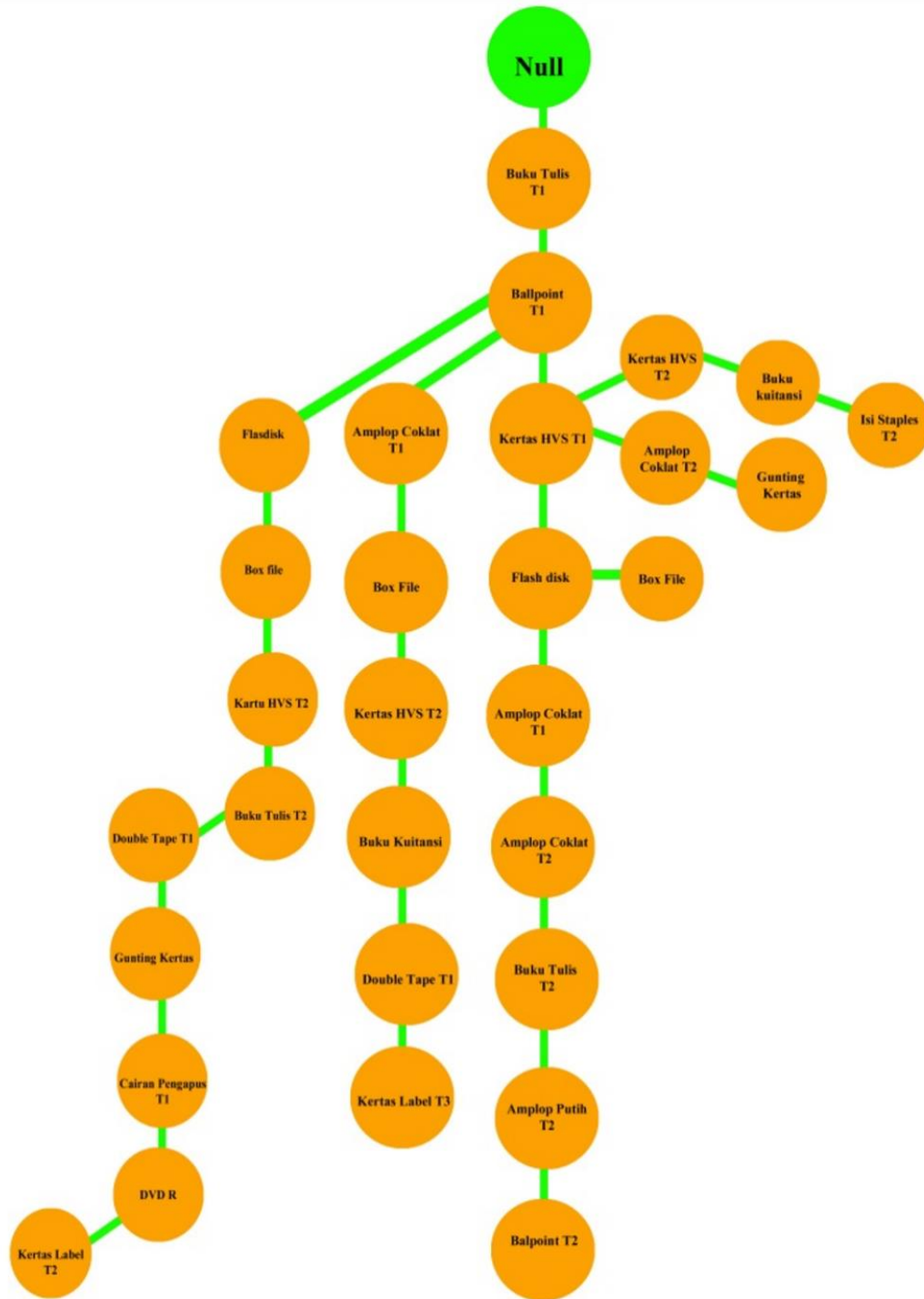
Tabel 2. Frequent item diurutkan berdasarkan priority

NO	ITEM	FREKUENSI	NO	ITEM	FREKUENSI
1	Buku Tulis T1	7	12	Gunting kertas	2
2	Ballpoint T1	6	13	Kertas label T3	2
3	Kertas HVS T1	5	14	Amplop Putih T1	1
4	Flash Disk	4	15	Ballpoint T3	1
5	Amplop coklat T1	3	16	Cairan penghapus T2	1
6	Box file	3	17	DVD R	1
7	Kertas HVS T2	3	18	Hang map	1
8	Amplop coklat T2	2	19	Highlighter	1
9	Buku kuitansi	2	20	Isi Staples T1	1
10	Buku Tulis T2	2	21	Isi Staples T2	1
11	Double tape T1	2	22	Kertas label T2	1

Tabel 3. Dataset transaksi berdasarkan priority

TRANSAKSI	ITEM
T20-12-01-001	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Kertas HVS T1, Flash Disk , Amplop coklat T1, Amplop coklat T2, Buku Tulis T2, Amplop Putih T1, Ballpoint T3
T20-12-01-002	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Amplop coklat T1, Box file, Kertas HVS T2, Buku kuitansi, Double tape T1, Kertas label T3

T20-12-01-003	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Kertas HVS T1, Amplop coklat T1, Gunting kertas
T20-12-01-004	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Flash Disk , Box file, Kertas HVS T2, Buku Tulis T2, Double tape T1, Gunting kertas, Cairan penghapus T2, DVD R , Kertas label T2
T20-12-01-005	Buku Tulis T1, Kertas HVS T1, Flash Disk , Amplop coklat T2, Kertas label T3, Hang map , Highlighter, Isi Staples T1



Gambar 2. Analisis *FP-Tree*















FP-Tree dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam *FP-Tree*. Karena dalam setiap transaksi yang dipetakan, mungkin ada transaksi yang memiliki item yang sama, maka lintasannya memungkinkan untuk saling menimpa. Semakin banyak data transaksi yang memiliki item yang sama, maka proses pemampatan dengan struktur data *FP-Tree* semakin efektif. Kelebihan dari *FP-Tree* adalah hanya memerlukan duakali pemindaian data transaksi yang terbukti sangat efisien. Gambar 3 Analisis *FP-Tree* dari TID T20-12-01-001 sampai dengan T20-12-01-007. Setelah *FP-Tree* terbentuk, maka langkah selanjutnya adalah tahap pembangkitan *conditional pattern base*, tahap pembangkitan *conditional FPtree*, dan tahap pencarian *frequent itemset*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengimplementasikan *FP-Growth* pada data transaksi seperti ditunjukkan pada Gambar 4, dimana data yang ditampilkan sudah melalui praproses.

Transaction Data

New Transaction Input
Upload Transaction

NO	CODE	THING	
1	T20-12-01-001	Brown envelope T1, Brown envelope T2, White Envelope T1, Ballpoint T1, Ballpoint T3, Notebook T1, Notebook T2, Flash Disk , Paper HVS T1	 
2	T20-12-01-002	Brown envelope T1, Ballpoint T1, File box, Receipt book, T1 Notebook, Double tape T1, HVS T2 paper, T3 label paper	 
3	T20-12-01-003	Brown envelope T1, Ballpoint T1, Notebook T1, Paper scissors, HVS Paper T1	 
4	T20-12-01-004	Ballpoint T1, Box file, T1 Notebook, T2 Notebook, T2 eraser fluid, Double tape T1, DVD R, Flash Disk, Paper scissors, HVS T2 Paper, T2 label paper	 
5	T20-12-01-005	Brown Envelope T2, Notebook T1, Flash Disk , Hang map , Highlighter, Contents Staples T1, Paper HVS T1, Label paper T3	 
6	T20-12-01-006	Ballpoint T1, Receipt Book, T1 Notebook, Staples T2 Content, HVS T1 Paper, HVS T2 Paper	 
7	T20-12-01-007	Ballpoint T1, Box file, Notebook T1, Flash Disk , Paper HVS T1	 

Gambar 4. Data transaksi hasil proposes

Tahapan selanjutnya pada penelitian ini untuk menghasikan frekuensi suatu produk atau dikenal dengan istilah *frequent itemset*, sebagai contoh ditentukan *minimum support* 30 dan *minimum confidence* 5 (keduanya dalam bentuk persen) dengan jumlah transaksi 5 dan ditunjukkan pada Gambar 5.

Min Support : 0.3

Min Confidence : 0.05

Jumlah Transaksi : 5

Pencarian Frequent Itemset														
TRANSAKSI	KB2	KB3	KB4	KB7	KB9	KB19	KB21	KB22	KB23	KB25	KB31	KB33	KB34	KB35
T20-12-01-001	✓	✓	✓	✓	✓			✓	✓				✓	
T20-12-01-002	✓			✓		✓	✓	✓			✓			
T20-12-01-003	✓			✓				✓						✓
T20-12-01-004				✓		✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
T20-12-01-005		✓						✓					✓	
Frekuensi	3	2	1	4	1	2	1	5	2	1	2	1	3	2

Gambar 5. Hasil pencarian frequent *itemset*

Secara otomatis sistem menampilkan hasil dari tahap 1 dari masing-masing keseluruhan transaksi dihitung produk mana saja yang dibeli secara terus menerus. Kemudian tahapan selanjutnya diurutkan berdasarkan *priority* (jumlah terbesar ke terkecil), seperti terlihat pada Gambar 6 yang selanjutnya membangkitkan Conditional Pattern Base dengan frekuensi terkecil terlebih dahulu, merupakan sub database berisi prefix path dan suffix pattern atau disebut juga pola akhir seperti ditunjukkan pada Gambar 7.

Frequent Itemset Priority		
NO	ITEM	FREKUENSI
1	Buku Tulis T1	5
2	Ballpoint T1	4
3	Amplop coklat T1	3
4	Flash Disk	3
5	Kertas HVS T1	3
6	Amplop coklat T2	2
7	Box file	2
8	Buku Tulis T2	2
9	Double tape T1	2
10	Gunting kertas	2

Gambar 6. Hasil pengurutan frequent *itemset* priority

Implementasi Algoritma *FP-Growth* untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Produk

Itemset Priority	
TRANSAKSI	ITEM
T20-12-01-001	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Amplop coklat T1, Flash Disk , Kertas HVS T1, Amplop coklat T2, Buku Tulis T2, Amplop Putih T1, Ballpoint T3
T20-12-01-002	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Amplop coklat T1, Box file, Double tape T1, Kertas HVS T2, Kertas label T3, Buku kuitansi
T20-12-01-003	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Amplop coklat T1, Kertas HVS T1, Gunting kertas
T20-12-01-004	Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Flash Disk , Box file, Buku Tulis T2, Double tape T1, Gunting kertas, Kertas HVS T2, Cairan penghapus T2, DVD R , Kertas label T2
T20-12-01-005	Buku Tulis T1, Flash Disk , Kertas HVS T1, Amplop coklat T2, Kertas label T3, Hang map , Highlighter, Isi Staples T1

Conditional Pattern Base	
ITEM	CONDITIONAL PATTERN BASE
Ballpoint T1	{{Buku Tulis T1 : 4}}
Amplop coklat T1	{{Buku Tulis T1, Ballpoint T1 : 3}}
Flash Disk	{{Buku Tulis T1, Ballpoint T1, Amplop coklat T1 : 1}, {Buku Tulis T1, Ballpoint T1 : 1}, {Buku Tulis T1 : 1}}

Gambar 7. Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Selanjutnya membuat *conditional FP-Tree*, tahapan ini hampir sama dengan *conditional patern base*, namun adanya pemisahan antara nilai atau frekuensi setiap variable, seperti terlihat apda Gambar 8. *Conditional Pattern Base* merupakan *subdatabase* yang berisi *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-Tree* yang telah dibangun sebelumnya (**Setyorini, Mustakim, Adhiva, & Putri, 2020**).

Conditional FP-Tree	
ITEM	CONDITIONAL FP-TREE
Ballpoint T1	{Buku Tulis T1 : 4}
Amplop coklat T1	{Buku Tulis T1 : 3, Ballpoint T1 : 3}
Flash Disk	{Buku Tulis T1 : 3, Ballpoint T1 : 2, Amplop coklat T1 : 1}
Kertas HVS T1	{Buku Tulis T1 : 3, Ballpoint T1 : 2, Amplop coklat T1 : 2, Flash Disk : 2}
Amplop coklat T2	{Buku Tulis T1 : 2, Ballpoint T1 : 1, Amplop coklat T1 : 1, Flash Disk : 2, Kertas HVS T1 : 2}
Box file	{Buku Tulis T1 : 2, Ballpoint T1 : 2, Amplop coklat T1 : 1, Flash Disk : 1}
Buku Tulis T2	{Buku Tulis T1 : 2, Ballpoint T1 : 2, Amplop coklat T1 : 1, Flash Disk : 2, Kertas HVS T1 : 1, Amplop coklat T2 : 1, Box file : 1}
Double tape T1	{Buku Tulis T1 : 2, Ballpoint T1 : 2, Amplop coklat T1 : 1, Box file : 2, Flash Disk : 1, Buku Tulis T2 : 1}
Gunting kertas	{Buku Tulis T1 : 2, Ballpoint T1 : 2, Amplop coklat T1 : 1, Kertas HVS T1 : 1, Flash Disk : 1, Box file : 1, Buku Tulis T2 : 1, Double tape T1 : 1}
Kertas HVS T2	{Buku Tulis T1 : 2, Ballpoint T1 : 2, Amplop coklat T1 : 1, Box file : 2, Double tape T1 : 2, Flash Disk : 1, Buku Tulis T2 : 1, Gunting kertas : 1}

Gambar 8. Hasil *Conditional PF- tree*

Tahapan pencarian *frequent itemset support* dengan mengimpelemntasikan rumus pada Persamaan 1, Persamaan 2, Persamaan 3, Persamaan 4 dan menghasilkan nilai yang terlampir pada Gambar 9. Sehingga hasil akhir menunjukkan kondisi jika konsumen membeli produk a, maka konsumen akan membeli produk B, hasil perhitungan *support*, *confidence* dan *lift ratio* disertai keterangan kuat atau lemahnya korelasi ke dua produk tersebut. Semakin korelasi positif atau kuat maka peluang untuk menambah produk tersebut dan dalam penyimpanan tata letak produk dengan tujuan memudahkan konsumen dalam proses belanja. Berdasarkan Gambar 9, menunjukkan dari *minimum support* 30 dan *minimum confidence* 5 (keduanya dalam bentuk persen) dengan jumlah transaksi 5 dengan jumlah 50 nama barang atau item barang menghasilkan paling korelasi positif atau kuat jika konsumen membeli ballpoint T1 maka membeli buku tulis T1 dengan support 0.8, confidence 1 dan lift ratio 1.

Association Rule						
Tampilkan 10 data		Pencarian:				
NO	RULE	SUPPORT	CONFIDENCE	LIFT RATIO	KET	
1	Jika konsumen membeli Ballpoint T1, maka membeli Buku Tulis T1	0.8	1	1	Korelasi positif / kuat	
2	Jika konsumen membeli Amplop coklat T1, maka membeli Buku Tulis T1	0.6	1	1	Korelasi positif / kuat	
3	Jika konsumen membeli Amplop coklat T1, maka membeli Ballpoint T1	0.6	1	1.25	Korelasi positif / kuat	
4	Jika konsumen membeli Flash Disk, maka membeli Buku Tulis T1	0.6	1	1	Korelasi positif / kuat	
5	Jika konsumen membeli Kertas HVS T1, maka membeli Buku Tulis T1	0.6	1	1	Korelasi positif / kuat	

Gambar 9. Hasil analisis algoritma *FP-Growth*

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk meningkatkan penempatan produk widya pustaka untuk meningkatkan sarana promosi dengan harapan meminimalisir banyaknya produk yang kurang terjual. Berdasarkan hasil analisis korelasi suatu produk supaya dalam penataan tataletaknya bisa memudahkan konsumen ketika belanja missal penyimpanan produk A lebih cocok dekat dengan produk apa, maka dilihat dari keterangan korelasi positif atau kuat hasil dari asociation rule seperti ditunjukkan pada Gambar 9. Bahwa korelasi paling positif atau kuat yaitu dengan nilai support sebesar 0.8 atau dalam persentase 80%, confidence 1 dan lift rasio 1 atau dalam persentase 100% yang dapat diambil dari rule jika konsumen membeli ballpoint T1 maka akan membeli buku tulis T1.

DAFTAR RUJUKAN

- Abdullah, A. (2018). Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode *FP-Growth*. *KHAZANAH INFORMATIKA : Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 21-26.
- Abdullah, A. (2018). Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode *FP-Growth*. *Khazanah Informatika*, 21-26.
- Anas, A. (2020). Penerapan Algoritma *FP-Growth* Dalam Menentukan Perilaku Konsumen Ghania Mart Muara Bulian. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 14(2), 120-129.
- Ardianto, A., & Fitriyah, D. (2019). PENERAPAN ALGORITMA *FP-GROWTH* REKOMENDASI TREND PENJUALAN ATK PADA CV. FAJAR SUKSES ABADI. *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer (InComTech)*, 9(1), 50-60.
- Kurniawan, S., Gata, W., & Winaya, H. (2018). ANALISIS ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK REKOMENDASI PRODUK PADA DATA RETAIL PENJUALAN PRODUK KOSMETIK. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2018 (SENTIKA 2018)* (hal. 1-9). Yogyakarta: Universitas Atma Jaya Yogyakarta.
- Lestari, Y. D. (2015). PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA *FP-TREE* DAN *FP-GROWTH* PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN OBAT. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SNASTIKOM)*, 60-65.
- Maulidiya, H., & Jananto, A. (2020). Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan *FP-Growth* Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako. *xxx*, 978-979.
- Mulyana, A., & Yuliyanti, S. (2018). APLIKASI E-COMMERCE DENGAN SISTEM REKOMENDASI BERBASIS COLLABORATIVE FILTERING. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 7(2), 16 - 31.
- Nugroho, F., & Rahayu, M. S. (2020). SISTEM REKOMENDASI PRODUK UKM DI KOTA BANDUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA COLLABORATIVE FILTERING. *JURSISTEKNI (Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi)*, 23-31.
- Setyorini, S. G., Mustakim, Adhiva, J., & Putri, S. A. (2020). Penerapan Algoritma *FP-Growth* dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen. *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)*. Pekanbaru.
- Siswandi, A., Permana, A. Y., & Emarilis, A. (2021). Stemming Analysis Indonesian Language News Text with Porter. *Journal of Physics: Conference Series*, 01-07.
- Syukra, I., Hidayat, A., & Fauzi, M. Z. (2019). Implementation Of K-Medoids And *FP-Growth* Algorithms For Grouping And Product Offering Recommendations. *Indones. J. Artif. Intell. Data Min*, 107.