

# PENERAPAN ALGORITMA *EQUIVALENCE CLASS TRANSFORMATION (ECLAT)* DALAM PENCARIAN ADVERSE EVENT OBAT DIPHENHYDRAMINE

Putri Mardatillah <sup>a,1,\*</sup>, Alwis Nazir <sup>b,2</sup>, Muhammad Fikry <sup>c,3</sup>, Elin Haerani <sup>d,4</sup>, Fadhilah Syafria <sup>e,5</sup>

Teknik Informatika UIN Sultan Syarif Kasim Riau, Jl. H.R. Soebrantas no. 155 KM. 18 Simpang Baru, Pekanbaru 28293

<sup>1</sup> [mardatillahputri@gmail.com](mailto:mardatillahputri@gmail.com); <sup>2</sup> [alwis.nazir@uin-suska.ac.id](mailto:alwis.nazir@uin-suska.ac.id); <sup>3</sup> [mfikry1980@yahoo.com](mailto:mfikry1980@yahoo.com); <sup>4</sup> [elin.haerani@uin-suska.ac.id](mailto:elin.haerani@uin-suska.ac.id);

<sup>5</sup> [fadhilah.syafria@uin-suska.ac.id](mailto:fadhilah.syafria@uin-suska.ac.id)

\* Putri Mardatillah

## ABSTRAK

Obat merupakan zat yang dapat menyembuhkan suatu penyakit. Peredaran obat di Indonesia diatur ke dalam beberapa golongan seperti obat golongan bebas, obat bebas terbatas, obat wajib apotik, obat keras, psikotropika dan narkotika. Obat golongan bebas dapat dibeli secara bebas oleh masyarakat untuk menangani suatu penyakit secara singkat. Obat diphenhydramine merupakan salah satu jenis obat golongan bebas yang berguna dalam menangani alergi, batuk, pilek dan obat tidur. Obat diphenhydramine memiliki banyak manfaat namun risiko, efek samping dan adverse event masih belum diketahui. Pada penelitian ini menggunakan data obat diphenhydramine Adverse Event Reporting System milik Food and Drug Administration Amerika Serikat (FAERS FDA) dari tahun 2016 hingga 2020 dengan 4 quarter pertahun serta 8 atribut dari 3 tabel untuk mencari adverse event dengan menggunakan algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT) dengan menerapkan metode Knowledge Discovery in Database (KDD). Pengujian yang dilakukan pada hasil penelitian ini menggunakan lift ratio untuk mengetahui kekuatan rule yang dihasilkan. Penelitian ini menghasilkan 2 jenis itemset, yaitu dengan menggunakan pengujian 2 itemset dengan minimum support 0.1% minimum confidence 0.1% menghasilkan 416 rule, dan pengujian minimum support 1% minimum confidence 1% menghasilkan 43 rule. Kemudian dilakukan pengujian dengan menggunakan 3 item set menggunakan minimum support 0.1% dan minimum confidence 0.1% menghasilkan 882 rule.



## KATA KUNCI

Adverse Event  
Diphenhydramine  
ECLAT  
KDD  
Lift ratio.

## ABSTRACT

Medicine is a substance that can cure a disease. Drug circulation in Indonesia is regulated into several groups, such as over-the-counter drugs, limited over-the-counter drugs, mandatory pharmacies, hard drugs, psychotropics and narcotics. Over-the-counter drugs can be purchased freely by the public to treat a disease briefly. Diphenhydramine is an over-the-counter drug that is useful in treating allergies, coughs, colds and sleeping pills. The drug diphenhydramine has many benefits but the risks, side effects and adverse events are still unknown. This study uses data on the drug diphenhydramine Adverse Event Reporting System belonging to the United States Food and Drug Administration (FAERS FDA) from 2016 to 2020 with 4 quarters per year and 8 attributes from 3 tables to look for adverse events using the Equivalence Class Transformation (ECLAT) algorithm by applying the Knowledge Discovery in Database (KDD) method. Tests carried out on the results of this study use the lift ratio to determine the strength of the resulting rule. This study resulted in 2 types of itemsets, namely by using a 2 itemset test with a minimum support 0.1% minimum confidence 0.1% produce 416 rules, and testing a minimum support 1% minimum confidence 1% produce 43 rules. Then tested using 3 item sets using a minimum support of 0.1% and a minimum confidence of 0.1% to produce 882 rules.



## KEYWORD

Adverse Event  
Diphenhydramine  
ECLAT  
KDD  
Lift ratio.



This is an open-access article under the CC-BY-SA license

## 1. Pendahuluan

Berdasarkan Kamus Besar Bahasa Indonesia, obat adalah zat yang dapat meringankan, menghilangkan, atau menyembuhkan seseorang dari suatu penyakit. Di Indonesia pengelompokan obat diatur dalam permenkes No. 917 Tahun 1993 mengenai wajib daftar obat jadi dalam pasal 1(3) yang berbunyi pengelompokan bertujuan untuk meningkatkan keamanan dan ketetapan penggunaan serta pengamanan distribusi terdiri dari obat bebas, bebas terbatas, wajib apotik, keras, psikotropika dan narkotika [1].

Berdasarkan Pusat Informasi Obat Nasional Badan POM (PIONAS POM) golongan obat bebas merupakan obat yang mudah didapatkan dan dapat dibeli secara bebas tanpa menggunakan resep dokter. [2]. Golongan obat ini menjadi solusi pereda suatu penyakit secara singkat. Seperti halnya penyakit demam, batuk, alergi, gangguan pencernaan dan penyakit lainnya.

Salah satu contoh obat golongan bebas adalah diphenhydramine. Obat tersebut dapat dibeli secara bebas di apotek Indonesia. Diphenhydramine (DPH) adalah antihistamin generasi pertama yang bertindak sebagai antagonis dari histamine h-1 reseptor diindikasikan untuk menangani permasalahan alergi dan merupakan bahan umum dalam banyak produk yang digunakan dalam mengatasi gejala batuk, pilek serta sebagai bantuan tidur untuk orang dewasa [3]. Obat diphenhydramine cukup sering digunakan di Indonesia, salah satu contohnya ialah pada Rumah Sakit Umum Dr. Pirngadi Kota Medan berdasarkan penelitian didapatkan bahwa 43,03% responden yang terdiri dari 79 dokter menyatakan bahwa obat diphenhydramine diresepkan kepada pasien yang mengalami gejala pilek [4]. Diphenhydramine terkadang digunakan untuk mengobati insomnia dalam jangka waktu pendek, tetapi manfaat dan risikonya dipertanyakan. Bahkan mengonsumsi diphenhydramine secara rutin untuk mengobati insomnia dapat menganggu kualitas tidur dan menyebabkan kantuk di siang hari. [4].

Dalam membantu masyarakat untuk pengawasan pemakaian obat-obatan ini, diperlukan satu lembaga. Di Indonesia lembaga tersebut adalah BPOM (Badan Pengawas Obat dan Makanan) ialah suatu lembaga yang bertanggung jawab dalam mengawasi peredaran obat dan makanan di Indonesia. Sebagai lembaga yang bertanggung jawab terhadap obat dan pangan, badan POM menyimpan data mengenai obat diphenhydramine. Berdasarkan PIONAS POM diketahui obat diphenhydramine digunakan untuk penyakit yang memiliki indikasi seperti penyakit batuk, pilek, alergi dan insomnia, serta terdapat 69 merk dagang yang terdaftar secara resmi [5].

Seperti halnya badan POM, di Amerika terdapat juga badan yang mengatur tentang pengawasan terhadap obat dan makanan yakni Food and Drug Administration atau disingkat FDA. FDA memiliki data FDA Adverse Event Reporting System (FAERS). FAERS adalah database yang berisi laporan pasien, diagnosa pasien, data obat yang diterima pasien dan data reaksi yang terjadi pada obat. FDA mendapatkan laporan adverse event terhadap diphenhydramine seperti keinginan bunuh diri hingga kematian [6].

Dalam penelitian ini, penulis melakukan studi pada data FAERS untuk obat diphenhydramine tahun 2016-2020 dalam pencarian adverse event. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan bagi pihak terkait. Penulis menerapkan tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) dan metode association rule dengan algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT). Algoritma ECLAT merupakan salah satu algoritma yang sangat sederhana untuk menemukan itemset yang paling sering muncul, yang dimana pencarian dilakukan secara depth-first search [7].

## 2. Tinjauan Pustaka

### A. Food and Drug Administration (FDA)

Food and Drug Administration (FDA) merupakan lembaga di dalam Departemen Kesehatan dan Layanan Kemanusiaan di Amerika Serikat yang bertanggung jawab untuk melindungi kesehatan masyarakat di bidang makanan, radiasi produk elektronik, kosmetik, suplemen makanan, produk tembakau serta memajukan kesehatan masyarakat dengan membantu mempercepat inovasi produk yang bertanggung jawab di 50 negara bagian Amerika Serikat, Distrik Columbia, Puerto Rico, Guam, Kepulauan Virgin, Samoa Amerika, dan wilayah serta kepemilikan AS lainnya”[8]. FDA memiliki sistem pelaporan *adverse event* yang disebut FDA *Adverse Event Reporting System* (FAERS). FAERS adalah database informasi *adverse event* dan laporan kesalahan pengobatan yang diserahkan ke FDA.

### B. Adverse Event

Adverse event (AE) atau Kejadian Tidak Diinginkan (KTD) adalah peristiwa medis yang merugikan terjadi selama perawatan obat tetapi belum tentu disebabkan oleh obat [9]. Di sisi lain, *Adverse event* merupakan pengaruh farmakologis yang tidak di inginkan terjadi ketika obat diberikan dengan benar, dan efek samping ialah efek sekunder yang tidak diinginkan dari terapi obat. [10].

### C. Data Mining

Data mining (DM) merupakan inti dari proses KDD, yang meliputi *inferring* dari eksplorasi data, mengembangkan model, dan penemuan pola yang sebelumnya tidak diketahui. [11]. Sedangkan pendapat lain *data mining* adalah sebuah langkah proses KDD yang mencakup penerapan analisis data dan algoritma pendekripsi untuk menghitung pola (atau model) tertentu berdasarkan data [12]. Menurut Larose di dalam data mining ada beberapa beberapa kelompok yang paling umum, yaitu *description, classification, estimation, prediction, clustering, and association* [13].

### D. Association Rule

Association rule adalah salah seperangkat teknik yang berguna dalam menemukan aturan asosiasi dalam suatu data. Association rule didapati dengan menganalisis frequent pattern atau pola paling sering muncul menggunakan parameter support dan confidence dalam menentukan hubungan yang paling penting [14]. Rumus untuk menghitung nilai support dari satu item adalah seperti berikut [15]

#### 1. Support

Parameter *support* ialah persentase jumlah kombinasi item yang ditemukan dalam *database*. Untuk menghitung nilai *support* diperlukan suatu rumus seperti pada persamaan 1 berikut ini:

$$Support (A) = \frac{\Sigma Transaksi A}{\Sigma Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Jika terdapat dua item atau lebih dalam menghitung nilai *support* maka menggunakan rumus seperti pada persamaan 2 berikut ini:

$$Support (AB) = \frac{\Sigma Transaksi A \& B}{\Sigma Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Keterangan :

$\Sigma$  Transaksi A = Total transaksi mengandung *antecedent*

$\Sigma$  Transaksi A&B = Total transaksi mengandung *antecedent* dan *consequent*

$\Sigma$  Transaksi = Total transaksi

#### 2. Confidence

Confidence ialah kekuatan ikatan antara suatu elemen dengan elemen lainnya dalam *association rule* yang telah ditetapkan. Untuk menghitung nilai confidence diperlukan suatu rumus seperti pada persamaan 3 berikut ini:

$$Confidence (A \rightarrow B) = \frac{\Sigma Transaksi A \& B}{\Sigma Transaksi A} \times 100\% \quad (3)$$

### E. Algoritma Equivalence Class Transformation

Equivalence Class Transformation (*ECLAT*) ialah salah satu algoritma yang sering dipakai diantara algoritma *association rule* yang lainnya. Algoritma ECLAT pertama kali ditemukan oleh M. J. Zaki pada tahun 1997[16]. Dalam algoritma ECLAT mencari item dari yang paling banyak muncul hingga item yang paling sedikit muncul dilakukan tanpa memperhatikan urutan apapun, proses pemindaian dilakukan sekali tanpa melakukan perulangan.[17]. Tetapi proses pencarian *itemset* bersifat rekursif, yaitu itemset akan terus dilakukan pencarian selagi masih terdapat itemset yang tersisa. Sebuah *Transaction Id List* (*TID List*) menyimpan data dari setiap itemset, lalu *TID list* yang memiliki transaksi itemset yang sama (*frequent itemset*) diurutkan. Lalu k-itemset disusun ke dalam kelas-kelas menurut kriteria tertentu dibentuk dengan partisi suatu himpunan (*equivalence class*), untuk memperoleh (k+1)-*itemset* dilakukan penggabungan pasangan *frequent k-itemset* berdasarkan kelas yang sama.

### F. Lift Ratio

*Lift ratio* ialah ukuran yang digunakan untuk mengukur kekuatan *association rules* yang didapati. Ukuran tersebut digunakan untuk mengetahui apakah aturan yang didapati valid atau tidak. Persamaan 4 berikut adalah rumus untuk mencari nilai *lift ratio* [18]

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidance(A,B)}{Benchmark\ Confidance(A,B)} \quad (4)$$

Untuk mendapatkan nilai *benchmark confidence* diperlukan suatu rumus seperti pada persamaan 5 :

$$Benchmark\ Confidance = \frac{Nc}{N} \quad (5)$$

Keterangan:

*Benchmark confidence*: perbandingan antara *consequent* terhadap jumlah total transaksi

N<sub>c</sub> : Total transaksi dengan item yang menjadi *consequent*

N : Total transaksi *database*

Berdasarkan lift ratio sebuah rule atau aturan memiliki manfaat dan bisa digunakan jika bernilai lebih besar dari 1. Semakin tinggi nilai lift ratio maka semakin besar kekuaran asosiasinya.

### 3. Metodologi Penelitian

Metode penelitian adalah langkah sistematis yang digunakan dalam proses pembuatan penelitian dan berfungsi sebagai pedoman dalam melakukan penelitian agar hasil yang diperoleh tidak menyimpang dari tujuan yang diharapkan. Langkah-langkah dalam melakukan penelitian ini ialah sebagai berikut:

#### A. Perumusan Masalah

Pada langkah perumusan masalah ini akan dilakukan pencarian suatu masalah. Setelah mendapatkan suatu permasalahan, maka masalah yang diperoleh akan dipelajari sehingga dapat ditemukan solusi dari masalah tersebut. Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah “Bagaimana penerapan algoritma ECLAT untuk mengidentifikasi *adverse event* yang diakibatkan oleh penggunaan *diphenhydramine*”.

#### B. Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan berupa data sekunder, berasal dari data FDA *Adverse Event Reaction System* (FAERS) yang dikumpulkan oleh FDA (*Food and Drug Administration*). Data ini berasal dari laporan peristiwa *adverse event* yang dilaporkan oleh rumah sakit dan dokter di wilayah Amerika Serikat. Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data laporan adverse event selama lima tahun terakhir 2016-2020 mengenai obat *diphenhydramine*.

#### C. Analisa

Analisis adalah metode khusus yang digunakan untuk menganalisis suatu masalah yang berfungsi sebagai langkah untuk memahami masalah yang perlu teliti sebelum mengambil tindakan dan mengambil keputusan tentang masalah tersebut.

##### 1. Analisa kebutuhan data

Pada penelitian ini hanya akan menggunakan 8 atribut sesuai dengan hasil akhir yang ingin diperoleh peneliti dalam mengetahui hubungan obat *diphenhydramine* dengan *adverse event* yang ditimbulkan. Data yang akan digunakan ialah: file demo.txt, drug.txt, dan react.txt akan digabungkan. Berikut adalah tabel 3.1 yang berisikan rincian analisa kebutuhan data:

Tabel 3.1 Atribut Data

No	Atribut	Nama File	Tipe Data	Keterangan
1	Age	Demo.txt	Numeric	Umur dari pasien
2	Age_cod	Demo.txt	Alpha	Singkatan code untuk usia pasien
3	Sex	Demo.txt	Alpha	Jenis kelamin dari pasien
4	Wt	Demo.txt	Numeric	Berat badan dari pasien
5	Wt_cod	Demo.txt	Alpha	Satuan berat badan

No	Atribut	Nama File	Tipe Data	Keterangan
6	Drugname	Drug.txt	Alphanumeric	Nama obat
7	Role_cod	Drug.txt	Alpha	Role penggunaan obat
8	Pt	Reac.txt	Alphanumeric	Adverse event yang terjadi

## 2. Analisa Tahapan Data Mining

Analisa tahapan data mining menjelaskan bagaimana tahapan pengolahan data dengan menggunakan algoritma ECLAT. Adapun tahapan-tahapan dalam proses KDD yaitu sebagai berikut:

### a. Data Selection

Tahapan pertama ialah *data selection* dilakukan pemilihan dari sekumpul data operasional menggunakan *postgree*. Data yang akan digunakan dari *dataset* yang tersedia dipilih dengan cara filter nama obat (*drugname*) *diphenhydramine*, Kode dari penggunaan obat (*role\_cod*) hanya obat yang mengandung obat utama atau *Primary Suspect Drug* (PS) dikarenakan didalam penelitian ini hanya menggunakan data obat utama seperti pada tabel 3.2 berikut ini:

Tabel 3.2 Selection

Primary ID	Role COD	Drug Name	Age	Age COD	Sex	Wt	Wt COD	Pt
161662194	PS	Diphenhydramine	41	YR	F	59	KG	Agitation
146633013	PS	Diphenhydramine	49	YR	F	89	KG	Toxicity to various agents
171514757	PS	Diphenhydramine	64	YR	M	88	KG	Body temperature increased
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
134456521	PS	Diphenhydramine	3	YR	M	15	KG	Overdose
124743941	PS	Diphenhydramine	62	YR	M	94	KG	Confusional state
120808051	PS	Diphenhydramine	47	YR	M	100	KG	Fall

### b. Pre-processing

Pada tahapan ini akan dilakukan pembersihan data yaitu membuang data yang terdapat duplikasi (data yang sama), *outlier*, pemeriksaan data yang tidak konsisten (*inkonsistensi data*) dan juga memperbaiki data yang memiliki kesalahan seperti kesalahan dalam menulis (*tipografi*) menghasilkan total data sebanyak 1017 record. Dilakukan penghapusan atribut yang tidak akan diperlukan lagi yakni atribut primary\_id, role\_cod, drugname, age\_cod dan juga wt\_cod. Atribut primary\_id dihapus dikarenakan sudah tidak digunakan lagi untuk proses pencarian hubungan atribut didalam data FAERS obat *diphenhydramine*. Sedangkan atribut role\_cod, drugname, age\_cod dan wt\_cod di hapus dikarenakan memiliki value yang sama didalam satu atribut, sehingga tidak akan mempengaruhi perhitungan dalam mencari *rule*.

### c. Transformations

Di dalam tahapan ini ini data yang sudah dilakukan pada tahap sebelumnya akan ditransformasikan ke dalam bentuk yang bisa diterapkan pada *data mining*. Pada inisialisasi berat badan akan menggunakan I sebagai ideal dan N sebagai *not ideal* berdasarkan jurnal *Nutrition and Food Research* [19]. Adapun inisialisasi seperti pada tabel 3.3 berikut ini :

Tabel 3.3 Transformations

Atribut	Item	Inisialisasi
Age	1 - 3 Tahun	AG1
	4 - 6 Tahun	AG2
	7 - 9 Tahun	AG3
	10 - 12 Tahun	AG4
	13 - 15 Tahun	AG5
	16 - 18 Tahun	AG6
	19 - 29 Tahun	AG7
	30 - 49 Tahun	AG8
	50 - 64 Tahun	AG9
	65 - 80 Tahun	AG10
	80 Tahun ++	AG11
Pt	Accidental exposure to product by child	PT1
	Accidental overdose	PT2
	Agitation	PT3
	...	...
	White blood cell count increased	PT115
	Wound infection bacterial	PT116
	Wrist fracture	PT117
sex	Female	F
	Male	M
wt	Ideal	I
	Not ideal	N

d. Data Mining

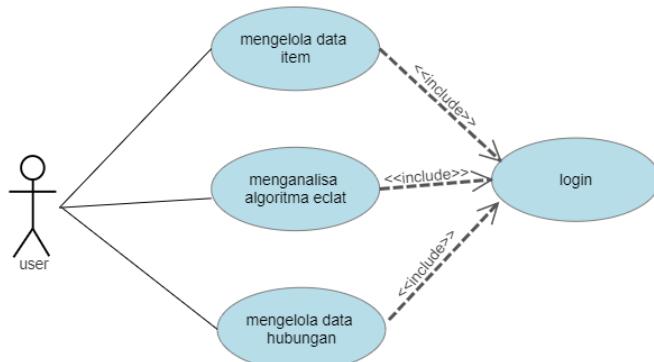
Pada tahapan ini data yang telah selesai di *transformation* akan diterapkan algoritma data mining. Di dalam penelitian ini menggunakan salah satu teknik dari *association rule* untuk mengolah data. Pada tahapan ini dilakukan pencarian hubungan antara obat yang mengandung *diphenhydramine* dengan *adverse event* menggunakan algoritma ECLAT.

## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1. Perancangan Sistem

#### 1. Use Case Diagram

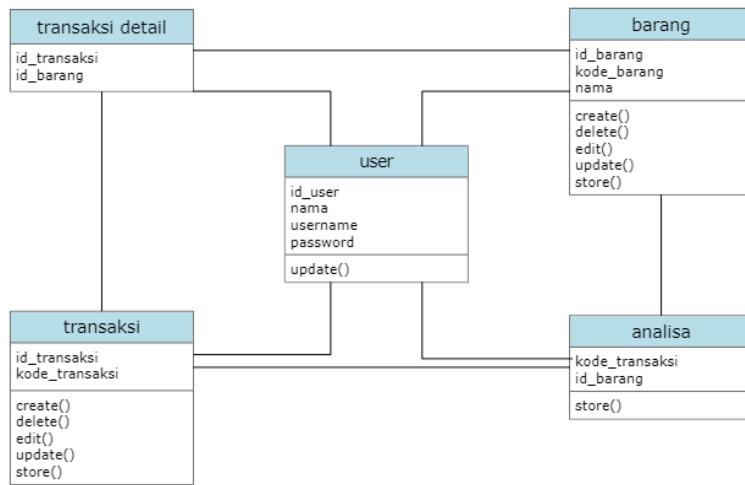
Diagram *use case* merupakan gambaran lengkap dari interaksi antara sistem yang sedang dikembangkan dengan *actor*. *Use case* juga membantu pemahaman fitur yang ada di sistem serta siapa saja yang ada dalam sistem seperti pada gambar 4.1 berikut:



Gambar 4.1 Use Case Diagram

## 2. Class Diagram

Class diagram merupakan diagram yang dipakai untuk mengambarkan kelas-kelas objek yang terjadi didalam sistem. Dan juga interaksi antara kelas objek yang terjadi pada sistem. Hubungan antar kelas dihubungkan menggunakan garis yang memiliki arti tersendiri seperti pada gambar 4.2 berikut ini:



Gambar 4.2 Class Diagram

## 4.2. Perhitungan

### 1. Perhitungan algoritma eclat dengan 2 frequent itemset

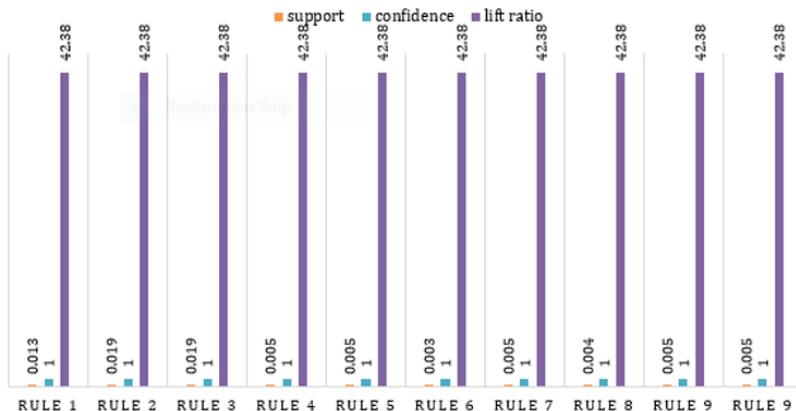
Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan 1017 data transaksi. Menggunakan minimum *support* 0,1% dan *confidence* 0,1% menghasilkan 416 rule dan memakan waktu 4 detik. Gambar 4.3 dan 4.4 berikut ini merupakan hasil perhitungan minimum *support* 0,1% dan *confidence* 0,1% berupa tabel dan grafik

Assosiation Rule					
Tampilkan 10 data		Pencarian: _____			
NO	RULE	SUPPORT	CONFIDENCE	Lift Ratio	
1	Jika 10 - 12 Tahun maka Female	0.013	1	42.38	
2	Jika 16 - 18 Tahun maka Female	0.019	1	42.38	
3	Jika 16 - 18 Tahun maka Not ideal	0.019	1	42.38	
4	Jika 7 - 9 Tahun maka Male	0.005	1	42.38	
5	Jika 7 - 9 Tahun maka Not ideal	0.005	1	42.38	
6	Jika Alanine aminotransferase increased maka Not ideal	0.003	1	42.38	
7	Jika Asthenia maka Female	0.005	1	42.38	
8	Jika Chest discomfort maka ideal	0.004	1	42.38	
9	Jika Diarrhoea maka Female	0.005	1	42.38	
10	Jika Dysphagia maka Not ideal	0.005	1	42.38	

Menampilkan 1 - 10 dari 416 data

Lama proses 3.99822903 detik

Gambar 4.3 Rule tertinggi 2 itemset min sup 0,1% dan cof 0,1%



Gambar 4.4 grafik rule tertinggi 2 itemset min sup 0,1% dan cof 0,1 %

Beberapa *rule* tertinggi yang didapatkan dari perhitungan minimal support 0,1% dan confidence 0,1% ialah “jika berusia 10-12 tahun maka seorang perempuan” memiliki nilai *support* 0,648 *confidence* 0,65 pengujian *lift ratio* sebesar 27,46 dan rule “jika *adverse event Alanina Aminotransferase Increased* maka berat badan tidak ideal” dengan nilai *support* 0,003 *confidence* 1 pengujian *lift ratio* 42.38. Didapati juga beberapa *rule* yang memiliki nilai *support*, *confidence* dan *lift ratio* rendah. Salah satu *rule* terendah yang didapat dari perhitungan ini ialah “jika berusia 50-64 tahun maka *adverse event white blood cell count increased*” memiliki nilai support 0,003 confidence 0,01 dan pengujian lift ratio 0,34. Berikut tampilan *rule* terendah dan grafik yang didapatkan dari perhitungan menggunakan minimum *support* 0,1% dan *confidence* 0,1%:

Assosiation Rule					
Tampilkan		SUPPORT	CONFIDENCE	Lift Ratio	Pencarian:
NO	RULE				
411	Jika 50 - 64 Tahun maka Pruritus	0.002	0.01	0.23	
412	Jika 50 - 64 Tahun maka Tremor	0.003	0.01	0.34	
413	Jika 50 - 64 Tahun maka Urticaria	0.004	0.01	0.46	
414	Jika 50 - 64 Tahun maka Weight decreased	0.005	0.01	0.57	
415	Jika 50 - 64 Tahun maka Weight increased	0.002	0.01	0.23	
416	Jika 50 - 64 Tahun maka White blood cell count increased	0.003	0.01	0.34	

Menampilkan 411 - 416 dari 416 data

Lama proses 3.99822903 detik

Gambar 4.5 Rule terendah 2 itemset min sup 0,1% dan cof 0,1%



Gambar 4.6 Grafik rule terendah 2 itemset min sup 0,1% dan cof 0,1%

Pengujian 2 itemset dilakukan juga dilakukan pengujian 2 *itemset* dengan menggunakan minimum *support* 1% dan *confidence* 1% menghasilkan 43 *rule* dan memakan waktu 4 detik. *Rule* tertinggi yang

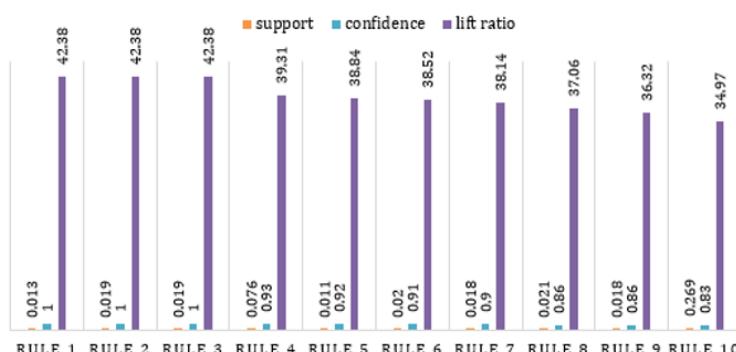
didapati dari perhitungan ini yakni “jika berusia 10-12 tahun maka berjenis kelamin perempuan” dengan nilai *support* 0,013 *confident* 1 dan pengujian *lift ratio* terhadap *rule* tersebut 42,38. Selain itu *rule* “jika *adverse event Drug Ineffective* maka berat badan tidak ideal” memiliki nilai *support* 0,011 *confidence* 0,92 dan pengujian *lift ratio* terhadap *rule* tersebut 38,84. Berikut tampilan *rule* dan grafik yang didapatkan dari perhitungan menggunakan minimum *support* 1% dan *confidence* 1%

Assosiation Rule					
Tampilkan 10 ↓ data		Pencarian: [ ]			
NO	RULE ↑	SUPPORT ↑	CONFIDENCE ↓	Lift Ratio ↑	
1	Jika 10 - 12 Tahun maka Female	0.013	1	42.38	
2	Jika 16 - 18 Tahun maka Female	0.019	1	42.38	
3	Jika 16 - 18 Tahun maka Not ideal	0.019	1	42.38	
4	Jika 65 - 80 Tahun maka Not ideal	0.076	0.93	39.31	
5	Jika Drug ineffective maka Not ideal	0.011	0.92	38.84	
6	Jika 80 Tahun ++ maka Not ideal	0.02	0.91	38.52	
7	Jika Accidental overdose maka Male	0.018	0.9	38.14	
8	Jika 1 - 3 Tahun maka Ideal	0.021	0.88	37.08	
9	Jika Intentional overdose maka Not ideal	0.018	0.86	36.32	
10	Jika 30 - 49 Tahun maka Not ideal	0.269	0.83	34.97	

Menampilkan 1 - 10 dari 43 data

Lama proses 4.07492208 detik

Gambar 4.7 Rule tertinggi 2 itemset min sup 1% dan cof 1%



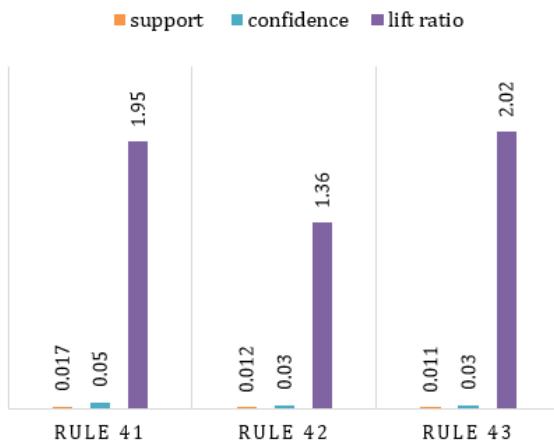
Gambar 4.8 grafik rule tertinggi 2 itemset min sup 1% dan cof 1%

Sedangkan *rule* terendah yang didapati dari perhitungan 2 itemset minimal *support* 1% dan minimal *confidence* 1% ialah “jika berusia 50-64 tahun maka *adverse event fatigue*” dengan nilai *support* 0,011 *confidence* 0,03 dengan nilai pengujian *lift ratio* 2,02. Berikut tampilan *rule* terendah beserta grafik yang didapatkan dari perhitungan menggunakan minimum *support* 1% dan *confidence* 1%

Assosiation Rule					
Tampilkan 10 ↓ data		Pencarian: [ ]			
NO	RULE ↑	SUPPORT ↑	CONFIDENCE ↓	Lift Ratio ↑	
41	Jika 50 - 64 Tahun maka Toxicity to various agents	0.017	0.05	1.95	
42	Jika 50 - 64 Tahun maka Accidental overdose	0.012	0.03	1.38	
43	Jika 50 - 64 Tahun maka Fatigue	0.011	0.03	2.02	

Menampilkan 41 - 43 dari 43 data

Gambar 4.9 Rule terendah 2 itemset min sup 1% dan cof 1%



Gambar 4.10 Grafik rule terendah 2 itemset min sup 1% dan cof 1%

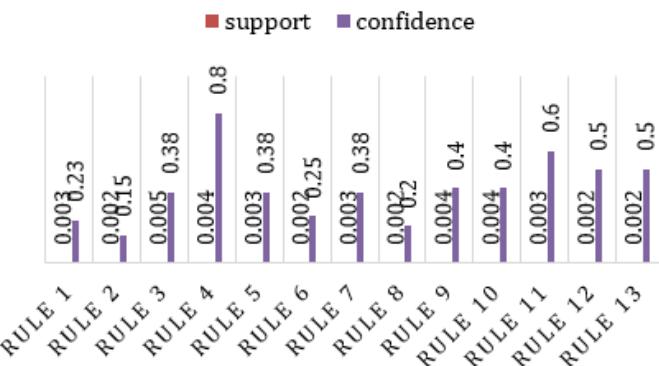
## 2. Perhitungan algoritma eclat dengan 3 frequent itemset

Minimum *support* yang ditetapkan berupa 0,1% dan minimum *confidence* berupa 0,1% menghasilkan rule sebanyak 882 rule dengan memakan waktu 2707 detik. Dimana rule paling tinggi yakni “Jika adverse event *Pulmonary oedema* dan jenis kelamin laki-laki maka berat badan tidak ideal” dengan *support* 0,004 *confidence* 1 dan pengujian *lift ratio* terhadap rule tersebut 42,38. Sedangkan rule paling rendah yaitu “ jika berusia 50-64 tahun dan *adverse event postmortem blood drug level* maka berat badan tidak ideal” dengan nilai *support* 0,002 *confidence* 0,01 dengan pengujian *lift ratio* terhadap rule tersebut 0,23. Berikut tampilan rule yang didapatkan dari sistem:

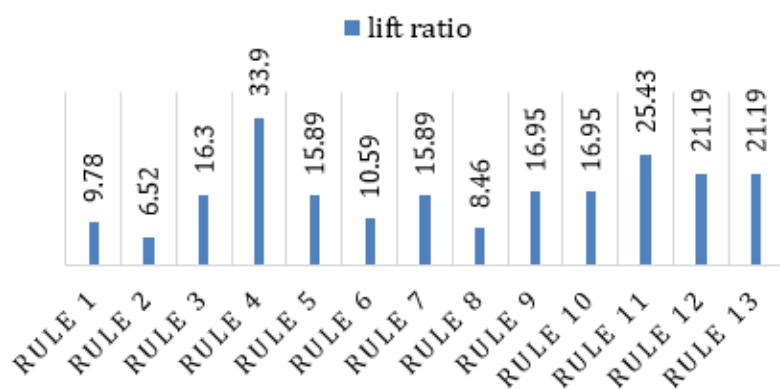
Jika Arthralgia dan Female maka Not ideal	0.003	0.23	9.78
Jika Arthralgia dan Male maka ideal	0.002	0.15	6.52
Jika Arthralgia dan Male maka Not ideal	0.005	0.38	16.3
Jika Asthenia dan Female maka Not ideal	0.004	0.8	33.9
Jika Blood pressure fluctuation dan Female maka ideal	0.003	0.38	15.89
Jika Blood pressure fluctuation dan Female maka Not ideal	0.002	0.25	10.59
Jika Blood pressure fluctuation dan Male maka Not ideal	0.003	0.38	15.89
Jika Blood pressure increased dan Female maka Ideal	0.002	0.2	8.48
Jika Blood pressure increased dan Female maka Not ideal	0.004	0.4	16.95
Jika Blood pressure increased dan Male maka Not ideal	0.004	0.4	16.95
Jika Body temperature increased dan Male maka Not ideal	0.003	0.6	25.43
Jika Chest discomfort dan Female maka ideal	0.002	0.5	21.19
Jika Chest discomfort dan Male maka ideal	0.002	0.5	21.19

Gambar 4.11 Perhitungan 3 itemset min sup 0,1% dan cof 0,1%

Berdasarkan hasil perhitungan 3 itemset menggunakan minimal support 0,1% dan confidence 0,1% didapat grafik yang menggambarkan hasil support confince dan lift ratio. Berikut tampilan grafik yang didapatkan:



Gambar 4.12 Grafik support confidence perhitungan 3 itemset



Gambar 4.13 Grafik lift ratio perhitungan 3 itemset

## 5. Penutup

### 5.1. Kesimpulan

- Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:
1. Metode association rule dengan algoritma equivalence class (ECLAT) dapat diterapkan dalam mencari adverse event dari mengkonsumsi obat diphenhydramine dengan 8 atribut.
  2. Analisa pengujian dilakukan dengan menggunakan 2 itemset dan 3 itemset.
  3. Analisa pengujian 2 itemset dilakukan dengan minimum support 0,1% confidence 0,1% dan minimum support 1% confidence 1%. Rule paling banyak dihasilkan pada pengujian dengan minimum support 0,1% confidence 0,1% yaitu sebanyak 416 rule. Pengujian tersebut menghasilkan beberapa rule tertinggi diantaranya “jika berusia 10-12 tahun maka seorang perempuan” memiliki nilai support 0,648 cofidence 0,65 pengujian lift ratio sebesar 27,46 dan rule “jika adverse event Alanina Aminotransferase Increased maka berat badan tidak ideal” dengan nilai suppport 0,003 confidence 1 dan pengujian lift ratio 42,38. Sedangkan rule paling dikit dihasilkan oleh pengujian dengan minimum support 1% confidence 1% yaitu sebanyak 43 rule. Pengujian tersebut menghasilkan beberapa rule terendah diantaranya yaitu “jika berusia 50-64 tahun maka adverse event fatigue” dengan nilai support 0,011 confidence 0,03 dan nilai pengujian lift ratio 2,02”.
  4. Analisa pengujian 3 itemset dilakukan dengan minimum support 0,1% dan minimum confidence berupa 0,1 % menghasilkan rule sebanyak 882 dengan memakan waktu 2707 detik. Dimana rule paling tinggi yakni “Jika adverse event Pulmonary oedema dan jenis kelamin laki-laki maka berat badan tidak ideal” dengan support 0,004 dan cofidence 1. Sedangkan pengujian lift ratio terhadap rule tersebut 42,38.

## Daftar Pustaka

- [1] R. Kementrian Kesehatan, "Permenkes 917\_1993.Pdf," Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. 1993, [Online]. Available: [https://jdih.bkpm.go.id/jdih/userfiles/batang/permekes\\_917\\_1993.pdf](https://jdih.bkpm.go.id/jdih/userfiles/batang/permekes_917_1993.pdf).
- [2] Pionas Badan POM, "Pedoman Umum," pionas Badan POM RI, 2015. [pionas.pom.go.id/ioni/pedoman-umum](http://pionas.pom.go.id/ioni/pedoman-umum) (accessed Sep. 22, 2021).
- [3] R. B. Palmer et al., "Adverse events associated with diphenhydramine in children, 2008–2015," *Clin. Toxicol.*, vol. 58, no. 2, pp. 99–106, 2020, doi: 10.1080/15563650.2019.1609683.
- [4] H. H. Simarmata, Sudiro, and Asriwati, "Analisis Penggunaan Obat Rasional Dalam Pereseptan Pada Kasus ISPA Non," *Kesmas Prima Indones.*, vol. 3, no. 2, pp. 20–28, 2021.
- [5] Pionas Badan POM, "DIFENHIDRAMIN," pionas Badan POM RI, 2015. [pionas.pom.go.id/monografi/difenhidramin](http://pionas.pom.go.id/monografi/difenhidramin) (accessed Sep. 22, 2021).
- [6] FAERS, "DIPHENHYDRAMINE," FAERS, 2021. <https://fis.fda.gov/sense/app/d10be6bb-494e-4cd2-82e4-0135608ddc13/sheet/45beeb74-30ab-46be-8267-5756582633b4/state/analysis> (accessed Sep. 22, 2021).
- [7] Lisnawita and M. Devega, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Dalam Menentukan Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Universitas," *J. INOVTEK POLBENG*, vol. 3, pp. 118–130, 2018.
- [8] FDA, "What does FDA do?," FDA, 2021. <https://www.fda.gov/about-fda/fda-basics/what-does-fda-do> (accessed Sep. 22, 2021).
- [9] BPOM, Panduan deteksi dan pelaporan efek samping obat untuk tenaga kesehatan. Jakarta: Pusat FARMAKOVIGILANS, 2019.
- [10] B. Shelby Leheny, "'Adverse Event,' Not the Same as 'Side Effect,'" *Pharmacy Times*, 2017. <https://www.pharmacytimes.com/view/adverse-event-not-the-same-as-side-effect> (accessed Sep. 22, 2021).
- [11] O. Maimon and L. Rokach, Eds., *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, 2nd ed. New York: Springer, 2010.
- [12] P.-S. & S. Fayyad, "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases," *Am. Assoc. Artif. Intell.*, vol. 17, no. 3, pp. 37–74, 1996, doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-18032-8\\_50](https://doi.org/10.1007/978-3-319-18032-8_50).
- [13] D. T. Larose, *An Introduction to Data Mining*. United States of America: John Wiley & Sons, 2005.
- [14] Alfiqra and F. Y. Alfizi, "PENERAPAN MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN PROSES KDD (KNOWLEDGE DISCOVERY IN DATABASE) SEBAGAI STRATEGI PENJUALAN PRODUK SWALAYAN (STUDI KASUS : SWALAYAN X) Alfiqra," *Semin. Nas. IENACO*, pp. 509–516, 2018.
- [15] A. Widyan and A. F. Rozi, "ANALISIS REKOMENDASI PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA ECLAT BERDASARKAN RIWAYAT DATA PENJUALAN PT XYZ," *Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 3, no. 2, pp. 395–411, 2021.
- [16] M. J. Zaki, S. Parthasarathy, M. Oghara, and W. Li, "New Algorithms for Fast Discovery of Association Rules, 3rd Intl. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining," pp. 283–286, 1997.
- [17] R. Mustofa and Irhamah, "Topic Discovery pada Jurnal-jurnal di IEEE Explore menggunakan Association Rule Mining dengan Pendekatan Closed Frequent Itemset," *Ejurnal.Its.Ac.Id*, vol. 8, no. 2, 2019, [Online]. Available: [http://www.ejurnal.its.ac.id/index.php/sains\\_seni/article/view/43653](http://www.ejurnal.its.ac.id/index.php/sains_seni/article/view/43653).
- [18] L. Zahrotun, D. Soyusiawaty, and R. S. Pattihua, "The implementation of data mining for association patterns determination using temporal association methods in medicine data," *2018 Int. Semin. Res. Inf. Technol. Intell. Syst. ISRITI* 2018, pp. 668–673, 2018, doi: 10.1109/ISRITI.2018.8864322.
- [19] S. Muljati, A. Triwinarto, N. Utami, and H. Hermina, "Gambaran Median Tinggi Badan Dan Berat Badan Menurut Kelompok Umur Pada Penduduk Indonesia Yang Sehat Berdasarkan Hasil Riskeidas

2013,” Penelit. Gizi dan Makanan (*The J. Nutr. Food Res.*, vol. 39, no. 2, pp. 137–144, 2017, doi: 10.22435/pgm.v39i2.5723.137-144.