METODE ASSOCIATION RULE DALAM MENGANALISA POLA BELANJA KONSUMEN PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Dessy Chaerunnissa[1], Edy Mulyanto, S.Si, M.Kom[2]
Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro
Jl. Nakula I No. 5-11, Semarang, INDONESIA
E-mail : 111201106130@mhs.dinus.ac.id[1], edymul007@gmail.com[2]

Abstrak

Banyaknya data transaksi yang tersimpan dalam database menyebabkan penumpukan data. Data tersebut dapat dimanfaatkan untuk diolah lebih lanjut menjadi suatu informasi yang dapat digunakan sebagai acuan bagi pihak Swalayan untuk menentukan pengambilan keputusan dalam kebijakan dan strategi bisnis. Dengan adanya data mining diharapkan dapat membantu Swalayan Gelael Candi Semarang untuk menggali informasi yang terkandung didalam data transaksi menjadi sebuah pengetahuan (knowledge) yang baru. Metode yang digunakan yaitu Market Basket Analysis. Association Rule, yaitu prosedur dalam Market Basket Analysis untuk mencari pengetahuan berupa hubungan antar item dalam satu dataset dan menampilkanya dalam bentuk pola asosiasi yang menjelaskan tentang kebiasaan konsumen dalam berbelanja. Algoritma yang digunakan untuk membantu menemukan pola asosiasi yaitu algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth), merupakan algoritma yang sangat efisien dalam pencarian frequent itemset dalam sebuah kumpulan data dengan membangkit strukur prefix-tree atau disebut dengan FP-Tree. Pola asosiasi ditentukan oleh dua parameter, yaitu support (nilai penunjang) dan confidence (nilai kepastian). Salah satu pola yang dihasilkan dari analisis terhadap data transaksi bulan Oktober 2014 yaitu jika membeli salties maka membeli soft drink dengan nilai support = 10.27% dan nilai confidence = 45,6% yang merupakan pola dengan nilai support dan confidence tertinggi.

Kata Kunci: *Data Mining,Market Basket Analysis, Association Rule, FP-Growth*

Abstract

The amount of transaction data stored in the database causes accumulation of data. Such data can be used for further processing into an information that can be used as a reference for the Self to determine decision-making in policy and business strategy. With the data mining is expected to help Supermarkets Gelael Candi Semarang to explore the information contained in the transaction data into a knowledge (knowledge) are new. The method used is Market Basket Analysis. Association Rule, ie the procedure in Market Basket Analysis to seek knowledge in the form of relationships between items in the dataset and to present it in the form that describes the pattern of association in the shopping habits of consumers. The algorithm used to help discover patterns that the algorithm associates Frequent Pattern Growth (FP-Growth), an algorithm that is extremely efficient in frequent itemset search in a data set with the prefix-tree structure of aroused or called FP-Tree. Patterns of association is determined by two parameters, namely support (supporting values) and confidence (value certainty). One pattern resulting from the analysis of transaction data in October 2014, namely when buying salties then buy a soft drink with support = 10:27% value and confidence value = 45.6% which is a pattern with the highest value of support and confidence.

Keywords: *Data Mining,Market Basket Analysis, Association Rule, FP-Growth*

1. PENDAHULUAN

Swalayan selalu berusaha mewujudkan kepuasan bagi konsumen dengan menyediakan produk yang berkualitas, layanan yang unggul, dan akrab bersahabat, serta dalam suasana belanja yang menyenangkan, namun karena terjadi persaingan dengan swalayan lainnya maka diperlukan strategi-strategi untuk mempertahankan bisnis tersebut [1]. Pasar swalayan pasti mengalami naik turunnya peningkatan penjualan barang.

Salah satu strategi yang dapat digunakan untuk meningkatkan volume penjualan adalah dengan memahami dan mengetahui pola belanja konsumen [2]. Pengetahuan tentang pola belanja tersebut kemudian dapat dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan dalam strategi bisnis guna meningkatkan pendapatan swalayan. Data yang digunakan untuk menghasilkan suatu informasi mengenai pola belanja konsumen yaitu data transaksi penjualan yang telah terjadi. Analisa ini menghasilkan informasi mengenai keterkaitan antar barang yang sering dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi.

Salah satu cara yang efektif untuk mengoptimalkan pencarian pola keterkaitan antar barang yang dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi yang dilakukan pelanggan dalam pembelian beberapa produk yaitu metode asosiasi atau *association rules* [3]. Metode asosiasi merupakan suatu teknik dalam *Data Mining* untuk menentukan aturan asosiasi hubungan antar item barang. Pengetahuan mengenai asosiasi antar jenis item, jenis-jenis item yang muncul bersamaan pada tiap transaksi, dapat menjadi masukan penting dalam melakukan usaha peningkatan penjualan. Misalkan dalam melakukan promosi untuk pembelian satu jenis item dapat membeli jenis item lain dengan harga lebih murah, pengetahuan asosiasi antar jenis item ini dapat memberikan pengetahuan mengenai kombinasi item yang harus tercakup dalam promosi tersebut [4]. Dalam bidang usaha seperti swalayan, metode ini dikenal dengan istilah analisis keranjang pasar atau *market basket analysis. Market basket analysis* bisa menjadi tidak berguna ketika dihadapkan pada data yang kecil, namun akan menghasilkan informasi yang berharga ketika diperlakukan pada data transaksi yang besar seperti misalnya data transaksi sebuah *supermarket* [5].

Association rules mining memiliki beberapa algoritma yang sudah sering digunakan diantaranya algoritma Apriori, *FP-Growth,* dan *CT-PRO* yang dimana ketiga algoritma tersebut memiliki kekurangan dan kelebihan masing-masing [5]. *FP-Growth* adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. *FP-Growth* menggunakan pendekatan yang berbeda dari paradigma yang selama ini sering digunakan, yaitu paradigma apriori [6]. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori yang lebih efisien daripada algoritma Apriori. Algoritma ini hanya melakukan 2 kali proses *scanning database* untuk menentukan *frequent itemset* dan juga tidak membutuhkan *generate candidate* seperti yang dilakukan pada algoritma Apriori. *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan *tree* disebut dengan *FP-Tree* dalam pencarian sehingga pemrosesanpun lebih cepat karena *frequent itemset* dapat langsung diekstrak dari hasil tree tersebut [7].

Dalam penelitian ini, akan dilakukan analisa terhadap data

transaksi penjualan pada Gelael Candi Semarang menggunakan aturan asosiasi. Alogoritma yang digunakan adalah algoritma *FP-Growth* untuk menentukan himpunan yang sering muncul yang nantinya akan dijadikan sebagai acuan untuk merumuskan aturan-aturan asosiasi. Hasil aturan asosiasi tersebut dianalisa untuk menentukan barang apa saja yang memiliki keterkaitan yang dilihat dari segi kebiasaan konsumen membeli barang tersebut.

2. METODE

2.1 Data Mining

Menurut Turban dalam bukunya yang berjudul "*Decision Support System and Intelligent Systems*", *Data Mining* adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam basis data. *Data Mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai basis data besar [11]. Menurut Gartner Group *data mining* adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan menggunakan teknik pengenalan pola seperti statistik dan matematika [12].

2.2 *Market Basket Analysis*

Market basket analysis adalah suatu metodologi untuk melakukan analisis *buying habit* konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa item yang berbeda, yang diletakkan konsumen dalam *shopping basket* yang dibeli pada suatu transaksi tertentu. Tujuan dari *market basket* 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 [11].

Market Basket Analysis memanfaatkan data transaksi penjualan untuk dianalisis kemudian menemukan pola item-item yang secara bersamaan dalam suatu transaksi. Salah satu manfaat dari *Market Basket Analysis* merancang strategi penjualan atau pemasaran dengan memanfaatkan data penjualan yang ada di perusahan yaitu :

1. Dengan mengubah tata letak toko, menempatkan item-item barang secara berdekatan yang sering di beli secara bersamaan oleh konsumen.
2. Memberikan diskon kepada item barang yang jarang di beli dan mahal.

2.3 Association Rules

Analisa asosiasi atau *association rule* mining adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiasif antara suatu kombinasi item. Contoh aturan asosoasif 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. Karena analisis asosiasi menjadi terkenal karena aplikasinya untuk menganalisis isi keranjang belanja dipasar swalayan, analisis asosiasi juga sering disebut *Market Basket Analysis* [15].

2.4 *Support dan Confidence*

Menurut Erwin [16], ada dua ukuran parameter dalam analisa asosiasi yaitu:

1. *Support* adalah pengukuran untuk menunjukan seberapa besar tingkat dominasi suatu item dari keseluruhan transaksi.
2. *Confidence* adalah pengukuran untuk menunjukan hubungan antar dua item berdasarkan suatu kondisi tertentu.

Kedua ukuran ini nantinya berguna dalam menentukan kekuatan suatu pola dengan membandingkan pola tersebut dengan nilai minimum kedua parameter yang ditentukan oleh pengguna. Bila suatu pola memenuhi kedua nilai minimum parameter yang sudah ditentukan maka sebuah pola dapat disebut *interesting rule* atau *strong rule*. *Association Rule* biasanya dinyatakan dalam bentuk : {roti,mentega} -> {susu} (*support* = 40%, *confidence* = 50%) Yang artinya : ”50% dari transaksi di *database* yang memuat *item* roti dan mentega juga memuat *item* susu. Sedangkan 40% dari seluruh transaksi yang ada di *database* memuat ketiga *item* tersebut. Dapat juga diartikan : "Seorang konsumen yang membeli roti dan mentega punya kemungkinan 50% untuk juga membeli susu. Aturan tersebut cukup akurat karena mewakili 40% dari catatan transaksi yang ada”.

Metodologi dasar *Association Rule* terbagi menjadi dua tahap [15], yaitu :

a. Analisa Pola Frekuensi Tinggi

Tahap ini mencari pola *item* yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam *database* . Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan rumus berikut :

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

Pada rumus 1 menjelaskan bahwa nilai *support* diperoleh dengan cara mencari jumlah transaksi yang mengandung nilai A (satu *item*) dibagi dengan jumlah keseluruhan transaksi. Sedangkan nilai *support* dari 2 *item* diperoleh dari rumus berikut :

$$Support\ (A, B) = P(A \cap B) \qquad (2)$$

$$Support\ (A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi}} \qquad (3)$$

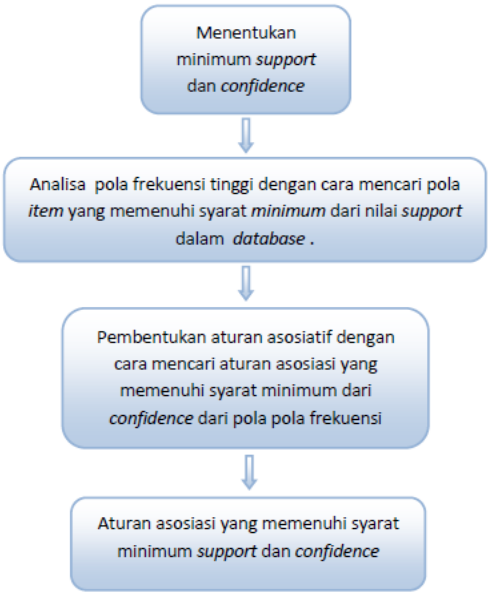
Pada rumus 3 menjelaskan bahwa nilai *support* diperoleh dengan cara mencari jumlah transaksi yang mengandung nilai A dan B (*item* pertama bersamaan dengan *item* yang lain) dibagi dengan jumlah keseluruhan transaksi.

b. Pembentukan Aturan Asosiatif

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan assosiatif A->B dari *support* pola frekuensi tinggi A dan B, menggunakan rumus berikut :

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi mengandung A}} \qquad (4)$$

Pada rumus 4 menjelaskan bahwa nilai *confidence* diperoleh dengan cara mencari jumlah transaksi yang mengandung nilai A dan B (*item* pertama bersamaan dengan *item* yang lain) dibagi dengan jumlah transaksi yang mengandung A (*item* pertama). Secara garis besar, metodologi *Association Rule* dapat dilihat pada gambar 2.2 dibawah ini.



Gambar 0.1 Metodelogi Association Rule

2.5. FP-Growth

Menurut Yuan [17], algoritma *Frequent Pattern Growth* (*FP-Growth*) merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Algoritma ini memperbaiki kekurangan dari algoritma Apriori. Algoritma ini merupakan salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data.

Pada algoritma *FP-Growth generate candidate* tidak dilakukan karena *FP-Growth* menggunakan konsep *tree* dalam pencarian *frequent itemset.* Karakteristik algoritma *FP-Growth* adalah penggunaan struktur *tree* yang disebut dengan *FP-Tree* [16]. Dengan menggunakan *FP-Tree* dapat mengetahui *frequent itemset* dari *FP-Tree* tersebut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

FP-Tree dibuat untuk digunakan bersamaan dengan algoritma *FP-Growth* untuk menentukan *frequent itemsets*, Data yang akan diolah sebagai contoh yaitu data sebanyak 20 transaksi seperti terlihat pada tabel 4.1. Penulis memberikan batasan nilai minimum *support* 0.15 atau sama dengan 15 %. dan *confidence* 0.60 atau sama dengan 60%, Dalam membangun *FP-Tree* diperlukan dua kali penelusuran *database*.

Table 0.1 Contoh 20 data transaksi

TID	Item
1	{5,6,7,21,75,87}
2	{7,14,21,76}
3	{2,7,20,21}
4	{5,20,40,47,81}
5	{7,75}
6	{15,75,76,81}
7	{21,76,87}
8	{19,54}
9	{11,22}
10	{5,21,81,87}
11	{5,20,23,81}
12	{81,87,88}
13	{28,64}
14	{7,21,75}
15	{76,78,80,81}
16	{17,31,56}
17	{5,7,59}
18	{7,20,40}
19	{21,22,76,88}
20	{6,31}

Penelusuran *database* yang pertama digunakan untuk menghitung nilai *support* masing-masing *item* dan memilih *item* yang memenuhi nilai minimum *support.* Hasil dari proses penelusuran *database* yang pertama adalah diketahuinya jumlah frekuensi kemunculan tiap *item* yang ada didalam *database* dan mengurutkannya berdasarkan jumlah frekuensi kemunculan terbesar. Hasilnya dapat dilihat pada tabel 4.2. Dari hasil tersebut diperoleh *Itemset* yang memiliki frekuensi diatas minimum *support count* ≥ 0,15 yaitu 7,21,81,5,76,20,75 dan 87 yang kemudian diberi nama *Frequent List* seperti terlihat pada tabel 4.3 kedelapan

item ini akan berpengaruh saat pembuatan *FP-Tree*. Item yang frekuensi kemunculannya dibawah minimum *support count* akan dihilangkan.

Table 0.2 Frequent list dengan min support ≥ 0,15

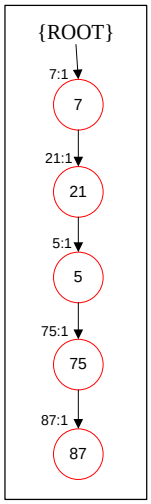
Item	**Frekuensi**
7	7
21	7
81	6
5	5
76	5
20	5
75	4
87	4

Setelah di peroleh Frequent List, kemudian item dirubah sesuai Frequent List dengan menghilangkan item yang tidak memenuhi minimum support yang telah ditentukan seperti item 6, 22, 31, 40, 88, 2, 11, 14, 15, 17, 19, 23, 28, 47, 54, 56, 59, 64, 78 dan 80. Urutkan data transaksi dari item yang memiliki nilai support terbesar hingga terkecil seperti pada table 4.4

Table 0.3 Transaksi yang sudah diurutkan berdasarkan F-List

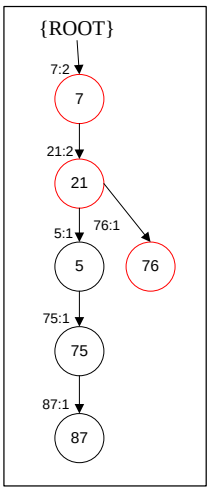
TID	Item
1	{7,21,5,75,87}
2	{7,21,76}
3	{7,21,20}
4	{81,5,20}
5	{7,75}
6	{81,76,75}
7	{21,76,87}
8	0
9	0
10	{21,81,5,87}
11	{81,5,20}
12	{81,87}
13	0
14	{7,21,75}
15	{81,76}
16	0
17	{7,5}
18	{7,20}
19	{21,76}
20	0

Setelah *item* disusun ulang berdasarkan *F-list*, dilakukan penelusuran *database* yang kedua yaitu membaca tiap transaksi diawali dengan membaca TID 1 untuk membuat *FP-Tree*. TID 1 {7,21,5,75,87} akan membuat simpul 5 sehingga terbentuk lintasan seperti gambar4.1 dengan *support count* awal bernilai satu.



Gambar 0.1 Hasil pembentukan TID 1

Setelah pembacaan TID 1, selanjutnya membaca TID 2 yaitu {7,21,76}. Karena mempunyai *prefix* yang sama dengan lintasan TID 1 yaitu item 7 dan 21 maka lintasan yang terbentuk pada TID 2 bisa dipadatkan pada lintasan TID 1. Setelah itu tambahkan *support count* pada item 7 dan 21 menjadi dua karena telah dilewati sebanyak dua kali dan membentuk lintasan baru untuk item 76 dengan *support count* bernilai satu.



Gambar 0.2 Hasil pembentukan TID 2

Setelah pembuatan *FP-Tree* selesai, algoritma *FP-Growth* mencari semua *subsets* yang memungkinkan dengan cara membangkitkan *conditional FP-Tree* dan mencari *frequent itemset.*

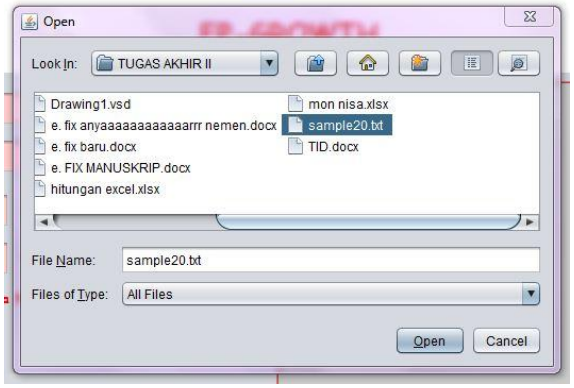
Dari perhitungan *confidence* terhadap pola yang terbentuk diatas, maka *Assosiattion Rule* yang memenuhi syarat *confidence* ≥ 0,60 adalah :

1. 87 → 21 = 0,75 (jika konsumen membeli *bakery & pastry*, maka membeli *cookies* kering dengan nilai *confidence* 0,75)
2. 75 → 7 = 0,75 (jika konsumen membeli buah segar lokal, maka membeli *soft drink* dengan nilai *confidence* 0,75)
3. 76 → 21 = 0,6 (jika konsumen membeli buah segar import, maka membeli *cookies* kering dengan nilai *confidence* 0.6).
4. 5 → 81 = 0,6 (jika konsumen membeli *juice* buah, maka membeli susu segar & yoghurt dengan nilai confidence 0,6).

Implementasi *Market Basket Analysis* dengan menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan pola pembelian *item* oleh konsumen, diaplikasikan kedalam bahasa pemograman *java* menggunakan IDE Netbeans 7. Adapun tampilan dari aplikasi *Market Basket Analysis* seperti berikut

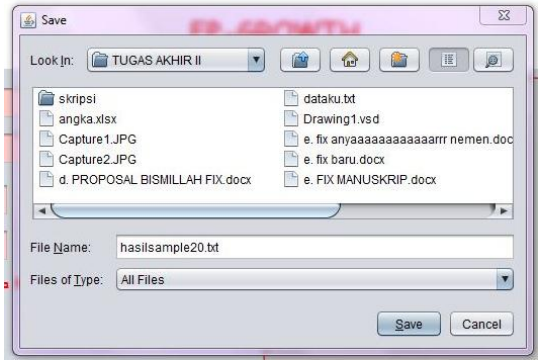
Gambar 0.3 Tampilan menu utama

Langkah selanjutnya, input data yang sesuai dengan pola untuk diproses dengan cara menekan buton browse pada input file. Pilih dan masukan file dalam bentuk .txt.



Gambar 0.4 Tampilan input file

Tekan button browse pada output file. Tentukan lokasi direktori penyimpanan hasil *generate rule*, ketik nama file diakhiri dengan .txt, contoh: hasilsample20.txt.



Gambar 0.5 Tampilan output file

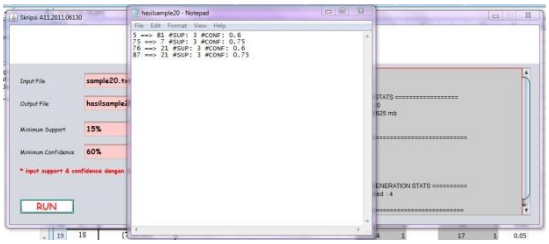
Setelah data dan direktori penyimpanan hasil generate rulu ditentukan, langkah selanjutnya adalah menginputkan nilai support dan confidence. Nilai support adalah frekuensi kemunculan pola item dalam seluruh transaksi yang ditentukan

antara 0.0 (nilai persentase terkecil dari jumlah kemunculan pola item) sampai 1.0 (nilai persentase terbesar dari jumlah kemunculan pola item). Nilai confidence adalah nilai yang menghitung nilai kepercayaan dari pola item yang sudah memenuhi syarat nilai support yang ditentukan antara 0.0 (nilai persentase terkecil dari kepercayaan sebuah pola item) sampai 1.0 (nilai presentae terbesar dari kepercayaan sebuah pola item). Pada kasus ini, penulis menginput nilai minimum support dan confidence sama dengan nilai yang dipakai dalam perhitungan manual di atas.

Gambar 0.6 Tampilan input min support dan min confidence

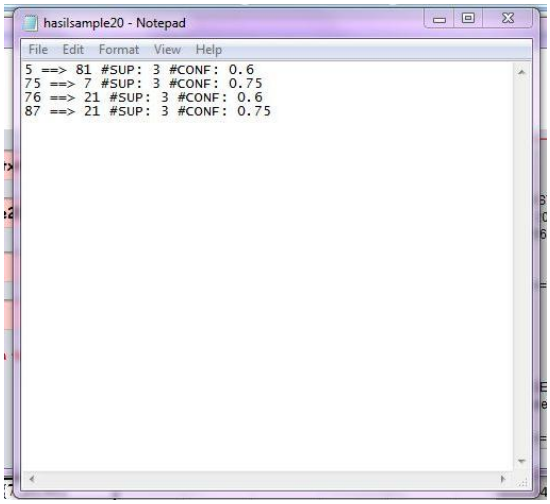
Setelah nilai min support dan min confidence telah diinputkan, langkah selanjutnya yaitu menjalankan program dengan cara menekan tombol run. Hasil yang muncul saat program di jalankan adalah seperti gambar 4.21

Gambar 0.7 Tampilan saat running program



Gambar 0.8 Tampilan hasil pada notepad

Pada tahap ini, diperlukan file data transaksi yang sudah disiapkan dengan menekan tombol *input file*, pada kasus ini penulis menginput data transaksi yang sama dengan contoh data yang telah dihitung secara manual menggunakan algoritma *FP-Growth* di atas. Bentuk data transaksinya bisa dilihat pada table 4.1 yang disimpan dalam bentuk .txt.



Gambar 0.9 Hasil aturan asosiasi yang terbentuk

Pada hasil di atas, dapat dibuktikan bahwa pola yang dihasilkan dari perhitungan menggunakan aplikasi, memiliki hasil pola yang sama dengan perhitungan manual.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Simpulan

Berdasarkan hasil analisa proses data mining menggunakan algoritma FP-Growth didapatkan sebuah pola transaksi pembelian dengan frequensi tertinggi sebagai berikut :

a. Jika membeli salties maka membeli soft drink
b. Jika membeli permen & jelly maka membeli
c. Jika membeli wafer &biskuit maka membeli salties
d. Jika membeli buah segar lokal maka buah segar import

Dari hasil analisa pola frekuensi yang dihasilkan oleh proses data mining pola

transaksi yang dihasilkan dapat dijadikan sebuah rekomendasi dalam menentukan keputusan memberikan paket pembelian atau bundling dan bisa juga digunakan untuk tata letak layout atau promosi produk untuk meningkatkan penjualan di Swalayan Gelael Candi Semarang.

4.2 Saran

Dari hasil analisa data mining, penulis ingin memberikan saran yang sekiranya dapat dipertimbangkan untuk pengembangan data mining ini lebih lanjut :

a. Data yang digunakan untuk diuji coba disarankan ditambah serta lebih memadatkan kriteria item agar dapat menghasilkan pola frequensi tinggi dengan nilai keakuratan yang lebih tepat.
b. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menggunakan metode aturan association rule data mining lainnya untuk dilakukan perbandingan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Heru Dewantara, Purnomo Budi Santosa, and Nasir Widha Setyanto, "Perancangan Aplikasi Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Frekuensi Analisi Keranjang Belanja Pada Data Transaksi Penjualan," pp. 415-426, 2013.

[2] Tri Lestari, "Analisis Keranjang Belanja Pada Data Transaksi Penjualan," 2009.

[3] dkk Raorane A.A, "Association Rule - Extracting Knowledge Using Market Basket Analysis," *Recent Sciences*, 2012.

[4] Yogi Yusuf, F. Rian Pratikto, and Gerry T, "Penerapan data Mining Dalam Penentuan Aturan Asosiasi Antar Jenis Item," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, pp. E53-E56, Juni 2006.

[5] Fatimah Fatihatul, Atje Setiawan, and Rudi Rosadi, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Market Basket Analysis," 2011.

[6] Goldie Gunadi and Dana Indra Sensuse, "Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth (FP-Growth)," *TELEMATIKA MKOM*, vol. IV, no. I, pp. 118-132, Maret 2012.

[7] David Samuel, "Penerapan Stuktur FP-Tree Dan Algoritma FP-Growth Dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset," 2007.

[8] Kusrini and Emha Taufiq Luthfi, *ALGORITMA DATA MINING*. Yogyakarta: ANDI, 2009.

[9] D Larose, *Discovering Knowledge in Data : An Inroduction to Data Mining*. Hoboken: Wiley Intersciene, John Wiley and Sons, Inc, 2005.

[10] Kusrini and Emha Taufiq Luthfi, *Algoritma Data Mining*, 1st ed., Theresia Ari Prabawati, Ed. Yogyakarta: ANDI, 2009.

[11] Erwin, "Analisis Market Basket Dengan Algoritma Aproiori Dan FP-Growth," *JURNAL GENERIC*, pp. 26-30, 2012.

[12] Jingbo Yuan and Ding Shunlin, "Research And Improvement On Association Rule Algorithm Base On FP-Growth," 2012.