



## PENENTUAN POLA YANG SERING MUNCUL UNTUK PENJUALAN PUPUK MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

**Chandra Eri Firman**

Akademi Manajemen Informatika & Komputer (AMIK) Dumai

Jl. Utama Karya Kel. Bukit Batrem Kec. Dumai Timur, Dumai-Riau 28811

email: [chandra.eri@gmail.com](mailto:chandra.eri@gmail.com)

### ABSTRAK

*Aturan asosiasi dengan melakukan analisis suatu transaksi penjualan. Analisis transaksi penjualan bertujuan untuk merancang strategi yang efektif dengan memanfaatkan data transaksi penjualan produk pupuk yang dibeli oleh konsumen. Association rule adalah teknik data mining untuk mencari hubungan antar-item dalam suatu dataset yang ditentukan dengan menggunakan Algoritma FP-Growth. Frequent Pattern Growth (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data. Algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian frequent itemsets. Dari perhitungan nilai confidence dari rule yang dihasilkan menggunakan Rapidminer-studio 7.3.0.*

**Kata Kunci :** *Data Mining, Assosiation Rule, FP-Growth, Penjualan Produk*

#### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi saat ini menjadikan suatu informasi sebagai elemen yang penting dalam perkembangan masyarakat. Penyajian informasi tidak sepadan dengan kebutuhan informasi yang sangat tinggi, sehingga informasi tersebut perlu digali lebih dalam dari data yang jumlahnya besar. Penggalan suatu informasi atau pola yang penting atau menarik dari data dalam jumlah besar digunakan para pengambil keputusan dalam memanfaatkan gudang data. Proses penggalan ini menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai basis data besar, disebut juga sebagai *data mining*. (Anggraeni, Saputra, & Noranita, 2013)

Dalam dunia bisnis, persaingan antar perusahaan untuk memasarkan produk tidak bisa dilepaskan dari pemanfaatan teknologi informasi. Salah satu sumber informasi yang dapat digunakan untuk membantu kegiatan penjualan perusahaan adalah sistem database. Cara untuk mendapatkan informasi berharga dari data transaksi adalah dengan menggunakan metode data mining. Data Mining merupakan suatu proses otomatis atau semi otomatis untuk menemukan informasi (*knowledge*) baru yang

memiliki potensi dari sekumpulan data. (Kurniasih, Kumaladewi, & Katjong, 2012)

Salah satu metode *data mining* adalah aturan asosiasi dengan melakukan analisis suatu transaksi penjualan. Analisis transaksi penjualan bertujuan untuk merancang strategi penjualan atau pemasaran yang efektif dengan memanfaatkan data transaksi penjualan yang telah tersedia di perusahaan. Selain itu, penggunaan teknik analisis ini juga dapat menemukan pola berupa produk-produk yang sering dibeli bersamaan atau produk yang cenderung muncul bersama dalam sebuah transaksi dari data transaksi yang pada umumnya berukuran besar. Perusahaan lalu dapat menggunakan pola ini untuk menempatkan produk yang sering dibeli ke dalam sebuah area yang berdekatan, merancang tampilan produk di katalog, merancang kupon diskon bagi pelanggan yang membeli produk tertentu, merancang penjualan paket produk, dan sebagainya. (Anggraeni et al., 2013)

Secara sederhana data mining adalah penambangan atau penemuan informasi baru dengan mencari pola atau aturan tertentu dari sejumlah data yang sangat besar. Data mining juga disebut sebagai serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual dari



suatu kumpulan data. Data mining, sering juga disebut sebagai knowledge discovery in database (KDD). KDD adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data, historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar. (Meilani, Dwi, & Azmuri, 2015)

Karakteristik data mining sebagai berikut:

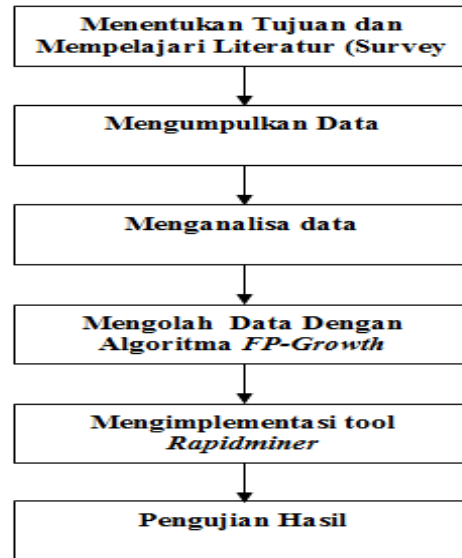
- a. Data mining berhubungan dengan penemuan sesuatu yang tersembunyi dan pola data tertentu yang tidak diketahui sebelumnya.
- b. Data mining biasa menggunakan data yang sangat besar. Biasanya data yang besar digunakan untuk membuat hasil lebih dipercaya.
- c. Data mining berguna untuk membuat keputusan yang kritis, terutama dalam strategi.

Tujuan yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan algoritma *FP-Growth* untuk menentukan strategi pemasaran dan keterkaitan antara pupuk yang dijual sehingga dapat meningkatkan pelayanan kepada konsumen.
2. Menguji hasil dari data mining menggunakan aplikasi *Rapidminer-studio-7.3.0* dalam menentukan pola korelasi produk pupuk untuk meningkatkan penjualan.
3. Menghasilkan beberapa hubungan antara variable atau *item* berdasarkan implementasi dari algoritma *FP-Growth*.
4. Menguji hubungan variable atau *item* untuk mendapatkan pengetahuan baru dari proses ekstraksi menggunakan *Tools* yang ada.

**2. METODOLOGI PENELITIAN**

Metodologi penelitian merupakan urutan-urutan yang dilakukan dalam melakukan sebuah penelitian. Metodologi ini bertujuan agar penelitian bisa lebih terkonsep dan terarah sesuai dengan tujuan yang diharapkan terhadap penelitian tersebut. Metodologi penelitian ini kemudian digambarkan ke dalam bentuk sebuah kerangka kerja. Berdasarkan pedoman dari kerangka kerja inilah penelitian akan dilakukan. Kerangka kerja ini akan dimulai dari melakukan studi pendahuluan hingga nantinya akan menghasilkan sebuah sistem yang setelah diuji dapat memenuhi tujuan dan memecahkan permasalahan yang diteliti.



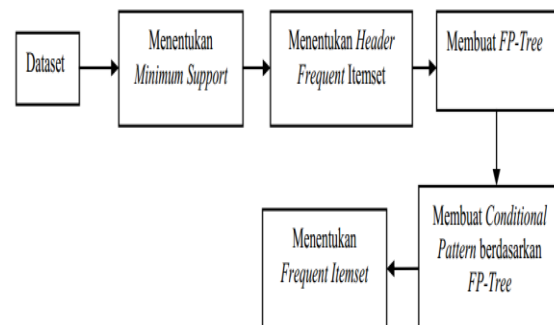
Gambar 1. Metodologi Penelitian

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Algoritma *FP-Growth* adalah salah satu cara alternatif untuk menemukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) tanpa menggunakan generasi kandidat. (Triyanto, 2014)

Algoritma *FP-Growth* adalah sebuah metode dalam data mining untuk mencari *frequent itemset* tanpa menggunakan *candidate generation*. Pembangunan data menggunakan struktur *FP-Tree* untuk mengolah database transaksi. (Fitriyani, 2015)

Untuk menentukan frequent itemset pada data transaksi tersebut, dapat ditunjukkan dengan bagan berikut:



Gambar 2. Blok Diagram Algoritma *FP-Growth*

Gambar 2 blok diagram algoritma *FP-Growth* memperlihatkan langkah-langkah dalam menentukan frequent *itemset*, dimana pertama kali dilakukan penentuan *minimum support* dari



dataset, setelah itu menentukan header frequent itemset dan membuat FP-Tree, kemudian FP-Tree yang ada digunakan untuk membuat Conditional Pattern. Dari Conditional Pattern kemudian dilakukan penentuan Frequent Itemset. Dataset penelitian yang diambil adalah data transaksi penjualan pupuk pada tanggal 02 Januari 2017–11 Januari 2017 yang dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Dataset Transaksi Penjualan Pupuk

Tanggal	Kode	Nama Pupuk
02/01/2017	PO1	PONSKA/NPK
	NP12	NPK MUTIARA ( KG
	UR7	UREA PUTIH ( KG )
03/01/2017	KC2	KCL ( SAK )
	ZA2	ZA ( SAK )
	KC1	KCL ( KG )
04/01/2017	NP12	NPK MUTIARA ( KG
	NP12	NPK MUTIARA ( KG
	UR4	UREA KALTIM (
	KC1	KCL ( KG )
05/01/2017	UR7	UREA PUTIH ( KG )
	KC1	KCL ( KG )
	NP12	NPK MUTIARA ( KG
06/01/2017	UR7	UREA PUTIH ( KG )
	KC2	KCL ( SAK )
	NP12	NPK MUTIARA ( KG
07/01/2017	NP7	NPK MAHKOTA (
	PI1	PIL NENAS
	NP12	NPK MUTIARA ( KG
08/01/2017	KC1	KCL ( KG )
	DO2	DOLOMIT BR ( SAK
	UR7	UREA PUTIH ( KG )
	PI1	PIL NENAS
09/01/2017	NP12	NPK MUTIARA ( KG
	TS1	TSP ( KG )
	NP12	NPK MUTIARA ( KG
	KC1	KCL ( KG )
	DO6	DOLOMIT RS ( SAK
10/01/2017	UR7	UREA PUTIH ( KG )
	UR4	UREA KALTIM (
	TS2	TSP ( SAK )
	PI1	PIL NENAS
	UR7	UREA PUTIH ( KG )
11/01/2017	NP12	NPK MUTIARA ( KG
	NP7	NPK MAHKOTA (
	DO4	DOLOMIT M 100 (
	NP12	NPK MUTIARA ( KG
	UR2	UREA ( SAK )
	UR7	UREA PUTIH ( KG )
	KC2	KCL ( SAK )
	UR4	UREA KALTIM (

Pada tabel 1 tersebut ada 10 dataset yang akan diolah dengan menggunakan *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*. Frekuensi

kemunculan tiap item dari data transaksi dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Frekuensi Kemunculan Ke 1 Dan Support Tiap Item

Kode	Nama Pupuk	Freq	Support (%)
PO1	PONSKA/NPK	1	10%
	MERAH ( KG )		
NP12	NPK MUTIARA (	10	100%
	KG )		
UR7	UREA PUTIH (	7	70%
	KG )		
KC2	KCL ( SAK )	3	30%
ZA2	ZA ( SAK )	1	10%
KC1	KCL ( KG )	5	50%
UR4	UREA KALTIM (	3	30%
	SAK )		
NP7	NPK MAHKOTA (	2	20%
	KG )		
PI1	PIL NENAS	3	30%
DO2	DOLOMIT BR (	1	10%
	SAK )		
TS1	TSP ( KG )	1	10%
DO6	DOLOMIT RS (	1	10%
	SAK )		
TS2	TSP ( SAK )	1	10%
DO4	DOLOMIT M 100 (	1	10%
	SAK )		
UR2	UREA ( SAK )	1	10%

Pada tabel 2 dapat dilihat hasil frekuensi kemunculan item produk pupuk, selanjutnya dilakukan penentuan *support*. Pada penelitian ini diambil *support count* 30%. Nilai *support count* akan mempengaruhi item yang akan dianalisa ketahap pembuatan *FP-Tree* dan dapat diketahui nilai *support* tertinggi serta dapat diketahui nilai *support (%) ≥ 30%* yang memenuhi frekuensi  $\geq 3$  dan selanjutnya data yang memenuhi *support count* diurutkan berdasarkan frekuensinya, yaitu pada tabel 3. Item yang memenuhi *minimum support* akan dilanjutkan untuk proses *FP-Growth*.

Tabel 3. Frekuensi Kemunculan ke 2

Kode	Nama Pupuk	Freq	Support (%)
NP12	NPK MUTIARA	10	100%
	( KG )		
UR7	UREA PUTIH (	7	70%
	KG )		
KC1	KCL ( KG )	5	50%
KC2	KCL ( SAK )	3	30%
PI1	PIL NENAS	3	30%
UR4	UREA KALTIM (	3	30%
	SAK )		



Setelah dilakukan pemindaian data, pada kemunculan kedua menjadi data transaksi dalam pengolahan data mining,

Tabel 4. Data Transaksi Setelah Pemindaian

TID	Data Pupuk yang sudah diurutkan
1	NP12
2	NP12, UR7, KC1, KC2
3	NP12, UR7, KC1, UR4
4	NP12, UR7, KC1
5	NP12, KC2
6	NP12, PI1
7	NP12, UR7, KC1, PI1
8	NP12, UR7, KC1
9	NP12, UR7, PI1, UR4
10	NP12, UR7, KC2, UR4

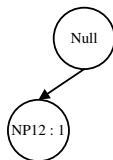
Pada tabel 4 dapat dilihat data transaksi setelah pemindaian dan diurutkan berdasarkan nilai frekuensi.

**1. Pembentukan Frequent Pattern Tree (FP-Tree)**

Setelah item-item *frequent* didapat maka yang memenuhi nilai minimum support maka pembangkitan *FP-Tree* dapat dilakukan. Data akan diolah secara manual sesuai dengan konsep data mining dengan menggunakan algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*. Setelah data diurut dapat dilanjutkan ke tahap pembangkitan *FP-Tree*. Pembacaan TID 1 (transaksi pertama), kemudian dilanjutkan dengan pembacaan TID2 (transaksi kedua), dan dilanjutkan transaksi selanjutnya hingga transaksi terakhir. Pembacaan TID atau pembangkitan *FP-Tree* dapat dilihat dari penjelasan berikut:

**A. Pembacaan TID 1**

Pada transaksi pertama atau TID 1 terdapat item {NP12} yang kemudian membentuk lintasan null → NP12 dengan *support count* awal bernilai 1. Pembacaan TID 1 dapat dilihat pada gambar 3. Kemudian dilanjutkan dengan pembacaan TID 2.



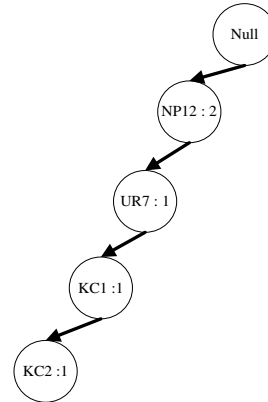
Gambar 3. Hasil Pembentukan *FP-Tree* Setelah Pembacaan TID 1

**B. Pembacaan TID 2**

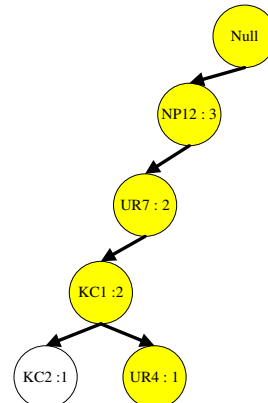
Pada transaksi kedua atau TID 2 terdapat item {NP12, UR7, KC1, KC2} sehingga *support count* NP12 bertambah satu menjadi 2 dan akan membentuk lintasan baru untuk item UR7, KC1, KC2 dengan *support count* awal 1. Pembacaan TID 2 dapat dilihat pada gambar 4.2. Kemudian dilanjutkan dengan pembacaan TID 3.

**C. Pembacaan TID 3**

Pada transaksi ketiga atau TID 3 terdapat item {NP12, UR7, KC1, UR4} sehingga *support count* NP12 bertambah satu menjadi 3, UR7 bertambah satu menjadi 2, KC1 bertambah satu menjadi 2 dan akan membentuk lintasan baru untuk item UR4 dengan *support count* awal 1. Pembacaan TID 3 dapat dilihat pada gambar 4.3. Kemudian dilanjutkan dengan pembacaan TID 4.



Gambar 4. Hasil Pembentukan *FP-Tree* Setelah Pembacaan TID 2



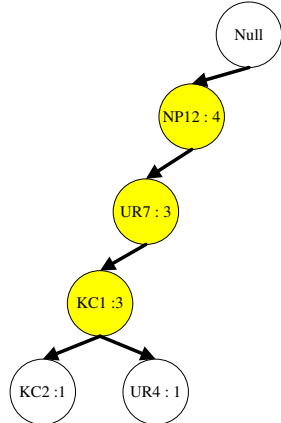
Gambar 5. Hasil Pembentukan *FP-Tree* Setelah Pembacaan TID 3

**D. Pembacaan TID 4**

Pada transaksi keempat atau TID 4 terdapat item {NP12, UR7, KC1 } sehingga lintasan NP12 bertambah satu menjadi 4, UR7 bertambah satu menjadi 3, KC1 bertambah satu menjadi 3. Pembacaan TID 4 dapat



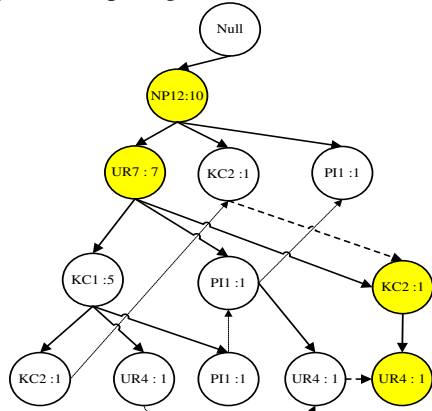
dilihat pada gambar 4.4. Kemudian dilanjutkan dengan pembacaan TID 5.



Gambar 6. Hasil Pembentukan *FP-Tree* Setelah Pembacaan TID 4

**E. Pembacaan TID 10**

Pada transaksi kesembilan atau TID 10 terdapat item {NP12, UR7, KC2, UR4} sehingga *support count* NP12 bertambah satu menjadi 10, UR7 bertambah satu menjadi 7, dan akan membentuk lintasan baru untuk item KC2 dan UR4 dengan *support count* awal 1. Pembacaan TID 10 dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 7. Hasil Pembentukan *FP-Tree* Setelah Pembacaan TID 10

Ada 10 pembacaan TID dari hasil transaksi dengan terbentuknya 10 *FP-Tree*. Setelah proses pembangkitan *FP-Tree* maka selanjutnya yang akan dilakukan adalah penerapan *FP-Growth*.

**2. Penerapan *FP-Growth***

Setelah dilakukan pembangkitan *FP-Tree* dari sekumpulan transaksi yang telah dilakukan, pada tahapan selanjutnya penerapan *FP-Growth* untuk mencari *frequent itemset* yang memenuhi syarat. Langkah *FP-Growth* ada 3 langkah utama

yaitu *Conditional Pattern Base*, Pembangkitan *Conditional FP-Tree*, dan Pencarian *Frequent Itemset*.

**a) Pembangkitan *Conditional Pattern Base***

Tabel 5. *Conditional Patern Base*

Item	<i>Conditional Patern Base</i>
UR4	{{NP12, UR7, KC1:1},{NP12, UR7, PI1:1}, {NP12, UR7, KC2:1}}
PI1	{{NP12, UR7, KC1:1},{NP12, UR7:1},{NP12:1}}
KC2	{{NP12, UR7, KC1:1},{NP12, UR7:1},{NP12:1}}
KC1	{NP12, UR7:5}
UR7	{NP12:6}

**b) Pembangkitan *Conditional FP-Tree***

Untuk menemukan *frequent itemset* dari tabel 3, maka perlu ditentukan terlebih dahulu lintasan yang berakhiran dengan *support count* terkecil, yaitu UR4 yang diikuti dengan PI1, KC2, KC1, UR7, NP12. Setelah tahap pembangkitan *conditional pattern base* dilakukan maka langkah selanjutnya adalah tahap pembangkitan *conditional FP Tree*. Pada tahap ii juga dilakukan dengan melihat *FP Tree* yang sudah dibentuk sebelumnya. *Conditional FP Tree* dimaksudkan untuk mencari *frequent itemset* yang berakhiran *item* tertentu atau mengandung *suffix* yang sama.

**c) Pencarian *Frequent Itemset***

Setelah memeriksa *frequent itemset* untuk akhiran (*suffix*), maka dapatlah hasil secara keseluruhan yang terlihat dalam tabel 6.

Tabel 6. Tabel Hasil *Frequent Itemset*

<i>Suffix</i>	<i>Frequent itemset</i>
UR4	{UR4}, {NP12,UR4}, {UR7,UR4}, {UR7,KC1,UR4}, {UR7,PI1,UR4}, {NP12,UR7,UR4},{KC1,UR4}, {PI1,UR4}, {KC2,UR4}
PI1	{PI1}, {NP12,PI1}, {NP12,UR7,PI1}, {UR7,KC1,PI1}, {UR7,PI1}, {KC1,PI1}
KC2	{KC2}, {NP12,KC2}, {NP12,UR7,KC2}, {UR7,KC1,KC2}, {KC1,KC2}, {UR7,KC2}
KC1	{KC1}, {NP12,KC1}, {UR7,KC1}, {NP12,UR7,KC1}
UR7	{UR7}, {NP12,UR7}
NP12	{NP12}



Pencarian *Association Rules* dilakukan melalui dua tahap yaitu pencarian *frequent itemset* dan penyusutan *rules*. Penting tidaknya suatu *Association Rules* dapat diketahui dengan dua parameter, yaitu *support* (nilai penunjang) dengan nilai min *support* 30 % dan *confidence* (nilai kepastian) dengan minimum *confidence* 40%. *Support* adalah ukuran yang menunjukkan tingkat dominasi *itemset* dari keseluruhan transaksi.

Setelah didapat *frequent itemset*, selanjutnya membuat *rules* dengan cara menghitung *confidence* dari tiap kombinasi *rule*. Dari 10 *itemset* yang dihasilkan pada tabel 6 tidak semua dihitung karena *rule* yang dihasilkan adalah jika A maka B, sehingga *itemset* yang dihitung minimal berisi dua *item*. Maka yang dihitung *confidence*-nya adalah 22 *subsets*, yaitu :

- {NP12,UR4}, {UR7,UR4}, {UR7,KC1,UR4}, {UR7,PI1,UR4}, {NP12,UR7,UR4}, {KC1,UR4}, {PI1,UR4}, {KC2,UR4}, {NP12,PI1}, {NP12,UR7,PI1}, {UR7,KC1,PI1}, {UR7,PI1}, {KC1,PI1}, {NP12,KC2}, {NP12,UR7,KC2}, {UR7,KC1,KC2}, {KC1,KC2}, {UR7,KC2}, {NP12,KC1}, {UR7,KC1}, {NP12,UR7,KC1}, {NP12,UR7}.

Dalam menentukan suatu *association rule*, terdapat ukuran yang menyatakan bahwa suatu informasi atau *knowledge* dianggap menarik (*interestingness measure*). Ukuran ini didapatkan dari hasil pengolahan data dengan perhitungan tertentu. Untuk mengukur *interestingness measure*, dapat digunakan variable berikut ini :

*a. Support*

Suatu ukuran yang menunjukkan berapa besar tingkat dominasi suatu item atau *itemset* dari keseluruhan transaksi. Ukuran ini menentukan apakah suatu item atau *itemset* layak dicari *confidence*-nya (misalnya, dari keseluruhan transaksi yang ada, seberapa besar tingkat dominasi yang menunjukkan bahwa item A dibeli bersamaan dengan item B). (Sumangkut, Lumenta, & Tulenan, 2016)

$$Support(A,B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \times 100\%$$

*b. Confidence*

Suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara *conditional* (misalnya, seberapa sering item B dibeli jika pelanggan membeli item A).

$$Confidence(A \rightarrow B) =$$

$$\frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A} \times 100\%$$

Dari perhitungan nilai *support* dan *confidence* setiap *association rule* yang dilalui, maka didapat hasil yang dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Kombinasi dan *Interesting (Yes) Minimum Confidence*

No	Frequent Item	Kombinasi	Support A → B	Support A (%)	Confidence (%)	Interesting
1	{NP12, UR4}	UR4 NP 12	3/10	30%	30%	Yes
2	{UR7, UR4}	UR4 U R7	3/10	30%	30%	Yes
NP12, UR7		U R4	3/10	30%	30%	Yes
UR4 NP 12, U R7		U R4	3/10	30%	30%	Yes
{NP12, UR7, UR4}		UR7, UR4 NP 12	3/10	30%	30%	Yes
3	{NP12, UR7, UR4}	UR4 NP 12, U R7	3/10	30%	30%	Yes
NP12, UR7, UR4		U R7	3/10	30%	30%	Yes
UR7, UR4		NP 12, U R7	3/10	30%	30%	Yes
4	{NP12, PI1}	PI1 NP 12	3/10	30%	30%	Yes
5	{NP12, KC2}	KC2 NP 12	3/10	30%	30%	Yes
6	{NP12, KC1}	NP12 KC1	5/10	50%	50%	Yes
KC1 NP 12		5/10	50%	50%	Yes	
7	{UR7, KC1}	UR7 KC1	5/10	50%	70%	Yes
KC1 UR7		U R7	5/10	50%	50%	Yes
8	{NP12, UR7, KC1}	NP12, UR7 KC1	5/10	50%	70%	Yes
KC1 NP 12, UR7		5/10	50%	50%	Yes	



			R7						
	UR7, KC1	NP 12	5/1 0	50 %	50 %	10 0 %			Yes
		U NP1 2	R7 ,K C1	5/1 0	50 %	10 0 %	50 %		Yes
		NP1 2, KC1	U R7	5/1 0	50 %	50 0 %	10 0 %		Yes
		UR7	NP 12, K C1	5/1 0	50 %	70 %	71 %		Yes
9	{NP1 2, UR 7}	NP1 2	U R7	7/1 0	70 %	10 0 %	70 %		Yes
		UR7	NP 12	7/1 0	70 %	70 0 %	10 0 %		Yes

No. ↑	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	Lift	Co
1	UR7	UR4	0.300	0.429	0.765	-1.100	0.090	1.429	1.2
2	UR7	NP12, UR4	0.300	0.429	0.765	-1.100	0.090	1.429	1.2
3	NP12, UR7	UR4	0.300	0.429	0.765	-1.100	0.090	1.429	1.2
4	NP12	KC1	0.500	0.500	0.750	-1.500	0	1	1
5	NP12	UR7, KC1	0.500	0.500	0.750	-1.500	0	1	1
6	NP12	UR7	0.700	0.700	0.850	-1.300	0	1	1
7	UR7	KC1	0.500	0.714	0.882	-0.900	0.150	1.429	1.7
8	UR7	NP12, KC1	0.500	0.714	0.882	-0.900	0.150	1.429	1.7
9	NP12, UR7	KC1	0.500	0.714	0.882	-0.900	0.150	1.429	1.7
10	UR7	NP12	0.700	1	1	-0.700	0	1	?
11	KC1	NP12	0.500	1	1	-0.500	0	1	?
12	UR4	NP12	0.300	1	1	-0.300	0	1	?
13	PI1	NP12	0.300	1	1	-0.300	0	1	?
14	KC2	NP12	0.300	1	1	-0.300	0	1	?

Gambar 5. Output Data

Beberapa rule yang diambil adalah sebagai berikut:

Rule20 : *If* konsumen membeli produk pupuk UREA PUTIH ( KG ) *then* konsumen membeli produk pupuk NPK MUTIARA ( KG ) dan KCL ( KG ) dengan tingkat kepercayaan 71% dan didukung oleh 50% dari data keseluruhan

Rule21 : *If* konsumen membeli produk pupuk NPK MUTIARA ( KG ) *then* konsumen membeli produk pupuk UREA PUTIH ( KG ) dengan tingkat kepercayaan 70% dan didukung oleh 70% dari data keseluruhan

Rule22 : *If* konsumen membeli produk pupuk UREA PUTIH ( KG ) *then* konsumen membeli produk pupuk NPK MUTIARA ( KG ) dengan tingkat kepercayaan 100% dan didukung oleh 70% dari data keseluruhan

**4. KESIMPULAN**

Implementasi algoritma *FP-Growth* dalam penelitian ini dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

- Hasil perhitungan nilai *support* dan nilai *confidence* dari *rule* yang dihasilkan maka diambil 2 *rule* dengan nilai tertinggi yaitu:
  - Jika dilakukan penjualan pada produk NPK MAHKOTA ( KG ) and TSP ( KG ) maka dilakukan penjualan pada produk UREA PUTIH ( KG ) dengan tingkat *confidence* 92,3% dan *support* 11% dari banyaknya transaksi yang dibeli secara bersamaan.
  - Jika dilakukan penjualan pada produk TSP ( KG ) and DOLOMIT BR ( SAK ) then dilakukan penjualan pada produk UREA PUTIH ( KG ) dengan tingkat *confidence* 88,9% dan *support* 8% dari banyaknya transaksi yang dibeli secara bersamaan.
- Didapatkan aturan seperti ini maka untuk penjualan dapat menggunakan aturan tersebut dalam membuat strategi untuk meningkatkan penjualan.
- Dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* dan bantuan dari *software Rapidminer* didapatkan hasil berupa aturan (*rules*) yang merupakan kumpulan *frequent itemset* dengan nilai *confidence* yang tinggi.

**5. REFERENSI**

Anggraeni, H. D., Saputra, R., & Noranita, B. (2013). Aplikasi Data Mining Analisis Data Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Di Apotek Setya Sehat Semarang), 4(May), 1–8.

Arifin, R. N. (2015). Implementasi Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-GROWTH) Menentukan Asosiasi Antar Produk (Study Kasus NADIAMART). Techno.Com: Jurnal Teknologi Informasi (e-Journal), ISSN: 2356-2579.

Budiana, A. (2016). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di PT. FOCUS GAYA GRAHA Menggunakan Metode Association Rule. Komputa : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika, ISSN: 2089-9033.

Dhika, H. (2015). Kajian Perancangan Rule Kenaikan Jabatan Pada PT. ABC. Simetris : Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer, pISSN: 2252-4983, Vol. 6, No. 2, Hal: 217-222.



- Fitriyani. (2015). Implementasi Algoritma Fp-Growth Menggunakan Association Rule Pada Market Basket Analysis. *Informatika*, II(1), 296–305. Retrieved from <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji/article/view/85>
- Kurniasih, F., Kumaladewi, N., & Katjong, L. (2012). Analisa Dan Perancangan Data Mining Dengan Metode Market Basket Analysis Untuk Analisa Pola Belanja Konsumen pada Tendencies Store. *Sistem Informasi*, 5(1), 1–10. Retrieved from <http://journal.uinjkt.ac.id/index.php/sisteminformasi/article/view/280>
- Meilani, Dwi, B., & Azmuri, W. (2015). Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penerima Kartu Jaminan Kesehatan Masyarakat. *Seminar Nasional “Inovasi Dalam Desain Dan Teknologi,”* 424–431.
- Miraldi, R. N., Rachmat, A., & Susanto, B. (2014). Implementasi Algoritma FP-GROWTH untuk Sistem Rekomendasi Buku di Perpustakaan UKDW. *Jurnal Informatika*, ISSN: 1693-7279, VoL. 10, No. 1, Hal: 29-39.
- Purba, R. (2012, April). Data Mining : Masa Lalu, Sekarang Dan Masa Mendatang. *Jurnal Sifo Mikroskil*, ISSN: 1412-0100, Vol. 13, No. 1, Hal: 31-41.
- Ririanti. (2014, Maret). Implementasi Algoritma FP-GROWTH Pada Aplikasi Prediksi Persediaan Sepeda Motor (Studi Kasus PT. PILAR DELI LABUMAS). *Pelita Informatika: Informasi dan Informatika*, ISSN: 2301-9425, Vol. 6, No. 1, Hal: 139-144.
- Sumangkut, K., Lumenta, A., & Tulenan, V. (2016). Analisa Pola Belanja Swalayan Daily Mart Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Teknik Informatika*, 8(1), 52–56. Retrieved from <http://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/informatika/article/view/12300>
- Triyanto, W. A. (2014). Association Rule Mining Untuk Penentuan Rekomendasi Promosi Produk. *Journal SIMETRIS*, Vol.5(No.2), 121–126.