

**Penerapan Metode Association Rule Untuk Menganalisa Pola Pemakaian Bahan Kimia Di  
Laboratorium Menggunakan Algoritma FP-Growth  
(Studi Kasus di Laboratorium Kimia  
PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Belawan Medan)**

**Buyung Solihin Hasugian**

Universitas Dharmawangsa Medan

Jl. Kl. Yos Sudarso No. 224 Medan Sumatera Utara

Email : buyung@dharmawangsa.ac.id

**ABSTRAK**

Pola pemakaian bahan kimia di laboratorium PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Belawan Medan tidak hanya untuk mengetahui bahan kimia apa saja yang terpakai namun juga dapat mengetahui jumlah bahan kimia yang tersisa sehingga pihak petugas laboratorium dapat mengelola pemakaian bahan kimia tersebut dengan baik. Salah satu cara yang tepat dalam penentuan pola pemakaian bahan kimia tersebut adalah dengan menggunakan teknik data mining. Adapun teknik Data Mining yang digunakan dalam hal ini adalah Algoritma FP-Growth. FP-Growth merupakan salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk penentuan himpunan data yang paling sering muncul (frequent item set) dalam sebuah kumpulan data. Penelitian dilakukan dengan menggunakan beberapa variabel yaitu tanggal dan bahan kimia yang dipakai. Hasil dari penelitian ini berupa suatu pola pemakaian bahan kimia dimana diproses dengan menggunakan perangkat lunak yaitu mengimplementasikan algoritma FP-Growth dengan menggunakan konsep pembangunan FP-Tree dalam mencari Frequent Itemset.

Kata Kunci : Data Mining, Association Rules, Frequent Itemset, FP-Growth.

**ABSTRACT**

*The pattern of using chemicals in the laboratory of PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Belawan Medan is not only to find out what chemicals are used but also to find out the amount of chemicals left so that laboratory officials can properly manage the use of these chemicals. One appropriate way to determine the pattern of use of these chemicals is to use data mining techniques. The Data Mining technique used in this case is the FP-Growth Algorithm. FP-Growth is an alternative algorithm that can be used to determine the most frequent set of data in a data set. The study was conducted using several variables, namely the date and chemicals used. The results of this study are in the form of a chemical usage pattern which is processed using software, namely implementing the FP-Growth algorithm using the concept of FP-Tree development in searching for Frequent Itemset.*

*Keywords: Data Mining, Association Rules, Frequent Itemset, FP-Growth*

## 1. PENDAHULUAN

Laboratorium kimia merupakan tempat menganalisa dan mengolah berbagai jenis bahan kimia yang dinilai sangat penting untuk diperhatikan, mengingat besarnya dampak kerugian yang disebabkan oleh berbagai kesalahan yang akan terjadi apabila kondisi ataupun penggunaan bahan kimia di laboratorium digunakan secara sembarangan. Penggunaan bahan kimia memiliki berbagai ketentuan dan syarat-syarat khusus demi menjaga dan menghindari berbagai hal yang tidak diinginkan. Dalam hal ini salah satu teknik yang dapat digunakan yaitu penerapan *Data Mining*. Teknik *Data Mining* yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Association Rule*.

Adapun dalam penelitian ini akan dibahas bagaimana cara mengimplementasikan salah satu algoritma dalam data mining, yaitu algoritma *FP-Growth*. Algoritma ini adalah bagian dari teknik asosiasi pada data mining. Adapun *FP-Growth* sendiri adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sekumpulan data. Karakteristik algoritma *FP-Growth* adalah struktur data yang digunakan dalam *tree* yang disebut *FP-Tree*.

## 2. LITERATUR

### 2.1 Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Knowledge Discovery in Databases (KDD) adalah penerapan metode saintifik pada *Data Mining*. Dalam konteks ini, *Data Mining* merupakan satu langkah dari proses KDD (Hermawati, 2009)

### 2.2 Data Mining

*Data Mining* adalah proses yang mempekerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis (Hermawati, 2009).

### 2.3 Association Rules

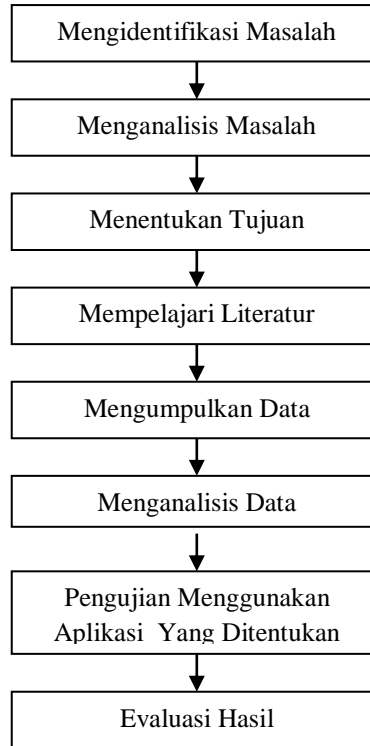
Association Rule merupakan tugas data mining yang mendasar (L.Bing,2007).Menurut "Data Preparationfor Data Mining" dalam Applied Artificial Intelligence (Zhang, Zhang,& Yang, 2003) Association Rule merupakan salah satu metode yang bertujuan untuk mencari pola yang sering muncul pada banyak transaksi, dimana setiap transaksi terdiri dari beberapa item (Rama 2014).

### 2.4 Algoritma *FP-Growth*

Ririanti, (2014), menyatakan *FP-Growth* adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent item set*) dalam sekumpulan data. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori.

## 3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini penulis melakukan beberapa mekanisme yaitu Mekanisme pertama adalah teoritis, di mana penulis mengutip dari buku, jurnal, atau literatur yang berhubungan dengan objek yang penulis teliti. Mekanisme kedua adalah praktis, di mana penulis melakukan analisa dan perancangan serta menguji dengan menggunakan aplikasi Rapidminer 5.3. Untuk menerangkan kedua mekanisme tersebut penulis merangkum dalam kerangka kerja penelitian.



**Gambar 1 Kerangka Kerja Penelitian**

Diharapkan agar masalah yang telah dianalisis dapat dipahami dengan baik.

#### 1. Menentukan Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah :

- a. Menganalisa pola pemakaian bahan kimia yang dilakukan secara berkesinambungan di laboratorium kimia PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Belawan Medan.
- b. Menerapkan informasi yang dihasilkan dari proses penggalian data pemakaian bahan kimia di laboratorium kimia PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Belawan Medan guna menunjang kinerja perusahaan.
- c. Membangun sebuah sistem agar pemakaian bahan kimia dapat terkontrol dengan baik.

#### 2. Mempelajari Literatur

Literatur-literatur yang dipakai sebagai bahan referensi dalam penelitian ini adalah dari jurnal-jurnal ilmiah, modul pembelajaran dan buku tentang Data Mining. literatur-literatur ini akan menjadi pedoman untuk melakukan penelitian agar memudahkan proses penelitian. Dalam prosesnya diperlukan literatur yang berguna untuk pemahaman konsep dan pendalaman teori tentang Data Mining untuk Menentukan Pola Pemakaian Bahan Kimia Di Laboratorium Menggunakan Algoritma *Fp-Growth* dari beberapa sumber jurnal nasional, internasional, buku-buku dan internet.

### 3. Mengumpulkan data

Dalam penelitian ini teknik pengumpulan data yang dilakukan adalah penelitian dengan cara melakukan pengamatan langsung ke lokasi laboratorium kimia PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Belawan Medan. Selain pengamatan, juga dilakukan wawancara kepada pihak-pihak yang terkait dengan penelitian ini. Di samping itu juga, melakukan pengambilan sampel data bahan kimia untuk menunjang penelitian ini.

### 4. Menganalisis Data

Pada tahap ini data yang telah dikumpulkan kemudian dianalisis. Analisis dengan menggunakan Association Rule dilakukan melalui penghitungan support dan confidence dari suatu hubungan item. Tahapan dalam menganalisis data yang dilakukan sebagai berikut :

- a. Menganalisa pola frequent item pada data pemakaian bahan kimia dengan menentukan nilai minimum support.
- b. Setelah semua pola frequent item ditemukan, kemudian dicari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum confidence .
- c. Menemukan pola association rule dengan menggunakan pendekatan algoritma FP-Growth.
- d. Melakukan proses Generate Rule menggunakan algoritma FP-Growth Dengan melakukan pembentukan FP-Tree sehingga proses ekstraksi frequent item dapat dilakukan secara lebih mudah.

### 5. Pengujian Menggunakan Aplikasi Yang Telah Ditentukan

Pada tahap ini, rule diuji menggunakan sistem Data Mining yang sudah ada. Tools yang digunakan sebagai pengujian sistem adalah Rapidminer 5.3. Tahapan-tahapan dalam proses pengujian dengan menggunakan Rapidminer 5.3 adalah sebagai berikut:

- a. Data pemakaian bahan kimia yang sudah ada sebelumnya di transformasikan ke dalam *Microsoft Excel*.
- b. Mengimport data pemakaian bahan kimia yang akan dijadikan sebagai data tabel transaksi *frequent itemset* di dalam *tools Rapidminer 5.3*
- c. Melakukan proses *Input Data* dan *association rule* untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi item
- d. Menentukan minimum *support* dan *confidence*
- e. Memperoleh informasi baru yaitu berupa aturan-aturan asosiasi pola pemakaian bahan kimia

### 6. Evaluasi Hasil

Setelah pengujian data dilakukan, hasil analisis dengan cara manual dan pengujian dengan menggunakan tools yaitu *Rapidminer 5.3* akan terlihat perbandingannya. Setelah memperoleh informasi berupa pola asosiasi dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* pada data pemakaian bahan kimia yang telah dianalisa, maka dapat diambil berbagai kesimpulan yang nantinya dapat dijadikan sebagai acuan dalam melakukan berbagai kegiatan yang terkait dengan pemakaian bahan kimia guna menjaga, mempermudah ataupun meningkatkan kinerja perusahaan.

#### 4. Hasil Dan Pembahasan

Pemakaian bahan kimia pada laboratorium kima PT. PLN (Persero) Sektor Pembangkitan Belawan Medan dilakukan secara rutin. Pemakaian bahan kimia yang dilakukan secara rutin tentunya memiliki pola asosiasi antara satu item dengan item lainnya. Adapun data sampel pemakaian bahan kimia yang dilakukan pada periode Januari 2015 adalah sebagai berikut :

Tabel 1 Pemakaian Bahan Kimia Bulan Januari 2015

TANGGAL	BAHAN KIMIA YANG DIPAKAI	SATUAN	JENIS BAHAN KIMIA	JUMLAH PEMAKAIAN
01 Januari 2015	Ammonium heptamolybdat tetrahidrat	gr	Padat	75
	1- Amino -2- hydroxynapthalin-4-sulfonsaure	gr	padat	3
	Asam oxalate	gr	Padat	50
	Methyl Orange	gr	Serbuk	10
	Natrium disulfit	gr	Serbuk	133
	Natrium sulfit	gr	Serbuk	5
02 Januari 2015	Naftol benzene	gr	Padat	2
	2 Propanol	ml	Cair	10
	Toluol	ml	Cair	500
	Asam Chlorida (HCl)	Kg	Cair	1.000
	Caustic Soda (NaOH)	Kg	Cair	3.000
03 Januari 2015	Anti sealant KC - 550	Kg	Cair	570
	Hidrazine (N <sub>2</sub> H <sub>4</sub> )	Kg	Cair	110
	ELIMNOX (N1250)	Kg	Cair	52
	Natrium triphosphate (Na <sub>3</sub> PO <sub>4</sub> )	Kg	Padat	52
	Ammonium Hidroksida (NH <sub>4</sub> OH)	Kg	Cair	30
	Kapur	Kg	Serbuk	40
04 Januari 2015	Asam oxalate	gr	Padat	100
	Methyl Orange	gr	padat	15
	Natrium disulfit	gr	Padat	133
	Natrium sulfit	gr	Serbuk	5
	1- Amino -2- hydroxynapthalin-4-sulfonsaure	gr	Serbuk	3
05 Januari 2015	2 Propanol	ml	Cair	10
	Tetrachloroethylen reinst	ml	Cair	15
	Toluol	ml	Cair	500
	Kalium dihydrogen phosphate	gr	Padat	5
30 Januari 2015	1- Amino -2- hydroxynapthalin-4-sulfonsaure	gr	Padat	3
	Natrium sulfit	gr	Serbuk	5
	Methanol	ml	Cair	250
	Natrium disulfit	gr	Serbuk	133
31 Januari 2015	Natrium disulfit	gr	Padat	133
	Asam oxalate	gr	Padat	100
	2 Propanol	ml	Cair	10
	Natrium sulfit	gr	Serbuk	5

Setelah memperoleh data transaksi pemakaian bahan kimia yang telah diuraikan pada Tabel di atas, maka selanjutnya dilakukan penambahan *initial* seperti pada tabel dibawah ini :

Tabel 2 Pemberian *Initial* Pada Setiap *Itemset*

Nama Bahan Kimia	<i>Initial</i>
Ammonium heptamolybdat tetrahydrat	A
1- Amino -2- hydroxynapthalin-4-sulfonsaure	B
Asam oxalate	C
Methyl Orange	D
Natrium disulfit	E
Natrium sulfit	F
Naftol benzene	G
Propanol	H
Toluol	I
Asam Chlorida ( HCl )	J
Caustic Soda ( NaOH )	K
Anti scalant KC - 550	L
Hidrazine ( N <sub>2</sub> H <sub>4</sub> )	M
ELIMINOX (N1250)	N
Natrium triphosphate ( Na <sub>3</sub> PO <sub>4</sub> )	O
Ammonium Hidroksida ( NH <sub>4</sub> OH )	P
Kapur	Q
Methanol	R
Tetrachloroethylen reinst	S
Kalium dihydrogen phosphate	T

Setelah memberikan *initial* pada setiap data transaksi pemakaian bahan kimia, seperti pada Tabel 2 maka dapat dilakukan analisa pola asosiasi dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan menentukan **minimum support sebesar 20%** dan **minimum Confidence sebesar 50%**.

Penggalian *itemset* yang *frequent* dengan menggunakan algoritma *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 :

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base*
2. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*
3. Tahap pencarian *frequent itemset*.

### 1. Tahap pembangkitan *Conditional pattern base*

Dari data transaksi pemakaian bahan kimia yang tertera pada tabel 1 di atas, maka dapat dilakukan pembangkitan *conditional pattern base* dengan melakukan pemilihan variabel dari hasil penentuan *initial* dari setiap item yang tertera pada tabel 2. Pemilihan variabel dilakukan

berdasarkan variabel yang dianggap penting, variabel yang digunakan adalah Tanggal dan Bahan Kimia Yang Digunakan. Maka data transaksi pemakaian bahan kimia yang akan dianalisa akan dijelaskan pada tabel 3 sebagai berikut :

Tabel 3 Data Transaksi Dengan Variabel Terpilih

TID	TANGGAL	BAHAN KIMIA YANG DIPAKAI
1	01 Januari 2015	A, B, C, D, E, F
2	02 Januari 2015	G, H, I, J, K
3	03 Januari 2015	L, M, N, O, P, Q
4	04 Januari 2015	B, C, D, E, F
5	05 Januari 2015	H, I, S, T
6	06 Januari 2015	B, E, F, J
7	07 Januari 2015	C, D, E
8	08 Januari 2015	B, I, J, K
9	09 Januari 2015	H, I, S, T
10	10 Januari 2015	I, M, N, O
11	11 Januari 2015	B, C, E, F, J
12	12 Januari 2015	I, M, P, R
13	13 Januari 2015	A, B, E, F
14	14 Januari 2015	C, D, E, F
15	15 Januari 2015	B, E, F
16	16 Januari 2015	I, R, S, T
17	17 Januari 2015	M, O, P
18	18 Januari 2015	B, C, F
19	19 Januari 2015	C, I, P, R
20	20 Januari 2015	C, N, O
21	21 Januari 2015	C, D, I, P
22	22 Januari 2015	H, J, K, R
23	23 Januari 2015	D, I, P, S
24	24 Januari 2015	B, C, E, F
25	25 Januari 2015	D, L, M, N, S
26	26 Januari 2015	C, I, P, R
27	27 Januari 2015	C, F, P
28	28 Januari 2015	C, D, I
29	29 Januari 2015	D, F, M
30	30 Januari 2015	B, E, F, R
31	31 Januari 2015	C, E, F, H

Berdasarkan data pemakaian bahan kimia di atas, terlihat bahwa setiap transaksi yang ada terdapat lebih dari 1 item bahan kimia yang digunakan, oleh karena itu data tersebut dapat langsung digunakan untuk melakukan perhitungan *frequent item* seperti terdapat pada tabel berikut :

Tabel 4 *Frequent Items*

Items	Frequent	Support
Ammonium heptamolybdat tetrahydrat (A)	2	2/31 x 100% 6,45%
1- Amino -2- hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B)	10	10/31 x 100% 32,25%
Asam oxalate (C)	14	14/31 x 100% 45,16%
Methyl Orange (D)	9	9/31 x 100% 29,03%
Natrium disulfit (E)	11	11/31 x 100% 35,48%
Natrium sulfit (F)	13	13/31 x 100% 41,94%
Naftol benzene (G)	1	1/31 x 100% 3,23%
2 Propanol (H)	5	5/31 x 100% 16,12%
Toluol (I)	12	12/31 x 100% 38,71%
Asam Chlorida (HCl) (J)	5	5/31 x 100% 16,12%
Caustic Soda (NaOH) (K)	3	3/31 x 100% 9,68%
Anti scalant KC - 550 (L)	2	2/31 x 100% 6,45%
Hidrazine (N2H4) (M)	6	6/31 x 100% 19,35%
ELIMINOX (N1250) (N)	4	4/31 x 100% 12,90%
Natrium triphosphate (Na3PO4) (O)	4	4/31 x 100% 12,90%
Ammonium Hidroksida (NH4OH) (P)	8	8/31 x 100% 25,81%
Kapur (Q)	1	1/31 x 100% 3,22%
Methanol (R)	6	6/31 x 100% 19,35%
Tetrachloroethylen reinst (S)	5	5/31 x 100% 16,13%
Kalium dihydrogen phosphate (T)	3	3/31 x 100% 9,68%

Setelah mendapatkan nilai minimum *frequent items*, maka dilakukan penyaringan data dengan nilai minimum *frequent items* sebesar 30%. Dengan demikian, *itemset* yang memiliki nilai minimum *frequent items* 30 % yaitu : *items C, F, I, E, dan B*. Jadi selain 5 item yang dicari dengan menentukan minimum *support* tersebut tidak digunakan untuk membangun *FP-Tree*. Hasil penyaringan data transaksi pemakaian bahan kimia yang telah dilakukan dapat dilihat pada tabel 5 di bawah ini :

Tabel 5 Data *Items* Dengan Nilai Minimum *Frequent Item* 30%

<i>Items</i>	<i>Frequent</i>	<i>Support</i>	
1- Amino -2- hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B)	10	10/31 x 100%	32,25%
Asam oxalate (C)	14	14/31 x 100%	45,16%
Natrium disulfit (E)	11	11/31 x 100%	35,48%
Natrium sulfit (F)	13	13/31 x 100%	41,94%
Toluol (I)	12	12/31 x 100%	38,71%

Setelah mendapatkan *items* dengan minimum *support* 30% maka data transaksi pemakaian bahan kimia yang akan dianalisa dapat dilihat pada tabel 4.6 :

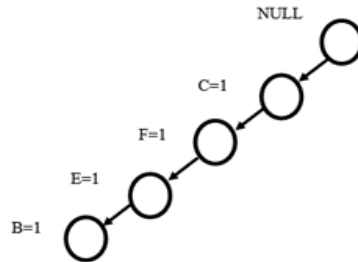
Tabel 6 Data *Items* Dengan Nilai Minimum *Frequent Item* 30%

TID	TANGGAL	BAHAN KIMIA YANG DIPAKAI
1	01 Januari 2015	C, F, E, B
2	02 Januari 2015	I
3	03 Januari 2015	-
4	04 Januari 2015	C, F, E, B
5	05 Januari 2015	I
6	06 Januari 2015	F, E, B
7	07 Januari 2015	C, E
8	08 Januari 2015	I, B
9	09 Januari 2015	I
10	10 Januari 2015	I
11	11 Januari 2015	C, F, E, B
12	12 Januari 2015	I
13	13 Januari 2015	F, E, B
14	14 Januari 2015	C, F, E
15	15 Januari 2015	F, E, B
16	16 Januari 2015	I
17	17 Januari 2015	-
18	18 Januari 2015	C, F, B
19	19 Januari 2015	C, I
20	20 Januari 2015	C
21	21 Januari 2015	C, I
22	22 Januari 2015	-
23	23 Januari 2015	I
24	24 Januari 2015	C, F, E, B
25	25 Januari 2015	-
26	26 Januari 2015	C, I
27	27 Januari 2015	C, F
28	28 Januari 2015	C, I
29	29 Januari 2015	F
30	30 Januari 2015	F, E, B
31	31 Januari 2015	C, F, E



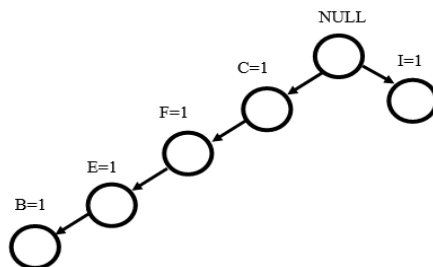
## 2. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*

Maka langkah selanjutnya adalah membentuk pohon *FP-Tree* dengan melihat tabel 4.6. Gambar di bawah ini memberikan ilustrasi mengenai pembentukan *FP-tree* setelah pembacaan TID pada tabel 6.



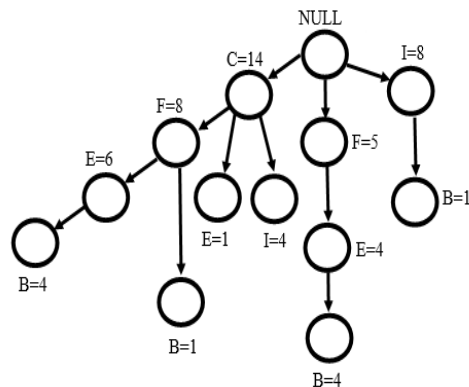
**Gambar. 2** Pembentukan *FP-Tree* setelah melakukan pembacaan TID 1

Gambar. 2 Pembentukan *FP-Tree* setelah pembacaan didapat setelah melakukan TID 1, Yaitu berisi : NULL- C (Asam oxalate) = 1, F (Natrium sulfat) =1, E (Natrium disulfat) =1, B (1- Amino -2-hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure) =1.



**Gambar. 3** Pembentukan *FP-Tree* setelah melakukan pembacaan TID 2

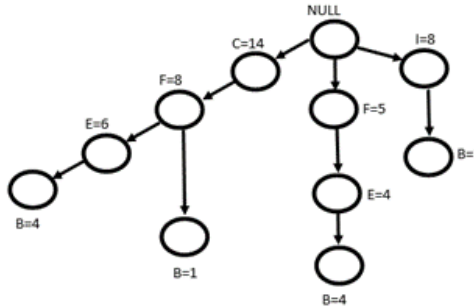
Gambar 3 didapat setelah melakukan TID 2 ,Yaitu: NULL-I (Toluol) =1.



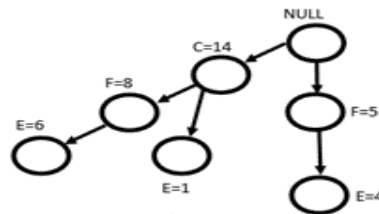
**Gambar. 4** Pembentukan *FP-Tree* setelah melakukan pembacaan TID 31

Gambar. 4 Pembentukan *FP-Tree* didapat setelah melakukan pembacaan pada TID 31 yaitu berisi : NULL- C (Asam oxalate) =14, F (Natrium sulfat) =8, E (Natrium disulfat) =6.

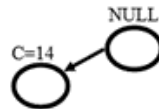
Untuk menemukan *Frequent itemset* dari tabel 4.5, maka terlebih dahulu ditentukan lintasan yang berakhir dengan *support count* terkecil, yaitu lintasan B, E, yang diikuti dengan I, F, dan di akhiri C. Proses pembentukan masing-masing *node* dapat dilihat pada gambar 2 sampai 4 :



**Gambar 5 Lintasan yang Mengandung Simpul B**



**Gambar 6 Lintasan yang Mengandung Simpul E**



**Gambar 7 Lintasan yang Mengandung Simpul C**

**Tabel 7 Daftar *Frequent Itemset* Diurutkan Berdasarkan Hubungan Akhiran**

<i>Suffix</i>	<i>Frequent Itemset</i>
B	{B}, {I,B}, {F,E,B}, {C, F, B}, {C,F,E,B}
E	{E}, {F,E}, {C,E}, {C,F,E}
I	{I}, {I,B}, {C,I}
F	{F}, {C,F}
C	{C}

### 3. Tahap Pencarian *Frequent Itemset*

Pencarian *Association Rules* dilakukan melalui dua tahap yaitu pencarian *frequent itemset* dan penyusutan *rules*. *Support* adalah ukuran yang menunjukkan tingkat dominasi *itemset* dari keseluruhan transaksi.

**Tabel 8 Frequent Itemset Dengan Nilai Minimum Support 20%**

No	Itemset	Jumlah	Support
1	C,F	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
2	F,C	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
3	C,E	7	$7/31 \times 100\% = 22,58\%$
4	E,C	7	$7/31 \times 100\% = 22,58\%$
5	F,E	10	$10/31 \times 100\% = 32,26\%$
6	E,F	10	$10/31 \times 100\% = 32,26\%$
7	F,B	9	$9/31 \times 100\% = 29,03\%$
8	B,F	9	$9/31 \times 100\% = 29,03\%$
9	B,E	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
10	E,B	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
11	F,E,B	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
12	F,B,E	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
13	E,B,F	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
14	E,F,B	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
15	F,E,B	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$
16	B,F,E	8	$8/31 \times 100\% = 25,81\%$

Parameter lainnya adalah *confidence* yaitu nilai ukuran seberapa besar *valid* tidaknya suatu *Association Rules*. Sebuah *Association Rules* dengan *confidence* sama atau lebih besar dari minimum *confidence* dapat dikatakan sebagai *valid association rule*. Setelah mendapatkan nilai *support*, maka dilakukan perhitungan nilai *confidence* sebagai berikut :

**Tabel 9 Frequent Itemset Minimum Support dan Confidence**

No	Itemset	Jumlah	Support %	Confidence %
1	C,F	8	25,81%	$8/14 \times 100\% = 57,14\%$
2	F,C	8	25,81%	$8/13 \times 100\% = 61,53\%$
3	C,E	7	22,58%	$7/14 \times 100\% = 50\%$
4	E,C	7	22,58%	$7/11 \times 100\% = 63,63\%$
5	F,E	10	32,26%	$10/13 \times 100\% = 76,92\%$
6	E,F	10	32,26%	$10/11 \times 100\% = 90,90\%$
7	F,B	9	29,03%	$9/13 \times 100\% = 69,23\%$
8	B,F	9	29,03%	$9/10 \times 100\% = 90\%$
9	B,E	8	25,81%	$8/10 \times 100\% = 80\%$
10	E,B	8	25,81%	$8/11 \times 100\% = 72,72\%$
11	F,E,B	8	25,81%	$8/10 \times 100\% = 80\%$
12	F,B,E	8	25,81%	$8/9 \times 100\% = 88,88\%$
13	E,B,F	8	25,81%	$8/8 \times 100\% = 100\%$
14	E,F,B	8	25,81%	$8/11 \times 100\% = 72,72\%$
15	F,E,B	8	25,81%	$8/13 \times 100\% = 61,53\%$
16	B,F,E	8	25,81%	$8/10 \times 100\% = 80\%$

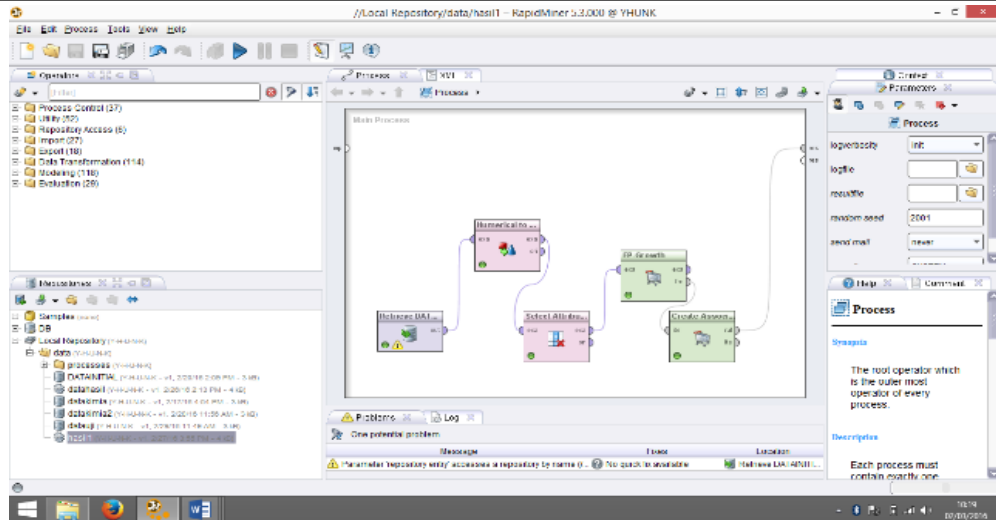
Setelah mendapat *itemset* dengan nilai minimum *support* 20% dan minimum *confidence* 50%, maka langkah selanjutnya dilakukan pembentukan *association rule* seperti pada Tabel 10 di bawah ini :

**Tabel 10 Association Rule Dengan Nilai Minimum Support dan Minimum Confidence**

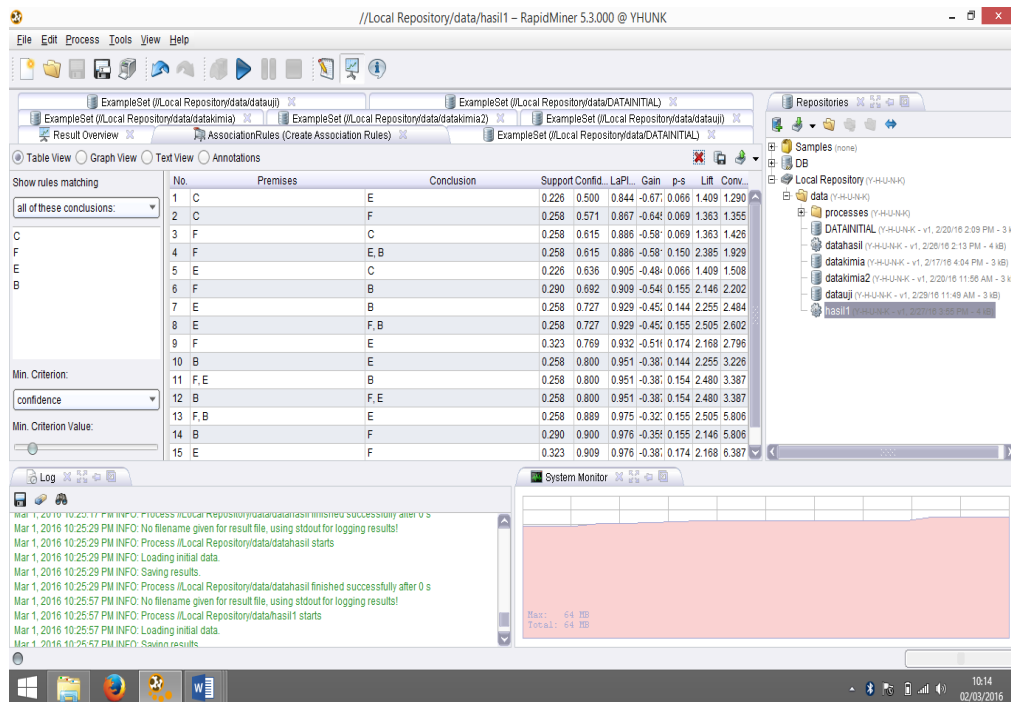
No	Itemset	Jumlah	Support %	Confidence %
1	C,F	8	25,81%	57,14%
2	F,C	8	25,81%	61,53%
3	C,E	7	22,58%	50%
4	E,C	7	22,58%	63,63%
5	F,E	10	32,26%	76,92%
6	E,F	10	32,26%	90,90%
7	F,B	9	29,03%	69,23%
8	B,F	9	29,03%	90%
9	B,E	8	25,81%	80%
10	E,B	8	25,81%	72,72%
11	F,E,B	8	25,81%	80%
12	F,B,E	8	25,81%	88,88%
13	E,B,F	8	25,81%	100%
14	E,F,B	8	25,81%	72,72%
15	F,E,B	8	25,81%	61,53%
16	B,F,E	8	25,81%	80%

Setelah melakukan perhitungan nilai *support* dan nilai *confidence*, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

- Rule 1 : Jika menggunakan Asam *Oxalate* (C)  
maka akan menggunakan Natrium Sulfit (F) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 57,14%.
- Rule 2 : Jika menggunakan Natrium Sulfit (F)  
maka akan menggunakan Asam *Oxalate* (C) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 61,53%.
- Rule 3 : Jika menggunakan Asam *Oxalate* (C)  
maka akan menggunakan Natrium Disulfit (E) dengan *support* 22,58% dan *confidence* 50%.
- Rule 4 : Jika menggunakan Natrium Disulfit  
(E) maka akan menggunakan Asam *oxalate* (C) dengan *support* 22,58% dan *confidence* 63,63%.
- Rule 5 : Jika menggunakan Natrium Sulfit (F)  
maka akan menggunakan Natrium Disulfit (E) dengan *support* 32,26% dan *confidence* 76,92%.
- Rule 6 : Jika menggunakan Natrium Disulfit  
(E) maka akan menggunakan Natrium Sulfit (F) dengan *support* 32,26% dan *confidence* 90,90%.
- Rule 7 : Jika menggunakan Natrium Sulfit (F)  
maka akan menggunakan 1- Amino – 2- hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B) dengan *support* 29,03% dan *confidence* 69,23%.
- Rule 8 : Jika menggunakan 1- Amino -2-  
hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B) maka akan menggunakan Natrium Sulfit (F) dengan  
*support* 29,03% dan *confidence* 90%.
- Rule 9 : Jika menggunakan 1- Amino -2-  
hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B) maka akan menggunakan Natrium Disulfit (E) dengan  
*support* 25,81% dan *confidence* 80%.
- Rule 10: Jika menggunakan Natrium Disulfit  
(E) maka akan menggunakan 1- Amino -2- hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 72,72%.
- Rule 11: Jika menggunakan Natrium Sulfit (F)  
dan Natrium Disulfit (E) maka akan menggunakan 1- Amino -2-hydroxynaphthalin-4-  
sulfonsaure (B) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 80%.
- Rule 12: Jika menggunakan Natrium Sulfit (F) dan 1- Amino -2- hydroxynaphthalin-4- sulfonsaure (B)  
maka akan menggunakan Natrium Disulfit (E) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 88,88%.
- Rule 13: Jika menggunakan Natrium Disulfit (E) dan 1- Amino -2- hydroxynaphthalin-  
4-sulfonsaure (B) maka akan menggunakan Natrium Sulfit (F) dengan *support* 25,81% dan  
*confidence* 100%.
- Rule 14: Jika menggunakan Natrium Disulfit (E) dan Natrium Sulfit (F) maka akan menggunakan 1-  
Amino -2- hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 80%.
- Rule 15 : Jika menggunakan 1- Amino -2- hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B) dan Natrium Disulfit (E)  
maka akan menggunakan Natrium Sulfit (F) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 61, 53%.
- Rule 16 : Jika menggunakan 1- Amino -2- hydroxynaphthalin-4-sulfonsaure (B) dan Natrium Sulfit (F)  
maka akan menggunakan Natrium Disulfit (E) dengan *support* 25,81% dan *confidence* 80%.



Gambar 8 Proses Menggunakan Aplikasi *RapidMiner 5.3*



Gambar 9 Rule Dihasilkan Menggunakan Aplikasi *RapidMiner 5.3*

## 5. Kesimpulan

1. Metode dalam pencarian *Frequent Itemset* pohon keputusan menggunakan algoritma *FP-Growth* bekerja sangat baik dalam melakukan *Frequent Itemset* dengan proses pembentukan *FP-Tree* dengan menghasilkan *rule* dari data sampel pemakaian bahan kimia.
2. Penentuan data variabel sangat menentukan tingkat akurasi *FP-Growth* yang dibuat dan besarnya presentase dalam menentukan minum *support* dan minimum *confidence* dipengaruhi oleh data

variabel yang digunakan untuk mencari *frequent itemset* yang saling berhubungan untuk menemukan variabel yang akan dijadikan acuan dalam pemakaian bahan kimia .

3. Dari penelitian yang dilakukan ada beberapa atribut yang tidak digunakan dalam *rule* yang dihasilkan, sehingga pemilihan atribut di dalam *dataset* sangat penting.
4. Algoritma *FP-Growth* dapat diterapkan untuk menganalisa pola pemakaian bahan kimia di laboratorium guna mempermudah sistem pengadaan maupun cara penyimpanannya.

## 6. Referensi

Software yang digunakan dalam pengujian ini adalah *Microsoft Excel* dan *RapidMiner 5.3*.

(Hermawati, 2009).  
“*Data Mining*”

Rama Novta Miraldi, *et al* (2014).  
“*Implementasi Algoritma FP-GROWTH untuk Sistem Rekomendasi Buku di Perpustakaan UKDW*”

Ririanti, (2014).  
*Implementasi algoritma fp-growth pada aplikasi Prediksi Persediaan Sepeda Motor (Studi Kasus PT. Pilar Deli Labumas)*