

Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas

ICCA Astrina[✉], Muhammad Zainal Arifin, Utomo Pujianto

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Negeri Malang

[✉]icca29astrina@gmail.com

Abstrak: Di kota Kediri terdapat toko kain tenun Medali Mas yang sangat populer. Medali Mas mempunyai aktivitas transaksi penjualan tinggi sehingga menghasilkan tumpukan data besar. Tumpukan data ini diteliti menjadi sebuah informasi pola pembelian konsumen menggunakan teknik data mining association rule dan algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth menggunakan konsep *tree development* dalam pencarian jenis barang yang sering dibeli (*frequent itemsets*). Data yang digunakan yaitu 26 jenis barang kain tenun dan 200 data transaksi dengan ketentuan 2 atau 3 jenis barang dalam 1 transaksi. Pada penelitian ini ditentukan nilai minimum support sebesar 20% dan nilai minimum confidence sebesar 10%. Pengujian Chi-Square juga digunakan untuk mengetahui seberapa besar korelasi hubungan antar variabel dari hasil *frequent itemsets*. Hasil akhir pola pembelian konsumen yaitu ($m \rightarrow no$) apabila membeli kain semi sutra Lusi=abu, Pakan=biru Bunga, maka kemungkinan konsumen akan membeli produk Sarung Lusi=hitam, Pakan=hijau Lurik, Katun Lusi=kuning, Pakan=tosca Bambu dengan hasil korelasi antar variabel sebesar 19,1397274913.

Kata kunci: Chi-square, FP-Growth, Medali Mas, pola pembelian konsumen, tree development.

Abstract: In Kediri City there is a very popular woven fabric shop called Medali Mas. It has high sales transaction activity resulting in a large stack of data purchases. This data stack is examined as an information pattern for consumer purchases using data mining association rule techniques and FP-Growth algorithms. The FP-Growth algorithm uses the concept of development tree in searching for frequent item sets. The data used are, 26 types of woven fabric items and 200 transaction data provided that 2 or 3 types of items in 1 transaction. In this research, the minimum support value of 20% and minimum confidence value of 10% are determined. It also used Chi-Square testing to find out how much correlation between variables from the results of frequent itemsets that have been calculated. The final result of the consumer purchasing pattern is obtained ($m \rightarrow no$) when buying Semi sutra Lusi = grey, Pakan = Blue Flowers, then the consumer might buy Sarong Lusi = black, Pakan= green Lurik and Cotton Lusi= yellow, Pakan = Tosca Bamboo with the results of the correlation between variables at 19.1397274913.

Keywords: Chi-square, FP-Growth, Medali Mas, consumer buying pattern, tree development.

I. PENDAHULUAN

Kain Tenun merupakan salah satu warisan yang dimiliki budaya Indonesia. Kain tenun ikat merupakan salah satu jenis kain yang banyak diminati oleh masyarakat Indonesia. Di kota Kediri terdapat produksi kain tenun ikat khas yang berada di desa Bandar Kidul dengan nama toko Medali Mas. Kain tenun ikat Medali Mas diproduksi dengan cara manual, yaitu dengan menggunakan tenaga manusia. Produksi kain tenun ikat oleh Medali Mas dilakukan sesuai pesanan konsumen. Namun demikian, ada juga pembuatan kain tenun ikat siap jadi untuk stok penjualan. Proses penjualan selain dilakukan di toko Medali Mas juga dilakukan melalui pameran agar dapat meningkatkan pembelian.

Medali Mas mempunyai aktivitas transaksi penjualan dan pelayanan konsumen yang setiap hari semakin tinggi sehingga menghasilkan tumpukan data pembelian yang semakin besar. Dengan data mining atau lebih tepatnya *Market Basket Analysis* (MBA), data yang banyak itu dapat diolah sehingga diperoleh informasi tersembunyi yang akan menghasilkan *knowledge* yang berguna untuk pengambilan keputusan oleh produsen. Dalam penelitian ini penulis mengelola tumpukan data pembelian menjadi sebuah informasi penting untuk

kelangsungan penjualan pada Medali Mas. Dibutuhkan sebuah teknologi untuk mempercepat pemberian perhitungan analisis apakah produk yang dijual sudah memenuhi keinginan konsumen atau belum, produk apa saja yang dibeli oleh konsumen, dan kebiasaan konsumen membeli produk yang satu dengan yang lainnya. Apabila produk yang tidak sesuai keinginan konsumen masih diproduksi dan dijual, maka akan menyebabkan kerugian pada bisnis tersebut karena tidak laku. Dengan demikian, Medali Mas hanya menyediakan produk yang biasa dibeli oleh konsumen untuk menghindari kerugian. Oleh karena itu, diharapkan adanya sistem penentuan pola pembelian konsumen yang dapat membantu Medali Mas dalam proses produksi dan jual beli.

Proses penggalian data dengan jumlah yang banyak membutuhkan algoritma yang tepat. Algoritma FP-Growth merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang sering muncul (*frequent itemset*) dalam suatu dataset [1]. Telah banyak masalah yang penyelesaiannya menggunakan algoritma FP-Growth namun dengan kasus yang berbeda, di antaranya adalah untuk mengatasi masalah pada data penjualan produk buku pada PT. Gramedia [2], MBA pada suatu supermarket [3], menentukan MBA pada usaha *retail*

[4], analisa *customer service system* [5], sistem rekomendasi buku di perpustakaan [6].

Pada penelitian ini diterapkan algoritma FP-Growth untuk penentuan pola pembelian konsumen pada kain tenun Medali Mas.

II. METODE PENELITIAN

A. Market Basket Analysis (MBA)

MBA adalah suatu metodologi untuk melakukan analisis *buying habit* konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa jenis barang yang berbeda, yang diletakkan konsumen dalam *shopping basket* yang dibeli pada suatu transaksi tertentu. Tujuan dari MBA adalah untuk mengetahui produk-produk mana yang mungkin akan dibeli secara bersamaan. Analisis data transaksi dapat menghasilkan pola pembelian produk yang sering terjadi. Teknik ini telah banyak digunakan oleh toko grosir maupun *retail* [7].

MBA memanfaatkan data transaksi penjualan untuk dianalisis kemudian menemukan pola item-item yang secara bersamaan dalam suatu transaksi. Salah satu manfaat dari MBA adalah untuk merancang strategi penjualan atau pemasaran dengan memanfaatkan data penjualan yang ada di perusahaan [8], yaitu dengan mengubah tata letak toko, menempatkan jenis barang secara berdekatan yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen dan memberikan diskon kepada barang yang jarang dibeli dan mahal.

B. Association Rule

Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi barang. Contoh aturan asosiasi dari analisis pembelian di suatu pasar swalayan adalah dapat diketahuinya berapa besar kemungkinan seorang pelanggan membeli roti bersamaan dengan susu. Dengan pengetahuan tersebut, pemilik pasar swalayan dapat mengatur penempatan barangnya atau merancang kampanye pemasaran dengan memakai kupon diskon untuk kombinasi barang tertentu. Analisis asosiasi menjadi terkenal karena aplikasinya untuk menganalisis isi keranjang belanja di pasar swalayan. Analisis asosiasi juga sering disebut *Market Basket Analysis* [7]. Menurut [9], ada dua ukuran parameter dalam analisa asosiasi yaitu *Support* dan *Confidence*.

Support adalah pengukuran untuk menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item dari keseluruhan transaksi.

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

Confidence adalah pengukuran untuk menunjukkan hubungan antar dua item berdasarkan suatu kondisi tertentu.

$$\text{Confidence} = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi mengandung } A} \quad (2)$$

C. Kain Tenun Medali Mas

Kota Kediri memiliki ciri khas kain tenun ikat yang dapat dibanggakan. Medali Mas merupakan salah satu dari pengerajin kain tenun ikat yang berada di Jalan KH. Agus Salim No.103 Bandar Kidul kecamatan Mojojoto kota Kediri. Banyaknya pengerajin kain tenun di daerah Bandar Kidul membuat Medali Mas bersaing sehat untuk mendapatkan hati konsumen. Medali Mas melakukan penjualan dengan cara manual, yaitu dengan dilihat dari segi jenis kain, Medali Mas memiliki 5 jenis kain tenun ikat yaitu, sutra, semi sutra, katun, sarung, dan sal. Untuk warna kain, Medali Mas menggunakan 9 warna seperti hijau, kuning, merah muda, abu, merah, biru, putih, hitam, dan oranye. Sedangkan untuk motif pada kain tenunnya terdapat 9 jenis seperti wajik, lurik, tirta, bunga, matahari, ceplik, polos, penari, dan bambu.

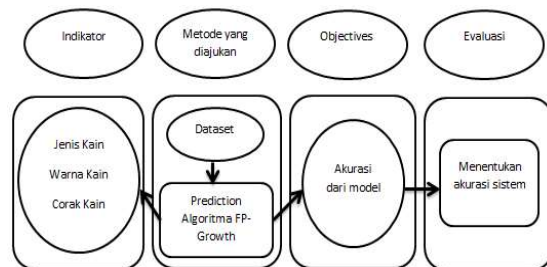
D. Algoritma FP-Growth

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Karakteristik algoritma FP-Growth adalah struktur data yang digunakan adalah *tree* yang disebut dengan FP-Tree. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak *frequent Itemset* dari FP-Tree. Penggalan *itemset* yang *frequent* dengan menggunakan algoritma FP-Growth akan dilakukan dengan cara membangkitkan struktur *data tree* atau disebut dengan FP-Tree [9].

Karakteristik algoritma FP-Growth adalah struktur data yang digunakan adalah *tree* yang disebut dengan FP-Tree. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak *frequent itemset* dari FP-Tree. Penggalan *frequent itemset* dengan menggunakan algoritma FP-Growth dilakukan dengan cara membangkitkan struktur *data tree* atau disebut dengan FP-Tree. Metode FP-Growth dapat dibagi menjadi 3 tahapan utama [10] yaitu tahap pembangkitan *conditional pattern base*, tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*, dan tahap pencarian *frequent itemset*.

E. Kerangka Pemikiran

Adapun kerangka pemikiran yang diajukan adalah sebagai berikut.



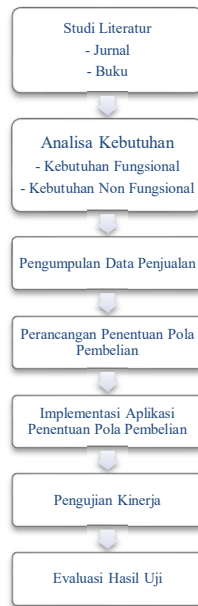
Gambar 1. Kerangka pemikiran.

Indikator dalam proses penentuan pola pembelian adalah jenis kain, warna kain, dan motif kain. Sebagian data tersebut akan dijadikan *data training*, sedangkan metode yang akan mengolah dalam penentuan pola pembelian adalah algoritma FP-Growth dari hasil tersebut maka akan digunakan akurasi uji Chi-Square untuk menentukan apakah frekuensi observasi dengan frekuensi harapan saling memengaruhi atau tidak.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian yang digunakan dalam penelitian "Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Kain Tenun Medali Mas" meliputi studi literatur, pengambilan data, perhitungan dengan metode FP-Growth, pengujian, dan optimasi yang diberikan. Alur penelitian dan cara kerja sistem yang akan dibangun dapat dijelaskan pada Gambar 2.



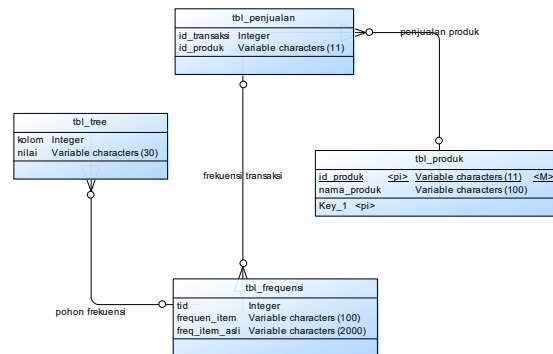
Gambar 2. Diagram alir penelitian.

B. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian adalah data primer yang diperoleh langsung dari toko kain tenun Medali Mas. Setiap data penjualan menggambarkan pola yang akan dijadikan sebagai masukan yang akan diproses oleh algoritma FP-Growth dan pengujian Chi-Square. Data yang di perlukan adalah Data Barang yang berisi 26 jenis barang dengan *id* dan keterangan jenis kain, warna kain, dan corak kain dalam setiap produk serta Data Transaksi Penjualan berisi produk yang dibeli dalam setiap transaksi. Dengan demikian, hanya membutuhkan jenis produk yang berbeda dengan 2 dan 3 jenis item tanpa melihat jumlah produk yang dibeli dalam setiap transaksi. Dibutuhkan 10 data transaksi untuk pengujian sementara dan 200 data transaksi sebagai data yang diolah sebenarnya.

C. Relasi Database

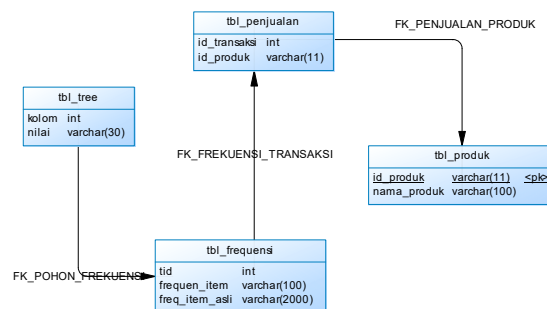
Perancangan *database* merupakan tahapan perancangan selanjutnya yang saling berkaitan. Perancangan *database* akan menjelaskan tentang data apa saja yang harus disimpan yang meliputi tabel dan relasinya. Relasi antar tabel dan jenis relasinya *tbl_produk* berelasi dengan *tbl_penjualan* berdasarkan *id_produk* dengan jenis relasi *one to many*, *tbl_penjualan* berelasi dengan *tbl_frekuensi* berdasarkan transaksi *id* dengan jenis relasi *one to many* dan *tbl_frekuensi* berelasi dengan *tbl_tree* berdasarkan transaksi *id* dengan jenis relasi *one to many*. Relasi *database* ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Relasi database.

D. Physical Data Model (PDM)

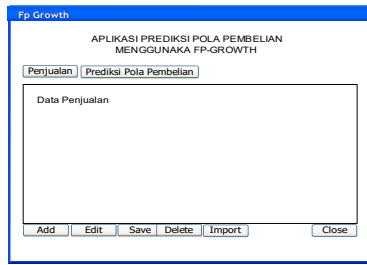
PDM adalah diagram yang akan menjelaskan tentang diagram *database* mengenai *primary key* dan *foreign key*. Pada tabel penjualan, *id_produk* merupakan *foreign key* dari *tbl_produk*, sedangkan pada *tbl_frekuensi*, *tid* merupakan *foreign key* dari *tbl_penjualan*, dan pada *tbl_tree* kolom merupakan *foreign key* dari *tbl_frekuensi*. PDM ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Physical data model.

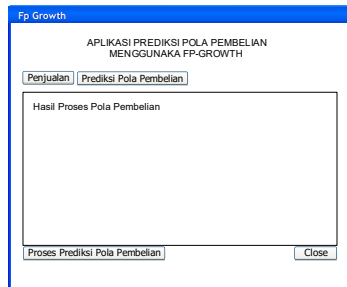
E. Antar Muka

Perancangan antar muka pengguna bertujuan untuk memudahkan pengguna menggunakan sistem yang akan dibangun. Pada Gambar 5 di bawah ini merupakan *interface* dari proses penjualan yang akan menampilkan data transaksi penjualan toko Medali Mas.



Gambar 5. Rancangan interface proses penjualan.

Pada Gambar 6 ditunjukkan interface dari proses pola pembelian yang akan menampilkan hasil prediksi pola pembelian konsumen pada toko Medali Mas dengan menggunakan algoritma FP-Growth.



Gambar 6. Rancangan interface proses pola pembelian.

F. Implementasi Sistem

Dalam proses implementasi algoritma FP-Growth terdapat beberapa tahap yang harus dilakukan. Tabel 1 merupakan 10 contoh data produk dan Tabel 2 merupakan 10 data transaksi yang digunakan untuk mencari frequent itemset.

Tabel 1. Data produk.

Kode Produk	Nama Produk
a	Katun Lusi=oren, Pakan=merah Bambu
b	Katun Lusi=hijau, Pakan=oranye Matahari
c	Semi Sutra Lusi=hitam, Pakan=merah Penari
d	Sutra Lusi=merah, Pakan=putih Polos
e	Sutra Lusi=merah, Pakan=biru Bunga
f	Sutra Lusi=putih, Pakan=merah Wajik
g	Katun Lusi=merah, Pakan=hijau Ceplok
h	Semi Sutra Lusi=merah, Pakan=hitam Matahari
i	Sal Lusi=biru, Pakan=merah Bunga
j	Sarung Lusi=merah, Pakan=merah Tirta

Tabel 2. Data Transaksi.

TID	Item
1	{a,b}
2	{a, b, c}
3	{d, e, j}
4	{b, e, f}
5	{c, d, f}
6	{a, b, g}
7	{b, d, h}
8	{b, c, e}
9	{c, g}
10	{d, c}

Data transaksi yang diambil merupakan 2 dan 3 jenis produk. Setelah data transaksi diketahui selanjutnya menghitung frekuensi kemunculan setiap item dan mencari nilai support pada setiap barang. Tabel 3 merupakan tabel frekuensi dan nilai support.

Tabel 3. Tabel frekuensi dan nilai support

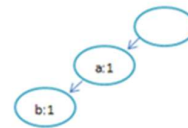
Barang	Frekuensi	Nilai Support
a	3	30%
b	6	60%
c	5	50%
d	4	40%
e	3	30%
f	2	20%
g	2	20%
h	1	10%
i	0	0%
j	1	10%

Setelah perhitungan frekuensi kemunculan setiap item diketahui barang yang berada di atas nilai support count $\xi=20\%$ atau item dengan frekuensi di atas 2 adalah a, b, c, d, e, f, dan g. Ketujuh barang inilah yang akan berpengaruh dan akan dimasukkan ke dalam FP-Tree, selebihnya (h, i, dan j) tidak digunakan karena tidak berpengaruh signifikan seperti ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Transaksi yang disesuaikan dengan frequent list.

TID	Barang
1	{a,b}
2	{a, b, c}
3	{d, e}
4	{b, e, f}
5	{c, d, f}
6	{a, b, g}
7	{b, d}
8	{b, c, e}
9	{c, g}
10	{d, c}

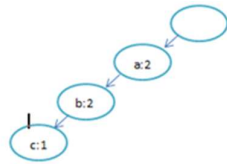
Setelah data transaksi disesuaikan dengan minimum support, maka langkah selanjutnya adalah membentuk tree yang merupakan langkah selanjutnya dalam proses algoritma FP-Growth. Gambar 7 menunjukkan pembuatan FP-Tree yang diawali dari TID 1 yaitu {a,b}.



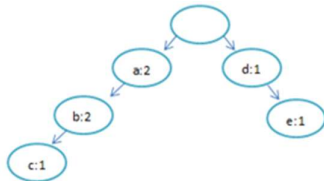
Gambar 7. Pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 1.

Setelah pembacaan TID 1, selanjutnya dilakukan TID 2 yaitu {a, b, c}. Karena item a dan b ada pada lintasan sebelumnya yaitu TID 1, maka lintasan item {a, b, c} dapat menggunakan lintasan yang sama. Namun untuk lintasan yang dilintasi untuk kedua kalinya, maka akan diberi keterangan nomor seperti a:2 yang artinya item a sudah dilewati sebanyak 2 kali. Gambar 8 dan Gambar 9 menunjukkan langkah TID 2 hingga TID 3 dengan

pembentukan lintasan $a \rightarrow b \rightarrow c$ yang digabung dengan TID 1.

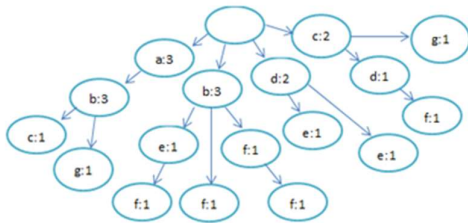


Gambar 8. Pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 2.



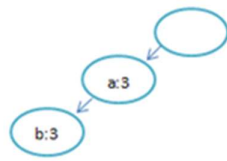
Gambar 9. Pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 3.

Setelah dilakukan pembacaan TID 1, TID 2, dan TID 3 pembacaan dilakukan dengan cara yang sama sampai dengan pembacaan TID 10 seperti Gambar 10.

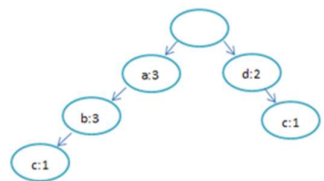


Gambar 10. Pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 10.

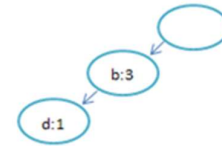
Jika pembacaan dari TID 1 sampai TID 10 sudah dilakukan, maka akan dilanjutkan dengan mencari lintasan yang berakhiran dengan *support count* (b), (c), (d), (e), (f), dan (g). Contoh proses pembentukan masing-masing *node* dapat dilihat pada Gambar 11 sampai Gambar 16.



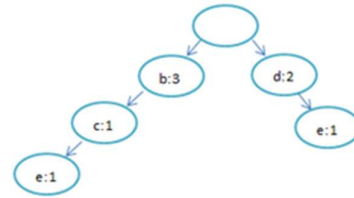
Gambar 11. Lintasan yang mengandung simpul b.



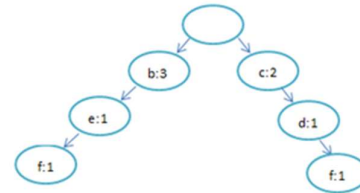
Gambar 12. Lintasan yang mengandung simpul c.



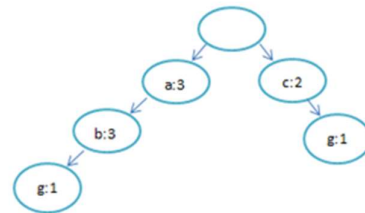
Gambar 13. Lintasan yang mengandung simpul d



Gambar 14. Lintasan yang mengandung simpul e



Gambar 15. Lintasan yang mengandung simpul f.



Gambar 16. Lintasan yang mengandung simpul g.

Setelah memeriksa *frequent itemsets* untuk beberapa akhiran (*suffix*), hasilnya dirangkum pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *frequent itemset*.

<i>Suffix (Akhiran)</i>	<i>Frequent Itemset</i>
b	{a, b}
c	{a, b, c}, {d, c}
d	{b, d}
e	{d, e}, {b, c, e}
f	{b, e, f}, {c, d, f}
g	{a, b, g}, {c, g}

Setelah diketahui hasil dari *frequent itemsets* pada Tabel 5, maka dapat dihitung nilai *confidence* dengan ketentuan minimum 10%. Tabel 6 merupakan 10 perhitungan nilai *confidence* dari sebagian hasil *frequent items*.

Tabel 6. Hasil nilai *confidence* pada *frequent itemset*.

<i>Frequent Itemset</i>	<i>Nilai Confidence</i>
a → b	100%
d → c	25%
b → d	16,6%
d → e	25%
c → g	20%
a → bc	30%
b → ac	16,6%
c → ab	20%
b → a	50%
ab → c	30%

Perhitungan nilai *confidence* pada sebagian hasil frequent items diatas menunjukkan sudah memenuhi persyaratan minimum nilai *confidence* yaitu 10%, begitu juga dengan perhitungan yang lainnya. Jadi dapat disimpulkan apabila data sudah memenuhi nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence*, berarti dapat digunakan sebagai referensi dan rekomendasi pembelian pada toko kain Medali Mas. Namun apabila ingin mendapatkan hasil yang lebih akurat, proses pengujian dapat dilakukan dengan menggunakan Chi-square.

Pengujian Chi-Square

Uji Chi-Square adalah pengujian hipotesis mengenai perbandingan antara frekuensi observasi/ yang benar-benar terjadi/ aktual (F_o) dengan frekuensi harapan/ ekspektasi (F_e) yang didasarkan atas hipotesis tertentu. Untuk menguji Chi-square ini digunakan hipotesa sebagai berikut: [9]

- H_o: konsumen tidak setuju adanya pengaruh variabel Independen terhadap variabel dependen.
- H_a: konsumen setuju adanya pengaruh variabel Independen terhadap variable dependen.

Selanjutnya merupakan hasil frequent item yang ditemulan setelah pengolahan menggunakan algoritma FP-Growth dengan 3 barang {b,e,f} dengan 6 kemungkinan:

- b → e,f, jika membeli b maka akan membeli e dan f
- e,f → b, jika membeli e dan f maka akan membeli b
- e → b,f, jika membeli e maka akan membeli b dan f
- b,f → e, jika membeli b dan f maka akan membeli e
- f → b,e jika membeli f maka akan membeli b dan e
- b,e → f, jika membeli b dan e maka akan membeli f

Tabel 7 merupakan contoh perhitungan dengan menggunakan kemungkinan jika membeli f, maka akan membeli b dan e.

Tabel 7. Data implementasi *frequent item* {b,e,f}.

Variabel 1	Variabel 2		Jumlah
	a	a ⁻	
Bc	1	1	2
(bc) ⁻	2	6	8
Jumlah	3	7	10

$$X^2 = \frac{N(ad-b)^2}{(a+c)(b+d)(a+b)(c+d)}$$

$$X^2 = \frac{10(8-0)^2}{(1+1)(0+8)(1+0)(2+8)}$$

$$X^2 = \frac{10 \times 64}{(2 \times 8 \times 1 \times 10)}$$

$$X^2 = \frac{640}{160}$$

$$X^2 = 4,444444444$$

Setelah nilai diketahui, maka tabel Chi-Square pada Tabel 8 selanjutnya dapat digunakan sebagai pengambil keputusan untuk menentukan hasil yang paling signifikan. Pada pengujian kali ini menggunakan nilai signifikan 0,05 (standar signifikan) dengan *degrees of freedom* sebesar 1.

$$Df = (\text{jumlah kolom} - 1) (\text{jumlah baris} - 1)$$

$$Df = (2 - 1) (2 - 1)$$

$$Df = 1$$

Dengan demikian, diketahui nilai patokan untuk pengujian Chi-Square sebesar 3,84. Apabila nilai kurang dari 3,84, maka H_o diterima atau tidak ada hubungan antar variabel yang diuji. Sebaliknya, apabila nilai lebih besar dari 3,84, maka Ha diterima atau ada hubungan antar variabel yang diuji.

Tabel 8. Uji Chi-Square.

DF	Probability of a larger value of X ²					
	0,75	0,50	0,25	0,10	0,05	0,01
1	0,102	0,455	1,32	2,71	3,84	6,63
2	0,575	1,384	2,77	4,61	5,99	9,21
3	1,212	2,366	4,11	6,25	7,81	11,34
4	1,923	3,357	5,39	7,78	9,49	13,28
5	2,675	4,351	6,63	9,24	11,07	15,09
6	3,455	5,348	7,84	10,64	12,59	16,81
7	4,255	6,346	9,04	12,02	14,07	18,48
8	5,071	7,344	10,22	13,36	15,51	20,09
9	5,899	8,343	11,39	14,68	16,92	21,67
10	6,737	9,342	12,55	15,99	18,31	23,21
11	7,584	10,431	13,70	17,28	19,68	24,72
12	8,438	11,340	14,85	18,55	21,03	26,22
13	9,299	12,340	15,98	19,81	22,36	27,69
14	10,156	13,339	17,12	21,06	23,68	29,14
15	11,037	14,339	18,25	22,31	25,00	30,58
16	11,912	15,338	19,37	23,54	26,30	32,00
17	12,792	16,338	20,49	24,77	27,59	33,41
18	13,675	17,338	21,60	25,99	28,87	34,80
19	14,562	18,338	22,72	27,20	30,14	36,19
20	15,452	19,337	23,83	28,41	31,41	37,57

Dengan menggunakan tabel Chi-Square 2×2 maka memiliki nilai df=1 dan nilai signifikan (α) 0,05 sehingga tabel nilai kritis distribusi Chi-Square sebesar 3,841459. Dengan demikian, variabel akan diterima apabila nilai X lebih besar daripada nilai tabel.

G. Hasil

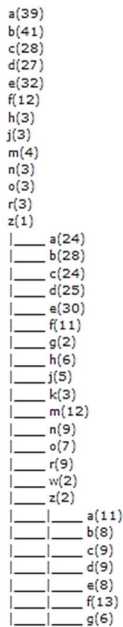
Data pada penelitian ini menggunakan 200 data transaksi yang ada pada toko kain tenun Medali Mas. Terdapat persyaratan dalam pengambilan data transaksi, yaitu dipilih hanya yang mengandung 2 atau 3 jenis *item* dalam 1 transaksi tanpa harus melihat jumlah dari *item* yang dibeli. Keputusan ini diambil dengan pertimbangan bahwa lebih dari 60 persen transaksi pembelian melibatkan

variasi *item* yang kecil, yaitu satu sampai dengan tiga item berbeda. Dengan kata lain, cukup jarang pembeli yang membeli lebih dari tiga *item* berbeda dalam satu struk pembelian. Argumen lain yang mendasari keputusan ini adalah bahwa hal tersebut akan dapat membantu menyederhanakan pembentukan pola kaidah asosiasi (*association rule*) yang akan dihasilkan oleh sistem sebagai bagian dari rekomendasi untuk pembeli. Medali Mas mempunyai 26 jenis item yang dijual dengan ketentuan warna kain, jenis kain, dan corak kain yang berbeda. Data transaksi tersebut akan diolah dengan menggunakan metode *association rule* dan algoritma FP-Growth untuk mendapatkan informasi tentang *frequent itemset* yang dihasilkan. Kemudian hasil dari *frequent itemset* akan diuji hubungan antar variabel dengan menggunakan Chi-Square.

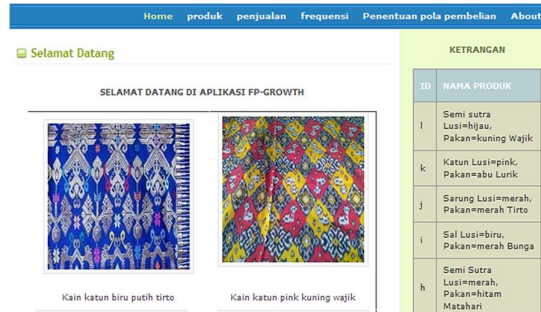
Implementasi *user interface* terdiri dari beberapa tampilan pada menu yang ada pada aplikasi. Desain dari *user interface* yang baik pada suatu sistem dapat mempermudah user untuk menggunakan sistem tersebut. Berikut *user interface* pada sistem yang sudah dibangun. Terdapat lima menu di dalam sistem Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen, yaitu menu “Home”, ” Produk”, “Penjualan”, “Frekuensi”, “Penentuan pola pembelian”, dan “About”.

Gambar 17 merupakan tampilan dari halaman penentuan pola pembelian bagian pembentukan FP-Tree. Sebuah FP-Tree adalah kompak struktur data yang mewakili *set data* dalam bentuk pohon yang memiliki cabang. Setiap transaksi dibaca kemudian dipetakan ke jalur di FP-Tree. Kegiatan tersebut dilakukan terus menerus sampai semua transaksi dibaca.

HASIL PEMBENTUKAN FP-TREE



Gambar 17. User interface FP-Tree.



Gambar 18. User interface menu utama.

Untuk tampilan dari menu “Home” dapat dilihat seperti pada Gambar 18.

Pada perhitungan Chi-Square digunakan untuk menguji hubungan atau pengaruh dua buah variabel nominal dan mengukur kuatnya hubungan antara variabel yang satu dengan variabel nominal yang lainnya. Perhitungan Chi-Square ditampilkan pada Pengujian Chi-Square (Jumlah Kemunculan) pada halaman Penentuan Pola Pembelian yang ditampilkan dalam bentuk tabel. Setiap tabel mewakili perhitungan Chi-Square dalam 1 *rule* untuk mencari nilai korelasinya berupa “ X^2 ”. Untuk 2 *items*, terdapat 2 *rules* yang dimiliki sedangkan untuk 3 *items* memiliki 6 *rules*. Dengan demikian, dapat disimpulkan *frequent itemsets* mana yang memiliki korelasi paling positif. Gambar 19 merupakan tampilan salah satu perhitungan chi-square dengan 2 *item* yang mempunyai 2 *rules* yaitu:

$a \rightarrow m$, apabila membeli barang a maka membeli barang m
 $m \rightarrow a$, apabila membeli barang m maka membeli barang a

Perhitungan Chi-square pada transaksi (a, m) menghasilkan nilai $X^2 = 1,09706060691$ dengan ketentuan apabila nilai X^2 lebih kecil daripada nilai tabel Chi-Square yaitu 3,841459 maka mempunyai hubungan yang negatif atau tidak ada hubungan antara kedua item begitu pula sebaliknya, apabila nilai X^2 lebih besar dari nilai tabel Chi-Square maka hubungan antara barang adalah positif atau memiliki hubungan.

Frequen Item { a, m, } -->jika membeli a maka akan membeli m

	a	not a	JUMLAH
m	2	17	19
not m	37	143	180
	39	160	199

X=1.09706060691

Gambar 19. User interface Chi-Square 2 item.

Perhitungan Chi-Square dengan 3 *items* dapat dilihat dalam Gambar 20. Pada contoh merupakan perhitungan 3 *items* yaitu (m, n, o) yang mempunyai 6 *rules*, yaitu:

$m \rightarrow no$, apabila membeli barang m maka akan membeli barang no
 $no \rightarrow m$, apabila membeli barang no maka akan membeli barang m
 $n \rightarrow mo$, apabila membeli barang n maka akan membeli barang mo
 $mo \rightarrow n$, apabila membeli barang mo maka akan membeli barang n
 $o \rightarrow mn$, apabila membeli barang o maka akan membeli barang mn
 $mn \rightarrow o$, apabila membeli barang mn maka akan membeli barang o

Perhitungan Chi-Square dengan *item* (m, n, o) dengan *rule* jika membeli m maka akan membeli no menghasilkan nilai X^2 sebesar 19,1397274913 berarti memiliki nilai positif karena lebih besar dari nilai tabel Chi-Square yaitu 3,841459 yang artinya hubungan antar *item* memiliki korelasi yang sangat tinggi.

Frequen Item { m, n, o, } --> jika membeli m maka akan membeli no

	m	not m	JUMLAH
no	2	0	2
not no	17	180	197
	19	180	199

$X=19.1397274913$

Gambar 20. User Interface Chi-Square 3 items.

Penentuan nilai Chi-Square yang paling positif atau yang memiliki hubungan antara *item* yang paling bersangkutan dapat dilihat berdasarkan nilai X^2 yang paling kecil. Tabel 9 merupakan 10 nilai X^2 yang paling positif berdasarkan 26 jenis barang dan 200 transaksi yang dilakukan.

Tabel 9. Sepuluh nilai X paling positif.

Frequent Item	Nilai X^2
{m,n,o} \rightarrow jika membeli m maka akan membeli no	19,1397274913
{m, n} \rightarrow jika membeli m maka akan membeli n	19,048313637
{d,o,w} \rightarrow jika membeli w maka akan membeli do	16,204858541
{b, a, r} \rightarrow jika membeli r maka akan membeli ba	17,1244863428
{a, k, j} \rightarrow jika membeli j maka akan membeli ak	14,37995338
{j, m} \rightarrow jika membeli j maka akan membeli m	11,5069016788
{d,f,z} \rightarrow jika membeli z maka akan membeli df	10,9538313609
{c, b} \rightarrow jika membeli c maka akan membeli b	10,4215091063
{f,d,w} \rightarrow jika membeli w maka akan membeli fd	9,57468159976
{ b, e } \rightarrow jika membeli b maka akan membeli e	8,88330980589

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data transaksi yang mempunyai hubungan antar *item* paling positif adalah ($m, \rightarrow no$) yang mempunyai kemungkinan yaitu “jika membeli m maka akan membeli no ” dengan nilai X^2 sebesar 19,1397274913. Gambar 21 merupakan tampilan kesimpulan dari sistem.

Berdasarkan Data Nilai X^2 Diatas dapat di simpulkan bahwa frequen item { m, n, o, } --> (jika membeli m maka akan membeli no) merupakan frequent item yang korelasinya paling positif dengan nilai $X^2 = 19.1397274913$

Apabila konsumen membeli produk Semi sutra Lusi=Abu, Pakan=biru Bunga maka kemungkinan konsumen akan membeli produk Sarung Lusi=hitam, Pakan=hijau Lurik, Katun Lusi=kuning, Pakan=tosca Bambu,

Gambar 21. User interface kesimpulan.

IV. KESIMPULAN

Hasil eksperimen menunjukkan indikasi yang sesuai dengan dugaan awal penelitian bahwa ada pola-pola kaidah asosiasi yang kuat dalam pembelian konsumen kain tenun Medali Mas. Hal ini dibuktikan dengan munculnya sejumlah kaidah asosiasi yang dihasilkan dari implementasi sistem menggunakan algoritma FP-Growth. Tidak hanya itu, hasil uji korelasi dengan *Chi-Square test* juga memperlihatkan bahwa kaidah-kaidah asosiasi dari pola pembelian konsumen pada kain tenun Medali Mas juga memiliki landasan obyektif yang kuat untuk dapat disajikan sebagai rekomendasi pembelian bagi konsumen.

Penelitian ini juga menghasilkan peluang penelitian pengembangan sistem lebih lanjut, misalnya dengan penggunaan algoritma-algoritma klasifikasi dalam ranah *data mining* untuk mengidentifikasi kelas-kelas konsumen dan item pembelian, maupun perluasan jumlah variabel yang digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ikhwan, D. Nofriansyah and Sriani, “Penerapan data mining dengan algoritma Fp-Growth untuk mendukung strategi promosi pendidikan (studi kasus kampus STMIK Triguna Dharma),” *Jurnal Saintikom*, vol. 14, no. 3, pp 211-226, Sep. 2015.
- [2] G. Gunadi and D. I. 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,” *Jurnal Telematika Mkom*, vol. 4, no.1, pp. 118-132, Mar. 2012.
- [3] F. Fathimah, A. Setiawan and R. Rosadi, “Assosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth unuk Market Basket Analysis,” *academia.edu*. [Online]. Available: https://www.academia.edu/4758451/ASOSIASI_DA_TA_MINING_MENGGUNAKAN_ALGORITMA_FP-GROWTH_UNTUK_MARKET_BASKET_ANALYSIS. [Accessed: Mar. 2, 2019].

- [4] D. P. Larasati, M. Nasrun and U. A. Ahmad, "Analisis dan implementasi algoritma fp-growth pada aplikasi smart untuk menentukan market basket analysis pada usaha retail (studi kasus: PT.X)," in *e-Proc. of Eng.*, 2015, vol. 2, no. 1, pp. 749 – 755.
- [5] H. Herasmus. "Analisa customer service system menggunakan metode data mining dengan algoritma fp-growth," *Jurnal Teknik Ibnu Sina*, vol. 2, no. 2, 2017.
- [6] R. M. Miraldi, A. Rachmat and B. Santoso, "Implementasi algoritma fp-growth untuk sistem rekomendasi buku di perpustakaan UKDW," *Jurnal Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 29-39, 2014.
- [7] Kusrini and E. T. Luthfi, *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta, Indonesia: Andi, 2009.
- [8] D. Chaerunnissa, "Metode association rule dalam menganalisa pola belanja konsumen pada data transaksi penjualan menggunakan algoritma fp-growth," Bachelor thesis, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia, 2015.
- [9] Erwin, "Analisis market basket dengan algoritma apriori dan fp-growth," *Jurnal Generic*, vol. 4, no. 2, pp. 26 – 30, July 2009.
- [10] A. Rochmah, "Perancangan fitur rekomendasi film di website solo movie dengan menggunakan metode algoritma apriori," Bachelor thesis, Universitas Sebelas Maret Surakarta, Surakarta, Indonesia, 2010.