IMPLEMENTASI DATA MINING METODE ASOSIASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA PERUSAHAAN RITEL

Alexander Radityo Wibowo¹, Arief Jananto²

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Stikubank^{1,2}

Email : wiboworadityo1@email.com¹, ajananto09@edu.unisbank.ac.id²

ABSTRAK

Toko Gunung Agung Cabang Semarang adalah salah satu perusahaan ritel yang berada di Kota Semarang, menjual buku-buku, peralatan kantor dan sekolah. Setiap transaksi penjualannya selalu dicatat dan didokumentasikan. Pendokumentasian dan catatan-catatan itu membentuk data dan tersimpan di basis data. Data-data yang tersimpan tersebut akan terus bertambah. Sehingga jumlah data yang tersimpan dalam basis data dan semakin besar ini akan dimanfaatkan dengan menggunakan ilmu data mining. Metodologi yang digunakan untuk pemecahan masalah dalam penelitian ini adalah CRISP-DM (CRoss-Industry Standard Process for Data Mining). Dan menggunakan teknik data mining *association*. Dari penerapan teknik asosiasi tersebut akan menghasilkan aturan asosiasi atau hubungan antar produk. Dari pengetahuan berupa rule asosiasi yang ditemukan, selanjutnya dimanfaatkan untuk menentukan tata letak barang dagangan sebagai salah satu strategi penjualan. Dari hasil penelitian, perhitungan menggunakan algoritma FP-Growth dengan parameter minimum *support* 0.04 dan *confidence* 0.2 secara manual dan menggunakan *tools Rstudio* untuk 100 transaksi pertama telah menghasilkan *rule* asosiasi yang sama. Selanjutnya, untuk seluruh transaksi penjualan periode 1 tahun (1 September 2019 sampai 31 Agustus 2020) yaitu sebanyak 57.449 transaksi dengan 133.571 *record* dengan menggunakan *Rstudio* telah menghasilkan 6 *rule*. Sehingga untuk mengatur tata letak barang berdasarkan *rule* hasil perhitungan semua data tersebut, barang dengan kode kategori H (WRITING INSTRUMENT) harus diletakkan berdekatan dengan barang berkategori G (SCHOOL STATIONERY) dan kategori F (OFFICE ESSENTIAL).

Kata Kunci: Data Mining, Asosiasi, FP-Growth

ABSTRACT

Toko Gunung Agung Semarang Branch is a retail company located in the city of Semarang, selling books, office equipment, and school stationery. Every sales are always recorded and documented. The documentation and records form data and stored in a database. The stored data will continue to grow. So that the greater the amount of data stored in the database will be utilized by using data mining science. The methodology used for the problems in this study is CRISP-DM (CRoss-Industry Standard Process for Data Mining). And using data mining association techniques. The application of the association technique will produce association rules or relationships between products. From the knowledge which is found in the form of association rules, it is then used to determine the products layout as a sales strategy. From the research results, the calculation using the FP-Growth algorithm with a parameter of minimum support 0.04 and confidence 0.2 manually and using the Rstudio tool for the first 100 transactions has resulted in the same association rule. Furthermore, for all sales transactions for the period of 1 year (September 1, 2019 to August 31, 2020), as many as 57,449 transactions

with 133,571 records using Rstudiotoool have produced 6 rules. So that in order to arrange the layout of goods based on the calculation result rule of all the data, items with category H (WRITING INSTRUMENT) must be placed close to items with category code G (SCHOOL STATIONERY) and goods with category F (OFFICE ESSENTIAL).

Keywords: Data Mining, Association, FP-Growth

1. PENDAHULUAN

Salah satu faktor penting untuk menentukan strategi bisnis adalah pengambilan keputusan dengan cepat dan akurat. Dalam pengambilan keputusan para eksekutif tidak dapat lagi menggunakan intuisi, namun perlu dilakukan berdasarkan data. Bicara tentang data bagi sebuah perusahaan, setiap transaksi kegiatan operasinya selalu dicatat dan didokumentasikan. Pendokumentasian dan catatan-catatan itu membentuk data dan tersimpan di basis data. Data-data tersebut akan tersimpan dan akan terus bertambah.

Misalnya dalam sebuah perusahaan ritel atau toko, dalam satu hari ada berapa banyak transaksi penjualan, dalam seminggu, dalam sebulan, dalam setahun ada berapa juta data transaksi yang tersimpan di *database* perusahaan tersebut. Kenyataan bahwa jumlah data yang tersimpan dalam basis data semakin besar ini telah menjadi dasar munculnya *Data Mining*.

Data Mining dapat diartikan sebagai pengekstrakan informasi baru yang diambil dari data yang besar yang membantu dalam pengambilan keputusan (Prasetyo, 2012). Istilah *Data Mining* kadang juga disebut *knowledge discovery*. Di dalam *Data Mining* ada berbagai macam teknik, salah satunya adalah teknik asosiasi. Teknik asosiasi tersebut akan digunakan untuk menentukan aturan asosiasi atau hubungan antar produk. Hubungan antar produk yang dihasilkan akan dimanfaatkan untuk menentukan tata letak barang dagangan sebagai salah satu strategi penjualan.

Perancangan *products layout* atau tata letak barang merupakan sebuah kegiatan rutin di Toko Gunung Agung Cabang Semarang. Akan tetapi terdapat permasalahan yaitu perbedaan pendapat dalam menentukan tata letak tersebut. Misalnya eksekutif (manajer) memiliki pendapat berbeda dengan supervisor, supervisor berbeda pendapat dengan pramuniaga yang di lapangan, dan sebaliknya. Selama ini pengaturan tata letak barang di toko tersebut berdasarkan pada pengalaman atau insting semata sehingga setiap orang memiliki pendapat yang berbeda-beda. Berangkat dari uraian tersebut, dengan teknik asosiasi *Data Mining* peneliti akan mencari pola asosiasi barang terjual untuk menentukan *products layout* atau tata letak barang di perusahaan ritel tersebut berdasarkan pada data transaksi penjualan.

2. LANDASAN TEORI

2.1. Pustaka yang Terkait Dengan Penelitian Sebelumnya

Bicara tentang data dalam *data mining*, tidak ada batasan berapa banyak data yang digunakan dalam implementasinya. Bisa saja menggunakan data transaksi penjualan selama satu bulan untuk menentukan hubungan antar barang dengan menggunakan teknik *Data Mining* (Marsono, 2019).

Penelitian ini secara konsep sama dengan penelitian Robi Yanto dan Hendra Di Kesuma, di mana mereka mencari pola penempatan buku berdasarkan data kunjungan perpustakaan (Yanto & Kesuma, 2017). Sedangkan yang penulis lakukan pada

penelitian ini yaitu mencari pola pembeli sebagai dasar menentukan tata letak barang dari data penjualan. Akan tetapi algoritma untuk pemecahan masalah yang penulis pilih ialah algoritma *FP-Growth*.

Algoritma *FP-Growth* telah menemukan aturan asosiasi lebih banyak dan proses lebih cepat dibandingkan Apriori (Salam et al., 2019). Selain itu, tingkat akurasi algoritma *FP-Growth* juga lebih besar dibandingkan apriori (Maulidiya & Jananto, 2020).

2.2. Pengertian *Data Mining*

Data mining dapat diartikan sebagai kegiatan melakukan ekstraksi untuk mendapatkan informasi penting yang sifatnya implisit dan sebelumnya tidak diketahui, dari suatu data (Witten, 2017). *Data mining* merupakan kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola dan hubungan dalam set data berukuran besar (Susanto, 2007). Dari definisi-definisi tersebut, maka dapat diartikan bahwa *data mining* adalah disiplin ilmu yang mempelajari metode untuk mengekstrak pengetahuan atau menemukan pola atau hubungan dari suatu data yang besar.

2.3. CRISP-DM

Cross-Industry Standard Process for Data Mining atau sering disebut dengan CRISP-DM merupakan salah satu metode standar proses *data mining* sebagai strategi pemecahan masalah secara umum dari bisnis atau unit penelitian. Metode ini sudah dikembangkan sejak tahun 1996 oleh analis dari beberapa industry seperti Daimler-Benz (sekarang Daimler Chrysler), Integral Solutions Ltd. (ISL), NCR, dan OHRA. Berikut ini adalah tahap-tahap metodologi CRISP-DM:

Gambar 1. Metode CRISP-DM

1. *Business Understanding*

Tahap ini merupakan tahap terpenting dari setiap proyek data mining yaitu pemahaman kegiatan *data mining* dari perspektif bisnis. Kegiatan yang dimaksud di sini ialah menentukan sasaran atau tujuan bisnis, memahami situasi bisnis, menentukan tujuan *data mining* dan membuat perencanaan penelitian.

2. *Data Understanding*

Tahap pemahaman data dimulai dengan pengumpulan data awal. Kemudian mempelajari dan memahami data, mengidentifikasi kualitas data, dan mendeteksi subset untuk menentukan hipotesa awal.

3. *Data Preparation*

Tahap persiapan data meliputi seluruh kegiatan pembuatan dataset yang akan diproses pada tahap berikutnya (*modeling*). Kegiatan yang dilakukan pada tahap ini yaitu memilih *table*, *field*, *record*, *data cleaning*, dan transformasi data sesuai dengan *tools* yang digunakan pada tahap *modeling*.

4. *Modeling*

Kegiatan yang dilakukan pada tahap ini adalah menentukan teknik *data*

mining yang digunakan, menentukan *tools data mining*, teknik data mining, algoritma *data mining*, dan menentukan parameter dengan nilai yang optimal. Beberapa teknik *data mining* membutuhkan persyaratan khusus sehingga bisa saja kembali ketahap sebelumnya (*Data Preparation*) untuk memenuhi syarat tersebut.

5. Evaluation

Tahap ini merupakan tahap untuk mengevaluasi dan memastikan bahwa model yang dibuat sesuai dengan tujuan awal. Apabila sudah benar, maka dilanjutkan ketahap berikutnya yaitu tahap *Deployment*. Sebaliknya, apabila tidak sesuai dengan tujuan atau sasaran awal maka kembali lagi ke tahap pertama (*Business Understanding*) supaya hasil dari *data mining* sesuai dengan tujuan awal.

6. Deployment

Pada tahap ini, pengetahuan yang diperoleh dari proses *data mining* dapat disajikan sedemikian rupa supaya dapat digunakan untuk mengambil keputusan. Misalnya disajikan dalam bentuk presentasi atau laporan.

2.4. Asosiasi Data Mining

Analisis asosiasi atau *association data mining* merupakan salah satu metode dalam *data mining* untuk menemukan aturan asosiatif pada kombinasi item atau hubungan antar atribut. Analisis keranjang belanja atau *association rule mining* adalah salah satu metode data mining yang berfokus untuk menemukan pola pembelian dengan mengekstrak asosiasi atau data transaksi di sebuah toko (Prahartiwi, 2017). Analisis

aturan asosiasi berguna untuk menemukan hubungan antar item dalam suatu data yang besar. Hubungan antar item yang ditemukan akan dipresentasikan dalam bentuk aturan asosiasi atau *association rule* atau set aturan yang sering muncul.

Analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap. Pertama, analisa pola frekuensi tinggi yaitu mencari kombinasi *item* yang memenuhi syarat *minimum* dari nilai *support*. Rumus untuk menghitung nilai *support* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Support}(A) \\ = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \end{aligned} \quad (1)$$

$$\text{Support}(A, B) =$$

$$\frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaks}} \times 100\% \quad (2)$$

Kedua, pembentukan aturan asosiasi yaitu mencari item yang memenuhi syarat minimal *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiasi.

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) =$$

$$\begin{aligned} \frac{P(A|B)}{P(A)} \\ = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A} \times 100\% \end{aligned} \quad (3)$$

2.5. Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

FP-Growth merupakan salah satu algoritma dari *data mining* asosiasi. Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk menemukan himpunan data yang sering muncul (*frequent itemset*) dari kumpulan data. Ada tiga tahapan utama dalam

algoritma *FP-Growth* yaitu tahap pembangkitan *conditional pattern base*, tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*, dan tahap pencarian *frequent itemset*. Namun sebelum ketahapan utama tersebut, ada beberapa tahap yang harus dilakukan terlebih dahulu antara lain:

Penyiapan dataset

1. Pencarian *frequent itemset*
2. Mengurutkan berdasarkan *priority*
3. Dataset (item dalam setiap transaksi) diurutkan berdasarkan *priority*
4. Membentuk *FP-Tree*

Setelah *FP-Tree* terbentuk, barulah melakukan tiga tahapan utama dalam algoritma *FP-Growth*

1. Tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*
Conditional pattern base merupakan hasil dari lintasan *FP-Tree* yang terbentuk dengan mempertimbangkan item dengan *support count* terkecil atau anak *root* terakhir.
2. Tahap Pembangkitan *Conditional FP-Tree*
Pertama yang dilakukan pada tahap ini ialah menentukan minimum *support*. Selanjutnya, menjumlahkan *support count* setiap item pada *conditional pattern base*. Hasil penjumlahan yang memenuhi minimum *support* akan dibangkitkan kembali dengan *conditional FP-Tree*.
3. Tahap Pembangkitan *Frequent Itemset*
Frequent Itemset dibentuk berdasarkan kombinasi setiap item dalam *FP-Tree* berupa *rule*. Apabila dalam *FP-Tree* terdapat item yang sama pilih *support count* dengan nilai terkecil.

3. METODE PENELITIAN

Gambar 2. Flowchart tahap penelitian

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah studi lapangan, yang dilakukan dalam tahap ini yaitu melakukan observasi di Toko Gunung Agung Cabang Semarang.

Tahap berikutnya ialah studi literatur. Pada tahap ini peneliti mengumpulkan semua informasi yang dibutuhkan. Informasi-informasi tersebut didapat dari buku, jurnal, artikel, dan lain-lain.

Tahap selanjutnya ialah merumuskan masalah dari permasalahan yang didapatkan pada saat observasi di lapangan yaitu bagaimana mengatur tempat *display* atau tata letak barang dagangan di Toko Gunung Agung Cabang Semarang berdasarkan data transaksi penjualan.

Setelah perumusan masalah, tahap selanjutnya ialah mengumpulkan data yang dibutuhkan dalam penelitian ini. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan Toko Gunung Agung Cabang Semarang periode 1 tahun (1 September 2019 sampai 31 Agustus 2020). Data berasal dari *database Microsoft SQL Server 2000*, kemudian dilakukan *export data* ke *excel*. Data tersebut memiliki 69.677 transaksi dengan 205.687 *record*. Potongan

data transaksi asli untuk 24 *record* teratas sebelum diolah dapat dilihat pada Gambar 3.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	ID_Transaksi	No_Tansaksi_Head	No	Waktu_Tras	PLU	Item	Qty	Item_Prio	Subtotal	_OK	Cle	Koc
2	10863966	1909010010000001	1909	9/1/2019	330844	MS	1	5000	5000	OK	TU	S
3	10863967	1909010010000002	1909	9/1/2019	130891	MS	1	120000	120000	OK	TU	S
4	10863968	1909010010000002	1909	9/1/2019	199221	MS	1	12500	12500	OK	TU	S
5	10863969	1909010010000003	1909	9/1/2019	822169	MS	10	88000	880000	OK	TU	S
6	10863971	1909010010000004	1909	9/1/2019	894095	MS	1	52000	52000	OK	TU	S
7	10863970	1909010010000004	1909	9/1/2019	898986	MS	1	75000	75000	OK	TU	S
8	10863972	1909010010000005	1909	9/1/2019	707140	MS	1	199000	199000	OK	TU	S
9	10863973	1909010010000006	1909	9/1/2019	173760	MS	1	49500	49500	OK	TU	S
10	10863974	1909010010000007	1909	9/1/2019	183739	MS	4	13500	54000	OK	TU	S
11	10863975	1909010010000007	1909	9/1/2019	820743	MS	1	43000	43000	OK	TU	S
12	10863977	1909010010000007	1909	9/1/2019	272355	MS	1	17800	17800	OK	TU	S
13	10863976	1909010010000007	1909	9/1/2019	273708	MS	1	24000	24000	OK	TU	S
14	10863978	1909010010000008	1909	9/1/2019	195138	MS	1	47000	47000	OK	TU	S
15	10863981	1909010010000008	1909	9/1/2019	020018	MS	1	0	0	OK	TU	S
16	10863980	1909010010000008	1909	9/1/2019	183685	MS	1	18000	18000	OK	TU	S
17	10863979	1909010010000008	1909	9/1/2019	274931	MS	1	13900	13900	OK	TU	S
18	10863982	1909010010000009	1909	9/1/2019	855101	MS	1	10000	10000	OK	TU	S
19	10863984	1909010010000010	1909	9/1/2019	275988	MS	1	15000	15000	OK	TU	S
20	10863985	1909010010000010	1909	9/1/2019	020020	MS	1	0	0	OK	TU	S
21	10863983	1909010010000010	1909	9/1/2019	270010	MS	1	22500	22500	OK	TU	S
22	10863986	1909010010000011	1909	9/1/2019	171582	MS	1	65000	65000	OK	TU	S
23	10863987	1909010010000012	1909	9/1/2019	899833	MS	1	65000	65000	OK	TU	S
24	10863988	1909010010000013	1909	9/1/2019	855101	MS	1	10000	10000	OK	TU	S
25	10863990	1909010010000014	1909	9/1/2019	020020	MS	1	0	0	OK	TU	S

Gambar 3. Potongan data transaksi penjualan

Penjelasan tiap kolom/*field* pada potongan data transaksi penjualan di atas dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Keterangan *field data* transaksi penjualan

No	Nama Kolom/Field	Keterangan
1.	ID_Transaksi	Nomor urutan transaksi
2.	No_Tansaksi_Header	Nomor transaksi (nota)
3.	No_Transaksi_Detail	Nomor detail transaksi
4.	Waktu_Transaksi	Waktu transaksi
5.	PLU	Kode barang
6.	Item_Owner	Keterangan kepemilikan barang
7.	Qty_Item	Kuantiti item transaksi
8.	Item_Price	Harga per barang
9.	Subtotal_Price	Total harga barang kali kuantiti item
10.	OK	Keterangan transaksi
11.	Clerk_ID	Nama kasir

12.	Kode_Cabang	Kode cabang
13.	IsDiscount	Diskon barang total
14.	Deskripsi	Nama barang
15.	No_Bon	Nomor nota
16.	NoMesin	Nomor mesin kasir
17.	Diskon	Diskon barang
18.	Kode_Kategori	Kode kategori barang
19.	Nama_Kategori	Nama kategori barang

Setelah data sudah terkumpul, tahap berikutnya ialah pengolahan data dengan cara seleksi data atau membersihkan data (*data cleaning*) pada data transaksi penjualan tersebut. Tahap ini bertujuan untuk menentukan atribut beserta *value* yang dibutuhkan dan akan diproses pada tahap berikutnya. Seleksi data yang dimaksud adalah sebagai berikut:

- Menghapus data yang memiliki *value* VOID dan REFUND pada *field* "OK" ("VOID" = batal transaksi, "REFUND" = ganti barang).
- Menghapus transaksi Kategori "OTHER STATIONARY", "OTHER BMS BUKU", "OTHER" sebab berisi kantong plastik dan barang *Joint Bussiness* yang sudah ditentukan (tetap) lokasinya.
- Menghapus nilai 003 dan 005 (nomor mesin yang digunakan untuk pameran luar toko) pada *field* "NoMesin".
- Memilih dan menghapus atribut/*field* yang tidak dibutuhkan.
- Merubah Nama Atribut "No_Transaksi_Header" menjadi "NoTrans" serta mengubah nilainya dimulai dari transaksi "1" misalnya "1909010010000001" menjadi "1", "1909010010000002" menjadi "2", "1909010010000003" menjadi "3" dan seterusnya. Tujuannya supaya mudah untuk mengidentifikasi berapa banyak

jumlah transaksi dan memudahkan dalam pengolahannya.

- f. Menghapus kategori barang yang sama dalam satu transaksi. Gambar 4, transaksi “4” berisi kategori barang yang sama yaitu “NOVEL”, maka hanya dihitung satu kali transaksi. Begitu juga pada transaksi “7” ada dua kategori “WRITING INSTRUMENT”, juga tetap dihitung satu kali transaksi, dan seterusnya.

NoTrans	Nama_Kategori	Kode_Kategori	NoTrans	Nama_Kategori	Kode_Kategori
1	FANCY & GIFT	I	1	FANCY & GIFT	I
2	TECHNOLOGY	B	2	TECHNOLOGY	B
2	OFFICE ESSENTIAL	F	2	OFFICE ESSENTIAL	F
3	BUKU AGAMA ISLAM	N	3	BUKU AGAMA ISLAM	N
4	NOVEL	U	4	NOVEL	U
4	NOVEL	U	5	NOVEL	U
5	NOVEL	U	6	FILE MAP	D
6	FILE MAP	D	7	WRITING INSTRUMENT	H
7	WRITING INSTRUMENT	H	7	PAPER	E
7	WRITING INSTRUMENT	H	7	BUKU AGAMA ISLAM	N
7	PAPER	E	8	WRITING INSTRUMENT	H
7	BUKU AGAMA ISLAM	N	8	PAPER	E
8	WRITING INSTRUMENT	H	8	OFFICE ESSENTIAL	F
8	PAPER	E	9	AGAMA & FILSAFAT	T
8	OFFICE ESSENTIAL	F	10	WRITING INSTRUMENT	H
9	AGAMA & FILSAFAT	T	11	FILE MAP	D
10	WRITING INSTRUMENT	H	12	NOVEL	U
10	WRITING INSTRUMENT	H	13	AGAMA & FILSAFAT	T
11	FILE MAP	D	14	WRITING INSTRUMENT	H
12	NOVEL	U	15	BUKU ANAK	P
13	AGAMA & FILSAFAT	T	16	BUKU ANAK	P
14	WRITING INSTRUMENT	H	16	BUKU AGAMA ISLAM	N
15	BUKU ANAK	P	17	BUKU ANAK	P
15	BUKU ANAK	P	18	TOYS & SPORT MUSIC	J
16	BUKU ANAK	P	18	FANCY & GIFT	I
16	BUKU AGAMA ISLAM	N	19	NOVEL	U

Gambar 4. Menghapus kategori yang sama dalam satu transaksi

Data yang dihasilkan setelah melalui proses seleksi data adalah sebanyak 57.449 transaksi dengan 133.571 record.

Setelah tahap seleksi data, tahap selanjutnya ialah tahap transformasi data dengan cara menyimpan data siap mining tersebut dalam bentuk tabular dengan format *.xlsx* (Microsoft Office Excel 2007). Apabila item ada dalam transaksi, maka akan diisi nilainya (Nama_Kategori) pada kolom kode kategori. Pada Gambar 5, misalnya pada transaksi 1 (baris ke-2) diisi dengan nilai

“FANCY & GIFT” pada kolom “Kategori I” (sesuai dengan kode kategori).

	A	B	C	D	E
1	T	N	P	I	D
2				FANCY & GIFT	
3					
4		BUKU AGAMA ISLAM			
5					
6					
7					FILE MAP
8		BUKU AGAMA ISLAM			
9					
10	AGAMA & FILSAFAT				
11					
12					FILE MAP
13					
14	AGAMA & FILSAFAT				
15					
16			BUKU ANAK		
17		BUKU AGAMA ISLAM	BUKU ANAK		
18			BUKU ANAK		
19				FANCY & GIFT	
20			BUKU ANAK		
21			BUKU ANAK	FANCY & GIFT	FILE MAP
22					
23		BUKU AGAMA ISLAM			
24					

Gambar 5. Data Tabular

Tahap berikutnya adalah implementasi. Pada tahap ini dilakukan pengujian data menggunakan teknik *data mining* asosiasi algoritma *FP-Growth*, baik secara manual maupun menggunakan *tools Rstudio*. Hasil dari proses ini adalah aturan atau *rule* transaksi konsumen.

Tahap akhir dari penelitian ini adalah melakukan analisa *rule* hasil implementasi algoritma *FP-Growth*. Analisa yang maksud ialah mengidentifikasi pola atau pengetahuan baru berupa hubungan antar kategori barang sebagai dasar untuk mengatur tata letak barang dagangan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Perhitungan Manual 100 Transaksi Pertama Menggunakan Algoritma *FP-GROWTH*

- a. Menghitung dan mengurutkan frekuensi (*support count*), menentukan *minimum support*, dan menentukan nilai *priority* serta mengurutkan *item* transaksi berdasarkan *priority*.

Tabel 2. Mengurutkan kategori berdasarkan *support count* dan memberi nilai *priority*

Kode Kategori	Nama Kategori	Support Count	Priority
G	SCHOOL STATIONERY	18	1
N	BUKU AGAMA ISLAM	17	2
H	WRITING INSTRUMENT	17	3
I	FANCY & GIFT	16	4
P	BUKU ANAK	14	5
F	OFFICE ESSENTIAL	10	6
U	NOVEL	8	7
R	PEND.DASAR&MENENGAH	8	8
D	FILE MAP	7	9
O	PRODUK ISLAMI	7	10
B	TECHNOLOGY	5	11
T	AGAMA & FILSAFAT	4	12
S	HOBBY & KESEHATAN	4	13
V	MANAJEMEN & PERTI	4	14
E	PAPER	4	15
J	TOYS & SPORT MUSIC	4	16

b. Pembentukan *FP-Tree*

Pada tahap ini dilakukan pembentukan *FP-Tree*. *FP-Tree* dibentuk berdasarkan kategori barang yang sudah diurutkan berdasarkan *priority* untuk setiap transaksi. Maka, secara visualisasi pembentukan *tree* untuk setiap transaksi tersebut adalah sebagai berikut:

Pada transaksi 1 berisi 1 item kategori dengan kode kategori I (Gambar 5). Maka hasil pembentukan *Tree* seperti pada Gambar 6.

Tabel 3. Jumlah *support count* mulai transaksi 1

Priority	Nama Kategori	Jumlah
G	SCHOOL STATIONERY	
N	BUKU AGAMA ISLAM	

H	WRITING INSTRUMENT	
I	FANCY & GIFT	1
P	BUKU ANAK	
F	OFFICE ESSENTIAL	
U	NOVEL	
R	PEND.DASAR&MENENGAH	
D	FILE MAP	
O	PRODUK ISLAMI	
B	TECHNOLOGY	
T	AGAMA & FILSAFAT	
S	HOBBY & KESEHATAN	
V	MANAJEMEN & PERTI	
E	PAPER	
J	TOYS & SPORT MUSIC

Gambar 6. *FP-Tree* mulai transaksi 1

Langkah berikutnya adalah mengulangi langkah yang sama seperti langkah di atas sampai pada transaksi 100, sehingga menghasilkan *tree* seperti Gambar 7 dan jumlah *support count* (Tabel 4) harus sesuai dengan Tabel 2.

Tabel 4. Jumlah *support count* sampai transaksi 100

Priorit y	Nama Kategori	Support Count
G	SCHOOL STATIONERY	18
N	BUKU AGAMA ISLAM	17
H	WRITING INSTRUMENT	17
I	FANCY & GIFT	16
P	BUKU ANAK	14
F	OFFICE ESSENTIAL	10
U	NOVEL	8
R	PEND.DASAR&MENENG AH	8
D	FILE MAP	7
O	PRODUK ISLAMI	7
B	TECHNOLOGY	5
T	AGAMA & FILSAFAT	4
S	HOBBY & KESEHATAN	4
V	MANAJEMEN & PERTI	4
E	PAPER	4
J	TOYS & SPORT MUSIC	4

Gambar 7. *Tree* dan jumlah *support count* sampai transaksi 100

c. Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Pembangkitan *Conditional Pattern Base* adalah tahap menghitung jumlah transaksi yang mengandung *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran) dari *FP-Tree* yang sudah dibentuk pada tahap sebelumnya dimulai dari item yang memiliki *support count* terkecil. Pada Gambar 8 kategori J melalui lintasan P, I, dan H dengan nilai *support count* masing-masing 1. Sehingga *Conditional Pattern Base* untuk kategori J adalah {P:1}, {I:1}, {H:1} dapat ditulis seperti pada Tabel 5.

Gambar 8. Lintasan kategori J berdasarkan *FP-Tree*

Tabel 5. Hasil tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Item	Pembangkitan Conditional Pattern Base
J	{P:1}, {I:1}, {H:1}
E	{I:1}, {N,H:1}, {H,F:1}
V	{P,U:1}, {H,U,D:1}
S	{G,H,F:1}, {J:1}
T	-
B	{F:1}
O	{G,N:1}, {P:1}, {G:1}, {N:1}
D	{F:1}, {H,U:1}, {H,I,P:1}
R	{N:1}
U	{G:1}, {G,H:1}, {P:1}, {H:1}
F	{G,H:1}, {I:3}, {H:1}
P	{G:1}, {G,I:1}, {I:1}, {N:1}, {H,I:2}
I	{G:1}, {N:1}, {H:2}
H	{G:4}, {N:1}
N	{G:4}
G	-

Setelah menghitung *Conditional Pattern Base* sampai pada kategori terakhir (G), maka tahap berikutnya yaitu Pembangkitan *Conditional FP-Tree*.

d. Pembangkitan *Conditional FP-Tree*

Pada tahap ini, *support count* untuk setiap item (kategori barang) pada setiap *Conditional Pattern Base* dijumlahkan. Kemudian, untuk setiap kategori yang memiliki jumlah *support count* lebih besar atau sama dengan *minimum support count* (4) akan dibangkitkan kembali dengan *Conditional FP-Tree*. Pada Tabel 5, untuk kategori J masing-masing hanya memiliki *support count* 1

atau lebih kecil dari *minimum support count* maka tidak akan dibangkitkan. Untuk kategori P, apabila dijumlahkan untuk masing-masing lintasan maka akan menghasilkan G=2, I=4, N=1, dan H=2. Dari hasil tersebut, maka yang memenuhi syarat hanya kategori I. Sehingga kategori I akan dibangkitkan pada tahap ini. Untuk kategori-kategori lainnya diproses dengan cara yang sama, maka menghasilkan *Conditional FP-Tree* seperti pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil tahap Pembangkitan *Conditional FP-Tree*

Item	Pembangkitan Conditional FP-Tree
J	-
E	-
V	-
S	-
T	-
B	-
O	-
D	-
R	-
U	-
F	-
P	{I:4}
I	-
H	{G:4}
N	{G:4}
G	-

e. Pencarian *Frequent Itemset*

Pada tahap ini dilakukan pembentukan *Frequent Itemset* berdasarkan kombinasi item yang dibentuk oleh setiap *Conditional FP-Tree*. Maka, hasil dari tahap ini dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil tahap Pencarian *Frequent Itemset*

Item	Pencarian Frequent Itemset
J	-
E	-
V	-
S	-
T	-
B	-
O	-
D	-
R	-
U	-
F	-
P	{P,I}
I	-
H	{H,G}
N	{N,G}
G	-

f. Hasil Perhitungan Manual Berupa Rule

Hasil perhitungan manual berupa rule sebagai berikut:

Tabel 8. *Rule* hasil uji 100 transaksi pertama dengan perhitungan manual

Rule	Jumlah Support Count	Perhitungan Support	Support	Perhitungan Confidence	Confidence
G => H	4	4/100	0.04	4/18	0.222222
G => N	4	4/100	0.04	4/18	0.222222
H => G	4	4/100	0.04	4/17	0.235294
N => G	4	4/100	0.04	4/17	0.235294
I => P	4	4/100	0.04	4/16	0.250000
P => I	4	4/100	0.04	4/14	0.285714

4.2. Perhitungan 100 Transaksi Pertama Menggunakan Algoritma *FP-GROWTH* di *Rstudio*

a. *Install dan load packages*

Paket yang perlu di-*install* dan *load* antara lain: *readxl*, *arules*, *Matrix*, *rCBA*, dan *rJava*. Serta “*arulesViz*” apabila *rule* akan divisualisasikan.

b. *Import Dataset*

Import dataset dengan cara klik *Import Dataset -> From Excel -> Browse -> Pilih file yang sudah di-upload -> Open -> Import*.

c. Ubah tipe data

Tipe *dataset* diatas merupakan data mentah dan belum siap diolah sehingga harus diubah menjadi tipe data transaksional dengan *R script* sebagai berikut:

```
train <- supply>NamaDataset,
as.factor)
df <- data.frame(train, check.names =
FALSE)
trans <- as(df,"transactions")
```

d. Proses pengujian Asosiasi Data Mining Algoritma *FP-Growth*

Script yang digunakan untuk pengujian data menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan parameter *minimal support* 0.04 dan *confidence* 0.2 adalah sebagai berikut:

```
rules = rCBA::fpgrowth (trans,
support=0.04, confidence=0.2,
maxLength = 5, consequent =
"[KodeKategori]", parallel = FALSE)
```

```
> rules = rCBA::fpgrowth(trans,support=0.04, confidence=0.2,
+                        maxLength = 5, consequent = "G",
+                        parallel = FALSE)
2020-11-04 09:54:05 rCBA: initialized
2020-11-04 09:54:05 rCBA: data 100x18
+                        took: 0.05 s
Nov 04, 2020 9:54:05 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: start
Nov 04, 2020 9:54:05 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: tree built (16)
2020-11-04 09:54:05 rCBA: rules 2
+                        took: 0.14 s
>
```

Gambar 9. Uji algoritma *FP-Growth* *consequent="G"*

Untuk menampilkan *rule* yang dihasilkan dapat menggunakan *script* berikut:

View(inspect(rules))

Apabila *script* di atas dijalankan maka akan menghasilkan *output* seperti pada Gambar 10.

```
> View(inspect(rules))
  lhs                rhs                support confidence lift
[1] {N=BUKU AGAMA ISLAM} => {G=SCHOOL STATIONERY} 0.04 0.2352941 1.30719
[2] {H=WRITING INSTRUMENT} => {G=SCHOOL STATIONERY} 0.04 0.2352941 1.30719
>
```

Gambar 10. *Rule* hasil uji algoritma *FP-Growth consequent="G"*

Dengan mengulangi langkah yang sama dan dengan *consequent* semua kode kategori, maka menghasilkan *rule* berikut (Gambar 11).

Rule	lhs	rhs	support	confidence	lift
1	{G=SCHOOL STATIONERY}	{N=BUKU AGAMA ISLAM}	0.04	0.2222222	1.30719
2	{G=SCHOOL STATIONERY}	{H=WRITING INSTRUMENT}	0.04	0.2222222	1.30719
3	{N=BUKU AGAMA ISLAM}	{G=SCHOOL STATIONERY}	0.04	0.2352941	1.30719
4	{H=WRITING INSTRUMENT}	{G=SCHOOL STATIONERY}	0.04	0.2352941	1.30719
5	{I=FANCY & GIFT}	{P=BUKU ANAK}	0.04	0.25	1.785714
6	{P=BUKU ANAK}	{I=FANCY & GIFT}	0.04	0.2857143	1.785714

Gambar 11. *Rule* hasil uji 100 transaksi di *Rstudio*

Berdasarkan hasil perhitungan 100 transaksi secara manual pada Tabel 8 dan dengan *Rstudio* pada Gambar 11 menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan parameter *minimum support=0.04* dan

confidence=0.2 (20%) telah dihasilkan 6 *rule* asosiasi yang sama

4.3. Implementasi Algoritma *FP-GROWTH* Semua *Dataset* Menggunakan *Rstudio*

Pada tahap ini dilakukan perhitungan untuk semua *dataset* periode 1 tahun (1 September 2019 sampai 31 Agustus 2020) yaitu sebanyak 57.449 transaksi dengan 133.571 *record* di *Rstudio* dengan menggunakan langkah seperti pada nomor 4.2. Dari perhitungan tersebut menghasilkan *rule* sebagai berikut:

Rule	lhs	rhs	support	confidence	lift
1	{}	{H=WRITING INSTRUMENT}	0.20477293	0.2047729	1
2	{H=WRITING INSTRUMENT}	{F=OFFICE ESSENTIAL}	0.04450904	0.217358	1.29332
3	{}	{I=FANCY & GIFT}	0.2191161	0.2191161	1
4	{F=OFFICE ESSENTIAL}	{H=WRITING INSTRUMENT}	0.04450904	0.2648369	1.29332
5	{H=WRITING INSTRUMENT}	{G=SCHOOL STATIONERY}	0.05672858	0.2770316	1.476911
6	{G=SCHOOL STATIONERY}	{H=WRITING INSTRUMENT}	0.05672858	0.3024313	1.476911

Gambar 12. *Rule* hasil uji semua transaksi di *Rstudio*

1. Jika membeli barang dengan kategori H (WRITING INSTRUMENT), maka akan membeli barang dengan kategori F (OFFICE ESSENTIAL) dengan nilai *confidence* 22%.
2. Jika membeli barang dengan kategori F (OFFICE ESSENTIAL), maka akan membeli barang dengan kategori H (WRITING INSTRUMENT) dengan nilai *confidence* 26%.
3. Jika membeli barang dengan kategori H (WRITING INSTRUMENT), maka akan membeli barang dengan kategori G (SCHOOL STATIONERY) dengan nilai *confidence* 28%.
4. Jika membeli barang dengan kategori G (SCHOOL STATIONERY), maka akan membeli barang dengan kategori H (WRITING INSTRUMENT) dengan nilai *confidence* 30%.

5. SIMPULAN DAN SARAN

5.1. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian *data mining* asosiasi algoritma *FP-Growth* pada data transaksi penjualan Toko Gunung Agung Cabang Semarang, dapat diambil kesimpulan bahwa perhitungan algoritma *FP-Growth* dengan parameter *minimum support 0.04* dan *confidence 0.2* secara manual dan menggunakan *tools Rstudio* untuk 100 transaksi pertama telah menghasilkan *rule* asosiasi yang sama. Dan untuk mengatur tata letak barang berdasarkan perhitungan semua data periode 1 tahun (1 September 2019 sampai 31 Agustus 2020), barang dengan kode kategori H (WRITING INSTRUMENT) harus diletakkan berdekatan dengan barang dengan kode kategori G (SCHOOL STATIONERY) dan barang dengan kategori F (OFFICE ESSENTIAL).

5.2. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu bisa menggunakan variabel lain, misalnya variabel item barang. Menggunakan metode asosiasi dalam strategi bisnis, selain bisa mengelompokkan item-item barang dalam satu tempat, juga akan berguna untuk mengadakan program promo seperti diskon, beli 2 dapat 3, potongan harga saat *event* tertentu, dan lain sebagainya.

DAFTAR PUSTAKA

Marsono, M. (2019). Penerapan Data Mining Pengaturan Pola Tata Letak Barang Pada Berkah Swalayan Untuk Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori. *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan)*, 3(2), 170–175. <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v3i2.908>

- Maulidiya, H., & Jananto, A. (2020). Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-GROWTH SEBAGAI DASAR PERTIMBANGAN PENENTUAN PAKET SEMBAKO. *Proceeding SENDIU 2020*, 6, 36–42.
- Prahartiwi, L. I. (2017). Pencarian Frequent Itemset pada Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Information System For Educators And Professionals*, 2(1), 1–10.
- Prasetyo, Eko (2012). DATA MINING - Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB. Yogyakarta: Andi Offset.
- Salam, A., Zeniarja, J., Wicaksono, W., & Kharisma, L. (2019). Pencarian Pola Asosiasi Untuk Penataan Barang Dengan Menggunakan Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth (Study Kasus Distro Epo Store Pematang). *Dinamik*, 23(2), 57–65. <https://doi.org/10.35315/dinamik.v23i2.7178>
- Santosa, Budi (2007). Data Mining: Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis. Yogyakarta: Graha Ilmu
- Witten, Ian H., Erbe Frank, Mark A. Hall & Christopher J. Pal. (2017) *DATA MINING: Practical Machine Learning Tools and Techniques 4th Edition*. San Fransisco: Morgan Kaufmann, United States.
- Yanto, R., & Kesuma, H. Di. (2017). Pemanfaatan Data Mining Untuk Penempatan Buku Di Perpustakaan Menggunakan Metode Association Rule. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 4(1), 1–10. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v4i1.83>