

Pencarian Pola Pelanggan Menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Pendukung Keputusan Tata Letak Desain Produk

Finding Customer Patterns Using FP-Growth Algorithm for Product Design Layout Decision Support

¹Erna Haerani*, ²Christina Juliane

Rekayasa Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer LIKMI
Ir. H. Juanda No. 96 Bandung 40132, Jawa Barat, Indonesia

*e-mail: ernahaerani@gmail.com

(received: 30 November 2021, revised: 9 Desember 2021, accepted: 15 Desember 2021)

Abstrak

Database transaksi berisi *dataset* yang sangat banyak dan tidak teratur sehingga memerlukan mekanisme lain untuk membacanya, padahal banyak pengetahuan baru yang dapat diungkap diantaranya asosiasi atau keterkaitan antar barang atau produk yang sering dibeli oleh pelanggan. Temuan baru keterkaitan antar variabel tersebut biasanya disebut dengan *association rule mining*. Algoritma yang berkembang dan sering digunakan adalah *frequent pattern-growth (FP-Growth)*. Permasalahan *database* transaksi yang sangat banyak tersebut juga terjadi di Mr. A. Sehingga pada penelitian ini akan dilakukan mencari pola pelanggan dengan menggunakan algoritma FP-Growth. Algoritma tersebut bertujuan untuk mencari *frequent itemset* yang maksimum. *Frequent itemset* tersebut akan digenerate menjadi aturan asosiatif sehingga menjadi pengetahuan baru yang berharga. Pengetahuan tersebut dapat dijadikan sebagai referensi dan bahan pertimbangan dalam melakukan pengambilan keputusan. Algoritma *FP-Growth* akan diimplementasikan menggunakan *tools rapidminer* terhadap data transaksi penjualan barang Mr. A. Pola aturan yang akan dicari berdasarkan data transaksi penjualan barang. Hasil penelitian didapatkan enam aturan asosiasi dengan lima kesimpulan adalah kategori *gift*. Sehingga saran pengambilan keputusan untuk peletakan (*layout*) barang berdekatan dan mengelilingi kategori *gift* agar meningkatkan strategi pemasaran maupun pelayanan guna menarik perhatian dan minat pengunjung dalam melakukan transaksi pembelian barang.

Kata kunci: aturan asosiasi, *frequent pattern-growth*, *layout*, pola aturan

Abstract

The transaction database contains a very large and irregular dataset that requires another mechanism to read it, even though there is a lot of new knowledge that can be revealed, including associations or relationships between goods or products that are often purchased by customers. The new finding of the relationship between these variables is usually called association rule mining. The algorithm that is developing and often used is frequent pattern-growth (FP-Growth). The problem of very many transaction databases also occurred in Mr. A. So, in this research, we will look for customer patterns using the FP-Growth algorithm. The algorithm aims to find the maximum frequent itemset. The frequent itemset will be generated into associative rules so that it becomes valuable new knowledge. This knowledge can be used as a reference and consideration in making decisions. The FP-Growth algorithm will be implemented using the rapidminer tools on the transaction data of Mr.A's goods sales. The pattern of rules that will be searched for is based on data on sales of goods transactions. The results of the study obtained six association rules with five conclusions being the gift category. So that the suggestion for decision making is to lay out items close to and around the gift category in order to improve marketing and service strategies in order to attract the attention and interest of pointers in making purchases of goods.

Keywords: association rules, *frequent pattern-growth*, *layout*, pattern rules.

1 Pendahuluan

Mr. A merupakan perusahaan retail yang telah memiliki 1600 toko yang tersebar di asia pasifik [1]. Ada ribuan produk beragam dan menjadi salah satu permasalahan pegawai, yaitu sulitnya mengatur tata letak penyimpanan produk agar penjualan lebih optimal. Posisi dan tata letak penyimpanan produk tidak dapat disimpan hanya dengan insting tanpa adanya dasar. Maka perlu diatur sedemikian rupa berdasarkan informasi dan landasan yang jelas.

Database merupakan data mentah transaksi yang terkumpul sangat besar namun belum dapat dimanfaatkan dengan baik dan tidak diketahui informasi didalamnya. Maka perlu dilakukan eksplorasi pola pelanggan dari data mentah tersebut. Penggalan dan pengungkapan informasi baru dari *database* yang besar dapat menggunakan *data mining* [2]–[4]. Grup penambangan data yang dapat digunakan untuk menemukan kebiasaan belanja pelanggan adalah penambangan aturan asosiasi. Penambangan data atau biasa disebut data mining memungkinkan terungkapnya informasi atau pengetahuan baru dari data mentah catatan barang terdaftar yang dibeli oleh pelanggan dalam transaksi pembelian [5], [6]. Hasil dari pengolahan data tersebut diharapkan dapat mengungkap pengetahuan mengenai pola pelanggan yang melakukan pembelian barang secara bersamaan. Sehingga pengelola toko dapat memanfaatkan informasi tersebut untuk tujuan lain, seperti penentuan tata letak posisi penyimpanan barang, sehingga penyiapan barang dapat dioptimalkan satu sama lain. Selain itu bisa juga dimanfaatkan untuk keperluan promosi maupun pemasaran dengan cara diskon untuk paket barang-barang tertentu [2], pembuatan katalog produk, segmentasi pembeli, atau melihat pola pengeluaran barang.

Data mining biasa disebut juga dengan istilah *knowledge discovery in database* (KDD), sehingga dipastikan *data mining* itu proses penemuan pengetahuan pada *database*. Pengetahuan yang didapatkan bisa berupa kumpulan atau *group*, klasifikasi, tren, pola, maupun keterkaitan atau hubungan antar variabel. Hasil dari proses *data mining* dapat digunakan sebagai referensi dalam pengambilan keputusan. *Data mining* memiliki macam-macam teknik berdasarkan tujuan tertentu diantaranya yaitu asosiasi. Asosiasi dalam domain bisnis biasanya dikenal dengan istilah analisis keranjang belanja yaitu menentukan atribut yang muncul dalam satu waktu [7]. *Association rule mining* merupakan proses data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara variabel tertentu. Contohnya adalah data mining untuk penemuan informasi mengenai pola pembelian barang yang dibeli bersamaan oleh pelanggan.

Asosiasi antar barang dapat diketahui menggunakan teknik pencarian *frequent itemset*. *Frequent itemset* merupakan kumpulan dari satu atau lebih item dengan tampilan yang sama atau lebih dari ambang batas *minimum support* pada *dataset* [3]. Beberapa penelitian tentang analisis data transaksi perusahaan ritel menggunakan teknik *data mining* terkait [4], [5]. Dalam penelitian ini, pencarian *frequent itemset* dilakukan dengan menggunakan algoritma apriori. Algoritma apriori memiliki permasalahan dalam waktu pemrosesan data [6]. Salah satu algoritma alternatif dalam *frequent itemset* adalah *Frequent Pattern-Growth* (FP-Growth). Algoritma tersebut merupakan salah satu teknik *association rule mining* yang digunakan untuk menentukan *frequent itemset* dalam suatu kumpulan data [8]. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori dengan proses pencarian *frequent itemset* yang lebih cepat [9]. Algoritma itu juga dapat menghemat waktu dan media penyimpanan terutama untuk *database* yang besar [10], [11].

Pada penelitian ini akan dilakukan eksplorasi pola pembelian barang oleh pelanggan dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Informasi dan pengetahuan yang dihasilkan akan digunakan sebagai pendukung keputusan dalam menyusun strategi tata letak dan penyimpanan barang agar lebih optimal.

2 Tinjauan Literatur

2.1 Related Works

Penelitian pertama dilakukan [12] menggunakan algoritma apriori pada teknik *data mining* dengan metode *association rules*. Penemuan yang ingin dicari adalah pola asosiasi pada sejarah transaksi data buku yang dipinjam. Hasil penelitiannya mendapatkan keterkaitan yang kuat antar buku, sehingga menjadi rekomendasi dalam membantu pembaca mendapatkan rekomendasi buku yang terkait. Harapan dari penelitian tersebut agar minat baca masyarakat di Surabaya dapat meningkat.

Penelitian selanjutnya [13] masih menggunakan algoritma yang sama yaitu apriori. Hasil penelitiannya didapatkan aturan asosiasi mengenai sepatu lari yang paling banyak terjual dan paling banyak diminati, serta sepatu yang tidak diminati atau peminatnya rendah. Selain itu penelitiannya dapat membantu dalam pengambilan keputusan persediaan stok sepatu terutama untuk mengatasi sepatu yang memiliki peminat tinggi. Begitu juga sama dengan hasil penelitian [14], namun pada objek buku. Selain apriori ada juga metode lain yang sering digunakan untuk pendukung keputusan, diantaranya oleh penelitian [15], [16] yang menggunakan metode *Simple Multi Attribute Rating Technique (Smart)*.

Penelitian [17] masih menggunakan teknik *data mining* yang bertujuan untuk mencari tahu tingkat ketepatan waktu dan nilai kelulusan mahasiswa. Hasil penelitiannya dapat digunakan sebagai rekomendasi dalam pengambilan keputusan lebih lanjut tentang faktor-faktor yang dapat mempengaruhi tingkat kelulusan mahasiswa.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian [18] menggunakan dua algoritma yaitu gabungan algoritma apriori dan algoritma *centroid linkage hierarchical method (CLHM)* yang diimplementasikan pada big data. Studi kasus penelitian tersebut untuk mencari informasi sebagai referensi dalam pengambilan keputusan penempatan barang pada rak toko buku. Algoritma apriori digunakan untuk mencari pola keterkaitan antar barang, sementara algoritma CLHM digunakan untuk klasterisasi data. Hasil penelitiannya didapatkan pengetahuan baru tentang pola pembelian konsumen sebagai bahan dalam membuat strategi bisnis. Selain rekomendasi peletakan barang, pengetahuan baru tersebut juga dapat digunakan untuk pengambilan keputusan pergudangan dalam menentukan stok.

Penelitian selanjutnya [19] tentang *market basket analysis* dengan menggunakan dua algoritma yaitu apriori dan *FP-Growth*. Objek yang diteliti dari data transaksi penjualan buku. Penelitian lain dalam penggunaan algoritma *FP-Growth* dalam penentuan *association rule* dalam *market basket analysis* untuk menganalisa pola belanja konsumen diteliti oleh [20] dan [21].

Berdasarkan kajian penelitian terkait yang sudah dibahas mengenai *data mining* dalam menganalisa data transaksi dan pencarian pola pembelian pelanggan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Pada penelitian ini akan dilakukan penemuan pola pelanggan dalam transaksi pembelian barang yang dibeli bersamaan dengan penambahan usulan desain *layout* berdasarkan aturan asosiasi yang telah didapatkan. Sehingga dengan penelitian ini diharapkan desain *layout* yang diusulkan dapat menjadi referensi dan membantu pengelola toko dalam pengambilan keputusan agar lebih optimal.

2.2 Aturan Asosiasi Penambangan (Analisis Keranjang Pasar)

Aturan *mining association* merupakan teknik penambangan data dari *database* yang sangat besar dengan tujuan mencari aturan asosiasi antar variabel. Aturan asosiasi merupakan salah satu teknik yang banyak digunakan dan sangat penting [4], [22]. Aturan asosiasi akan memeriksa semua kemungkinan pola keterhubungan jika dan maka (*if – then*) antar variabel tertentu, sebagai indikator hubungan ketergantungan antar variabel [5]. Pola aturan asosiasi tersebut ditentukan oleh dua parameter yaitu nilai *confidence* dan nilai *support* [3], [8], [9]. Terdapat dua metode dasar analisis asosiasi yaitu analisa pola frekuensi tinggi dan pembentukan aturan asosiatif.

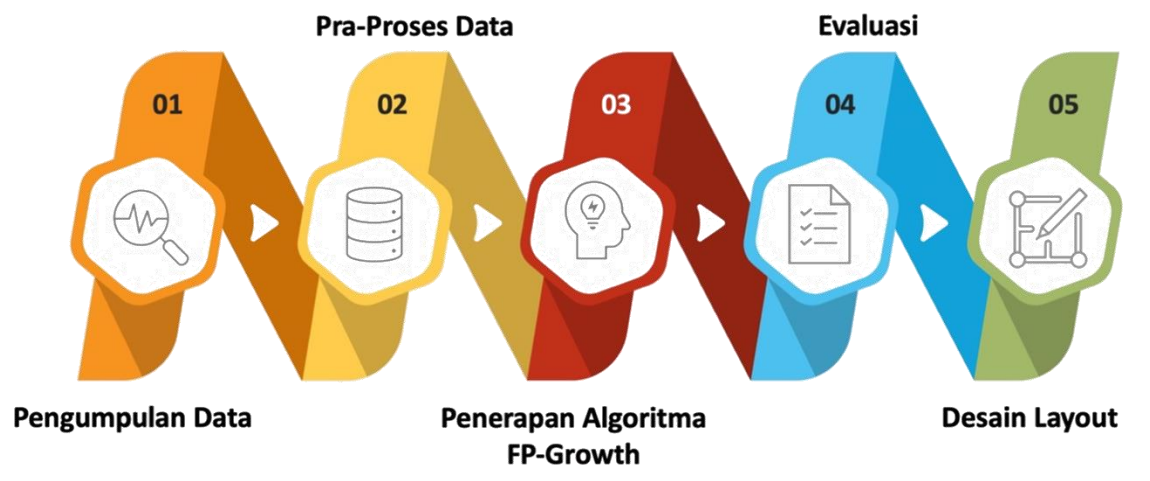
2.3 Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

Salah satu alternatif dalam menentukan *frequent itemset* pada dataset dapat menggunakan algoritma *frequent pattern growth (FP-Growth)* [11]. Algoritma tersebut merupakan pengembangan dan penyempurnaan dari algoritma apriori [19]. *FP-Growth* dengan konsep membangun pohon (*FP-Tree*) dalam mencari *frequent itemset*, sehingga hal tersebut menjadikan algoritma *FP-Growth* lebih cepat dibandingkan algoritma apriori. Algoritma ini terdiri dari tiga tahapan utama yaitu: pembangkitan basis pola bersyarat, pembangkitan kondisional *FP-Tree*, dan pencarian *frequent itemset*.

3 Metode Penelitian

Gambar 1 merupakan tahapan penelitian yang dilakukan, terdapat lima tahap diantaranya: pengumpulan data, pra-proses data, penerapan algoritma *FP-Growth*, evaluasi hasil serta desain *layout* usulan. Penelitian ini membahas penggunaan algoritma *FP-Growth* dalam proses penemuan informasi

baru dari *database* yang besar. Algoritma tersebut digunakan untuk mengembangkan *frequent itemset* menggunakan 1-item terlebih dahulu, kemudian nilai *support* dari setiap item akan dihitung kemudian. Item yang nilai dukungannya di atas nilai dukungan minimum terpilih sebagai pola frekuensi tinggi 1-*itemset* dan sebagai kandidat 2-*itemset*. Dengan 1-*itemset*, pengembangan *frequent itemset* menjadi 2-*itemset* yang kemudian akan dihitung nilai *confidencenya* berikutnya secara rekursif dibawa pergi.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Tahap pertama ini melakukan pengumpulan dengan empat teknik yang digunakan, diantaranya pengambilan data, observasi, wawancara dan studi literatur. Pengambilan data diperoleh dari *database* transaksi penjualan di Mr. A sekaligus observasi secara langsung. Kemudian dilakukan juga wawancara dengan pihak toko. Serta teknik terakhir adalah pengumpulan dan mempelajari referensi lain.

3.2 Pra Proses Data

Proses ini terdiri dari empat tahap diantaranya ekstraksi, seleksi data, data *cleaning* dan transformasi data. Proses perubahan data dari data mentah (*raw data*) yaitu *database* kedalam bentuk yang diinginkan merupakan proses ekstraksi. Tahap kedua dilakukan seleksi data dengan cara memilih atribut yang akan digunakan dalam proses mencari *frequent itemset*. Setelah atribut ditentukan, maka tahap selanjutnya melakukan *cleaning*. Proses *cleaning* menghilangkan data yang tidak relevan. Tahap terakhir adalah transformasi data dari bentuk angka kedalam binomial agar dataset sudah siap untuk diproses.

3.3 Implementasi Algoritma FP-Growth

Implementasi algoritma *Frequent Pattern Growth* yaitu dengan menggunakan *tools* RapidMiner studio versi 9.10. Kemudian *dataset* yang sudah siap untuk di olah akan diimport kedalam *tools* tersebut. Karena *dataset* sudah diolah menjadi bentuk binomial, maka dalam *tools* tidak memerlukan konversi numerik menjadi binomial. Proses selanjutnya adalah penggunaan algoritma *frequent pattern growth* dan melihat hasilnya.

3.4 Evaluasi

Proses yang dihasilkan oleh *tools* kemudian dilakukan evaluasi. Pola asosiasi yang terbentuk dapat dilihat premisnya serta *conclusion* atau kesimpulan. Pola asosiasi yang dihasilkan bergantung kepada beberapa parameter diantaranya parameter *support* dan *confidence*.

3.5 Desain Layout Usulan

Tahap terakhir adalah desain tata letak usulan dari hasil pola asosiasi yang telah didapatkan pada tahap evaluasi. Pola asosiasi menghasilkan keterkaitan antar barang, sehingga desain usulan tata letak barang yang akan dirancang berdasarkan pola tersebut.

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Pengumpulan Data

1. Pengambilan *dataset* dari *database* transaksi penjualan Mr. DIY pada tahun 2019. Data transaksi tersebut memiliki atribut ID_transaksi, ID_trx, kode, id_pelanggan, tgl_transaksi, pesanan_online, status_pesanan, item, barang, sub_kategori, kategori, kelas_produk, ukuran_produk, harga. Jumlah data record yang digunakan adalah 20.000 *record* dari bulan Januari sampai Desember 2019.
2. Observasi dilakukan dengan melakukan observasi langsung terhadap susunan rak dan barang pada toko Mr. A.
3. Wawancara dengan melakukan tanya jawab kepada staf dan *main person* yang bersangkutan secara langsung dengan manajemen lokasi toko. Tanya jawab mencakup penjelasan deskripsi dari setiap kategori barang serta metode penyusunan rak barang pada toko.
4. Studi literatur dilakukan dengan mempelajari referensi-referensi terkait seperti buku, artikel pada jurnal penelitian, referensi di internet, serta dokumen internal yang berkaitan dengan permasalahan.

4.2 Pra Proses Data

a. Ekstraksi Data

Ekstraksi data yaitu melakukan konversi dari *database* yang berformat mysql kemudian di ekstrak kedalam bentuk excel. Hasil ekstraksi tersebut terlihat pada Gambar 2.

id_t	id_trx	id_pe	tgl_transaksi	pesanan_online	status_pesanan	item	barang	sub_kategori	kategori	kelas_produk	ukuran_produk	harga
1	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	6544	65 Shades	Jewelry & Cosmetic	Jewelry & Cosmetic	High	Large	14263
2	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	987	47 Mouses	Computers & hand-phone Accessorie	Computers & hand-phone Accessorie	Medium	Large	9544
3	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	911	55 Gift Card	Gift	Gift	Low	Medium	8163
4	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	5408	51 USB Accessories	Computers & hand-phone Accessorie	Computers & hand-phone Accessorie	High	Large	13814
5	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	6941	58 Decorations	Gift	Gift	Low	Small	7937
6	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	3744	33 Stationery	Stationery & Sport	Stationery & Sport	Low	Large	9826
7	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	9812	1 Housekeeping	Household	Household	Low	Small	11756
8	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	5539	44 Others Toys	Toys	Toys	Low	Medium	14055
9	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	323	53 Gifts	Gift	Gift	High	Small	12279
10	146043466	1460	01/01/2019	FALSE	Approved	5838	22 Hammer	Hardware	Hardware	Low	Large	13641
11	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	3764	13 Adapters	Electrical	Electrical	Low	Small	12362
12	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	7335	1 Housekeeping	Household	Household	Low	Small	11756
13	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	3962	43 Learning & Education	Toys	Toys	Low	Small	12165
14	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	8045	56 Gift Sets	Gift	Gift	Medium	Small	6431
15	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	9497	57 Photo Albums	Gift	Gift	Low	Medium	9321
16	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	1658	50 Keyboards	Computers & hand-phone Accessorie	Computers & hand-phone Accessorie	Medium	Medium	6747
17	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	6635	26 Mirrors	Furnishing	Furnishing	High	Small	7482
18	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	3584	45 Charging Cables	Computers & hand-phone Accessorie	Computers & hand-phone Accessorie	High	Medium	6148
19	16643466	166	01/01/2019	FALSE	Approved	5477	36 Accessories Sport	Stationery & Sport	Stationery & Sport	Medium	Medium	8025
20	174243466	1742	01/01/2019	FALSE	Approved	5760	38 Motorcycle Accessories	Car Accessories	Car Accessories	Low	Large	12706
21	174243466	1742	01/01/2019	FALSE	Approved	5277	63 Cosmetics	Jewelry & Cosmetic	Jewelry & Cosmetic	High	Large	9836
22	174243466	1742	01/01/2019	FALSE	Approved	8550	56 Gift Sets	Gift	Gift	Medium	Small	6431
23	174243466	1742	01/01/2019	FALSE	Approved	4251	40 Bicycle Accessories	Car Accessories	Car Accessories	Low	Small	7920
24	174243466	1742	01/01/2019	FALSE	Approved	1823	43 Learning & Education	Toys	Toys	High	Medium	12165
25	174243466	1742	01/01/2019	FALSE	Approved	3801	26 Mirrors	Furnishing	Furnishing	Low	Large	7482
26	192143466	1921	01/01/2019	FALSE	Approved	4469	50 Keyboards	Computers & hand-phone Accessorie	Computers & hand-phone Accessorie	Low	Medium	6747

Gambar 2. Hasil Ekstraksi Data Dalam Bentuk Excel

Seleksi data dilakukan untuk memilih atribut yang nantinya akan digunakan dalam proses mencari *frequent itemset*. Hasil seleksi yang dilakukan didapatlah attribut id_transaksi, id_trx, item, barang, sub_kategori, kategori yang dapat dilihat pada Gambar 3.

b. Seleksi Data

id_transaksi	id_trx	item	barang	sub kategori	kategori
1	146043466	8471	65	Shades	Jewelry & Cosmetic
2	146043466	8360	47	Mouses	Computers & hand-phone Accessories
3	146043466	7255	55	Gift Card	Gift
4	146043466	798	51	USB Accessories	Computers & hand-phone Accessories
5	146043466	7890	58	Decorations	Gift
6	146043466	188	33	Stationery	Stationery & Sport
7	146043466	6651	1	Housekeeping	Household
8	146043466	765	44	Others Toys	Toys
9	146043466	34	53	Gifts	Gift
10	146043466	6229	22	Hammer	Hardware
11	16643466	8441	13	Adapters	Electrical
12	16643466	7183	1	Housekeeping	Household
13	16643466	7906	43	Learning & Education	Toys
14	16643466	2150	56	Gift Sets	Gift
15	16643466	1212	57	Photo Albums	Gift
16	16643466	5772	50	Keyboards	Computers & hand-phone Accessories
17	16643466	4235	26	Mirrors	Furnishing
18	16643466	6674	45	Charging Cables	Computers & hand-phone Accessories
19	16643466	3162	36	Accessories Sport	Stationery & Sport
20	174243466	7875	38	Motorcycle Accessorie	Car Accessories
21	174243466	6805	63	Cosmetics	Jewelry & Cosmetic
22	174243466	3350	56	Gift Sets	Gift
23	174243466	4796	40	Bicycle Accessories	Car Accessories
24	174243466	6797	43	Learning & Education	Toys
25	174243466	5162	26	Mirrors	Furnishing
26	192143466	9303	50	Keyboards	Computers & hand-phone Accessories

Gambar 3. Hasil Seleksi Data

c. Data Cleaning

Proses data *cleaning* bertujuan untuk menghilangkan *noise* serta data-data yang tidak berkaitan atau relevan dan tidak akan digunakan. Hasil proses *cleaning* didapatkan 2499 transaksi dari total 20.000 data mentah. Contoh transaksi penjualan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Kategori Transaksi Penjualan

Transaksi	Item yang Terjual
TRX1	<i>Jewelry & Cosmetic, Computers & hand-phone Accessories, Gift, Computers & hand-phone Accessories, Stationery & Sport, Household, Toys, Hardware</i>
TRX2	<i>Electrical, Household, Toys, Gift, Computers & hand-phone Accessories, Furnishing, Computers & hand-phone Accessories, Stationery & Sport</i>

d. Transformasi Data

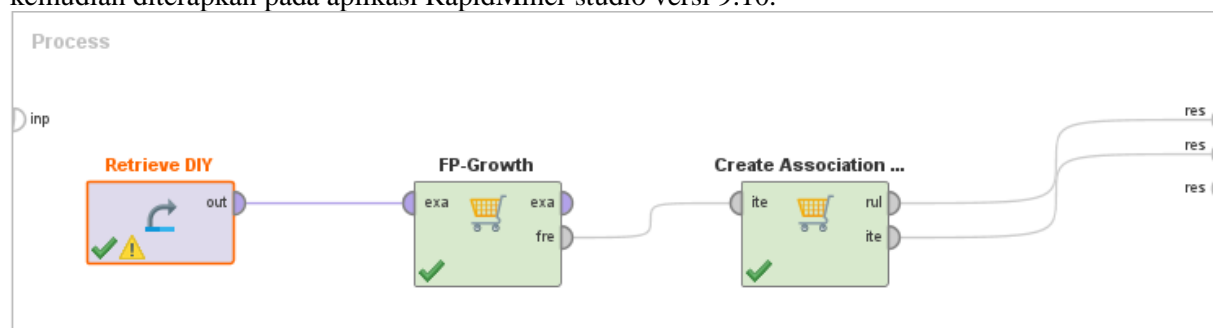
Tahap selanjutnya setelah melakukan seleksi data yaitu transformasi data (Gambar 4). Atribut yang digunakan merupakan sub kategori item yang dijual. Data yang telah ditransformasi kedalam bentuk binomial, dimana Y bernilai pembelian dan N tidak ada pembelian.

trx	Household	Electrical	Hardware	Furnishing	Stationery	Car Acces	Toys	Computers	Gift	Jewelry &	smetic
228343692	Y	Y	N	N	N	N	Y	N	Y	N	
190243790	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	
192043614	N	Y	Y	Y	Y	N	N	Y	Y	Y	
153143671	Y	Y	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	
218043681	Y	N	Y	N	N	Y	N	Y	Y	N	
8043739	Y	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	
104643781	N	Y	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	
53843560	Y	N	N	N	N	Y	N	N	Y	N	
108343473	N	Y	N	N	Y	Y	N	Y	Y	N	
237243720	Y	Y	N	Y	N	N	Y	Y	Y	N	
44643477	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	N	Y	
244943555	Y	N	Y	N	Y	N	Y	Y	Y	Y	
206843767	N	Y	Y	Y	N	Y	N	Y	N	Y	
63743782	N	Y	N	N	Y	N	N	N	Y	Y	
131443685	Y	Y	Y	N	Y	Y	N	Y	Y	N	
65943693	Y	N	N	Y	N	Y	N	Y	Y	N	
49843739	Y	Y	N	N	Y	Y	N	Y	Y	N	
172143818	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	Y	Y	
227543548	Y	Y	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	
156243467	Y	Y	Y	N	Y	Y	N	Y	Y	N	
80243544	Y	N	Y	N	N	Y	Y	N	Y	N	
32243703	N	N	N	N	N	Y	Y	N	Y	N	
205443675	Y	N	Y	N	N	Y	N	Y	Y	N	
21343681	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	
115243775	N	Y	N	Y	Y	N	Y	Y	Y	N	
56143587	Y	N	Y	N	Y	N	Y	N	N	Y	

Gambar 4. Transformasi Data

4.3 Penerapan Algoritma FP-Growth

Gambar 5 merupakan skema proses yang sudah di atur pada aplikasi. Hasil dari transformasi data kemudian diterapkan pada aplikasi RapidMiner studio versi 9.10.



Gambar 5 Penerapan Algoritma FP-Growth

Retrieve DIY merupakan *dataset* final yang akan di proses. *FP-Growth* algoritma untuk menghasilkan *frequent item set* yang akan digunakan oleh operator selanjutnya. *Positive value* pada algoritma *FP-Growth* adalah Y. Operator *Create Association* untuk menghasilkan aturan asosiasi dengan menentukan nilai minimum *support*, *confidence* dan *lift*.

4.4 Evaluasi

a. Frequent Item Sets

Frequent Item Sets terdapat 80 sets yang diperoleh dimana *size* 1 sebanyak 10 sets, *size* 2 sebanyak 39 sets. *Size* 3 sebanyak 30 sets dan *size* 4 terdapat 1 set (Gambar 6).

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
1	0.759	Gift			
1	0.704	Household			
1	0.663	Computers & hand-pho...			
1	0.563	Electrical			
1	0.481	Stationery & Sport			
1	0.455	Car Accessories			
1	0.448	Jewelry & Cosmetic			
1	0.443	Hardware			
1	0.439	Furnishing			
1	0.421	Toys			
2	0.519	Gift	Household		
2	0.519	Gift	Computers & hand-pho...		
2	0.407	Gift	Electrical		
2	0.345	Gift	Stationery & Sport		
2	0.367	Gift	Car Accessories		
2	0.362	Gift	Jewelry & Cosmetic		

Gambar 6. Frequent Item Sets

b. Association Rules

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	LaPlace	Gain	p-s	Convic
7	Household, Car Accessories	Gift	0.256	0.813	1.071	0.955	-0.373	0.017	1.288
8	Computers & hand-phone Accessories, Jewelry & ...	Gift	0.260	0.816	1.075	0.956	-0.377	0.018	1.312
9	Toys	Gift	0.355	0.843	1.111	0.954	-0.487	0.035	1.536
10	Car Accessories, Toys	Gift	0.199	0.860	1.133	0.974	-0.264	0.023	1.719
11	Stationery & Sport, Hardware	Household	0.199	0.870	1.236	0.976	-0.258	0.038	2.282
12	Computers & hand-phone Accessories, Toys	Gift	0.227	0.871	1.148	0.973	-0.295	0.029	1.870

Gambar 7. Association Rules

Hasil aturan asosiasi yang digunakan untuk mengetahui informasi tata letak produk menggunakan parameter *default* dengan *minimum support* 0.95 serta *minimum confidence* 0.8 sehingga aturan sosiasi yang dihasilkan berjumlah enam (Gambar 7). Gambar 8 merupakan hasil aturan asosiasi dengan *minimum confidence* 80% dapat diketahui bahwa jika konsumen membeli *household*, *car accessories* maka akan membeli *gift* dengan nilai *lift* 1.071. Jika konsumen membeli *Computers & hand-phone Accessories*, *Jewelry & Cosmetic* maka akan membeli *gift* dengan nilai *lift* 1.075. Jika pelanggan membeli *Toys* maka secara bersamaan akan membeli *gift* dengan nilai *lift* 1.111. Jika konsumen membeli *Car Accessories*, *Toys* maka akan membeli *gift* dengan nilai *lift* 1.133. Jika konsumen membeli *Stationery & Sport*, *Hardware* maka akan membeli *Household* dengan nilai *lift* 1.236. Jika konsumen membeli *Computers & hand-phone Accessories*, *Toys* maka akan membeli *gift* dengan nilai *lift* 1.148.

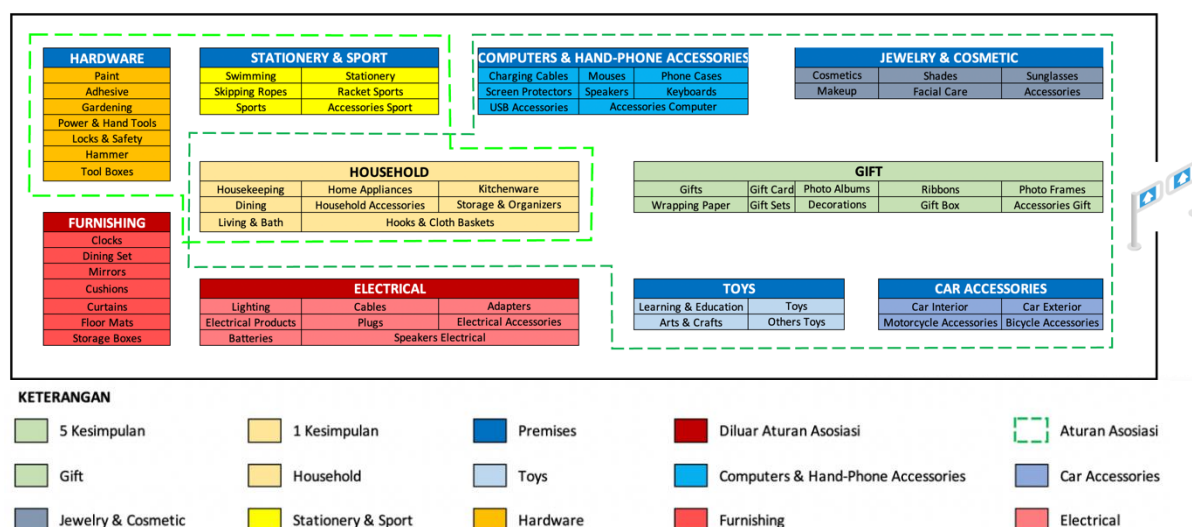
Association Rules

Association Rules

[Electrical, Toys] --> [Gift] (confidence: 0.802)
 [Gift, Furnishing] --> [Computers & hand-phone Accessories] (confidence: 0.804)
 [Car Accessories] --> [Gift] (confidence: 0.805)
 [Jewelry & Cosmetic] --> [Gift] (confidence: 0.808)
 [Computers & hand-phone Accessories, Car Accessories] --> [Gift] (confidence: 0.808)
 [Household, Toys] --> [Gift] (confidence: 0.808)
 [Household, Car Accessories] --> [Gift] (confidence: 0.813)
 [Computers & hand-phone Accessories, Jewelry & Cosmetic] --> [Gift] (confidence: 0.816)
 [Toys] --> [Gift] (confidence: 0.843)
 [Car Accessories, Toys] --> [Gift] (confidence: 0.860)
 [Stationery & Sport, Hardware] --> [Household] (confidence: 0.870)
 [Computers & hand-phone Accessories, Toys] --> [Gift] (confidence: 0.871)

Gambar 8. Aturan Asosiasi

4.5 Desain Layout Usulan



Gambar 9. Usulan Layout

Berdasarkan hasil aturan asosiasi, Gambar 9 merupakan usulan tata letak barang yang telah disusun berdekatan sesuai dengan pola penjualan barang. Adapun kategori yang tidak termasuk pada aturan asosiasi yaitu *furnishing* dan *electrical*, disusun berdekatan dengan kategori *household* karena barang-barang tersebut erat kaitannya dengan barang-barang *household*. Kode-kode pada kategori merupakan kode barang sub kategori. *Household* sebagai premis juga sebagai *conclusion* terhadap *hardware* dan *stationery & sport*. Informasi kode kategori dan sub kategori dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kode dan Keterkaitan Kategori dan Sub Kategori

Kode	ID Kategori	ID Sub Kategori	Kesimpulan
H1	Household	Housekeeping	Gift
H2	Household	Hooks & Cloth Baskets	Gift
H3	Household	Home Appliances	Gift
H4	Household	Household Accessories	Gift
H5	Household	Kitchenware	Gift
H6	Household	Living & Bath	Gift

Kode	ID Kategori	ID Sub Kategori	Kesimpulan
H7	Household	Storage & Organizers	Gift
H8	Household	Dining	Gift
E1	Electrical	Lighting	-
E2	Electrical	Electrical Products	-
E3	Electrical	Cables	-
E4	Electrical	Plugs	-
E5	Electrical	Adapters	-
E6	Electrical	Electrical Accessories	-
E7	Electrical	Batteries	-
E8	Electrical	Speakers Electrical	-
Ha1	Hardware	Paint	Household
Ha2	Hardware	Adhesive	Household
Ha3	Hardware	Gardening	Household
Ha4	Hardware	Power & Hand Tools	Household
Ha5	Hardware	Locks & Safety	Household
Ha6	Hardware	Hammer	Household
Ha7	Hardware	Tool Boxes	Household
F1	Furnishing	Clocks	-
F2	Furnishing	Dining Set	-
F3	Furnishing	Mirrors	-
F4	Furnishing	Cushions	-
F5	Furnishing	Curtains	-
F6	Furnishing	Floor Mats	-
F7	Furnishing	Storage Boxes	-
S1	Stationery & Sport	Swimming	Household
S2	Stationery & Sport	Skipping Ropes	Household
S3	Stationery & Sport	Stationery	Household
S4	Stationery & Sport	Racket Sports	Household
S5	Stationery & Sport	Sports	Household
S6	Stationery & Sport	Accessories Sport	Household
C1	Car Accessories	Car Interior	Gift
C2	Car Accessories	Motorcycle Accessories	Gift
C3	Car Accessories	Car Exterior	Gift
C4	Car Accessories	Bicycle Accessories	Gift
T1	Toys	Toys	Gift
T2	Toys	Arts & Crafts	Gift
T3	Toys	Learning & Education	Gift
T4	Toys	Others Toys	Gift
Co1	Computers & hand-phone Accessories	Charging Cables	Gift
Co2	Computers & hand-phone Accessories	Screen Protectors	Gift
Co3	Computers & hand-phone Accessories	Mouses	Gift
Co4	Computers & hand-phone Accessories	Accessories Computer	Gift
Co5	Computers & hand-phone Accessories	Phone Cases	Gift
Co6	Computers & hand-phone Accessories	Keyboards	Gift
Co7	Computers & hand-phone Accessories	USB Accessories	Gift
Co8	Computers & hand-phone Accessories	Speakers	Gift
G1	Gift	Gifts	-
G2	Gift	Wrapping Paper	-
G3	Gift	Gift Card	-
G4	Gift	Gift Sets	-
G5	Gift	Photo Albums	-
G6	Gift	Decorations	-
G7	Gift	Ribbons	-
G8	Gift	Gift Box	-
G9	Gift	Photo Frames	-
G10	Gift	Accessories Gift	-
J1	Jewelry & Cosmetic	Cosmetics	Gift
J2	Jewelry & Cosmetic	Makeup	Gift
J3	Jewelry & Cosmetic	Shades	Gift
J4	Jewelry & Cosmetic	Facial Care	Gift
J5	Jewelry & Cosmetic	Sunglasses	Gift
J6	Jewelry & Cosmetic	Accessories	Gift

5 Kesimpulan

Dari hasil eksplorasi dan sejumlah tahapan data *mining* terhadap data transaksi penjualan produk Mr. A tanggal 1 Januari – Desember 2019, telah ditemukan sebanyak sepuluh kategori dan 68 sub kategori serta 2499 transaksi sebagai bahan untuk proses *market basket analysis*. Hasil penelitian dengan penerapan algoritma FP-Growth pada data tersebut menghasilkan enam aturan asosiasi dengan kriteria nilai *minimum confidence* 0.8 dan *lift* lebih dari satu. Penemuan tersebut menjadi referensi sebagai bahan penyusunan dan desain tata letak penjualan barang yang dapat membantu petugas gudang. Tata letak berfokus terhadap produk kategori *gift* yang disimpan di tengah agar dapat terjangkau oleh semua produk lain. Dari enam pola asosiasi yang didapatkan, lima kesimpulan yang dihasilkan adalah *gift*. Sementara satu lagi adalah *household* sebagai kesimpulan dengan premis *stationary & sport*, dan *hardware*.

Sehingga tata letak barang adalah dengan mendekatkan rak yang terdapat kategori *household, car accessories, computer & handphone accessories, jewelry & cosmetic, toys, stationary & sport, hardware* mengelilingi kategori *gift*. Selain itu penemuan informasi tersebut dapat dijadikan sebagai pengelompokan paket barang yang akan dipromosikan atau paket diskon sebagai strategi pemasaran agar lebih menarik minat pembeli.

Referensi

- [1] “About Us | MR.DIY,” 2021. <https://www.mrdiy.com/id/page/tentang-kami/> (accessed Nov. 26, 2021).
- [2] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data mining: Data mining concepts and techniques*. 2013. doi: 10.1109/ICMIRA.2013.45.
- [3] J. Han, J. Pei, B. Mortazavi-Asl, Q. Chen, U. Dayal, and M.-C. Hsu, “FreeSpan,” in *Proceedings of the sixth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '00*, 2000, pp. 355–359. doi: 10.1145/347090.347167.
- [4] Y.-L. Chen, K. Tang, R.-J. Shen, and Y.-H. Hu, “Market basket analysis in a multiple store environment,” *Decision Support Systems*, vol. 40, no. 2, pp. 339–354, Aug. 2005, doi: 10.1016/j.dss.2004.04.009.
- [5] S. Brin, R. Motwani, J. D. Ullman, and S. Tsur, “Dynamic itemset counting and implication rules for market basket data,” *ACM SIGMOD Record*, vol. 26, no. 2, pp. 255–264, Jun. 1997, doi: 10.1145/253262.253325.
- [6] P. Giudici and G. Passerone, “Data mining of association structures to model consumer behaviour,” *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 38, no. 4, pp. 533–541, Feb. 2002, doi: 10.1016/S0167-9473(01)00077-9.
- [7] E. Elisa, “Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 472–478, Jun. 2018, doi: 10.29207/resti.v2i2.280.
- [8] M. Kaur and S. Kang, “Market Basket Analysis: Identify the Changing Trends of Market Data Using Association Rule Mining,” *Procedia Computer Science*, vol. 85, pp. 78–85, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.05.180.
- [9] Y. Li and R. P. Gopalan, “Effective Sampling for Mining Association Rules,” 2004, pp. 391–401. doi: 10.1007/978-3-540-30549-1_35.
- [10] M. Dhanabhakya and M. Punithavalli, “A Survey on Data Mining Algorithm for Market Basket Analysis,” *Type: Double Blind Peer Reviewed International Research Journal Publisher: Global Journals Inc*, vol. 11, 2011.
- [11] F. Kurniawan, B. Umayah, J. Hammad, S. M. S. Nugroho, and M. Hariadi, “Market Basket Analysis to Identify Customer Behaviours by Way of Transaction Data,” *Knowledge Engineering and Data Science*, vol. 1, no. 1, p. 20, Dec. 2017, doi: 10.17977/um018vli12018p20-25.
- [12] Nugroho Wandu, Rully A. Hendrawan, and Ahmad Mukhlason, “Pengembangan Sistem Rekomendasi Penelusuran Buku dengan Penggalan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Badan Perpustakaan Dan Kearsipan Provinsi Jawa Timur),” *Jurnal Teknik ITS*, vol. 1, no. 1, 2012.

- [13] I. Ukiarwan, “Penentuan Aturan Asosiasi pada Penjualan Produk Sepatu Running Menggunakan Algoritma Apriori,” Yogyakarta, 2017.
- [14] D. Listriani, A. H. Setyaningrum, and F. Eka, “Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori pada Aplikasi Analisa Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro),” *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 9, no. 2, Jan. 2018, doi: 10.15408/jti.v9i2.5602.
- [15] I. F. Fauzi, A. Rahmatulloh, and A. Nurachman, “Sistem Pendukung Keputusan Untuk Menentukan Rekomendasi Wisata Dengan Menggunakan Metode Profile Matching dan SMART,” *Informatics and Digital Expert (INDEX)*, vol. 2, no. 2, Feb. 2021, doi: 10.36423/index.v2i02.588.
- [16] G. Permana, A. Rahmatulloh, and R. Rianto, “Sistem Pendukung Keputusan Layanan Verifikator Pengadaan dengan Metode Simple Multi Attribute Rating Technique (SMART),” *JUITA : Jurnal Informatika*, vol. 6, no. 2, p. 99, Nov. 2018, doi: 10.30595/juita.v6i2.3204.
- [17] Nuqson Masykur Huda, “Aplikasi Data Mining Untuk Menampilkan Informasi Tingkat Kelulusan Mahasiswa,” Yogyakarta, 2010.
- [18] N. Nurani and H. Gani, “Analisis Keterkaitan Data Transaksi Penjualan Buku Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma Centroid Linkage Hierarchical Method (CLHM),” *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 9, no. 1, pp. 62–69, Apr. 2017, doi: 10.33096/ilkom.v9i1.111.62-69.
- [19] G. Gunadi and D. Indra Sensuse, “Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth (FP-Growth) : Studi Kasus Percetakan PT. Gramedia,” 2012.
- [20] Fitriyani, “Implementasi Algoritma FP-Growth Menggunakan Association Rule pada Market Basket Analysis,” vol. II, no. 1, 2015.
- [21] M. I. Ghozali, R. Z. Ehwan, and W. H. Sugiharto, “Analisa Pola Belanja Menggunakan Algoritma FP Growth, Self Organizing Map (SOM) dan K Medoids,” *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 1, pp. 317–326, Apr. 2017, doi: 10.24176/simet.v8i1.995.
- [22] E. Elisa, “Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 472–478, Jun. 2018, doi: 10.29207/resti.v2i2.280.