

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 *Adverse Event*

Adverse event atau reaksi obat yang tak dikehendaki (ROTD) adalah sebuah respon tubuh terhadap obat yang memberikan efek merugikan dan tak diinginkan, terjadi pada penggunaan dosis normal yang digunakan manusia untuk profilaksis, diagnosis, terapi penyakit, atau modifikasi fungsi fisiologis (WHO, 1972).

Depkes (2008) mendefinisikan reaksi obat yang tidak dikehendaki atau *adverse drug reaction* (ADR) sebagai kejadian cedera pada pasien selama proses terapi akibat penggunaan obat.

Menurut WHO (2002), pelaporan terkait *adverse event* dibutuhkan karena informasi yang dikumpulkan selama fase pra pemasaran dalam pengembangan obat belum dilengkapi dengan kemungkinan kejadian yang tidak dikehendaki pada pasien. Pernyataan tersebut mengingat beberapa hal berikut:

1. Pengujian pada hewan belum memadai untuk memprediksi keselamatan dan keamanan obat pada manusia.
2. Pasien yang terlibat dalam uji klinis dipilih dalam jumlah terbatas.
3. Pada saat perizinan, pemaparan obat hanya dilakukan pada kurang dari 5000 pasien sehingga hanya reaksi umum yang bisa ditemukan.
4. Setidaknya membutuhkan minimal 30.000 orang untuk diberi perlakuan dengan sebuah obat untuk memastikan bahwa tidak ada kesalahan dalam menentukan *adverse event* yang memiliki insidensi 1:10.000.
5. Informasi yang jarang namun serius, toksisitas kronis yang terjadi pada sebagian kecil kelompok (anak-anak, wanita hamil dan orang tua) atau interaksi obat sering tidak lengkap dan tidak tersedia.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.2 Analgetik

Nyeri adalah perasaan sensoris dan emosional yang tidak nyaman, berkaitan dengan (ancaman) kerusakan jaringan. Keadaan psikis sangat memperhebatnya, tetapi dapat pula menghindarkan sensasi rangsangan nyeri. mempengaruhi nyeri, misalnya emosi dapat menimbulkan sakit (kepala) atau nyeri merupakan suatu perasaan subyektif pribadi dan ambang toleransi nyeri berbeda-beda bagi setiap orang. batas nyeri untuk suhu adalah konstan, yakni pada 44-45oC (Tjay, 2007).

Ambang nyeri didefinisikan sebagai tingkat (*level*) pada mana nyeri dirasakan untuk pertama kalinya. Dengan kata lain, intensitas rangsangan yang terendah saat orang merasakan nyeri. Untuk setiap orang ambang nyerinya adalah konstan (Tjay, 2007).

Analgetik atau obat penghilang nyeri merupakan zat-zat yang mengurangi atau menghalau rasa nyeri tanpa menghilangkan kesadaran (perbedaan dengan anestetika umum) (Tjay, 2007).

Menurut (Tjay, 2007), analgetika dibagi dalam dua kelompok besar, berdasarkan kerja farmakologisnya yakni :

- a. Analgetika perifer (non-narkotik), yang terdiri dari obat-obat yang tidak bersifat narkotik dan tidak bekerja sentral. Analgetika antiradang termasuk kelompok ini
- b. Analgetika narkotik khusus digunakan untuk menghalau rasa nyeri hebat, seperti pada *fractura* dan kanker.

Secara kimiawi analgetika perifer dapat dibagi dalam beberapa kelompok, yakni :

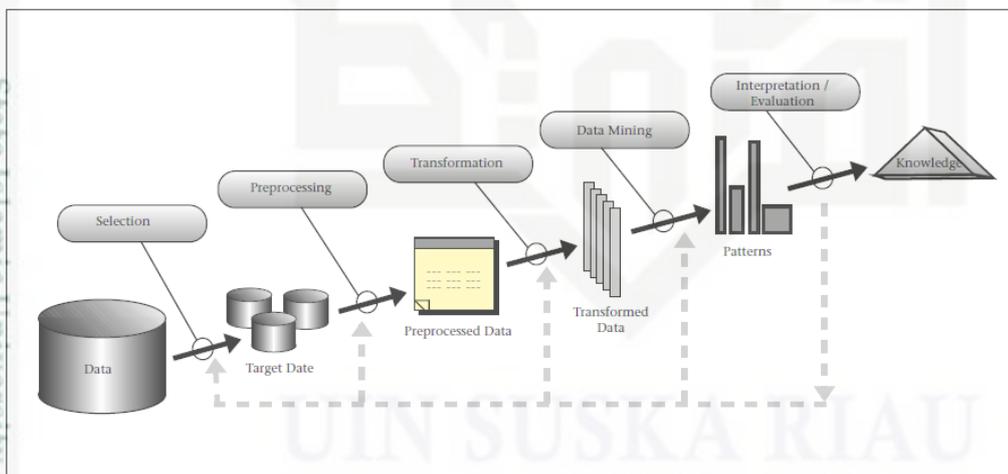
- a. parasetamol
- b. salisilat : asetosal, salisilamida, dan benorilat
- c. penghambat prostaglandin: ibuprofen, dll
- d. derivat-antranilat : mefenaminat, glafenin
- e. derivat-pirazolon : propifenazon, isopropilaminofenazon, dan metamizol
- f. lainnya : benzidamin (Tantum).

Efek samping lain adalah gangguan fungsi trombosit akibat penghambatan biosintesis tromboksan A2 (TXA2) yang berakibat bertambahnya panjang waktu perdarahan.

Prototip obat golongan ini adalah aspirin, karena itu obat golongan ini sering disebut juga sebagai obat mirip aspirin (*aspirin like drugs*). Contoh obatnya antara lain: aspirin, parasetamol, ibuprofen, ketoprofen, naproksen, célébrex, asam mefenamat, piroksikam, diklofenak dan indometasin.

2.4 Knowledge Discovery in Database (KDD)

Data Mining dan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) sering kali digunakan untuk memberi tahu proses pencarian informasi yang tersembunyi didalam *database* yang besar. Pada dasarnya kedua istilah tersebut memiliki konsep yang berbeda, tetapi saling berkaitan antara satu sama lain. Dan pada salah satu tahap KDD terdapat proses *data mining*. Proses KDD secara garis besar dapat dijelaskan sebagai berikut (Fayyad, 1996 dikutip oleh Kusriani, Emha Taufiq Luthi, 2009):



Gambar 2.1 Tahap-tahap KDD

1. *Data Selection*

Merupakan pemilihan data dari sekumpulan data operasional yang perlu dilakukan sebelum penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data dari hasil seleksi digunakan untuk proses *data mining*, disimpan pada suatu berkas, terpisah dari basis data operasional.

2. Pre-processing/Cleaning

Tahap *cleaning* ini mencakup seperti membuang data duplikasi, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan dalam menulis (*tipografi*). Pada tahap ini juga dilakukan proses *enrichment*, yaitu merupakan suatu proses “memperkaya” data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan, seperti data atau informasi eksternal.

3. Transformation

Tahap ini dalam KDD merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

4. Data Mining

Merupakan proses mencari pola atau informasi yang menarik dalam data yang terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD.

5. Interpretation/Evaluation

Pola informasi yang dihasilkan dari proses *data mining* perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesa yang ada sebelumnya.

2.5 Data Mining

Data Mining merupakan suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam *database*. *Data Mining* juga merupakan proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai *database*. (Kusrini, Emha Luthfi Taufiq, 2010)

Menurut Goela (2012) *Data mining* merupakan proses menganalisis suatu data dengan berbagai perspektif dan meringkasnya dalam bentuk informasi yang berguna, sehingga informasi tersebut bisa digunakan untuk meningkatkan pendapatan, memotong biaya atau keduanya.

Ada beberapa hal yang terkait dengan *data mining* :

1. *Data mining* merupakan suatu proses otomatis terhadap data yang sudah ada.
2. Data yang akan diproses berupa data yang sangat besar.
3. Tujuan *data mining* yaitu mendapatkan hubungan atau pola yang akan mungkin memberikan indikasi yang bermanfaat.



Gambar 2.2 Bidang Ilmu *Data Mining*
(Kusrini, Emha Taufik Luthfi, 2009)

2.5.1 Proses *Data Mining*

Menurut (Gorunescu, 2011), proses *data mining* terbagi dalam tiga aktifitas yaitu:

1. Eksplorasi data, terdiri dari aktifitas pembersihan data, transformasi data, pengurangan dimensi, pemilihan ciri dan lain-lain.
2. Membuat model dan pengujian validitas model, merupakan pemilihan terhadap model-model yang sudah dikembangkan yang cocok dengan kasus yang dihadapi. Dengan kata lain, dilakukan pemilihan model secara kompetitif.
3. Penerapan model dengan data baru untuk menghasilkan perkiraan dari kasus yang ada. Tahap ini merupakan tahap yang menentukan apakah model yang dibangun dapat menjawab permasalahan yang dihadapi.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.5.2 Pengelompokan *Data Mining*

Berdasarkan tugas yang dapat dilakukannya, *Data Mining* dibagi menjadi beberapa kelompok (Kusrini, Emha Taufik Luthfi, 2009) :

1. Deskripsi

Terkadang peneliti dan analisis ingin mencoba mencari data untuk menggambarkan pola dan kecenderungan dalam data secara sederhana. Deskripsi dari pola dan kecenderungan sering memberikan kemungkinan penjelasan untuk suatu pola atau kecenderungan.

2. Klasifikasi

Pada klasifikasi terdapat target variabel kategori. Contoh klasifikasi dalam bisnis dan penelitian adalah :

- a. Menentukan apakah suatu transaksi kartu kredit merupakan transaksi yang curang atau tidak.
- b. Memperkirakan apakah suatu pengajuan hipotek oleh nasabah merupakan suatu kredit yang baik atau tidak.
- c. Mendiagnosis penyakit seorang pasien untuk mendapatkan kategori penyakit tersebut.

3. Estimasi

Hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variabel estimasi lebih kearah numerik dari pada kearah kategori. Model dibangun menggunakan *record* lengkap yang menyediakan nilai dari variabel target sebagai prediksi. Dan pada peninjauan selanjutnya estimasi nilai dari variabel target dibuat berdasarkan nilai variabel prediksi.

4. Prediksi

Hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada dimasa mendatang. Beberapa metode dan teknik yang digunakan (untuk keadaan yang tepat) untuk prediksi.

5. Pengklusteran

Pada pengklusteran merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelad objek-objek yang memiliki kemiripan. Kluster adalah kumpulan *record* yang memiliki kluster lain. Pada pengklusteran

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber;

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

tidak ada variabel target seperti klasifikasi. Pengklusteran tidak melakukan klasifikasi, mengestimasi, memprediksi nilai dari variabel target. Akan tetapi, algoritma pengklusteran mencoba untuk melakukan pembagian terhadap keseluruhan data menjadi kelompok-kelompok yang memiliki kemiripan (*homogeny*), yang mana kemiripan dalam satu kelompok akan bernilai maksimal Sedangkan kemiripan dengan *record* dalam kelompok lain akan bernilai minimal.

6. Asosiasi

Didalam *Data Mining* asosiasi bertugas menemukan *attribute* yang muncul dalam satu waktu. Asosiasi lebih sering disebut dengan analisis keranjang belanja. Contoh asosiasi dalam bisnis dan penelitian :

- a. Meneliti jumlah pelanggan dari perusahaan telekomunikasi seluler yang diharapkan untuk memberikan respon positif terhadap penawaran *upgrade* layanan yang diberikan.
- b. Menentukan barang dalam supermarket yang dibeli secara bersamaan dan yang tidak pernah dibeli secara kesamaan.

2.6 Association Rule

Association rule mining adalah suatu prosedur untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item dalam suatu dataset yang ditentukan. Dalam menentukan suatu *association rule*, terdapat suatu *interestingness measure* (ukuran kepercayaan) yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan perhitungan tertentu Umumnya ada dua ukuran, yaitu *support* dan *confidence*. Kedua ukuran ini nantinya berguna dalam menentukan *interesting association rules*, yaitu untuk dibandingkan dengan batasan (*threshold*) yang ditentukan oleh user. Batasan tersebut umumnya terdiri dari *minimum support* dan *minimum confidence*. Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap (Rizki dkk, 2014):

1. Analisa Pola Frekuensi Tinggi

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

$$Support(X) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ yang\ mengandung\ item\ X}{Total\ transaksi} \dots\dots\dots \text{Persamaan (2.1)}$$

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Kemudian untuk mencari nilai *support* dari dua item atau lebih dapat menggunakan rumus berikut:

$$Support(X, Y) = P(X \cap Y) = \frac{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung item X dan Y}}{\text{Total transaksi}} \dots\dots \text{Persamaan (2.2)}$$

2. Pembentukan *Association Rules*

Setelah menemukan semua pola frekuensi tinggi, selanjutnya adalah mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif.

Nilai *confidence* diperoleh dengan rumus berikut :

$$Confidence(X \rightarrow Y) = P(X|Y) = \frac{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung item X dan Y}}{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung X}} \dots\dots \text{Persamaan (2.3)}$$

2.7 Equivalence Class Transformation (Eclat)

Algoritma *Equivalence Class Transformation (ECLAT)* merupakan algoritma yang sangat sederhana untuk menemukan *itemset* yang paling sering muncul, pada dasarnya algoritma ECLAT melakukan pencarian secara *depth-first search* pada *database* dengan tata letak vertikal, jika *database* berbentuk horizontal maka harus dikonversikan ke bentuk vertikal terlebih dahulu. (Kaur & Grag, 2014)

Proses pencarian dilakukan dari item yang paling sering muncul hingga yang paling jarang muncul tanpa harus memperhatikan urutan, sehingga proses *pemindaian* tidak perlu dilakukan secara berulang-ulang. Data setiap *itemset* disimpan di sebuah *Transaction Id List (TID List)*, kemudian *TID List* diurutkan berdasarkan transaksi yang mengandung *itemset* yang sama (*frequent itemset*). Selanjutnya *k-itemset* diatur kedalam kelas-kelas berdasarkan kriteria tertentu yang terbentuk dengan mempartisi suatu himpunan (*equivalence class*), *(k+1)-itemset* bisa didapat dengan menggabungkan pasangan *frequent k-itemset* dari kelas yang sama. Dalam prosesnya, algoritma ini dilakukan secara rekursif, dimana pencarian *itemset* akan terus dilakukan sepanjang masih ada *itemset* yang tersisa

(pencarian menyeluruh). Secara garis besar algoritma ECLAT dibagi menjadi 3 fase (Adita et al., n.d.), yaitu:

1. Fase Inisialisasi: kontruksi perhitungan global untuk *frequent 2-itemset*
2. Fase Transformasi: mempartisi *frequent 2-itemset* dan menjadwalkan partisi atas *processor*. Fase ini juga melakukan vertikal transformasi pada database.
3. Fase *Asynchronous*: kontruksi *frequent k-itemset*, sesuai tujuan yang diinginkan.

Menurut (Aakansha & Gadhiya, 2014), proses pembentukan itemset pada algoritma ECLAT di mulai dengan mengubah bentuk transaksi, jika item pada transaksi berbentuk horizontal maka diubah menjadi bentuk vertikal dengan menggabungkan *TID List* pada transaksi yang memiliki item yang sama. Perubahan bentuk transaksi dari bentuk horizontal menjadi vertikal dapat dilihat seperti pada tabel 2.1 dan 2.2 berikut:

Tabel 2.1 Transaksi Awal

TID	Item
1	a, b
2	b, c, d
3	b, c, d, e
4	a, d, e
5	a, b, c

Tabel 2.2 Transaksi Vertikal

Itemset	TID List
A	(1,4,5)
B	(1,2,3,5)
C	(2,3,5)
D	(2,3,4)
E	(3,4)

Selanjutnya dilakukan penyilangan TID List dari kedua (k-1) subset. Model penyilangan dapat dilakukan dari atas kebawah. Contoh penyilangan dapat dilihat pada Tabel 2.3 berikut ini:

Tabel 2.3 Hasil Penyilangan 2-itemset

Itemset	TID List
(a,b)	(1,5)
(a,c)	(5)
(a,d)	(4)
(a,e)	(4)

Dari tabel 2.3 dapat dilihat, subset item A disilangkan dengan subset item B, hasil penyilangan (A,B) didapat dari operasi konjungsi antara anggota subset A dan subset B, proses penyilangan terus dilakukan secara rekursif pada hingga tidak ada lagi itemset yang tersisa. Selanjutnya di tentukan *minimum support (minsupp)* dari setiap *k-itemset*. *Itemset* yang memiliki nilai kurang dari nilai *minsupp* akan dihilangkan. Misal, ditentukan bahwa *minsupp* dari transaksi adalah 2, maka hasil transaksi adalah sebagai berikut:

Tabel 2.4 Hasil frequent 2-itemset

Itemset	TID List
(a,b)	(1,5)
(a,c)	(5)
(a,d)	(4)
(a,e)	(4)

Pada tabel 2.6 dapat dilihat bahwa semua transaksi yang memiliki jumlah *TID List* kurang dari nilai *minsupp* telah dihilangkan. Sehingga didapat hasil *frequent* dari 2-itemset. Selanjutnya dilakukan penyilangan terhadap 3-itemset, penyilangan dilakukan dengan langkah yang sama dengan penyilangan sebelumnya secara rekursif dari atas kebawah. Hasil dari penyilangan dapat dilihat pada tabel 2.5 berikut ini.

Tabel 2.5 Hasil Penyilangan 3-itemset

Itemset	TID List
(a,b,c)	(5)
(a,b,d)	0

Itemset	TID List
(a,b,e)	0

Dari tabel 2.7 diatas dapat diketahui bahwa penyilangan dilakukan dari subset item AB dengan subset item BC menghasilkan itemset (ABC) yang merupakan hasil dari operasi konjungsi antara anggota subset AB dan BC. Begitu juga dengan itemset seterusnya. Kemudian dilakukan *filter* pada *itemset* dengan menggunakan nilai *minsupp* yang telah ditentukan (pada kasus ini *minsupp*=2). Maka hasil dari filter pada transaksi dengan 3-*itemset* adalah sebagai berikut

Tabel 2.6 Hasil Frequent 3-itemset

Itemset	TID List
(a,b,c)	(5)

Tabel 2.6 menunjukkan data transaksi yang memiliki frequent 3-itemset. Proses penyilangan dapat terus dilakukan sehingga *frequent k-itemset* ditemukan.

Setelah hasil dari *frequent itemset* ditemukan maka dilakukan perhitungan terhadap nilai *support* dan nilai *confidence* dari masing-masing *itemset* dengan menggunakan persamaan (2.1) dan persamaan (2.2) untuk menentukan nilai ukuran seberapa valid *asossiation rule* yang ditemukan.

Tabel 2.7 Nilai Support dan Confidence Frequent 2-itemset

Itemset	Support (%)	Confidence (%)
(a→b)	0.4	0.66667
(a→c)	0.25	0.5
(a→d)	0.25	0.5
(a→e)	0.25	0.66667

Tabel 2.9 merupakan nilai *support* dan *confidence* dari *frequent 2-itemset*. Pada aturan asosiasi (a→b) diketahui bahwa nilai *support* atau nilai transaksi yang mengandung item a dan b dari total transaksi adalah 0.4%, sedangkan nilai *confidence* atau nilai proposisi semua transaksi yang mengandung a dan b dari

semua transaksi yang mengandung a dari aturan asosiasi ($a \rightarrow b$) adalah 0.66667%, dari tabel 2.7 juga dapat dilihat bahwa aturan asosiasi yang mempunyai nilai *support* dan *confidence* tertinggi adalah ($b \rightarrow d$). Untuk nilai *support* dan *confidence* pada aturan asosiasi dengan *frequent 3-itemset* dapat dilihat pada tabel 2.8 berikut.

Tabel 2.8 Nilai Support dan Confidence Frequent 3-itemset

Itemset	Support (%)	Confidence (%)
a,b \rightarrow c	0.4	0.66667
a,c \rightarrow d	0.4	1
a,d \rightarrow e	0.4	1

Dari tabel 2.8 dapat dilihat bahwa transaksi yang mempunyai nilai *support* dan *confidence* tertinggi dari aturan asosiasi *frequent 3-itemset* adalah ($b,d \rightarrow c$) dan ($c,d \rightarrow b$) dengan nilai *support* 0.4% dan *confidence* 1%

Sedangkan langkah-langkah dari algoritma ECLAT dapat dilihat dari *pseudocode* berikut (Schmidt-thieme, 2003):

```

Algoritma Eclat

: itemset A with ordering  $\leq$ ,
        multiset  $T \subseteq P(A)$  of sets of items,
        minimum support value  $\text{minsup} \in N$ .
: set F of frequent itemsets and their support counts.
         $F := \{(\emptyset, |T|)\}$ .
         $C_{\emptyset} := \{(x, T(\{x\})) \mid x \in A\}$ .
         $C'_{\emptyset} := \text{freq}(C_{\emptyset}) := \{(x, T_x) \mid (x, T_x) \in C_{\emptyset}, |T_x| \geq \text{minsup}\}$ .
         $F := \{\emptyset\}$ .

addFrequentSupersets( $\emptyset, C'_{\emptyset}$ ).

function addFrequentSupersets():
: frequent itemset  $p \in P(A)$  called prefix,
        incidence matrix C of frequent 1-item-extensions of p.
: add all frequent extensions of p to global variable F.

For  $(x, T_x) \in C$ 
    do
         $q := p \cup \{x\}$ .
    
```

```

Cq := {(y, Tx ∩ Ty) | (y, Ty) ∈ C, y > x}.
C'q := freq(Cq) := {(y, Ty) | (y, Ty) ∈ Cq, |Ty| ≥ minsup}.

    if C'q ≠ ∅
    then
        addFrequentSupersets(q, C'q).
    end if

    F := F ∪ {(q, |Tx|)}.
    end for
    
```

Gambar 2.3 Pseudocode Algoritma ECLAT

Keterangan:

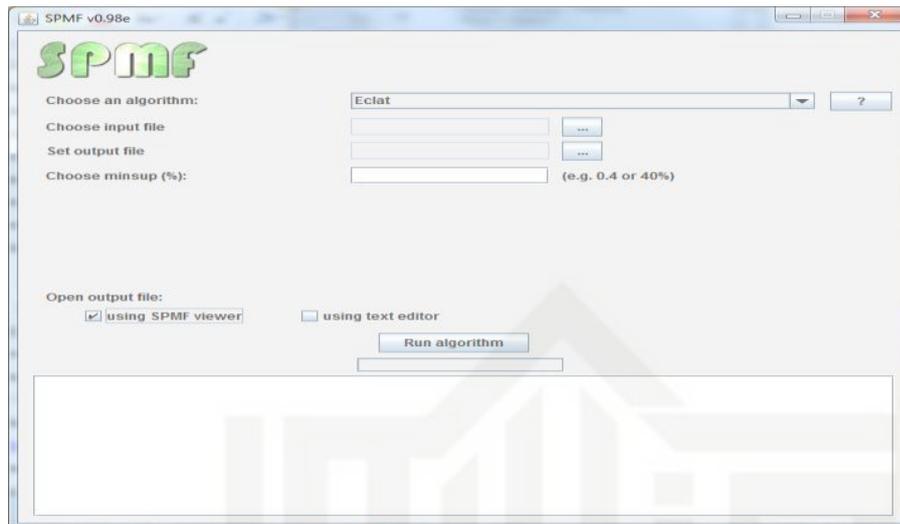
- A : set dari item-item
- X ∈ P (A) dari A : itemset
- T : transaksi
- T ⊆ P (A) : multiset dari itemset atau disebut juga basisdata transaksi
- C∅ : incident matrix, hanya berisi frequent item
- C'_∅ := freq(C∅) := {(x, T_x) | (x, T_x) ∈ C∅, |T_x| ≥ minsup

2.8 SPMF v0.98e

SPMF v0.98e adalah sebuah *open source tools* untuk mengolah datamining, dikhususkan dalam *pattern mining* yang berbasis bahasa pemrograman java. SPMF v0.98e dapat mengimplementasikan 105 algoritma data mining untuk *association rule mining, itemset mining, sequential pattern mining, sequence prediction, high utility pattern mining, clustering and classification*. Dapat digunakan berdiri sendiri (*standalone*) dengan tampilan yg sederhana, mudah digunakan, cepat dan ringan. Gambar 2.8 berikut merupakan tampilan awal SPMF;

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2.4 Tampilan Awal SPMF

2.9 Penelitian Terkait

Pada penelitian ini penulis mengkaji dari beberapa penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya tentang Aturan Asosiasi (*Assosiation Rules*).

Tabel 2.9 Penelitian Terkait

Peneliti	Tahun	Universitas	Judul	Metode	Hasil
Adita Rizki Lailil Muflikhah s.kom. m.sc Dian Eka Ratnawati.s.si. m.kom	2013	Brawijaya Malang	Personalisasi Elibrariumenggunakan kaidah asosiasi ECLAT	Asosiasi menggunakan algoritma ECLAT	Rata-rata nilai <i>Lift Ratio</i> dari <i>rule</i> yang dihasilkan adalah 3,43. Titik optimum dari <i>minimum support</i> adalah 10% dan <i>minimum confidence</i> adalah 60% dengan 150jumlah transaksi peminjaman
Rafal Drezewski Grzegorz Dziuban	2015	AGH University of Science and Technolog y, Krakow,	<i>Comparison of DataMining Techniques for Money Laundering Detection</i>	Asosiasi menggunakan algoritma Apriori, FPGrowth ECLAT	Penelitian ini membandingk an performa daritiga algoritma asosiasi yaitu

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Peneliti	Tahun	Universitas	Judul	Metode	Hasil
Lukasz Hernik MichalPaczek		Poland	<i>System</i>		<i>FP-Growth, Apriori</i> dan ECLAT. Pada kasus ini algoritma Eclatrata-rata memiliki wakt ueksekusi palingcepat dari algoritma lainnya
Meilinda Heriza	2015	Universitas Islam Negri Sultan Syarif Kasim Riau - Pekanbaru	Pencarian Hubungan Adverse Event Pada Obat Penenang Dengan Apriori	Metode Asosiasi Apriori	Penelitian ini memberikan hasil bahwa nilai persentase <i>confidence</i> tertinggi ditemukan pada kombinasi <i>adverse event suicidal behavior</i> dengan obat antidepresan paroxetine dengan persentase nilai <i>support</i> 0,05% dan persentase nilai <i>confidence</i> 80%.
Christian Borgelt		<i>Department of Knowledge Processing and Language Engineering, School of Computer Science, Otto-von-</i>	<i>Efficient Implementation of Apriori and Eclat.</i>	Apriori Eclat	Dari penelitian ini, mendapatkan kesimpulan bahwa eclat lebih baik dengan <i>minimum support</i> terendah serta lebih baik
Peneliti	Tahun	Universitas	Judul	Metode	Hasil

		<i>Guericke-University of Magdeburg , Germany</i>			dalam <i>memory usage</i>
--	--	---	--	--	---------------------------



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.