

PENERAPAN *DATA MINING* UNTUK ANALISIS MARKET BASKET DENGAN ALGORITME *FP-GROWTH* PADA PD PASAR TOHAGA

Rusnandi¹, Suparni², Achmad Baroqah Pohan³

¹Sistem Informasi, STMIK Nusa Mandiri
Jakarta, Indonesia

²Administrasi Bisnis, Universitas Bina Sarana Informatika
Jakarta, Indonesia

³Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Jakarta, Indonesia

e-mail: rusnandi0510@nusamandiri.ac.id¹, suparni.spn@bsi.ac.id²,
achmad.abq@bsi.ac.id³

Abstrak

Hasil dari data penjualan di 3 toko yang berbeda pada PD Pasar Tohaga yang selalu berupa buku transaksi hanya dilihat tanpa adanya tindak lanjut untuk menentukan keputusan di waktu yang akan datang. Pihak pemilik hanya mencatat transaksi produk yang terjual dan hanya melihat pendapatan perharinya. Padahal dengan data tersebut seharusnya dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi penjualan di waktu yang akan datang. Dengan menggunakan *Metode Frequent Pattern Growth*, pihak toko dapat mengambil keputusan barang mana yang membutuhkan persediaan yang lebih banyak dibandingkan dengan barang yang lain, dan peletakan barang yang sesuai dengan hubungan antar barang yang biasanya dibeli konsumen juga dapat ditentukan berdasarkan *Minimum Support* dan *Minimum Confidence*. Berdasarkan *Market Basket Analysis* yang diperoleh dari perhitungan asosiasi dengan menggunakan *Metode Frequent Pattern Growth* kemudian untuk pencarian nilai *support* dan *confidence* menggunakan *Association Rules* dan *Rules* yang dihasilkan akan diuji dengan menggunakan *Software RapidMiner*. Dengan menggunakan *Metode Frequent Pattern Growth* dan *Association Rules* maka penempatan barang dan persediaan barang di 3 toko yang berbeda dapat terkontrol dengan baik sehingga pelayanan pada konsumen akan meningkat yang pada akhirnya dapat meningkatkan omset penjualan. Dalam penelitian ini nilai *Support* ditentukan menggunakan ambang batas 40% dan *Confidence* 83%. Dengan memperhatikan hubungan nilai *support* dan *confidence* pemilik toko dapat menyediakan dan menempatkan barang yang akan dijual secara tepat. Dari hasil penelitian ini didapatkan konsumen banyak membeli produk dengan merk converse dan cenderung akan membeli produk adidas. selain itu konsumen juga banyak menyukai produk dengan merk carvil dan cenderung akan membeli produk rafila.

Kata kunci: *Data mining, Association Rules, Market Basket Analysis, Frequent Pattern Growth*

Abstract

Sales data in 3 different shops at Tohaga Market in the form of PD book transactions are only seen in the absence of follow-up to determine the decision on who will come. Party owner only records the transactions of products sold and only see income per month. But with that data should be utilized to strategize on sales to come. By using the method of Frequent Pattern Growth Algorithm, the store can take decisions which require goods inventory more compared to other goods, and the placement of the goods in accordance with the relationship between the goods that are usually purchased a consumer can also be determined based on a Minimum Support and Minimum Confidence. Based on Market Basket Analysis obtained from the calculation of the Association by using the method of Frequent Pattern Growth Algorithm, then search for the value of the support and confidence to use Association Rules, Rules that are generated will be test by using Software RapidMiner.

Then the placement of goods and inventory items in 3 different stores can be controlled with either the service so that the consumer will be increased, which in turn can increase the sales turnover. In this study Support is determined using threshold 40% and 83% Confidence. Having regard to the relationship of support and confidence the store owner can provide and put the items to be sold. the results of this study found that consumers buy more products with the converse brand and tend to buy adidas products. other than that consumers also prefer Carvil products and tend to buy raffila products

Keywords : *Data mining, Association Rules, Market Basket Analysis, Frequent Pattern Growth*

PENDAHULUAN

PD Pasar Tohaga merupakan perusahaan plat merah (BUMD) yang bergerak di bidang pasar tradisional/pasar rakyat, salah satu pasar yang dikelola adalah Pasar Citeureup 1 terletak di kecamatan citeureup kabupaten bogor yang merupakan tempat bertemunya penjual dan pembeli serta ditandai dengan adanya transaksi pembelian secara langsung dan biasanya ada proses tawar-menawar, bangunan biasanya terdiri dari kios-kios atau gerai, los dan dasaran terbuka yang dibuat oleh penjual maupun suatu pengelola pasar. Kebanyakan menjual kebutuhan sehari-hari seperti bahan-bahan makanan berupa ikan, buah, sayur-sayuran, telur daging, kain pakaian, barang-barang elektronik, sepatu dan sandal. Selain itu, ada pula yang menjual kue-kue dan barang-barang lainnya. Dengan begitu banyaknya data transaksi yang terjadi dalam setiap harinya pemilik toko di PD Pasar Toga belum menata rapih dapat pengolahan data penjualannya. Pada buku catatan transaksi penjualan sepatu dan sandal tidak dipisahkan. Sehingga sulit untuk mengetahui produk mana yang lebih unggul, sehingga menyebabkan terjadinya penumpukan barang yang tidak terlalu laku untuk dijual, bila sudah terjadi penumpukan berlebihan biasanya pemilik toko sepatu dan sandal di PD Pasar Tohaga menjual produk dengan harga modal yang hanya mendapatkan keuntungan kecil dan apabila masih tidak laku terjual pemilik toko sepatu dan sandal melakukan pemusnahan barang.

Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang sudah diuraikan di atas maka dapat di ambil identifikasi masalah sebagai berikut:

- A. Bagaimana pola pembelian konsumen pada produk sepatu dan sandal di Pasar Citeureup 1 yang dikelola oleh PD Pasar Tohaga?
- B. Bagaimana interpretasi dari pola pembelian yang dihasilkan menjadi sebuah informasi?
- C. Bagaimana menerapkan *Metode Data Mining* dengan *FP-GROWTH* dalam menemukan sebuah produk yang diminati konsumen?

Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- A. Untuk menghasilkan *knowledge* (pengetahuan) tentang pola pembelian konsumen pada pembelian produk sepatu dan sandal di Pasar Citeureup 1 yang dikelola oleh PD Pasar Tohaga.
- B. Untuk mengklasifikasi 3 toko di Pasar Citeureup 1 yang dikelola oleh PD Pasar Tohaga dalam menemukan sebuah informasi tentang Produk sepatu dan sandal yang diminati konsumen.
- C. Dengan *FP-GROWTH* diharapkan dapat membantu dalam menentukan produk sepatu dan sandal yang diminati konsumen.

Ruang Lingkup

- A. Pengambilan Data di 3 Toko yang berbeda diantaranya(Toko Reka, Toko Fernando dan Toko Son).
- B. Data yang diambil mulai dari bulan Agustus 2018 sampai dengan Juli 2019.
- C. Metode Perhitungan menggunakan Metode *Frequent Pettern Growth* (FP-Growth) dan *Association Rules*.
- D. Pengujian hasil perhitungan menggunakan Aplikasi *RapidMiner 5*.

Landasan Teori

Knowledge Discovery in Database

Knowledge discovery in Database (KDD) didefinisikan sebagai ekstraksi informasi potensial, implisit dan tidak dikenal dari sekumpulan data. Proses *knowledge discovery* melibatkan hasil dari proses *Data Mining* (proses mengekstrak kecenderungan pola suatu data), kemudian mengubah hasilnya secara akurat menjadi informasi yang mudah dipahami. KDD sendiri diartikan sebagai keseluruhan proses *non-trivial* untuk mencari dan mengidentifikasi pola (*pattern*) dalam data, dimana pola yang ditemukan bersifat sah, baru, dapat bermanfaat dan dapat dimengerti[1].

Market Basket Analysis (MBA)

MBA merupakan 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 [2].

Frequent Pattern-Tree (FP-Tree)

FP-Tree merupakan struktur penyimpanan data yang dimanfaatkan. *FP-tree* dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam *FP-tree* [3].

Frequent Pattern-Growth (FP-Growth)

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) merupakan salah satu *alternatif* yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data.

Metode FP-Growth dapat dibagi menjadi 3 tahapan utama [4], diantaranya:

A. Tahap Pembangkitan *conditional pattern base*

Conditional Pattern Base merupakan *subdatabase* yang berisi *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-tree* yang telah dibangun sebelumnya.

B. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*

Pada tahap ini, *support count* dari setiap *item* pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap *item* yang memiliki jumlah *support count* lebih besar sama dengan minimum *support count* ξ akan dibangkitkan dengan *conditional FP-tree*

C. Tahap pencarian *frequent itemset*

Apabila *Conditional FP-tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi *item* untuk setiap *conditional FP-tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-growth* secara *rekursif*.

Association Rule Mining

Association rules merupakan salah satu *Metode* yang bertujuan mencari pola yang sering muncul di antara banyak transaksi permintaan, dimana setiap permintaan terdiri dari beberapa *item* sehingga *Metode* ini akan mendukung Analisa permintaan barang melalui penemuan pola antar *item* dalam setiap permintaan barang yang terjadi [5].

Terdapat dua tahap dalam *Association Rule Mining* yaitu

A. *Frequent Itemset Generation*.

Tahapan ini bertujuan untuk mencari semua *itemset* yang memenuhi ambang batas *minsup*. *Itemset* tersebut disebut sebagai *itemset* frekuen (*itemset* yang sering muncul).

B. *Rule Generation*.

Tahapan ini bertujuan untuk mengekstrak aturan dengan *confidence* tinggi dari *itemset* Frekuen yang ditemukan dalam tahapan sebelumnya. Aturan yang didapatkan pada tahapan ini selanjutnya disebut sebagai aturan yang kuat (*strong rule*).

Metodologi dasar *Association Rule* terbagi menjadi dua tahap 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:

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

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:

$$\text{Support (A} \cap \text{B)} = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi}} \quad (2)$$

Pada rumus 2 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 keseluruhan transaksi.

B. Pembentukan Aturan Asosiatif

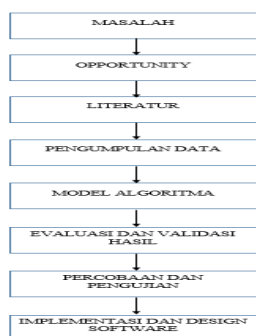
$$\text{Confidence} = P(B \setminus A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi mengandung A}} \quad (3)$$

Pada rumus penjelasan bahwa nilai *confiden* 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).

METODE

Tahapan Penelitian

Dari langkah-langkah yang harus dilalui agar penelitian ini bisa berjalan dengan baik.



Gambar 2 Tahapan Penelitian

A. Masalah

Masalah Yang diidentifikasi dalam penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pola pembelian konsumen dalam produk sepatu dan sandal di Pasar Citeureup 1 yang dikelola oleh PD Pasar Tohaga

B. Opportunity

Pada Tahapan ini, peluang yang dimaksud dari hasil penelitian terdahulu dengan menggunakan *FP-Growth* pada Pola Pembelian Konsumen.

C. Literatur

Literature yang dipakai sebagai bahan *referensi* dalam penelitian ini adalah Jurnal-jurnal ilmiah, modul pembelajaran dan buku tentang *Data Mining*. *Literatur-literatur* ini menjadi pedoman untuk melakukan penelitian agar memudahkan proses penelitian.

D. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data, data yang diambil dari bulan agustus 2018 sampai dengan juli 2019 di 3 toko yang berbeda, diantaranya: Toko Reka, Toko Fernando dan Toko Son yang terdiri dari 48 *merk* populasi produk sepatu dan sandal yang berbeda selama 12 bulan.

E. Model Algoritme

Pada Tahapan ini, model Algoritme menggunakan *Frequen Pattern Growth (FP-Growth)* yang menghasilkan *Frequent itemset* dari *Conditional Generation*.

F. Evaluasi dan Validasi Hasil

Pada tahap ini hasil dari *Conditional Generation* akan dievaluasi dan validasi hasil. Evaluasi dan Validasi Hasil menggunakan *Association Rules* yang dimaksud dilakukan melalui mekanisme perhitungan *Support* dan *Confidence*. Dari suatu hubungan *item*. Sebuah *rules asosiasi* dikatakan *interesting* jika nilai *support* lebih besar dari nilai *minimum support* dan juga nilai *confidence* lebih besar dari nilai *minimum confidence*.

G. Percobaan dan Pengujian

Pada tahap ini, data transaksi penjualan dites kembali atau diuji lagi menggunakan *System Data Mining* yang sudah ada. *Tools* yang digunakan sebagai pengujian *system* adalah *Rapidminer 5*.

H. Implementasi

Implementasi merupakan *Prototype Fp-growth* berbasis *website* dengan menggunakan *database Mysql*, Rancangan tampilan menggunakan *Sublime Text* dan *Server* menggunakan *Xampp*.

Populasi

Dalam penelitian ini, yang menjadi populasinya adalah *merk* produk sepatu dan sandal yang ada di buku transaksi pada 3 toko yang berbeda yang telah disatukan selama Agustus 2018 sampai dengan Juli 2019, dengan jumlah 48 *merk* sepatu dan sandal.

Tabel 1 Data Transaksi 3 Toko

Data Transaksi 3 Toko						
Bulan	Kode	Produk	Jumlah			
Agustus 2018	B1	Adidas	28			
		Rafila	30			
		Ando	28			
		New Era	29			
		Carvil	39			
		Romero	17			
		Glass	26			
		Ardiles	23			
		Delta	17			
		Dallas	13			
		Ando	9			
		Nike	28			
		Pinard	21			
		Pro Att	14			
Yumenda	8					
September 2018	B2	Speace	25			
		Kodaci	32			
		Adidas	16			
		New Era	18			
		Converse	27			
		Fila	11			
		Ardiles	17			
		B.one	16			
		Sankyo	12			
		Rafila	19			
		Ando	18			
		Carvil	11			
		Vans	14			
		Jaguár	16			
Pro Att	26					
Speed	25					
Kodaci	16					
Sankyo	17					
Desember, 2018	B5	Adidas	12			
		Dallas	38			
		New Era	23			
		Converse	23			
		Delta	17			
January, 2019	B6	Balance	11			
		Nerro	45			
		Dallas	27			
		Rafila	26			
		Nike	21			
		Carvil	11			
		Ardiles	23			
		Inkayni	11			
		Lubrene	14			
		Sankyo	19			
		Februari, 2019	B7	Adidas	49	
				Dallas	37	
				Converse	47	
				Levis	48	
Yumenda	24					
Maret, 2019	B8	Lubrene	37			
		Rafila	31			
		Ando	25			
		Carvil	12			
		Vans	57			
		Pinard	34			
		Yumenda	38			
		Tinker Bell	20			

Data Transaksi 3 Toko						
Bulan	Kode	Produk	Jumlah			
April, 2019	B9	Inkayni	36			
		Adidas	44			
		Nike	20			
		Converse	17			
		Levis	22			
		Jaguar	15			
		Fuhaha	25			
		Dallas	5			
		New Era	25			
		Fila	15			
Mei, 2019	B10	Ardiles	30			
		Pro Att	20			
		Fuhaha	4			
		HomiPed	28			
		Adidas	6			
		Dallas	7			
		Rafila	16			
		Ando	12			
		Nike	22			
		Carvil	19			
Juni, 2019	B11	Glass	33			
		Ardiles	27			
		Lubrene	35			
		HomiPed	11			
		Sandoz	38			
		Adlira	20			
		Puma	36			
		Hello Kitty	44			
		Army Jeans	20			
		Croosela	17			
		Irsoe	11			
		Banan	17			
		Karda	16			
		Inkayni	12			
		Juli, 2019	B12	Adidas	19	
				Dallas	18	
				Rafila	11	
				Ando	14	
				New Era	16	
				Nike	28	
Converse	30					
Romero	28					
Ardiles	29					
HomiPed	17					
Dellarosy	11					
Rosellina	2					
Disnep Fairies	30					
Porto	26					
Sporty	14					
Geox	30					
Compas	8					
Total				2502		

POPULASI PRODUK SEPATU DAN SANDAL

1	Levis	21	Delta	41	Glass
2	Nika	22	HomipAed	42	Armany Jeans
3	Vans	23	Speed	43	Carvil
4	Converse	24	Speace	44	Inkayni
5	Adidas	25	Dellarosy	45	Yumenda
6	Fila	26	Romero	46	Puma
7	Disnep Fairies	27	Sandoz	47	B.one
8	Kodachi	28	Adlira	48	Hello Kitty
9	Dallas	29	Rosellina		
10	Porto	30	Rafila		
11	Sporty	31	Karda		
12	Jaguar	32	New Era		
13	Pro Att	33	Balance		
14	Nerro	34	Golfer		
15	Pinard	35	Lubrene		
16	Tinker Bell	36	Croosela		
17	Sankyo	37	Fuhaha		
18	Ando	38	Irsoe		
19	Geor	39	Ardiles		
20	Compas	40	Banana		

Sampel Penelitian

Dalam pengambilan sampel, jumlah 48 merk sepatu dan sandal dari hasil penggabungan buku transaksi di 3 toko yang berbeda, diantaranya toko reka, toko Fernando dan toko son yang bisa dilihat pada tabel 1 Data Transaksi 3 toko.

Agar diperoleh jumlah sampel yang lebih akurat menggunakan rumus slovin untuk menentukan besarnya sampel. Jumlah sampel ditentukan dengan tabel Isaac dan Michael dengan tingkat kesalahan adalah sebesar 10%.

$$\text{Rumus Slovin} = \frac{N}{1 + Ne^2} \quad (4)$$

Keterangan:

N = Jumlah Total Populasi

n = Jumlah Sampel

e = Batas Toleransi Error

Perhitungan:

$$n = \frac{48}{(1 + 48(0.1^2))}$$

$$n = \frac{48}{(1 + 48(0.01))}$$

$$n = \frac{48}{(1 + (48 \times 0.01))}$$

$$n = \frac{48}{(1 + 0.48)}$$

$$n = \frac{48}{1.48}$$

n = 32.43 dibulatkan menjadi 33

Kemudian untuk pengambilan sample menggunakan teknik *Sample Random Sampling* yaitu teknik untuk mendapatkan sampel yang langsung dilakukan unit *sampling*. Dengan demikian setiap unit *sampling* sebagai unsur populasi yang terpencil memperoleh peluang yang sama untuk dijadikan sampel atau untuk mewakili populasi.

Berdasarkan hasil dari perhitungan menggunakan rumus slovin diatas, sampel yang diambil adalah 33 merk Sepatu dan Sandal yang disatukan dari 3 toko yang berbeda dengan *Metode Simple Random Sampling*.

Tabel 2 Sampel Merk Produk

Nama Produk			
1	Adidas	12	Levis
2	Dallas	13	Jaguar
3	Ando	14	Lubrene
4	Ardiles	15	Pinard
5	Rafila	16	Fila
6	Carvil	17	Romero
7	Converse	18	Glass
8	New Era	19	Dellarosy
9	Nike	20	Roselina
10	Vans	21	Balance
11	Pro Att	22	Fuhaha
		23	HomiPed
		24	Yumenda
		25	Speed
		26	Speace
		27	Tinker Bell
		28	Kodaci
		29	B.one
		30	Delta
		31	Inkayni
		32	Sankyo
		33	Nerro

Model Analisa

Metode analisa data yang digunakan dalam penelitian ini adalah *FP-Growth* yang merupakan struktur data yang digunakan adalah *tree* disebut *FP-Tree*. Dengan menggunakan *FP-Tree*, *FP-Growth* dapat langsung mengekstrak *frequent itemset* dari *FP-Tree*. Penggalian *itemset* yang *frequent* dengan menggunakan *FP-Growth* akan dilakukan dengan cara membangkitkan

struktur data *tree* atau disebut dengan *FP-Tree*.

Metode FP-Growth dapat dibagi menjadi 3 tahapan utama yaitu:

A. Tahap pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Conditional Pattern Base merupakan *subdatabase* yang berisi *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-tree* yang telah dibangun sebelumnya.

B. Tahap pembangkitan *Conditional FP-Tree*.

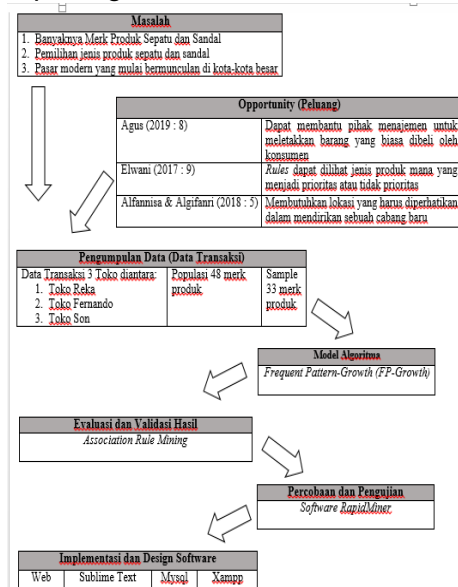
Pada tahap ini, *support count* dari setiap *item* pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap *item* yang memiliki jumlah *support count* lebih besar sama dengan *minimum support count* ξ akan dibangkitkan dengan *conditional FP-tree*.

C. Tahap pencarian *Frequent Itemset*.

Apabila *Conditional FP-tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi *item* untuk setiap *conditional FP-tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-growth* secara *rekursif*.

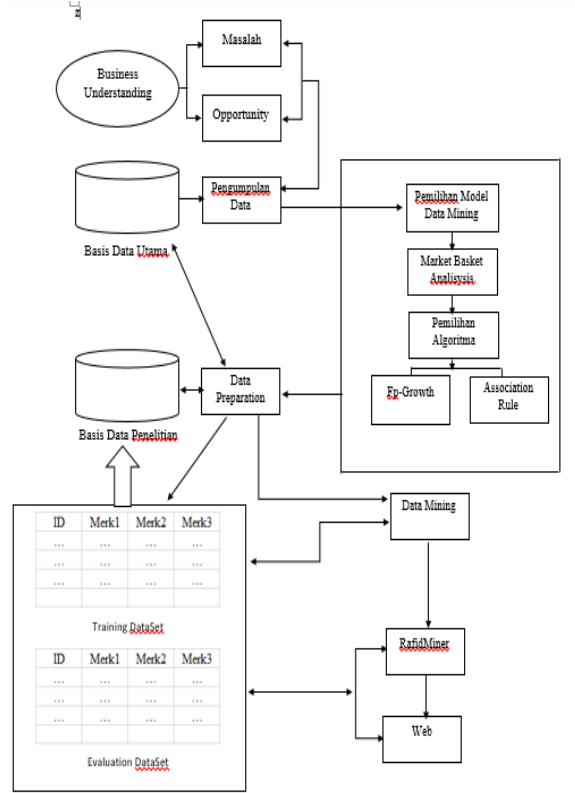
Kerang Pemikiran

Kerangka pemikiran penelitian ini bisa dilihat pada gambar berikut.



Gambar 3 Kerangka Pemikiran

Pengajuan Model



Gambar 4 Model Pengajuan

Pada gambar diatas, Model yang di ajukan tentang *Market Basket Analysis*, meliputi:

- A. Masalah
- B. Opportunity
- C. Pengumpulan Data
- D. Pemilihan Model Data Mining
- E. Pemilihan
- F. Data Preparation
- G. Data Mining
- H. RafidMiner
- I. Web

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, pengumpulan data transaksi diperoleh dari buku catatan transaksi pada Toko Reka, Toko Fernando dan Toko Son yang kemudian digabungkan dan direkam menjadi data transaksi dengan menggunakan microsoft excel untuk selanjutnya diolah. Tahapan selanjutnya menerapkan *FP-Growth* pada data transaksi dan menggunakan *association rule*. Untuk nilai *minimum support* 0.40 atau sama dengan 40 % dan *confidence* 0.83 atau sama dengan 83%. Sehingga data *support*

dan *confidence* yang tampil hanya memenuhi persyaratan tersebut

Sample Data

Berdasarkan hasil dari perhitungan menggunakan rumus slovin, dari 48 merk produk sepatu dan sandal, sampel yang diambil adalah 33 merk produk sepatu dan sandal yang disatukan dari 3 toko yang berbeda dengan *Metode Simple Random Sampling*.

Tabel 3 Data Selection

Nama Produk				
1	Adidas	12	Levis	23
2	Dallas	13	Jaguar	24
3	Ando	14	Lubrene	25
4	Ardiles	15	Pinard	26
5	Rafila	16	Fila	27
6	Carvil	17	Romero	28
7	Converse	18	Glass	29
8	New Era	19	Dellarosy	30
9	Nike	20	Roselina	31
10	Vans	21	Balance	32
11	Pro Att	22	Fuhaha	33
			Nerro	

Setelah ditentukan 33 merk produk yang terpilih, langkah selanjutnya pola transaksi dengan menganalisis 33 merk produk yang paling banyak terjadi setiap bulannya.

Tabel 4 Sampel Transaksi

Bulan	Produk
1	Addidas, Rafila, Ando, New Era, Carvil, Romero, Glass, Ardiles, Delta
2	Dallas, Ando, Nike, Pinard, Pro Att, Yumenda, Space, Kodaci
3	Adidas, New Era, Converse, Fila, Ardiles, B.one, Sankyo
4	Rafila, Ando, Carvil, Vans, Jaguar, Pro Att, Speed, Kodaci, Sankyo
5	Adidas, Dallas, New Era, Converse, Delta, Nerro
6	Dallas, Rafila, Nike, Carvil, Ardiles, Inkayni, Sankyo
7	Adidas, Dallas, Converse, Levis, Yumeda
8	Rafila, Ando, Carvil, Vans, Pinard, Yumenda, Tinker Bell, Inkayni
9	Adidas, Nike, Converse, levis, Jaguar, Fuhaha
10	Dallas, New Era, Fila, Ardiles, Pro Att, Fuhaha, HomiPed
11	Adidas, Dallas, Rafila, Ando, Nike, Carvil, Glass, Ardiles, Lubrene, HomiPed, Inkayni
12	Adidas, Dallas, Rafila, Ando, New Era, Nike, Converse, Romero, Ardiles, HomiPed, Dellarosy, Roselina

Penelusuran *database* yang pertama digunakan untuk menghitung nilai *support* masing-masing item dan memilih yang memenuhi nilai *minimum support*.

Tabel 5 Frequent dan Apriority

Produk	Frequent	Apriority
Adidas	7	1
Dallas	7	2
Ando	6	3
Ardiles	6	4
Rafila	6	5
Carvil	6	6
Converse	5	7
New Era	5	8
Nike	5	9
Pro Att	3	
HomiPed	3	
Yumenda	3	
Inkayni	3	
Sankyo	3	
Fuhaha	2	
Kodaci	2	
Delta	2	
Vans	2	
Levis	2	
Jaguar	2	
Lubrene	2	
Pinard	2	
Fila	2	
Romero	2	
Glass	2	
Dellarosy	1	
Roselina	1	
Balance	1	
Speed	1	
Speace	1	
Tinker Bell	1	
B. one	1	
Nerro	1	

Kesembilan *item* ini akan berpengaruh saat pembuatan *FP-Tree*. *Item* yang *Frequent* kemunculnya dibawah *minimum support count* akan dihilangkan.

Tabel 6 Frequent List

Produk	Frequent
Adidas	7
Dallas	7
Ando	6
Ardiles	6
Rafila	6
Carvil	5
Converse	5
New Era	5
Nike	5

Setelah diperoleh *Frequent List*, kemudian *item* dirubah sesuai *Frequent List* dengan menghilangkan *item* yang tidak memenuhi *minimum support* yang ditentukan seperti *item* Vans, levis, Jaguar, Lubrene, Pinard, Pro Att, Fuhaha, HomiPed, Yumenda, Speed, Speace, Tinker Bell, Kodaci, B.one, Delta, Inkayni, Nerro, Fila, Romero, Glass, Dellarosy, Roselina dan Balance.

Tabel 7 Data transaksi yang sudah diurutkan berdasarkan *frequent list*

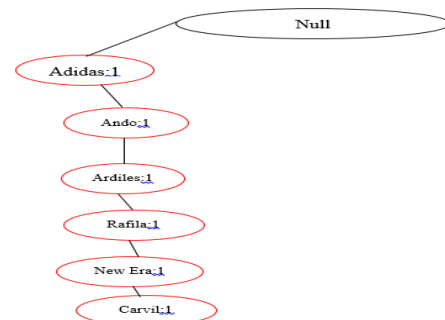
Bulan	Nama Produk
1	Adidas, Ando, Ardiles, Rafila, New Era, Carvil
2	Dallas, Ando, Nike
3	Adidas, Ardiles, New Era, Converse
4	Ando, Rafila, Carvil
5	Adidas, Dallas, New Era, Converse
6	Dallas, Ardiles, Rafila, Nike, Carvil
7	Adidas, Dallas, Converse
8	Ando, Rafila, Carvil
9	Adidas, Nike, Converse
10	Dallas, Ardiles, New Era
11	Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila, Nike, Carvil
12	Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila, Converse, New Era, Nike

Frequent Pattern-Tree (FP-Tree)

Setelah *item* diurutkan berdasarkan prioritas, dilakukan penelusuran database yang kedua yaitu membaca tiap transaksi diawali dengan membaca TID 1 untuk membuat *FP-Tree*.

A. Pembentukan TID 1

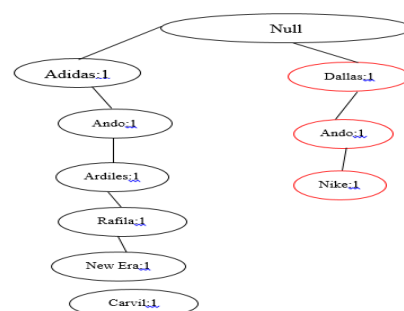
TID 1 {Adidas, Ando, Ardiles, Rafila, New Era Carvil} akan membuat 6 simpul sehingga terbentuk lintasan seperti Gambar IV.1 dengan *support count* awal bernilai satu.



Gambar 5 Hasil Pembentukan *FP-Tree* Setelah Pembacaan TID 1

B. Pembentukan TID 2

Setelah pembacaan TID 1, selanjutnya membaca TID 2 yaitu {Dallas, Ando, Nike}. Karena *prefix Path* (lintasan *prefix*) lintasannya tidak sama dengan lintasan sebelumnya, maka TID 2 dibuat lintasan baru.

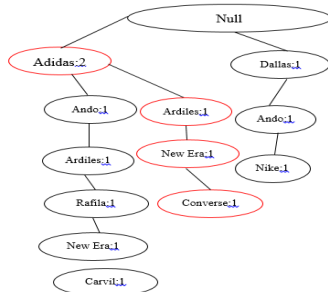


Gambar 6 Hasil Pembentukan *FP-Tree* Setelah Pembacaan TID 2

C. Pembentukan TID 3

Setelah pembacaan TID 2, selanjutnya membaca TID 3 yaitu {Adidas, Ardiles, New Era, Converse}. Karena memiliki *prefix Path* (lintasan *prefix*) yang sama dengan lintasan TID 1 yaitu *item* adidas maka lintasan terbentuk pada TID 3 bisa dipadatkan pada

lintasan TID 1. Setelah itu tambahkan support count pada item Adidas menjadi 2 karena telah dilewati sebanyak 2 kali dan lintasan baru untuk item Ardiles, New Era, Converse dengan support count bernilai satu.

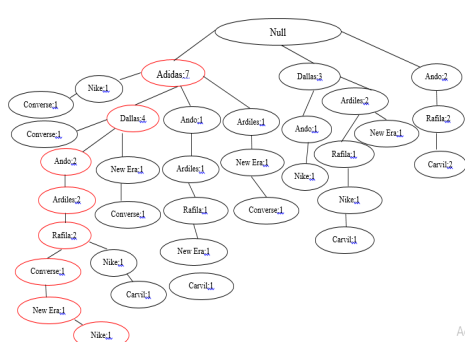


Gambar 7 Hasil pembentukan *FP-Tree* setelah pembacaan TID 3

Proses pembentukan *FP-Tree* terus dibuat sampai bulan ke 12 atau TID 12

D. Pembentukan TID 12

Setelah pembacaan TID 11, selanjutnya adalah pembacaan TID 12 yaitu {Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila, Converse, New Era dan Nike}. Karena *prefix Path* (lintasan *prefix*) yang sama dengan lintasan TID 10 yaitu *item* Adidas, Dallas, Ando dan Rafila maka lintasan yang terbentuk pada TID 12 bisa dipadatkan pada lintasan TID 10. Setelah itu tambahkan support count pada *item* Adidas menjadi tujuh karena telah dilewati sebanyak tujuh kali, *item* Dallas menjadi empat karena telah dilewati sebanyak empat kali dan Ando, Ardiles, Rafila menjadi dua karena telah dilewati sebanyak dua kali kemudian membentuk lintasan untuk *item* Converse, New Era dan Nike dengan support count bernilai satu.



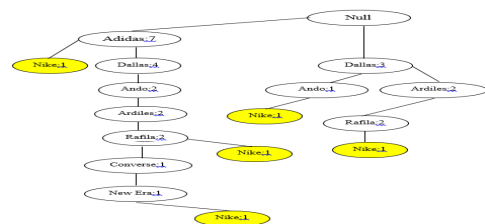
Gambar 8 Hasil pembentukan *FP-Tree* setelah pembacaan TID 12

Frequent Pattern-Growth (FP-Growth)

Setelah pembuatan *FP-Tree* selesai, *FP-Growth* mencari semua *subsets* yang memungkinkan dengan membangkitkan *Conditional FP-Tree* dan mencari *Frequent Itemset*

A. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Nike

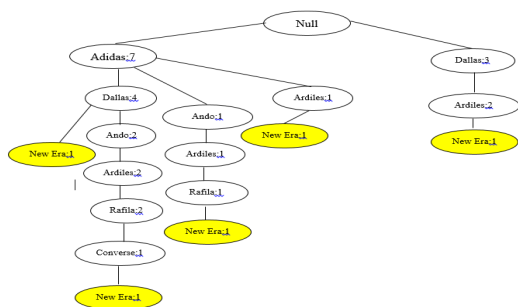
Langkah Awal yaitu mengekstrak semua yang berakhir Nike. Selain *suffix pattern* Nike diberi nilai 0, hal ini dilakukan agar dapat mengetahui informasi berapa kali *item* yang dibeli bersamaan dengan *item* Nike dan bisa mengetahui *frequent itemsets* mana yang memenuhi syarat *minimum support*



Gambar 9 Hasil pembentukan *FP-Tree* *item* Nike

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhir Nike, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* Nike dimasukkan pada setiap *suffix pattern* yang dilintasi. Pada kondisi ini, *item* Converse dan New Era akan dihilangkan karena nilai kemunculannya secara bersamaan dengan *item* Nike hanya 1 kali. Sedangkan *item* Adidas, Dallas, Ando, Ardiles dan Rafila memiliki nilai kemunculan sebanyak lebih dari satu kali akan disimpan.

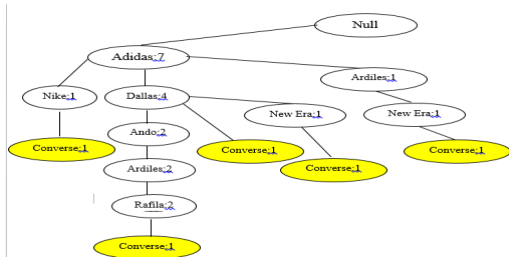
B. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* New Era



Gambar 10 Hasil Pembentukan *FP-Tree* *item* New Era

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhir New Era, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* New Era dimasukkan pada setiap *suffix pattern* yang dilintasi. Pada kondisi ini, *item* Converse akan dihilangkan karena nilai kemunculannya secara bersamaan dengan *item* Adidas dan New Era hanya 1 kali. Sedangkan *item* Dallas, Ando, Ardiles dan Rafila memiliki nilai kemunculan sebanyak lebih dari satu kali akan disimpan.

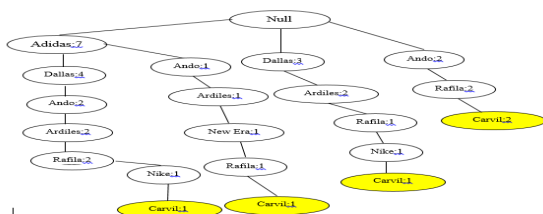
C. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Converse



Gambar 11 Hasil Pembentukan *FP-Tree* *item* Converse

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhir Converse, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* Converse dimasukkan pada setiap *suffix pattern* yang dilintasi. Pada kondisi ini, *item* Adidas, Dallas, Ando, Rafila dan Nike akan dihilangkan karena nilai kemunculannya secara bersamaan dengan *item* Converse hanya 1 kali. Sedangkan *item* Ardiles dan New Era memiliki nilai kemunculan sebanyak lebih dari satu kali akan disimpan

D. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Carvil

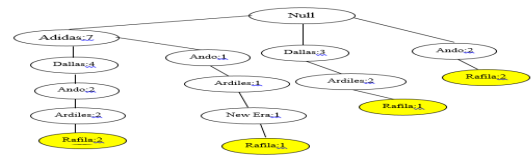


Gambar 12 Hasil pembentukan *FP-Tree* *item* Carvil

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhir Carvil, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* Carvil dimasukkan pada setiap *suffix pattern* yang

dilintasi. Pada kondisi ini, *item* Adidas akan dihilangkan karena nilai kemunculannya secara bersamaan dengan *item* Carvil hanya 1 kali. Sedangkan *item* Dallas, Ando, Ardiles Rafila dan Nike memiliki nilai kemunculan sebanyak lebih dari satu kali akan disimpan.

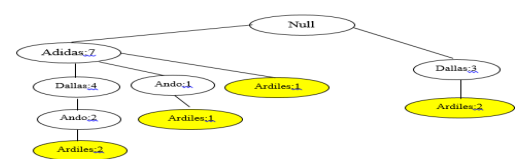
E. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Rafila



Gambar 13 Hasil pembentukan *FP-Tree* *item* Rafila

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhir Rafila, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* Rafila dimasukkan pada setiap *suffix pattern* yang dilintasi. Pada kondisi ini, *item* New Era akan dihilangkan karena nilai kemunculannya secara bersamaan dengan *item* Rafila hanya 1 kali. Sedangkan *item* Adidas, Dallas, Ando dan Ardiles memiliki nilai kemunculan sebanyak lebih dari satu kali akan disimpan.

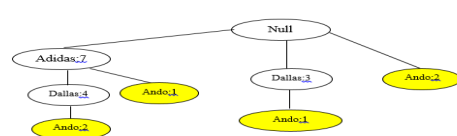
F. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Ardiles



Gambar 14 Hasil pembentukan *FP-Tree* *item* Ardiles

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhir Ardiles, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* Ardiles dimasukkan pada setiap *suffix pattern* yang dilintasi.

G. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Ando



Gambar 15 Hasil pembentukan *FP-Tree* *item* Ando

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhiran Ando, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* Ando dimasukan pada setiap *suffix pattern* yang dilintasi.

H. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Dallas



Gambar 16 Hasil pembentukan *FP-Tree* *item* Dallas

Setelah melakukan ekstrak untuk lintasan yang berakhiran Dallas, kemudian naikan *suffix pattern* satu persatu sampai menuju ke *Root* dan *suffix pattern* Dallas dimasukan pada setiap *suffix pattern* yang dilintasi.

I. Kondisi *FP-Tree* untuk *item* Adidas



Gambar 17 Hasil pembentukan *FP-Tree* *item* Adidas

Pada kondisi ini, lintasan yang berakhiran *item* Adidas merupakan lintasan tunggal yang berdiri sendiri dan memiliki nilai *Frequent* adidas.

Setelah kondisi *FP-tree* untuk tiap-tiap *item*. Selanjutnya mencari *Frequent itemset* yang signifikan. Seperti pada penjelasan sebelumnya, Penerapan *FP-Growth* mengurutkan tiga langkah seperti

A. *Conditional Pattern Base* Tabel 8 *Conditional Pattern Base*

Suffix	Conditional Pattern Base
Nike	{{(Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila, Converse, New Era:1),(Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila:1),(Adidas:1),(Dallas, Ando:1),(Dallas, Ardiles, Rafila:1}}
New Era	{{(Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila, Converse:1),(Adidas, Ando, Ardiles, Rafila:1),(Adidas, Dallas:1),(Adidas, Ardiles:1),(Dallas, Ardiles:1}}
Converse	{{(Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila:1),(Adidas, Dallas, New Era:1),(Adidas, Dallas:1),(Adidas, Ardiles, New Era:1),(Adidas, Nike:1}}
Carvil	{{(Adidas, Dallas, Ando, Ardiles, Rafila, Nike:1),(Ando, Ardiles, New Era, Rafila:1),(Dallas, Ardiles, Rafila, Nike:1),(Ando, Rafila:2}}
Rafila	{{(Adidas, Dallas, Ando, Ardiles:2),(Adidas, Ando, Ardiles, New Era:1),(Dallas, Ardiles:1),(Ando:2}}
Ardiles	{{(Adidas, Dallas, Ando:2),(Adidas, Ando:1),(Adidas:1),(Dallas:2}}
Ando	{{(Adidas, Dallas:2),(Adidas:1),(Dallas:2}}
Dallas	{{(Adidas:4}}

Untuk mencari *Conditional FP-Tree* adalah dengan cara menjumlahkan *Support Count* yang ada dan *Support Count* yang lebih besar akan dibangkitkan dengan *Conditional FP-Tree*. Berikut tabel hasil *Conditional FP-Tree*:

B. *Conditional Pattern Tree* Tabel 9 *Conditional Pattern Tree*

Suffix	Conditional FP-Tree
Nike	{{Dallas:4}}
New Era	{{(Adidas, Ardiles:4}}
Converse	{{(Adidas:5}}
Carvil	{{(Ando:4), (Rafila:5}}
Rafila	{{(Ardiles:4), (Ando:5}}
Ardiles	{{(Adidas, Dallas:4}}
Ando	{{(Dallas:4}}
Dallas	{{(Adidas:4}}

Setelah mencari *Conditional FP-tree* maka tahapan yang selanjutnya adalah mencari *Frequent Pattern Generated*. Dimana tahapan ini mencari *single path* kemudian dikombinasikan dengan *item* yang ada pada *Conditional FP-Tree*.

C. *Frequent Pattern Generated* Tabel 10 *Frequent Pattern Generated*

Suffix	Frequent Pattern Generated
Nike	{{(Dallas, Nike:4}}
New Era	{{(Adidas, New Era:4)}, {(Ardiles, New Era:4}}
Converse	{{(Adidas, Converse:5}}
Carvil	{{(Ando, Carvil:4)}, {(Rafila, Carvil:5}}
Rafila	{{(Ardiles, Rafila:4)}, {(Ando, Rafila:5}}
Ardiles	{{(Adidas, Ardiles:4)}, {(Dallas, Ardiles:4}}
Ando	{{(Dallas, Ando:4}}
Dallas	{{(Adidas, Dallas:4}}

Gambar berikut ini hasil dari *Frequent Itemset*:

Tabel 11 *Frequent Itemset*

Frequent Itemset
{{(Adidas, Converse:5}}
{{(Rafila, Carvil:5}}
{{(Ando, Rafila:5)}, {(Carvil, Rafila:5}}

Association Rules

Setelah mendapatkan *Frequent Pattern Generated*, tahapan berikutnya mencari nilai *Support* > 40 % dan *Confidence* > 83%, dengan Kombinasi 2 *itemset* dan Pembentukan Aturan Asosiasi

A. Kombinasi 2 *itemset*

Proses pembentukan C_2 atau disebut dengan 2 *itemset* dengan jumlah *Minimum Support* = 40%.

1. Dallas dan Nike

$$S(\text{Dallas dan Nike}) = \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

$$S(\text{Nike dan Dallas}) = \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

2. Adidas dan New Era

$$S(\text{Adidas dan New Era}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

$$S(\text{New Era dan Adidas}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

3. Ardiles dan New Era

$$S(\text{Ardiles dan New Era}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

$$S(\text{New Era dan Ardiles}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

4. Adidas dan Converse

$$S(\text{Adidas dan Converse}) \frac{5}{12} \times 100 = 41,66$$

$$S(\text{Converse dan Adidas}) \frac{5}{12} \times 100 = 41,66$$

5. Ando dan Carvil

$$S(\text{Ando dan Carvil}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

$$S(\text{Carvil dan Ando}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

6. Rafila dan Carvil

$$S(\text{Rafila dan Carvil}) \frac{5}{12} \times 100 = 41,66$$

$$S(\text{Carvil dan Rafila}) \frac{5}{12} \times 100 = 41,66$$

7. Ardiles dan Rafila

$$S(\text{Ardiles dan Rafila}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

$$S(\text{Rafila dan Ardiles}) \frac{4}{12} \times 100 = 33,33$$

8. Ando dan Rafila

$$S(\text{Ando dan Rafila}) \frac{5}{12} \times 100 = 41,66$$

$$S(\text{Rafila dan Ando}) \frac{5}{12} \times 100 = 41,66$$

B. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, baru dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat *Minimum Confidence* dengan menghitung *Confidence* aturan asosiatif $A \rightarrow B$ dan $B \rightarrow A$.

1. Adidas dan Converse

$$C(\text{Adidas dan Converse}) \frac{5}{7} \times 100 = 71,42$$

$$C(\text{Converse dan Adidas}) \frac{5}{5} \times 100 = 100$$

2. Rafila dan Carvil

$$C(\text{Rafila dan Carvil}) \frac{5}{6} \times 100 = 83,33$$

$$C(\text{Carvil dan Rafila}) \frac{5}{5} \times 100 = 100$$

3. Ando dan Rafila

$$C(\text{Ando dan Rafila}) \frac{5}{6} \times 100 = 83,33$$

$$C(\text{Rafila dan Ando}) \frac{5}{6} \times 100 = 83,33$$

Setelah mendapatkan nilai *Support* > 40% dan *Confidence* > 83%, Tahapan berikutnya membuat *Association Rules*.

Tabel 12 Association Rules

Jika Membeli Produk	Maka Akan Membeli Produk	Support	Confidence
Converse	Adidas	41,66%	100%
Carvil	Rafila	41,66%	100%
Rafila	Carvil	41,66%	83,33%
Rafila	Ando	41,66%	83,33%
Ando	Rafila	41,66%	83,33%

Tabel *Association Rules* diatas kemudian akan dibentuk *Rules* akhir yang termasuk *Strong Association Rule* yang memiliki nilai *Support* 40% dan *Confidence* 83% dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 13 Strong Rules

Strong Rule	Support	Confidence
Jika membeli produk Converse, Maka akan membeli produk Adidas	41,66%	100%
Jika membeli produk Carvil, Maka akan membeli produk Rafila	41,66%	100%
Jika membeli produk Rafila, Maka akan membeli produk Carvil	41,66%	83,33%
Jika membeli produk Rafila, Maka akan membeli produk Ando	41,66%	83,33%
Jika membeli produk Ando, Maka akan membeli produk Rafila	41,66%	83,33%

Percobaan dan Pengujian

Untuk pengujian dari data transaksi penjualan sepatu dan sandal yang telah dihasilkan berupa pola kombinasi antar *item* dan *Association Rules* sesuai dengan *FP-Growth*. Maka digunakan aplikasi *Rapidminer 5* untuk pengujian analisa pembelian sepatu dan sandal yang dilakukan oleh konsumen.

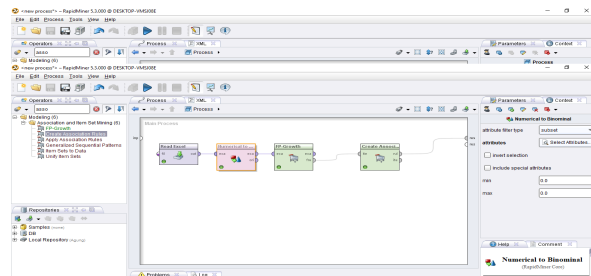
Adapun langkah-langkah pembentukan model mining menggunakan *FP-Growth* pada *Software Rapidminer* antara lain:

- A. Memilih file format xls yang akan dimining.
- B. yang digunakan *FP-Growth*.
- C. Mengatur *Minimum Support*, *Confidence* dan *Rules* yang dihasilkan.

Evaluasi data mining akan dilakukan dengan menggunakan *Dataset* pengujian yang berisikan 9 transaksi penjualan sepatu dan sandal yang akan dilakukan perhitungan menggunakan *FP-Growth*. Langkah kedua

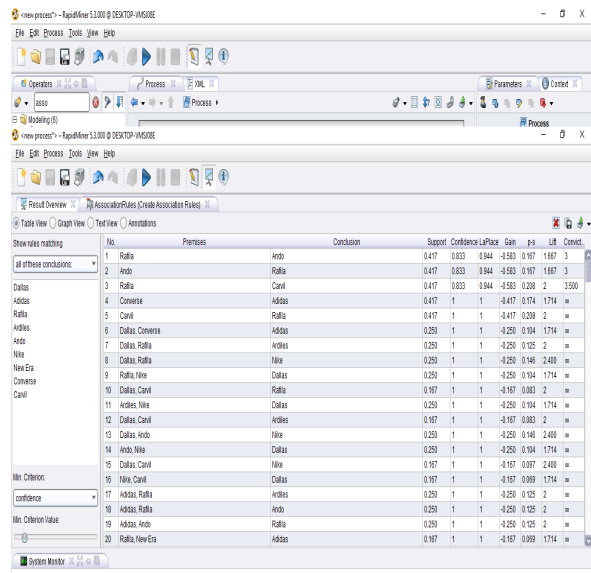
Dataset akan dijalankan melalui model mining yang dibuat pada Rapidminer 5.

A. Proses Koneksi



Gambar 18 Proses Koneksi

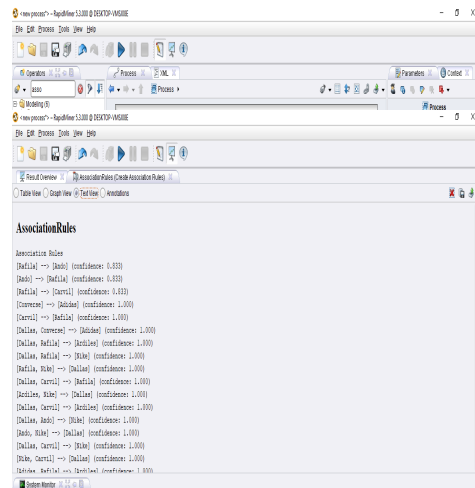
Pada tahap ini digunakan untuk menentukan nilai *Support* dan *Confidence* pada setiap *Itemset* dengan rumus yang sudah dijelaskan sebelumnya pada landasan teori. Pada kasus diatas, misalkan diberikan nilai *Minimum Support* = 0.40 dan *Minimum Confidence* = 0.83 maka hasilnya adalah:



Gambar 19 Hasil Frequent Itemset

B. Hasil Association Rules

Maka hasil dari perhitungan menggunakan RapidMiner 5 menghasilkan 5 Rules. Hasil yang didapat dari Association Rules (Text View) juga menjelaskan bahwa item A dan B saling berkaitan dengan menjelaskan secara Text. Hasil perhitungan diatas berbeda dengan perhitungan data sampel.

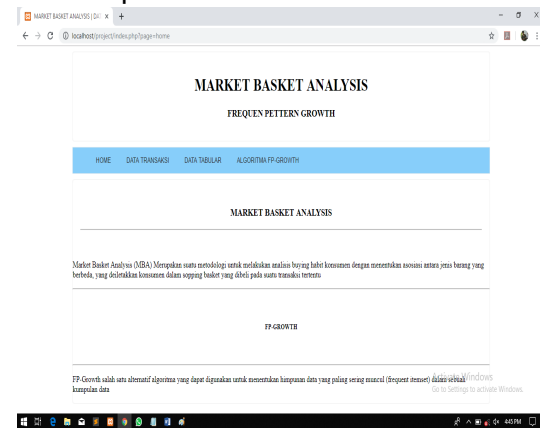


Gambar 20 Rules yang dihasilkan

Dari pengolahan data pada gambar 20 yang dilakukan proses perhitungan menggunakan RapidMiner didapatkan jumlah aturan aturan asosiasi sebanyak 5 rule dengan jumlah *minimum support* 40% dan jumlah *Minimum Confidence* 83%.

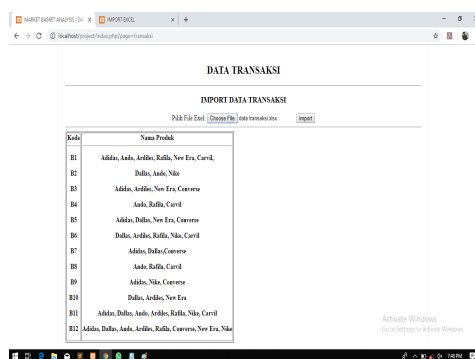
Implementasi

A. Tampilan Home



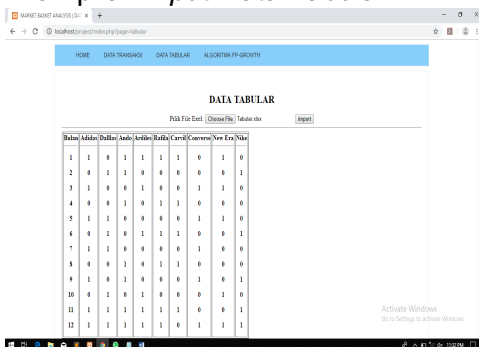
Gambar 21 Tampilan Home

B. Tampilan Input Data Transaksi



Gambar 22 Tampilan Input Data Transaksi

C. Tampilan *Input Data Tabular*



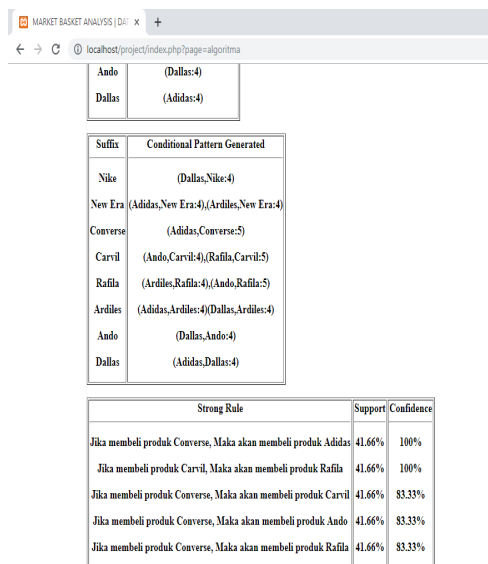
Gambar 23 Tampilan *Input Data Tabular*

D. Tampilan *Input Support dan Confidence*



Gambar 24 *Input support dan Confidence*

E. Tampilan Hasil *Association Rules*



Suffix	Conditional Pattern Generated
Nike	(Dallas,Nike:4)
New Era	(Adidas,New Era:4),(Ardiles,New Era:4)
Converse	(Adidas,Converse:5)
Carvil	(Ando,Carvil:4),(Rafila,Carvil:5)
Rafila	(Ardiles,Rafila:4),(Ando,Rafila:5)
Ardiles	(Adidas,Ardiles:4),(Dallas,Ardiles:4)
Ando	(Dallas,Ando:4)
Dallas	(Adidas,Dallas:4)

Strong Rule	Support	Confidence
Jika membeli produk Converse, Maka akan membeli produk Adidas	41.66%	100%
Jika membeli produk Carvil, Maka akan membeli produk Rafila	41.66%	100%
Jika membeli produk Converse, Maka akan membeli produk Carvil	41.66%	83.33%
Jika membeli produk Converse, Maka akan membeli produk Ando	41.66%	83.33%
Jika membeli produk Converse, Maka akan membeli produk Rafila	41.66%	83.33%

Gambar 25 Hasil *Rules*

Dari hasil penelitian di atas maka dapat dilakukan analisis bahwa produk sandal dan sepatu yang diminati oleh konsumen PD Pasar Tohaga, diantaranya: produk dengan merk sepatu atau sandal Converse dan Carvil. Jika konsumen membeli produk converse, maka kemungkinan besar akan membeli produk adidas. Dan jika konsumen

membeli produk sepatu dan sandal carvil maka konsumen akan membeli produk Rafila. Sehingga disarankan kepada pemilik usaha Toko Reka, Toko Fernando dan Toko Son pada PD Pasar Tohaga untuk selalu menyediakan produk sepatu atau sandal seperti Adidas, Rafila, Carvil, dan Converse. Selain itu direkomendasikan produk sandal atau sepatu anda untuk dijual karena masih cukup diminati oleh konsumen.

SIMPULAN Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang dilakukan tentang Penerapan *Data Mining* untuk Analisis *Market Basket* dengan *FP-Growth* pada PD PASAR TOHAGA. Penulis memberi Kesimpulan sebagai berikut:

Hasil penjualan dari produk sepatu dan sandal yang paling banyak terjual di Toko Reka, Toko Fernando dan Toko Son bisa diketahui dengan menggunakan *FP-Growth*. Sepatu dan sandal yang memenuhi *Minimum Support* dan *Minimum Confidence* serta yang banyak terjual adalah Adidas, Ando, Rafila, Carvil, dan Converse.

Menerapkan *Metode Data Mining* dengan *FP-Growth* untuk analisis pola pembelian konsumen sangat bermanfaat bagi pihak toko, karena bisa mengetahui merk produk sepatu dan sandal yang paling banyak dibeli dan membantu dalam pemesanan sepatu dan sandal pada pemilik toko. Kemudian memberikan masukan ke pemilik toko untuk menempatkan rak produk converse dekat dengan produk adidas dan menempatkan rak produk carvil dekat dengan produk rafila

Saran

Dari kesimpulan diatas, penulis memberikan beberapa saran yang dapat diperhatikan untuk penelitian dalam pengembangan selanjutnya, yaitu:

Dalam implementasi data ini, jika semakin besar data yang diambil, maka akan mendapatkan hasil yang lebih akurat dan lebih besar juga. Jika dilakukan pengembangan terhadap penelitian ini, sebaiknya dilakukan penambahan sampel.

Dalam penempatan produk dengan merk dan jenis, agar pihak konsumen lebih jelas melihat produk, hal ini berguna untuk memudahkan konsumen dalam pembelian dan karyawan toko lebih mudah mencari produk yang disukai konsumen.

Software pengujian yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *RapidMiner*, selain itu bisa menggunakan Aplikasi *Data Mining* lainnya seperti TANAGRA untuk pencarian *Frequent Itemset* dalam menentukan *Minimum Support*. kemudian bisa juga memakai aplikasi WEKA.

REFERENSI

- [1] Alfanisa, A. F., & Algifanri, M. Penerapan *Data Mining* untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen dengan *FP-GROWTH* pada Data Transaksi Penjualan. *Ilmu Komputer*. 2018: 05(01): 27-36.
- [2] Icca, A., Muhammad, Z. A., & Utomo, P. Penerapan *FP-Growth* Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas. *Jurnal Matrix*. 2019: 9(1): 32-40.
- [3] Elwani. (2017). Penentuan Aturan Asosiasi pada Transaksi Peminjaman Buku menggunakan *FP-GROWTH*. 9(1), 15–25.
- [4] Ida, A. S. P., & Luh, P. P. S. P. Analisis Pola Kunjungan Obyek Wisata di Bali menggunakan *FP-GROWTH*. *Media Aplikom*. 2018: 10(2): 158-177.
- [5] Deni, R., & Agus, S. *FP-GROWTH* dalam Penempatan Lokasi Barang di Gudang PT. XYZ. *Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer*. 2018: 4(1): 63-70.
- [6] Ali, I., Dicky, N., & Sriani. (2015). Penerapan *Data Mining* dengan *Algoritma Fp-Growth* untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus STMIK Triguna Dharma). 14(03). Diambil dari <http://ejournal.undhari.ac.id/index.php/simtika/article/download/3/2/>
- [7] Chandra, E. F. (2017). Penentuan Pola yang sering muncul untuk Penjualan Pupuk menggunakan *Algoritma FP-GROWTH*. 9(2), 1–8. Diambil dari <http://ejournal.stmikdumai.ac.id/index.php/path/article/view/97>
- [8] Eka, L. F., & Suryadi, S. (2018). Penerapan *Data Mining* dengan *Algoritma Apriori*. STMIK Royal-AMIK Royal, 173–176. Diambil dari <http://jurnal.stmikroyal.ac.id/senar/issue/view/6index.php/>
- [9] Erma, D. S. (2018). Penerapan *Data Mining* Penjualan Sepatu Menggunakan *Metode Algoritma Apriori*. 4(1), 156–161. Diambil dari <https://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/jtk/article/view/2560>
- [10] Mateus, P. T., Fitri, M., & Indra, D. W. (2018). Penerapan *Metode Data Mining Market Basket Analysis* Terhadap Data Penjualan Produk Pada Toko Oase Menggunakan *Algoritma Apriori*. 3(2), 17–22. Diambil dari <http://ejurnal.unmerpas.ac.id/index.php/informatika/article/view/167>