

Penerapan Algoritma Fp-Growth dan K-Means pada Data Transaksi Minimarket

Natalia Mamahit¹, Anita Qoiriah²,

¹ Jurusan Teknik Informatika/Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya

² Jurusan Teknik Informatika/Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya

nataliamamahit@mhs.unesa.ac.id

anitagoiriah@unesa.ac.id

Abstrak— Dalam berbelanja kebutuhan sehari-hari seringkali pembeli mengalami kesulitan dalam mencari barang-barang kebutuhan sehari-hari. Salah satu faktor penyebab hal ini karena prosedur penataan produk dalam minimarket yang masih dilakukan secara acak dan belum sesuai dengan pola belanja pembeli. Di sisi lain pada umumnya pembeli ingin membeli produk melalui paket produk kebutuhan sehari-hari, namun paket-paket produk tersebut umumnya belum tersedia di minimarket. Untuk mengatasi permasalahan penataan produk dan pembuatan paket produk di minimarket dapat digunakan prosedur yang lebih efektif dengan cara menemukan pola hubungan dari data transaksi pada Minimarket. Dalam menemukan pola hubungan pada penelitian ini akan digunakan metode *association rule* untuk melihat keterkaitan antara barang yang satu dengan lainnya dalam data transaksi. Pada penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth dan K-Means. Algoritma K-Means berguna untuk cluster data, sedangkan algoritma FP-Growth berguna untuk proses asosiasi. Dalam proses K-Means dataset dibagi ke dalam 10 kelompok karena jumlah kelompok yang lebih besar atau lebih kecil dari 10 kelompok menghasilkan rule yang lebih sedikit dibandingkan dengan 10 kelompok. Serta pada proses FP-Growth berdasarkan ukuran yang digunakan untuk memilih aturan yang ada yaitu menggunakan *minimum support*, *minimum confidence* dan *lift ratio* maka *minimum support* yang digunakan sebesar 20% dan *minimum confidence* sebesar 50%. Karena memiliki nilai *minimum support*, *minimum confidence* dan *lift ratio* yang cukup besar. Hasil dari penelitian ini menghasilkan rekomendasi penataan pada 10 rak di minimarket dan menghasilkan rekomendasi paket berupa 21 paket/*bundle*.

Kata Kunci— Association Rule, FP-Growth, K-Means, Penataan Produk, Paket Produk.

I. PENDAHULUAN

Pada umumnya minimarket adalah toko dengan sistem kasir dan swalayan untuk menjual segala jenis makanan dan barang namun tidak sebesar dan selengkap supermarket. Perbedaan umumnya antara toko biasa dengan minimarket yaitu minimarket menggunakan sebuah sistem mesin kasir untuk penjualannya sedangkan toko biasa menerapkan sistem pembayaran langsung tanpa mesin kasir. Selain itu minimarket menggunakan sistem swalayan, dimana dalam berbelanja pembeli dapat mengambil sendiri barang-barang yang dibutuhkan dari rak yang tersedia di minimarket lalu membayarnya pada meja mesin kasir sedangkan pada toko biasa penjual yang akan mengambilkan barang yang dibutuhkan pembeli.

Minimarket Adijasa yang datanya digunakan pada penelitian ini berada di daerah Bubutan kota Surabaya.

Minimarket Adijasa menerapkan konsep seperti minimarket pada umumnya, pembeli akan mengambil barang yang dibutuhkan lalu membawanya ke kasir untuk penghitungan total belanja. Dalam berbelanja kebutuhan sehari-hari seringkali pembeli mengalami kesulitan dalam mencari barang-barang kebutuhan sehari-hari. Salah satu faktor terjadinya hal ini dikarenakan prosedur penataan produk dalam minimarket yang masih dilakukan secara acak dan belum sesuai dengan pola belanja pembeli. Di sisi lain pada umumnya pembeli ingin membeli produk melalui paket produk kebutuhan sehari-hari, namun paket-paket produk tersebut belum tersedia di minimarket ini.

Untuk mengatasi permasalahan penataan produk dan pembuatan paket produk di minimarket dapat digunakan prosedur yang lebih efektif dengan cara menggali informasi dari data transaksi pada Minimarket. Setiap penjualan yang ada dalam minimarket menghasilkan data transaksi. Data transaksi yang menumpuk ini seringkali hanya dibiarkan begitu saja tanpa diolah lebih lanjut menjadi informasi yang berguna bagi proses pengambilan keputusan bisnis di minimarket. Oleh sebab itu perlu adanya suatu proses penggalan data yang dapat menghasilkan informasi yang berguna. Hal ini mendorong munculnya cabang ilmu baru dalam mengatasi masalah penggalan informasi yang penting dari sebuah kumpulan data, yang disebut dengan *data mining* [4].

Dalam *data mining* terdapat banyak metode yang digunakan, salah satu diantaranya adalah asosiasi. Asosiasi dinamakan juga analisis keranjang pasar dimana fungsi ini mengidentifikasi item-item barang yang mungkin dibeli pembeli bersamaan dengan barang lain [8].

FP-Growth merupakan salah satu alternatif algoritma yang digunakan untuk dapat menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data [3]. Algoritma FP-Growth jika dibandingkan dengan algoritma lain dalam metode asosiasi seperti algoritma apriori, memiliki waktu kerja yang lebih cepat dalam menemukan *frequent itemset* serta dapat menghasilkan aturan yang sama baiknya dengan algoritma Apriori setelah diujikan pada data transaksi penjualan [7].

Namun dalam prosesnya karena data yang besar dan bervariasi sehingga diperlukan proses *clustering* pada data agar mampu menghasilkan pola belanja pembeli. Dari penelitian pada data *Internet Banking* di Bank XYZ, K-means merupakan salah satu algoritma data *clustering* non hirarki yang mampu mengelompokkan data yang ada ke dalam *cluster*

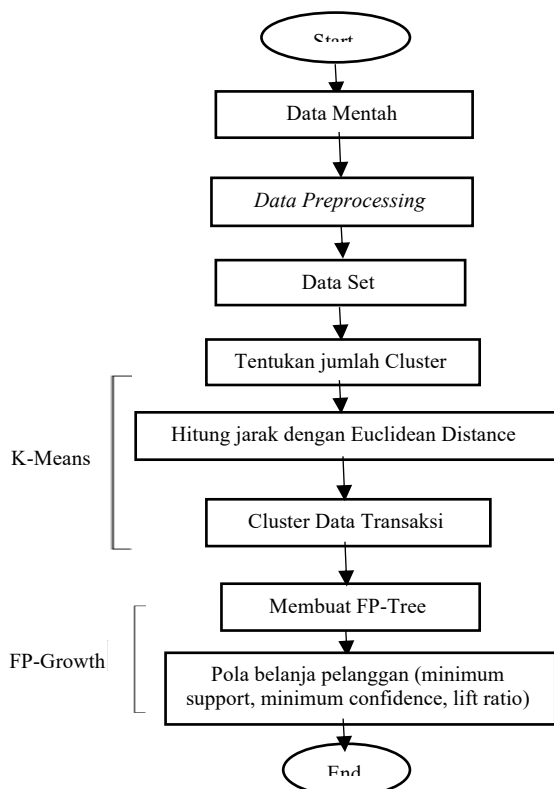
/ kelompok maka data yang mempunyai karakteristik yang sama masuk ke dalam suatu kelompok. Pada penelitian ini juga didapatkan kesimpulan bahwa algoritma K-Means menghasilkan performa yang lebih baik dari sisi nilai *average within centroid distance* dan kompleksitas waktu daripada algoritma K-Medoids [2].

Penelitian lain yang melakukan analisa terhadap pola belanja pembeli menggunakan algoritma FP-Growth, Self Organizing Map (SOM) dan K Medoids. Pada data transaksi supermarket dilakukan clustering data terlebih dahulu menggunakan metode Self Organizing Map (SOM) dan K-Medoids. Setelah data dicluster maka proses selanjutnya adalah asosiasi data dengan menggunakan FP-Growth [5].

Pada penelitian ini akan digunakan metode asosiasi untuk melihat keterkaitan antara barang yang satu dengan lainnya dalam data transaksi. Dalam mengolah data transaksi umumnya digunakan algoritma apriori namun pada prosesnya membutuhkan waktu yang lebih lama, sehingga pada penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth dan K-Means. Algoritma K-Means berguna untuk cluster data, sedangkan algoritma FP-Growth berguna untuk proses asosiasi.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Desain alur penelitian ini dapat digambarkan seperti pada Gbr. 1. Proses yang pertama adalah *clustering* menggunakan algoritma K-Means. Data transaksi akan dilakukan proses clustering berdasarkan jumlah item tiap transaksi. Kemudian hasil dari proses clustering data transaksi akan dilakukan proses asosiasi menggunakan algoritma FP-Growth.

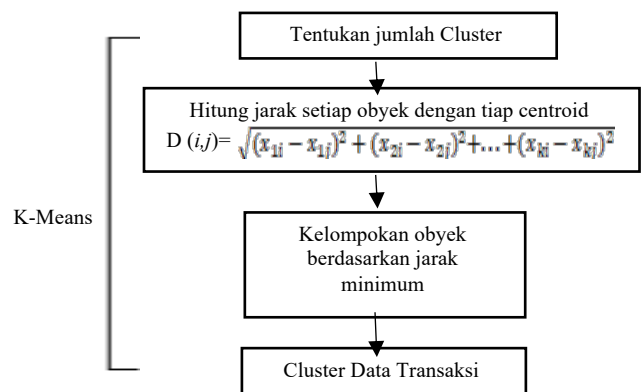


Gbr. 1 Flowchart Alur Penelitian

1. Data mentah diperoleh dari minimarket berupa *copy* struk pembelian barang yang ada di minimarket.
2. Data mentah yang ada akan melalui *data preprocessing*. Dimana akan dipilih atribut dalam data transaksi sesuai yang dibutuhkan oleh sistem.
3. Maka akan diperoleh dataset yang akan diolah pada sistem.
4. Dataset yang telah diperoleh melalui proses *clustering* terlebih dahulu. Pertama tentukan jumlah cluster K yang ingin dibentuk.
5. Setiap cluster memiliki centroid masing-masing. Hitung jarak dari masing-masing obyek dengan centroid pada tiap cluster menggunakan *Euclidean Distance*. Obyek akan terkelompok dalam cluster berdasarkan jarak minimum dengan centroid.
6. Proses akan berhenti jika tidak ada obyek yang berpindah pada tiap cluster. Maka akan menghasilkan hasil cluster data transaksi.
7. Selanjutnya data akan melalui proses asosiasi menggunakan algoritma FP-Growth. Hasil dari cluster data transaksi akan dilakukan pembangunan *FP-Tree* dari semua transaksi.
8. Proses terakhir adalah menentukan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *Conditional Pattern*. Apabila *frequent itemset* sudah terbentuk selanjutnya akan dimasukkan *minimum support* dan *minium confidence* lalu akan didapatkan nilai *Lift ratio*. Sehingga akan didapatkan pola belanja pelanggan dari data transaksi yang telah diproses.

A. K-Means

Tahapan dalam proses K-Means dapat digambarkan pada Gbr. 2.



Gbr. 2 Flowchart Algoritma K-Means

1. Dataset yang telah diperoleh melalui proses *clustering* terlebih dahulu. Pertama tentukan jumlah

cluster K yang ingin dibentuk melalui masukan oleh pengguna.

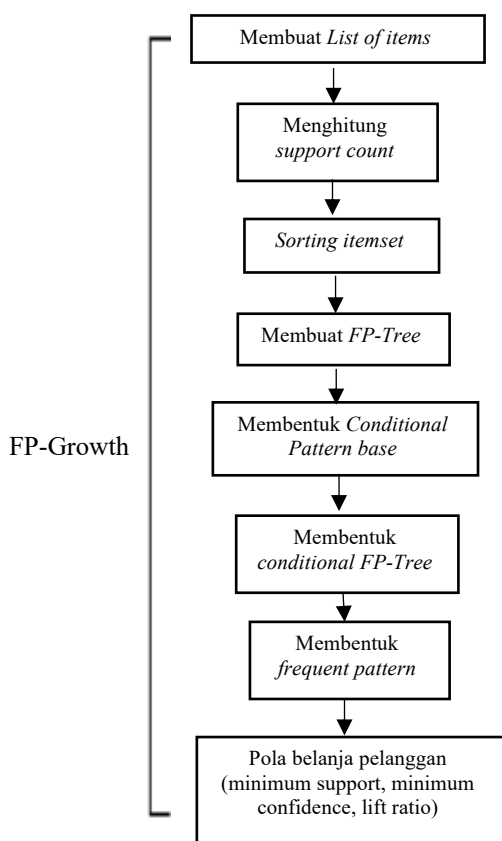
2. Setiap cluster memiliki centroid masing-masing. Centroid merupakan pusat dalam suatu cluster. Hitung jarak dari masing-masing obyek dengan centroid pada tiap cluster menggunakan *Euclidean Distance* dengan rumus (1).

$$D(i,j) = \sqrt{(x_{1i} - x_{1j})^2 + (x_{2i} - x_{2j})^2 + \dots + (x_{ki} - x_{kj})^2} \quad (1)$$

3. Kelompokkan tiap obyek pada data transaksi dalam cluster berdasarkan jarak *minimum* atau jarak paling dekat masing-masing obyek dengan centroid.
4. Proses akan berhenti jika tidak ada obyek yang berpindah pada tiap cluster. Maka akan menghasilkan hasil cluster data transaksi. Sehingga dataset akan terbagi dalam beberapa *cluster* sesuai dengan jumlah yang diinputkan.

B. FP-Growth

Tahapan dalam proses FP-Growth dapat digambarkan pada Gbr. 3.



Gbr. 3 Flowchart Algoritma FP-Growth

1. *Membuat List of items*
Tahapan pertama dalam proses FP-Growth yaitu membuat *List of items* dari tiap data transaksi. *List of items* merupakan daftar items atau barang apa saja yang dibeli pada tiap transaksi.
2. *Menghitung Support Count*
Setelah mendapatkan *List of items* dari tiap transaksi. Lalu hitung *support count* tiap item yang dibeli pada data transaksi. *Support count* merupakan jumlah kemunculan suatu item pada seluruh data transaksi.
3. *Sorting Itemset*
Pada tahap ini tiap itemset akan diurutkan berdasarkan jumlah *support count* yang terbesar.
4. *Membuat FP-tree*
Pada tahap ini, data transaksi yang ada akan dibuat *FP-tree*. Misal ada data transaksi dengan ID transaksi 180702003 terdapat *list of items* kopi, teh dan permen. Lalu buat tree dimulai dari item dengan jumlah *support count* terbesar sampai yang terkecil pada suatu transaksi.
5. *Membentuk conditional pattern base*
Pada tahap ini akan dibentuk *conditional pattern base* dari tiap node yang ada pada tree, kecuali itemset yang tidak memiliki *parent* atau bukan merupakan *children*. Pertama dengan cara mengambil semua node yang memiliki *parent* atau bisa dikatakan bahwa node tersebut adalah *children*. Lalu ambil *parent* dari tiap itemset pada tree yang telah terbentuk. *Conditional pattern base* berisi *parent* dari tiap node dan jumlah *support count* dari node yang merupakan *children*.
6. *Membentuk conditional FP-Tree*
Pada tahap ini, dari tiap node yang terbentuk pada *conditional pattern base* harus memiliki *support count* lebih dari 1 atau minimal 2. Lalu untuk membuat *conditional FP-Tree* ambil setiap *parent* pada *conditional pattern base* lalu hitung total *support count* dari tiap node *parent* yang memiliki minimal *support count* 2.
7. *Membentuk Frequent Pattern*
Frequent Pattern terbentuk dari kombinasi yang mungkin antar tiap *Conditional FP-Tree* dengan node *children*. Lalu hitung *support count* dari tiap kombinasi.
8. *Pola belanja pelanggan*
Dalam proses ini pertama dilakukan *filter* terhadap *frequent pattern* yang sesuai dengan nilai *minimum support* yang telah dimasukkan pengguna. Untuk memperoleh hasil *minimum support* dari tiap *frequent pattern* yang terbentuk dapat dirumuskan dalam (2):

$$\text{Minimum support} = \frac{\text{support count}}{\text{jumlah transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Selanjutnya yaitu membuat *rules* dari subset pada frequent pattern yang telah sesuai dengan nilai *minimum support*. Lalu dari *rules* yang terbentuk akan diperoleh nilai *minimum confidence*. Untuk memperoleh hasil *minimum confidence* dapat dirumuskan pada (3) :

$$\text{Minimum confidence} = \frac{\text{support count (A,B)}}{\text{support count (A)}} \times 100\% \quad (3)$$

Terakhir yaitu menghitung *lift ratio* dari tiap *rules* yang terbentuk. Untuk memperoleh hasil *lift ratio* dapat dirumuskan pada (4) :

$$\text{Lift} = \text{Confidence} / (B/\text{jumlah transaksi}) \quad (4)$$

Maka *rules* akan ditampilkan sesuai dengan pola belanja pelanggan yang memenuhi nilai *minimum support*, nilai *minimum confidence* dan nilai *lift ratio*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data

Dalam penelitian ini menggunakan data transaksi dari minimarket Adijasa. Dataset ini terdiri dari 312 data transaksi yang berbentuk file excel dengan format .xlsx dan disimpan dalam file transaksi.xlsx. Pada Gbr. 4 adalah data transaksi yang digunakan dalam penelitian ini.

id transaksi	manisan	susu cair dalam kemasan siap minum	permen pelega tenggorokan	minuman penyegar	wafer	minuman soda	minuman isotonik	kopi dalam kemasan siap minum	tisu basah	air minum dalam kemasan
180702003	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
180702005	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
180702006	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
180702011	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
180702012	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
180712003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
180712004	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
180712005	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
180712007	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
180705054	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
180705053	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
180705035	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
180701019	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
180701022	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
180701035	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gbr. 4 Data Transaksi

B. Membaca Dataset

Data mentah yang ada akan dibaca oleh sistem, lalu akan menghasilkan proses pembacaan dataset seperti pada Gbr. 5.

id transaksi	manisan	susu cair dalam kemasan siap minum	permen pelega tenggorokan	minuman penyegar	wafer	minuman soda	minuman isotonik	kopi dalam kemasan siap minum	tisu basah	air minum dalam kemasan
180702003	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
180702005	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
180702006	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
180702011	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
180702012	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
180712003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
180712004	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
180712005	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
180712007	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
180705054	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
180705053	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
180705035	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
180701019	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
180701022	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
180701035	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gbr. 5 Hasil Pembacaan Dataset

C. Proses K-Means

Setelah dilakukan pembacaan dataset maka data akan melalui *preprocessing data* yaitu data akan dipilih berdasarkan atribut yang dibutuhkan pada sistem. Selanjutnya dataset diproses menggunakan algoritma K-Means. Pada proses ini pengguna memasukkan jumlah cluster yang dapat disesuaikan dengan jumlah rak pada minimarket. Pada penelitian ini dataset terbagi menjadi 10 kelompok. Hasil dari proses K-Means ini dapat terlihat pada Gbr. 6. Pada hasil dapat terlihat dataset terkelompok dalam beberapa cluster.

kelompok	id transaksi	manisan	susu cair dalam kemasan siap minum	permen pelega tenggorokan	minuman penyegar	wafer	minuman soda	minuman isotonik	kopi dalam kemasan siap minum	tisu basah
2	180702003	0	1	1	0	0	0	0	0	0
5	180702005	0	0	0	0	1	0	0	0	0
4	180702006	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	180702011	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	180702012	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	180712003	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gbr. 6 Hasil Proses K-Means

D. Proses FP-Growth

Pada proses FP-Growth ini. akan dihasilkan rekomendasi jenis barang dan pembuatan paket hemat produk sebanyak kelompok yang dihasilkan pada Proses K-Means. Pada Tabel I adalah hasil percobaan perbandingan jumlah rule yang dihasilkan dari tiap jumlah kelompok yaitu 3 kelompok, 5 kelompok, 10 kelompok dan 11 kelompok. Pada percobaan ini nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang digunakan yaitu 10%-50%. Jumlah rule keseluruhan yang dihasilkan dari masing-masing jumlah kelompok yaitu kelompok 3 sebanyak 75 rule, kelompok 5 sebanyak 124 rule, kelompok 10 sebanyak 734 rule dan kelompok 11 sebanyak 625 rule.

Dapat dilihat bahwa diantara jumlah kelompok yang ada, jumlah kelompok yang menghasilkan rule paling banyak adalah pada jumlah kelompok 10 karena jumlah kelompok yang lebih besar atau lebih kecil dari 10 kelompok menghasilkan rule yang lebih sedikit dibandingkan dengan 10 kelompok. Maka pada penelitian ini ditentukan hasil dari proses FP-Growth menjadi 10 kelompok. Kemudian berdasarkan ukuran yang digunakan untuk memilih aturan yang ada yaitu menggunakan *minimum support*, *minimum confidence* dan *lift ratio* maka *minimum support* yang digunakan sebesar 20% dan *minimum confidence* sebesar 50%. Karena memiliki nilai *minimum support*, *minimum confidence* dan *lift ratio* yang cukup besar. Maka dari itu hasil dari penelitian ini akan menghasilkan rekomendasi penataan pada 10 rak di minimarket dan menghasilkan rekomendasi paket berupa 21 paket/*bundle*.

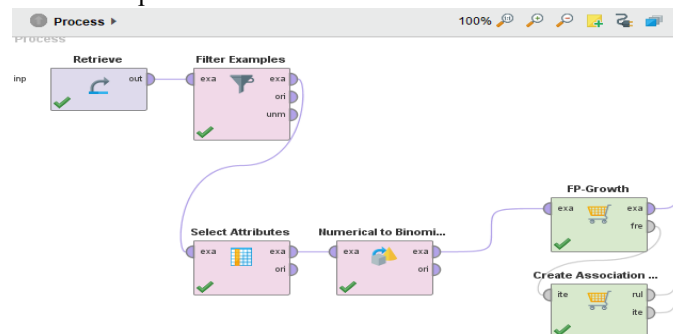
TABEL I
PERBANDINGAN JUMLAH KELOMPOK

No	Jumlah Kelompok	Min Support	Min Confidence	Jumlah Rule
1.	3	10-50%	10-50%	75
2.	5	10-50%	10-50%	124
3.	10	10-50%	10-50%	734
4.	11	10-50%	10-50%	625

Jumlah Kelompok	Min Support	Min Confidence	Kevalidan Ratio	Jumlah Rule
10	10%	10%	43,05%	144
		20%	53,91%	115
		30%	52,63%	95
		40%	53,19%	94
		50%	54,02%	87
	20%	10%	37,5%	32
		20%	37,5%	32
		30%	48%	25
		40%	48%	25
		50%	52,38%	21
	30%	10%	25%	8
		20%	25%	8
		30%	25%	8
		40%	25%	8
		50%	40%	5
	40%	10%	0%	6
		20%	0%	6
		30%	0%	6
		40%	0%	6
		50%	0%	3
	Jumlah rule keseluruhan :			734

E. Pengujian Menggunakan Rapidminer

Pengujian dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan software Rapidminer Studio 9.2.0 yang desain pengujiannya dapat terlihat pada Gbr. 7. Pada bagian pengujian ini data transaksi yang telah terbagi menjadi 10 kelompok pada sistem website akan dimasukkan dalam software Rapidminer. Untuk kemudian diuji apakah hasil proses FP-Growth pada sistem sama dengan hasil pada software Rapidminer.



Gbr. 7 Desain Pengujian Menggunakan Rapidminer

Hasil pengujian pada sistem terdapat pada Tabel II. Dari hasil pengujian diperoleh bahwa hasil pada software Rapidminer menghasilkan rule yang sama dengan hasil pada sistem.

TABEL II
HASIL PENGUJIAN

Min Support : 20%		
Min Confidence : 50%		
Kel	Sistem	Rapidminer
0	kacang bermerek dan air minum kemasan	kacang bermerek dan air minum kemasan
1	<ul style="list-style-type: none"> - teh dalam kemasan siap minum dan kopi dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum dan teh dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum dan susu cair dalam kemasan siap minum - teh dalam kemasan siap minum dan susu cair dalam kemasan siap minum - teh dalam kemasan siap minum, susu cair dalam kemasan siap minum, dan kopi dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum, susu cair dalam kemasan siap minum dan teh dalam kemasan siap minum - susu cair dalam kemasan siap minum, teh dalam kemasan siap minum dan kopi dalam kemasan siap minum - susu cair dalam kemasan siap minum, kopi dalam kemasan siap minum dan teh dalam kemasan siap minum - teh dalam kemasan siap minum, kopi dalam kemasan siap minum dan susu cair dalam kemasan siap minum. 	<ul style="list-style-type: none"> - teh dalam kemasan siap minum dan kopi dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum dan teh dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum dan susu cair dalam kemasan siap minum - teh dalam kemasan siap minum dan susu cair dalam kemasan siap minum - teh dalam kemasan siap minum, susu cair dalam kemasan siap minum, dan kopi dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum, susu cair dalam kemasan siap minum dan teh dalam kemasan siap minum - susu cair dalam kemasan siap minum, teh dalam kemasan siap minum dan kopi dalam kemasan siap minum - susu cair dalam kemasan siap minum, kopi dalam kemasan siap minum dan teh dalam kemasan siap minum - teh dalam kemasan siap minum, kopi dalam kemasan siap minum dan susu cair dalam kemasan siap minum.
2	-	-

3	- sabun mandi dan shampo - sikat gigi dan pasta gigi - shampo dan sabun mandi - sabun mandi dan sikat gigi - pasta gigi dan sikat gigi.	- sabun mandi dan shampo - sikat gigi dan pasta gigi - shampo dan sabun mandi - sabun mandi dan sikat gigi - pasta gigi dan sikat gigi.
4	- wafer dan teh dalam kemasan siap minum - minuman penyegar dan teh dalam kemasan siap minum	- wafer dan teh dalam kemasan siap minum - minuman penyegar dan teh dalam kemasan siap minum
5	-	-
6	-	-
7	kopi dalam kemasan siap minum dan minuman isotonik	kopi dalam kemasan siap minum dan minuman isotonik
8	- minuman isotonik dan minuman saribuah dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum dan minuman saribuah dalam kemasan siap minum	- minuman isotonik dan minuman saribuah dalam kemasan siap minum - kopi dalam kemasan siap minum dan minuman saribuah dalam kemasan siap minum
9	Korek dan rokok	Korek dan rokok

F. Perbandingan Algoritma FP-Growth dengan FP-Growth dan K-Means

Pada perbandingan ini dataset dibagi ke dalam 5 cluster. Pada perbandingan ini akan digunakan dua metode, pertama digunakan algoritma FP-Growth saja dan kedua digunakan algoritma FP-Growth dan K-Means. Hasil Perbandingan dari kedua metode ini dapat terlihat pada Tabel III. Pada hasil perbandingan dapat terlihat bahwa metode kedua lebih menghasilkan banyak rules dibandingkan metode pertama.

TABEL III
HASIL PERBANDINGAN

Min Support	Min Confidence	FP-Growth	FP-Growth dan K-Means
1%	10%	97	23406
2%	10%	37	20462
3%	10%	13	706
4%	10%	9	384
5%	10%	4	264

IV. KESIMPULAN

Menurut hasil penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti maka diperoleh kesimpulan bahwa sistem penerapan algoritma FP-Growth dan K-Means pada penelitian ini berhasil membuat rekomendasi penataan barang pada rak di minimarket. Pada penelitian ini berhasil dibuat rekomendasi untuk 10 rak yang ada di minimarket. Serta pada penelitian ini berhasil dibuat rekomendasi untuk 21 paket atau *bundle*.

Dari hasil pengujian yang dilakukan, seluruh hasil dari sistem ini memiliki hasil yang sama dengan hasil pada software Rapidminer. Serta dari perbandingan algoritma antara FP- Growth dengan FP-Growth dan K-Means menggunakan software RapidMiner diperoleh bahwa algoritma FP-Growth dan K-Means lebih mampu menghasilkan banyak rules dibandingkan algoritma FP-Growth saja.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Tuhan yang telah memberikan pertolongannya serta rahmatNya sehingga penulis berhasil menyelesaikan jurnal ini. Terimakasih pula penulis ucapkan kepada seluruh pihak yang telah membantu serta memberi dukungan sehingga jurnal ini dapat terselesaikan dengan baik.

REFERENSI

- [1] Akib Khan M.,et al. 2017. *Market basket Analysis for improving the effectiveness of marketing and sales using Apriori, FP Growth and Eclat Algorithm*. BRAC University.
- [2] Aryuni, Medina., dkk. 2018. Penerapan K-Means dan K-Medoids Clustering pada Data Internet Banking di Bank XYZ. Jurnal Teknik dan Ilmu Komputer Vol 07 No 27.
- [3] Cyntia Dewi, Brigita. 2016. Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Analisis Pola Asosiasi Daya Serap Hasil Ujian Nasional Mata Pelajaran Bahasa Indonesia SMA di Yogyakarta, Yogyakarta
- [4] Huda, Miftahul. 2011. Cooperative Learning. (Yogyakarta: Pustaka Belajar)
- [5] Imam Ghazali, Muhammad, dkk. 2017. Analisa Pola Belanja Menggunakan Algoritma FP-Growth, SOM Dan K Medoids. Jurnal SIMETRIS, Vol 8 No 1.
- [6] Mulyani, Evi.D.S,dkk. 2018. Implementasi Algoritma K-Means dan FP-Growth untuk Rekomendasi Bimbingan Belajar Berdasarkan Segmentasi Akademik Siswa. STMIK Tasikmalaya. Tasikmalaya.
- [7] Octaviani, Anmetatika Angelia. 2010. Analisis Perbandingan Algoritma FP-Growth dan Algoritma Apriori pada Market Basket Analysis. Uiversitas Telkom. Bandung.
- [8] Susanto S., Dedy Suryadi, 2010, Pengantar Data Mining – Menggali Pengetahuan dari Bongkahan Data, Andi, Yogyakarta.
- [9] Widiati, Elsa dan Dewi, Kania E. 2014. Implementasi Association Rule terhadap Penyusunan Layout Makanan dan Penentuan Paket Makanan Hemat di RM Roso Echo dengan Algoritma Apriori. Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA), Vol. 3 No 2.