

# IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISIS TRANSAKSI PENJUALAN OBAT (Studi Kasus: Apotek Gilda Farma 2 )

*(Implementation Of Apriori Algorithm For Analysis Of Medicine Sales  
Transactions(Case Study of the Gilda Farma Pharmacy 2))*

Muhammad Sholihul hamdi, I Gede Putu Wirarama Wadashwara Wirawan, Fitri Bimantoro

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Mataram

Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA

Email: hamdielfish@gmail.com, wirarama@unram.ac.id, bimo@unram.ac.id

## Abstract

*The transaction data contained in the pharmacy cannot be utilized optimally by the pharmacy. Management of data into useful information can be done by mining data (data mining). In this study, data processing uses the Apriori algorithm by utilizing association rules to obtain a pattern of connectedness from a combination of items. The results of processing transaction data will produce a number of rules that can serve as material for consideration in decision making. The amount of data used in this study was 43,191 transactions with 86,441 drug items and 449 drug names from sales transaction data for 1 year. The test scenario was carried out 4 times with 5 iterations in each test with different threshold values for minimum support and confidence. The optimal minimum support threshold value obtained is 0.004 and the optimal minimum confidence is 0.06. The rules generated in this study amounted to 6 rules with 2 item combinations. The strongest rule combination is allopurinol and piroxicam with a support value of 0.006680 and a confidence of 0.191011 for the lowest rules value for a combination of paracetamol and amoxicillin drugs with a support value of 0.004396 and a confidence of 0.061809.*

**Keywords:** Pharmacy, Data Mining, Apriori, Association Rule, Rules, Support, Confidence

## 1. PENDAHULUAN

Transaksi jual-beli merupakan suatu aktivitas yang selalu terjadi dalam keseharian masyarakat, terlebih lagi ditengah kondisi masyarakat modern saat ini transaksi jual-beli merambat kesegala bidang, tidak terkecuali pada bidang kesehatan. Apotek merupakan tempat atau pihak penyalur yang menjual berbagai obat-obatan, alat kesehatan dan sebagainya. Penjualan tersebut mengakibatkan adanya transaksi jual beli yang membuat apotek memiliki berbagai data persediaan obat/barang, daftar resep obat dan data transaksi dari penjualan sehari-hari [1].

Penggunaan komputer untuk melakukan komputasi data merupakan suatu kemudahan dalam mengelola transaksi penjualan pada apotek. Walaupun sudah dalam bentuk format digital data hasil transaksi obat yang terjadi setiap hari semakin lama akan bertambah banyak apabila tidak dimanfaatkan dengan baik dan hanya akan menjadi beban komputasi pada proses transaksi real time.

Pada penelitian ini apotek yang digunakan sebagai tempat penelitian adalah Apotek Gilda Farma 2 sebagai

pihak yang menjual obat-obatan dan alat kesehatan. Dalam transaksi yang terjadi setiap harinya seringkali obat yang dicari pelanggan tidak tersedia karena kurangnya antisipasi penyetokan cadangan obat, penentuan peletakan tata letak obat yang tidak maksimal juga mengakibatkan pegawai apotek dan apoteker membutuhkan waktu lebih lama dalam mencari obat. Dari proses transaksi penjualan yang terjadi setiap harinya seringkali pemilik apotek memanfaatkan data hasil transaksi hanya untuk laporan data tahunan dan tidak menyadari akan fungsi lain dari data tersebut dapat dimanfaatkan untuk mendapatkan informasi guna meningkatkan penjualan.

Dari pengolahan data transaksi penjualan obat akan didapatkan informasi yang dapat digunakan untuk membuat suatu kebijakan bisnis. Bila sasaran pembelian obat tidak ditentukan secara baik, maka hanya akan menghabiskan banyak waktu dan biaya yang seharusnya bisa diminimalisir melalui pemilihan target pembelian obat yang tepat. Salah satu cara yang

dapat diterapkan adalah dengan menerapkan penggunaan data mining [2].

Data mining dapat didefinisikan sebagai penambangan data atau upaya untuk menggali informasi yang berharga pada database [3]. Salah satu teknik dalam data mining yaitu Association Rules yang dimana bertujuan untuk menemukan aturan suatu kombinasi item. Adapun beberapa algoritma dalam Association Rules diantaranya yaitu Pincer-Search, Apriori, Hash-Based dan FP-Growth. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut disebut juga sebagai affinity analysis atau market basket analysis [4]. Dalam penelitian ini algoritma yang digunakan adalah Algoritma Apriori yang merupakan algoritma fundamental yang biasa digunakan untuk menemukan pola frequent itemset.

Penggunaan Algoritma Apriori pada penelitian ini berdasarkan atas kemampuannya dalam mengolah data dalam jumlah besar dengan tingkat keakuratan dalam proses pencarian itemset yang lebih spesifik pada nilai support dan confidence. Itemset pada Algoritma Apriori merupakan himpunan dari item-item yang berada di dalam himpunan yang diolah oleh sistem. Algoritma Apriori bertujuan untuk mencari pola pembelian dari kumpulan data transaksi obat pada Apotek Gilda Farma 2 dengan membentuk kombinasi item dan melakukan pengujian dengan berdasarkan nilai minimum support (prosentase kombinasi item dalam database) dan nilai minimum confidence (kuatnya hubungan antar item) yang menjadi parameter nilai ambang (threshold) yang diberikan.

Hasil pengolahan data berupa informasi ketergantungan hubungan antar itemsets apabila memenuhi threshold dari support dan confidence yang diberikan akan membentuk rules tertentu yang dapat membantu dalam menentukan pembelian obat serta membantu tata letak obat berdasarkan kecenderungan para konsumen membeli obat pada Apotek Gilda Farma 2.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian dengan menggunakan Algoritma Apriori telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya salah satunya yaitu Implementasi Algoritma Apriori untuk Persediaan Alat-Alat Kesehatan pada Apotek Kelambir-2 Medan [3]. Dalam penelitian yang dilakukan data yang digunakan merupakan data transaksi penjualan alat kesehatan selama satu bulan yaitu pada bulan Oktober 2013 hingga November 2013 sedangkan dalam pengujiannya peneliti menggunakan

aplikasi Microsoft Excel 2007 dan tool Tanagra 1.4.48. Dalam penelitian ini minimum *support* yang digunakan yaitu sebesar 16 persen (%) dan minimum *confidence* sebesar 70 persen (%) dan menghasilkan pola kombinasi 2 itemsets. Pola kombinasi itemsets tertinggi yang didapat yaitu Stick Asam urat - Stick gula dan Stick Kolestrol - Stick Gula dengan nilai *support* yang didapat adalah 16 persen (%) dan 20 persen (%) dengan tingkat *confidence* sebesar 100 persen (%).

Penelitian selanjutnya yaitu penjualan tiket pesawat menggunakan algoritma apriori pada Jumbo Travel Medan [4]. Pada penelitian ini data dari transaksi yang digunakan yaitu penjualan tiket pesawat Garuda, tiket pesawat Air Asia, tiket pesawat Sriwijaya, tiket pesawat Lion Air dan tiket pesawat Batavia Airlines pada Jumbo Travel. Penelitian ini hanya menggunakan nilai dari *support* dan *confidence* sebagai parameter penelitiannya dan tidak menghitung nilai dari *lift* untuk membuktikan kevalidan dari *rules* yang dihasilkan. Threshold dari minimum *support* yang digunakan peneliti untuk membentuk kombinasi itemsets pada penelitian ini sebesar 30 persen (%). Pembentukan kombinasi itemsets yang didapat dari penjualan tiket pesawat menghasilkan 2 kombinasi itemsets, dikarenakan pada tahap pembentukan kombinasi 3 itemsets nilai minimum *support* yang didapat kurang dari 30 persen (%). Adapun *rules* yang dihasilkan yaitu jika membeli tiket pesawat Garuda maka akan membeli tiket pesawat Air Asia dengan *support* sebesar 50 persen (%) dan nilai *confidence* sebesar 66,67 persen (%), jika membeli tiket pesawat Air Asia maka akan membeli tiket pesawat Garuda dengan *support* sebesar 50 persen (%) dan nilai *confidence* sebesar 85,714 persen (%) dengan alat pengujian data yang digunakan adalah Tanagra.

Penelitian data mining lainnya yang menggunakan algoritma apriori yaitu analisis perbandingan algoritma apriori dengan algoritma hash based di Apotek UAD [5]. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui perbandingan kecepatan dari kedua algoritma tersebut dalam menghasilkan *rules*. Adapun data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data pemesanan obat yang diajukan oleh mahasiswa KKN pada Apotek Univeristas Ahmad Dahlan dengan jumlah data yang digunakan sebanyak 129 transaksi.

Dari kedua algoritma yang digunakan pada penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma apriori lebih cepat dalam melakukan penambangan data dibandingkan algoritma hash based. Dengan percobaan data sebanyak 129 transaksi algoritma apriori dapat menghasilkan *rules* dalam 00:12:057

detik sedangkan algoritma hash based membutuhkan waktu selama 12:58:672 menit untuk menghasilkan *rules* dan adapun nilai *support* dan nilai *confidence* yang dihasilkan dari pengujian data yaitu sebesar 88 persen (%) dan 100 persen (%).

Untuk penelitian lainnya yang serupa pernah dilakukan oleh Robi Yanto dan Riri Khoiriah [6] dengan menggunakan data sampel transaksi penjualan obat pada periode Januari hingga Februari 2014 sebanyak 20 transaksi. Minimum *support* yang digunakan untuk membentuk itemsets yaitu sebesar 40 persen (%) dan dapat menghasilkan kombinasi hingga 2 itemsets. Pada tahapan pembentukan *association rules* peneliti menggunakan minimum *support* dan minimum *confidence* sebesar 50 persen (%) dan 70 persen (%) menghasilkan *rules* dengan nilai *support* dan *confidence* sebesar 75 dan 77 persen (%) dan pada penelitian ini juga tidak ada pengujian kevalidan dari *rules* yang dihasilkan.

Dari penelitian-penelitian sebelumnya yang telah dipaparkan maka akan dilakukan penelitian tentang “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Transaksi Penjualan Obat (Studi Kasus Apotek Gilda Farma 2)” dengan menggunakan data transaksi penjualan obat dari Apotek Gilda Farma 2 selama 1 tahun (februari 2018-februari 2019) dengan memanfaatkan Algoritma Apriori sebagai metode untuk mencari pola frequent itemset untuk mendapatkan *rules* dan parameter *lift* serta *conviction* digunakan sebagai pengukur tingkat kevalidan dari suatu *rule* dan diharapkan *rules* yang dihasilkan dapat digunakan sebagai alat untuk membantu proses pertimbangan dalam pengambilan keputusan atau kebijakan bisnis pada Apotek.

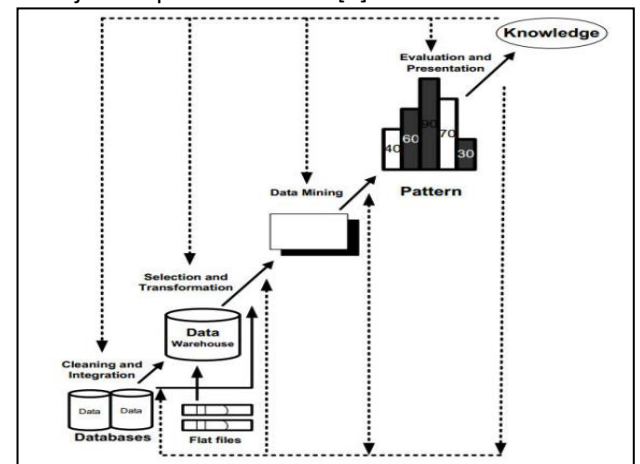
## 2.2 Dasar Teori

### 2.2.1 Data Mining (Penambangan Data)

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam database. Menurut Gartner Group, data mining adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, dan kecenderungan dengan memeriksa sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika [7].

Kata mining merupakan kiasan dari bahasa Inggris, mine. Mine berarti menambang sumber daya yang tersembunyi di dalam tanah, maka data mining merupakan penggalian makna yang tersembunyi dari kumpulan data yang sangat besar, karena itu data mining sebenarnya memiliki akar yang panjang dari bidang ilmu seperti kecerdasan buatan (artificial

intelligent), statistik dan basis data [8]. Data mining sering juga disebut Knowledge Discovery In Database atau disingkat KDD adapun tahapan data mining ditunjukkan pada Gambar 1 [9].



Gambar 1. Tahapan Data Mining

- Pembersihan data (*data cleaning*)**  
Pembersihan data merupakan proses menghilangkan *noise* dan data yang tidak relevan. Seperti data yang hilang, data yang tidak valid atau juga hanya sekedar salah ketik.
- Integrasi data (*data integration*)**  
Integrasi data merupakan penggabungan data dari berbagai database ke dalam satu database baru.
- Seleksi data (*data selection*)**  
Seleksi data adalah proses meminimalkan jumlah data yang digunakan untuk proses mining dengan tetap merepresentasikan data aslinya. contoh, sebuah kasus yang meneliti faktor kecenderungan orang membeli dalam kasus market basket analysis, tidak perlu mengambil nama pelanggan, cukup dengan id pelanggan saja.
- Transformasi data (*data transformation*)**  
Transformasi data adalah perubahan data atau penggabungan data ke dalam format yang sesuai untuk diproses. Sebagai contoh beberapa metode standar seperti analisis asosiasi dan clustering hanya bisa menerima input data kategorikal.
- Proses *mining***  
Proses mining merupakan suatu proses utama saat metode diterapkan untuk menemukan pengetahuan berharga dan tersembunyi dari data.
- Evaluasi pola (*pattern evaluation*)**  
Evaluasi pola adalah proses untuk mengidentifikasi pola-pola menarik kedalam *knowledge-based* yang ditemukan.
- Presentasi pengetahuan (*knowledge presentation*)**  
Presentasi pengetahuan merupakan visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang

digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna. [9].

### 2.2.2 Association Rule

Association Rules, atau Analisis Asosiasi adalah sebuah metodologi untuk mencari relasi (asosiasi) istimewa atau menarik yang tersembunyi dalam himpunan data set yang besar atau dapat dikatakan sebagai prosedur dalam Market Basket Analysis untuk mencari hubungan antar-item dalam suatu dataset dan menampilkan bentuk association rule [10]. Pada umumnya terdapat dua *interestingness measure* dalam aturan asosiasi, yaitu :

a. *Support*

*Support* adalah probabilitas konsumen membeli beberapa produk secara bersamaan dari jumlah seluruh transaksi [2]. *Support* dari suatu association rule adalah presentasi kombinasi item tersebut dalam database, dimana jika mempunyai item A dan item B maka *support* adalah proporsi dari transaksi dalam database yang mengandung A dan B [11].

b. *Confidence*

*Confidence* merupakan suatu ukuran ketepatan suatu rule, yaitu presentasi transaksi dalam database yang mengandung item A dan mengandung item B [11]. Dari nilai *confidence* yang didapat, menunjukkan kekuatan dari rules yang dihasilkan. Semakin besar *confidence* maka semakin besar kemungkinan untuk item A hadir dalam transaksi yang mengandung item B.

Langkah-langkah dalam membentuk association rule meliputi dua tahapan, diantaranya yaitu [2]:

a. Analisa pola frekuensi tinggi

Tahap ini bertujuan untuk mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam basis data. Untuk nilai *support* dengan satu item dapat digambarkan dengan rumus :

$$Support(X) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } X}{\sum \text{transaksi}} \quad (1)$$

Nilai *support* untuk 2 item dapat diperoleh dengan rumus :

$$Support(X,Y) = P(X \cap Y) \\ Support(X,Y) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } X \text{ dan } Y}{\sum \text{transaksi}} \quad (2)$$

Nilai *support* untuk 3 item dapat diperoleh dengan rumus :

$$Support(X,Y,Z) = P(X \cap Y \cap Z) \\ Support(X,Y,Z) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } X,Y,Z}{\sum \text{transaksi}} \quad (3)$$

b. Pembentukan aturan asosiasi

Pembentukan aturan asosiasi dilakukan setelah pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian mencari aturan yang memenuhi syarat dari *minimum confidence* dengan menghitung *confidence* dari aturan *if X then Y*. Untuk nilai *confidence* dengan dua item dapat digambarkan dengan rumus:

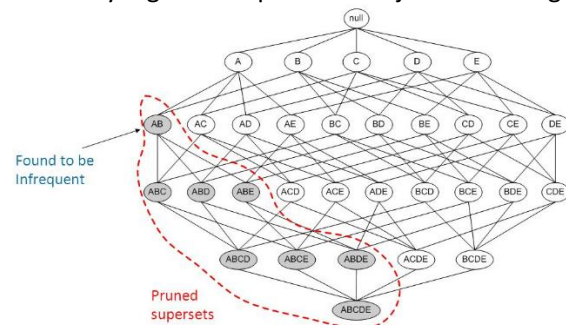
$$Confidence = P(Y | X) \\ Confidence(X,Y) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } X \text{ dan } Y}{\sum \text{transaksi mengandung } X} \quad (4)$$

Dimana "X,Y" merupakan item yang muncul bersamaan sedangkan "P ( Y | X )" merupakan probabilitas transaksi yang mengandung X dan Y dibagi dengan jumlah transaksi yang mengandung X.

### 2.2.3 Algoritma Apriori

Algoritma apriori adalah langkah untuk proses menemukan frequent itemset dengan melakukan iterasi pada data. Dimana itemset adalah himpunan item-item yang berada di dalam himpunan yang diolah oleh sistem, sedangkan frequent itemset menunjukan itemset yang memiliki frekuensi kemunculan lebih dari nilai minimum yang telah ditentukan [11].

Prinsip Apriori adalah jika sebuah itemset infrequent (frekuensi kemunculan item kurang dari nilai minimum), maka itemset yang infrequent tidak perlu lagi dieksplorasi super setnya sehingga jumlah kandidat yang harus diperiksa menjadi berkurang [8].



Gambar 2. Frequent itemset dengan apriori

Dalam algoritma apriori untuk membuat kandidat utama item ada dua proses utama yaitu [10] :

a. Join step (penggabungan)

Proses ini dilakukan dengan cara pengkombinasian item dengan item yang lainnya hingga tidak dapat terbentuk kombinasi lagi.

b. Prune step (pemangkasan)

Proses pemangkasan yaitu hasil dari item yang telah dikombinasikan kemudian dipangkas dengan menggunakan minimum *support* yang telah ditentukan oleh user. Pada iterasi ke-K akan

ditemukan semua itemset yang memiliki K-item, disebut dengan K-itemset.

### 2.2.4 Lift

Lift merupakan salah satu parameter penting di dalam association rules selain support dan confidence. Jika support merupakan presentase kombinasi item yang berada pada database dan confidence merupakan kuatnya hubungan antar item maka lift merupakan rasio angka yang menunjukkan seberapa banyak kemungkinan menemukan sebuah atribut yang muncul bersamaan dengan atribut lainnya. Dengan kata lain lift merupakan nilai yang menunjukkan kevalidan proses transaksi dan memberikan informasi apakah benar item A dibeli bersamaan dengan item B [10]. Adapun rumus untuk mencari lift adalah sebagai berikut:

$$Lift(A,B) = \frac{Support\ A \cap B}{Support(A) \times Support(B)} \quad (5)$$

Adapun nilai ketetapan dari lift adalah sebagai berikut:

- Rule dapat dikatakan valid apabila nilai lift lebih besar dari pada 1 yang berarti item A dan B dibeli secara bersamaan.
- Rule dikatakan independent apabila nilai lift sama dengan 1.
- Rule menunjukkan nilai lift lebih kecil dari pada 1 maka item-item tersebut saling tidak berkaitan antara antecedent (item A) dengan consequent (item B).

### 2.2.5 Conviction

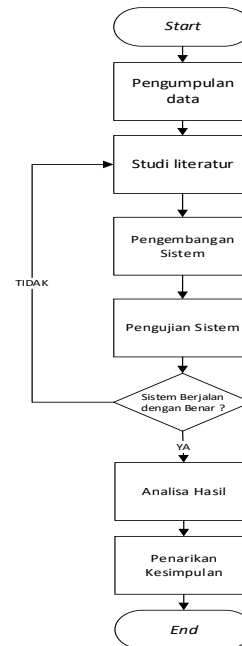
Conviction merupakan salah satu parameter dalam association rules yang bertujuan untuk menghitung nilai akurasi minimum [12]. Dalam hal ini penggunaan conviction untuk menghitung ekspektasi error dari suatu rule, yaitu seberapa sering item A terjadi didalam transaksi dimana tidak terdapat item B yang artinya menghitung kekuatan suatu rule yang berhubungan dengan complement dari consequent [13]. Adapun rumus untuk mencari conviction adalah sebagai berikut:

$$Conviction(A,B) = \frac{1 - Support(B)}{1 - Confidence(A,B)} \quad (6)$$

Nilai ketetapan dari conviction ini berada pada nilai  $[0, \infty]$  dengan ketentuan conviction dianggap tak terhingga (infinite) jika nilai confidence (A,B) adalah 1 dan dianggap independent apa bila nilai conviction adalah 1. Conviction dari suatu rule akan dianggap akurat apabila nilai yang dihasilkan semakin jauh dari 1 bahkan sampai tak terhingga ( $\infty$ ) [12].

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1 Diagram Alir Penelitian



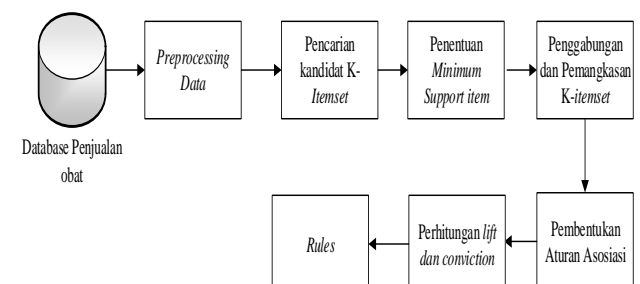
Gambar 3. Diagram Alir Penelitian.

### 3.2 Pengumpulan Data

Bahan penelitian pada tugas akhir ini adalah data transaksi penjualan obat dari Apotek Gilda Farma 2 dan data yang akan digunakan adalah data transaksi penjualan selama 1 tahun yaitu mulai dari bulan Februari 2018 sampai dengan Februari 2019. Data transaksi penjualan akan diolah secara manual terlebih dahulu dengan melakukan pengurutan data agar sesuai dengan nomor transaksi setelah itu dilakukan data cleaning untuk menghilangkan data-data yang tidak penting, data kosong dan data yang tidak relevan sebelum data digunakan yang dilakukan oleh sistem.

### 3.3 Rancangan Algoritma

Rancangan alur pembangunan sistem secara garis besar dilakukan dengan beberapa tahapan, adapun lebih jelasnya dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 4. Proses Alur Pembangunan Sistem

### 3.3.1. Tahap *Preprocessing Data*

*Preprocessing* data pada tahap ini bertujuan untuk menghilangkan data yang tidak penting, *noise* maupun data yang tidak relevan pada *database*. Tahapan ini dapat disebut sebagai proses data *cleaning* yang bertujuan untuk menghilangkan dan mengurangi *error* yang dapat mempengaruhi proses akhir dari penambangan data. Sebelum data mining dilakukan, setiap *database* yang ditambang akan melalui tahapan ini terlebih dahulu.

Pada Tabel 1 merupakan *database* transaksi penjualan yang belum melewati tahapan *preprocessing* data dan masih terdapat data-data yang tidak dibutuhkan atau *noise* pada *database*. Dalam penelitian ini data yang akan ditambang adalah nama obat yang terjual dalam setiap transaksinya oleh karena itu kolom harga, kuantitas dan total dapat dihilangkan guna menghindari *error* pada saat penambangan data dilakukan.

TABEL 1. DATABASE PENJUALAN OBAT SEBELUM DILAKUKAN *PREPROCESSING DATA*

ID	Nama Obat	Harga	Kuantitas	Total
1	Dexamethasone	Rp 2.51	10 tablet	Rp 2.510
	Dextamine	Rp 2.259	7 tablet	Rp 15.813
2	Amoxycillin	Rp 444	10 tablet	Rp 4.440
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
3	Paracetamol	Rp 159	10 tablet	Rp 1.590
	Asam Mefenamat	Rp 211	10 tablet	Rp 2.110
4	Sanmol	Rp 13.008	3 tablet	Rp 39.024
	Flucadex	Rp 535	10 tablet	Rp 5.350
	Asam Mefenamat	Rp 211	10 tablet	Rp 2.110
5	Imboost Force	Rp 7.744	3 tablet	Rp 23.232
	Mefinal	Rp 1.624	5 tablet	Rp 8.120
6	Antasida	Rp 252	10 tablet	Rp 2.520
	Ranitidin	Rp 302	10 tablet	Rp 3.020
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
	Amoxycillin	Rp 444	10 tablet	Rp 4.440

7	Flucadex	Rp 535	10 tablet	Rp 5.350
	Paracetamol	Rp 159	10 tablet	Rp 1.590
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
8	Dextamine	Rp 2.259	5 tablet	Rp 11.295
	Dexamethasone	Rp 251	10 tablet	Rp 2.510
	Amoxycillin	Rp 444	10 tablet	Rp 4.440
9	Ranitidin	Rp 302	10 tablet	Rp 3.020
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
10	Mefinal	Rp 1.624	10 tablet	Rp 16.240
	Paracetamol	Rp 159	10 tablet	Rp 1.590
	Imboost Force	Rp 7.744	4 tablet	Rp 30.976
	Dextamine	Rp 2.259	5 tablet	Rp 11.295
11	Flucadex	Rp 535	10 tablet	Rp 5.350
	Lanadexon	Rp 139	10 tablet	Rp 1.390
12	Paracetamol	Rp 159	10 tablet	Rp 1.590
	Amoxycillin	Rp 444	10 tablet	Rp 4.440
	Flucadex	Rp 535	10 tablet	Rp 5.350
13	Sanmol	Rp 13.008	1 tablet	Rp 13.008
14	Imboost Force	Rp 7.744	2 tablet	Rp 15.488
	Asam Mefenamat	Rp 211	10 tablet	Rp 2.110
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
	Antasida	Rp 252	10 tablet	Rp 2.520
15	Amoxycillin	Rp 444	10 tablet	Rp 4.440
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
16	Mefinal	Rp 1.624	5 tablet	Rp 8.120
	Paracetamol	Rp 159	10 tablet	Rp 1.590
17	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640

	Antasida	Rp 252	10 tablet	Rp 2.520
	Ranitidin	Rp 302	10 tablet	Rp 3.020
18	Sanmol	Rp 13.008	2 tablet	Rp 26.016
	Flucadex	Rp 535	10 tablet	Rp 5.350
19	Dextamine	Rp 2.259	5 tablet	Rp 11.295
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
20	Ranitidin	Rp 302	10 tablet	Rp 3.020
	Ibuprofen	Rp 264	10 tablet	Rp 2.640
	Amoxycillin	Rp 444	10 tablet	Rp 4.440

Setelah data yang tidak diperlukan dihilangkan dari database, maka hanya tersisa kolom ID transaksi dan kolom nama obat. Untuk mempermudah perhitungan, data hasil preprocessing dapat diubah kedalam bentuk tabular seperti yang terlihat pada Tabel II.

TABEL II. DATABASE PENJUALAN OBAT DALAM BENTUK TABULAR

ID	D	T	F	P	E	A	N	I	L	B	R	S	M
1	1				1								
2							1			1			
3		1		1									
4		1	1									1	
5								1					1
6						1	1			1	1		
7			1	1						1			
8	1				1		1						
9										1	1		
10				1	1			1	1				1
11			1										
12			1	1			1						
13		1											1
14						1		1		1			
15							1			1			1
16													
17			1			1				1	1		
18				1									1
19					1					1			
20							1			1	1		

KETERANGAN: D= DEXAMETHASONE, T= ASAM MEFENAMAT, F= FLUCADEX, P= PARACETAMOL, E= DEXTAMINE, A= ANTASIDA, N= AMOXYCILLIN, I= IMBOOST FORCE, L= LANADEXON, B= IBUPROFEN, R=RANITIDIN, S= SANMOL, M= MEFINAL

### 3.3.2. Kandidat K-Itemset

K-itemset dapat diartikan sebagai itemset yang terdiri dari K buah item yang ada pada suatu himpunan. Langkah-langkah yang dilakukan pada tahap pembentukan kandidat K-itemset adalah sebagai berikut

#### a. Kandidat 1-Itemset

Untuk mencari kandidat 1-itemset dari database, tahap awal yang dilakukan adalah dengan menghitung nilai support dari  $\sum$  item X yang terdapat pada data transaksi dibagi dengan  $\sum$  transaksi pada database. Adapun pencarian nilai support dari kandidat 1-itemset menggunakan persamaan 1, adapun perhitungannya dapat dilihat pada Tabel III.

TABEL III. KANDIDAT 1-ITEMSET

Item Name	Support Count	Support Value
Dexamethasone	2/20	0,1
Asam Mefenamat	3/20	0,15
Flucadex	5/20	0,25
Paracetamol	5/20	0,25
Dextamine	4/20	0,2
Antasida	3/20	0,1
Amoxycillin	6/20	0,3
Imboost Force	3/20	0,15
Lanadexon	1/20	0,05
Ibuprofen	9/20	0,45
Ranitidin	4/20	0,2
Sanmol	3/20	0,15
Mefinal	3/20	0,15

#### b. Kandidat 2-itemset

Untuk membentuk kandidat K-itemset selanjutnya dilakukan proses penggabungan dari data yang didapat dari large 1-itemset. Hasil dari penggabungan (join) akan menghasilkan kandidat 2-itemset. Proses pencarian kandidat 2-itemset dapat dicari dengan menggunakan persamaan 2. Untuk kandidat 2-itemset yang dihasilkan yaitu seperti yang terlihat pada Tabel IV.

TABEL IV. KANDIDAT 2-ITEMSET

Item Name	Support Count	Support Value
Flucadex,Paracetamol	2/20	0,1
Flucadex,Dextamine	0/20	0
Flucadex,Amoxycillin	1/20	0,05

Flucadex,Ibuprofen	1/20	0,05
Flucadex,Ranitidin	0/20	0
Paracetamol,Dextamine	1/20	0,05
Paracetamol,Amoxycillin	1/20	0,05
Paracetamol,Ibuprofen	1/20	0,05
Paracetamol,Ranitidin	0/20	0,05
Dextamine,Amoxycillin	1/20	0,05
Dextamine,Ibuprofen	1/20	0,05
Dextamine,Ranitidin	0/20	0
Amoxycillin,Ibuprofen	4/20	0,2
Amoxycillin,Ranitidin	1/20	0,05
Ibuprofen,Ranitidin	4/20	0,2

c. Kandidat 3-itemset

TABEL V. KANDIDAT 3-ITEMSET

Item Name	Support Count	Support Value
Amoxycillin,Ibuprofen,Ranitidin	2/20	0,1

Setelah kandidat 3-itemset didapatkan selanjutnya pemangkasan kembali dilakukan dengan nilai minimum *support* yang telah ditentukan sebelumnya yaitu sebesar 0,2 (20%). Pada Tabel 3.9 *support* value yang didapatkan bernilai 0,1 (10%) adapun untuk nilai minimum *support* yang digunakan untuk proses pemangkasan adalah 0,2 (20%). Dalam hal ini *support* value dari item tidak memenuhi nilai *threshold* maka untuk pembentukan large 3-itemset tidak dapat diteruskan sehingga proses pencarian terhenti disini.

3.3.3. Pembentukan Aturan Asosiasi

Pada kasus ini diasumsikan nilai minimum *support* yang digunakan sebesar 0,2 (20%) dan minimum *confidence* sebesar 0.6 (60%). Pada tahap pembentukan K-itemset jumlah itemset yang terbentuk sebanyak 2-itemset maka dalam pembentukan aturan asosiasi menggunakan large 2-itemset pada Tabel IV. Perhitungan *confidence* dilakukan dengan menggunakan persamaan 4 yang dapat dilihat pada Tabel VI.

TABEL VI. NILAI CONFIDENCE

Item Name	Support	Confidence	
Amoxycillin,Ibuprofen	0,2	4/6	0,666667
Ibuprofen,Amoxycillin	0,2	4/9	0,444444
Ibuprofen,Ranitidin	0,2	4/9	0,444444
Ranitidin,Ibuprofen	0,2	4/4	1

Dari Tabel VI dapat diketahui nilai *confidence* dari masing-masing kombinasi itemset yang ada. Karena nilai minimum *support* yang digunakan sebesar 0,2

(20%) dan minimum *confidence* sebesar 0.6 (60%) maka kombinasi item yang memiliki nilai *support* dan *confidence* dibawah ketentuan akan dihilangkan. Adapun aturan asosiasi yang terbentuk dapat dilihat pada Tabel VII.

TABEL VII. ATURAN ASOSIASI

Item Name	Support	Confidence	
Amoxycillin,Ibuprofen	0,2	4/6	0,666667
Ranitidin,Ibuprofen	0,2	4/4	1

3.3.4. Lift

Pada tahap ini dilakukan pengujian tingkat *lift* dari aturan asosiasi yang telah didapatkan pada tahap sebelumnya untuk memastikan apakah transaksi pembelian yang dilakukan dikatakan kuat atau tidak. Adapun perhitungan dari *lift* dapat dilihat pada Tabel VIII.

TABEL VIII. PERHITUNGAN NILAI LIFT

Item Name	Lift Count	Lift
Amoxycillin,Ibuprofen	0,2/(0,3 x 0,45)	1,481481
Ranitidin, Ibuprofen	0,2/(0,2 x 0,45)	2,222222

Dari hasil perhitungan *lift* pada Tabel VIII didapatkan nilai *lift* melebihi nilai 1 yang dimana dalam hal ini kombinasi itemset Amoxycillin,Ibuprofen dan Ranitidin,Ibuprofen dinyatakan valid atau memiliki tingkat kekuatan *rules* yang kuat. Jadi dapat dikatakan item A dan B memiliki kemungkinan kuat untuk dibeli secara bersamaan.

3.3.5. Conviction

TABEL IX. PERHITUNGAN NILAI CONVICTION

Item Name	Conviction Count	Conviction
Amoxycillin,Ibuprofen	(1- 0,45) / (1- 0,666667)	1,65
Ranitidin, Ibuprofen	(1- 0,45) / (1-1)	∞ (infinite)

Dari hasil perhitungan *conviction* pada Tabel IX didapatkan nilai *conviction* yang melebihi nilai 1 untuk itemset Amoxycillin,Ibuprofen dan ∞ (infinite) untuk itemset Ranitidin, Ibuprofen. Berdasarkan nilai ketentuan yang ada maka dapat dinyatakan *rules* yang dihasilkan memiliki nilai *conviction* yang kuat.

3.3.6. Rules

Tahapan ini menghasilkan *rules* dari proses penambangan yang telah dilakukan. Dari *rules* yang didapatkan dapat diketahui nilai *support*, *confidence*, *lift* dan *conviction* pada setiap *rules* yang ada seperti yang tertera pada Tabel X.



TABEL X. RULES

Rules	Support	Confidence	Lift	Conviction
Amoxycillin Ibuprofen	0,2	0,666667	1,481 481	1,65
Ranitidin Ibuprofen	0,2	1	2,222 222	∞ (infinite)

Adapun rules yang dihasilkan dari perhitungan yang telah dilakukan adalah:

1. Jika membeli obat Amoxycillin maka akan membeli obat Ibuprofen dengan support sebesar 20%, confidence sebesar 66,6667%, lift sebesar 1,481481 dan conviction sebesar 1.65.
2. Jika membeli obat Ranitidin maka akan membeli obat Ibuprofen dengan support sebesar 20%, confidence sebesar 100%, lift sebesar 2,222222 dan conviction sebesar ∞ (infinite).

Kedua rules yang dihasilkan memiliki tingkat lift diatas 1 adapun untuk nilai conviction yang didapatkan menunjukkan rule 1 memiliki nilai 1.65 dan rule 2 memiliki nilai infinite dalam hal ini maka dapat dipastikan tingkat kekuatan dari rules tersebut adalah kuat.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### 4.1. Pengujian

Pada tahap ini pengujian akan dilakukan dengan menggunakan algoritma Apriori untuk mendapatkan itemset dan Asosiasi digunakan untuk mendapatkan rules dari itemset tersebut. Data yang digunakan pada pengujian ini menggunakan data sebanyak 43.191 transaksi dengan 86.441 item obat. Untuk ilustrasi proses pengujian dapat dilihat pada Tabel XI.

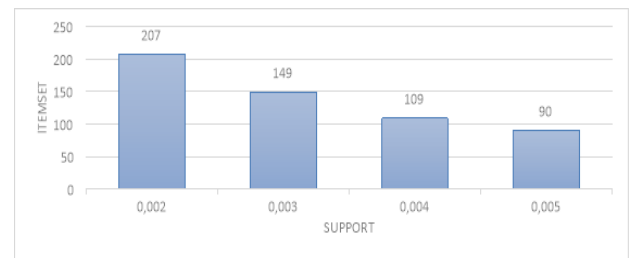
TABEL XI. RULES

Pengujian		Iterasi				
		1	2	3	4	5
1	Support	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002
	Confidence	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
2	Support	0,003	0,003	0,003	0,003	0,003
	Confidence	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
3	Support	0,004	0,004	0,004	0,004	0,004
	Confidence	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
4	Support	0,005	0,005	0,005	0,005	0,005
	Confidence	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09

##### 4.2. Hasil Pengujian

Berdasarkan beberapa skema pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan metode apriori

didapatkan hasil perbandingan itemset yang dengan nilai support pada setiap pengujian yang ditunjukkan oleh grafik pada Gambar 5.



Gambar 5. Nilai Itemset dengan metode apriori

Pada Tabel XII merupakan hasil pengujian sistem dengan menggunakan algoritma apriori dan Association Rule. Dari pengujian yang dilakukan didapatkan perbandingan jumlah rules yang dihasilkan dengan nilai support dan confidence yang digunakan pada setiap pengujian. Berdasarkan hasil pengujian dengan menggunakan dataset yang dilakukan sebanyak 4 kali dengan iterasi sebanyak 5 kali pada setiap pengujian didapatkan jumlah rules pada pengujian pertama dengan tiap iterasi percobaan senilai 35, 18, 7, 3, 2 dengan jumlah itemset yang digunakan sebanyak 207 itemset. Pada pengujian kedua dihasilkan nilai rules sebesar 14, 12, 6, 3, 2 dengan itemset yang digunakan sebanyak 149 itemset. Pengujian ketiga menghasilkan rules pada setiap pengujianya sebesar 6, 6, 4, 3, 2 dengan nilai itemset yang digunakan sebanyak 109 itemset. Untuk pengujian terakhir didapatkan rules dengan nilai 2 pada setiap iterasinya dengan itemset yang digunakan sebanyak 90 itemset.

TABEL XII. HASIL PENGUJIAN SISTEM

P	S	Confidence					I
		0,05	0,06	0,07	0,08	0,09	
1	0,002	35 Rules	18 Rules	7 Rules	3 Rules	2 Rules	207
2	0,003	14 Rules	12 Rules	6 Rules	3 Rules	2 Rules	149
3	0,004	6 Rules	6 Rules	4 Rules	3 Rules	2 Rules	109
4	0,005	2 Rules	2 Rules	2 Rules	2 Rules	2 Rules	90

KETERANGAN: P= PERCOBAAN, S= SUPPORT, I= ITEMSET

##### 4.2.1. Pengujian Pertama

TABEL XIII. NILAI PENGUJIAN PERTAMA

Nilai Threshold		Rata-Rata Nilai		Rules
Supp	Conf	Confidence	Lift	

0,002	0,05	0.065685	1.102415	35
0,002	0,06	0,076724	1,275169	18
0,002	0,07	0,09579	1,708891	7
0,002	0,08	0,125445	2,332904	3
0,002	0,09	0,146442	2,912742	2

Tabel XIII adalah hasil dari proses analisis dengan nilai ambang batas *support* 0,002 dengan nilai *confidence* pada setiap tahap iterasinya akan bertambah 0,01. Pada pengujian pertama nilai rata-rata *confidence* dan *lift* terendah yaitu 0.065685 dan 1.102415 dengan nilai ambang batas *support* yang digunakan sebesar 0,002 dan *confidence* 0,05. Adapun untuk nilai tertinggi yaitu pada iterasi kelima dengan nilai ambang batas *support* 0,002 dan *confidence* 0,09 menghasilkan 0,146442 untuk *confidence* dan *lift* 2,912742. Adapun jumlah *rules* yang dihasilkan menunjukkan perbedaan penurunan jumlah *rules* yang cukup besar pada setiap iterasinya. Pada pengujian ini untuk nilai *threshold* optimal yang didapatkan yaitu berada pada iterasi ke 3 dengan *rules* berjumlah 7. Pada iterasi ini menghasilkan nilai *rules* yang kuat sejumlah 6 dan *rules* lemah sejumlah 1, meskipun nilai tertinggi berada pada iterasi ke 5 namun *rules* yang dihasilkan belum optimal.

#### 4.2.2. Pengujian Kedua

TABEL XIV. NILAI PENGUJIAN KEDUA

Nilai Treshold		Rata-Rata Nilai		Rules
Supp	Conf	Confidence	Lift	
0,003	0,05	0.078459	1.327350	14
0,003	0,06	0.076724	1.275169	12
0,003	0,07	0.09579	1.708891	6
0,003	0,08	0.125445	2.332904	3
0,003	0,09	0.146442	2.912742	2

Pada pengujian kedua nilai rata-rata *confidence* dan *lift* terendah yaitu terjadi pada iterasi kedua dengan nilai 0.076724 dan 1.275169 untuk nilai ambang batas *support* yang digunakan sebesar 0,003 dan *confidence* 0,06. Adapun untuk nilai tertinggi yaitu berada pada iterasi kelima dengan nilai ambang batas *support* 0,003 dan *confidence* 0,09 menghasilkan nilai 0,146442 untuk *confidence* dan 2,912742 untuk nilai *lift* yang dimana nilai yang dihasilkan sama seperti pengujian pertama. Adapun jumlah *rules* yang dihasilkan menunjukkan penurunan jumlah pada setiap iterasinya. Pada pengujian ini untuk nilai *threshold* optimal yang didapatkan yaitu berada pada

iterasi ke 3 dengan *rules* berjumlah 6. Pada iterasi ini menghasilkan nilai *rules* yang bernilai kuat, samahalnya dengan pengujian pertama meskipun nilai tertinggi berada pada iterasi ke 5 namun *rules* yang dihasilkan belum optimal.

#### 4.2.3. Pengujian Ketiga

TABEL XV. NILAI PENGUJIAN KETIGA

Nilai Treshold		Rata-Rata Nilai		Rules
Supp	Conf	Confidence	Lift	
0,004	0,05	0.096898	1.711272	6
0,004	0,06	0.096898	1.711272	6
0,004	0,07	0.112716	2.011639	4
0,004	0,08	0.125445	2.332904	3
0,004	0,09	0.146442	2.912742	2

Pada pengujian ketiga nilai rata-rata *confidence* dan *lift* terendah yaitu terjadi pada iterasi pertama dan kedua yang bernilai sama dengan nilai 0.096898 dan 1.711272 untuk nilai ambang batas *support* yang digunakan sebesar 0,004 dan nilai *confidence* 0,05 dan 0,06. Adapun untuk nilai tertinggi yaitu sama dengan pengujian sebelumnya yaitu berada pada iterasi kelima dengan nilai ambang batas *support* 0,004 dan *confidence* 0,09 menghasilkan nilai 0,146442 untuk *confidence* dan 2,912742 dengan jumlah *rules* sebanyak 2. Adapun nilai *lift* yang dihasilkan sama seperti pengujian pertama maupun kedua. Pada pengujian ketiga nilai *threshold* optimal yang didapatkan yaitu berada pada iterasi ke 1 dan 2 dengan *rules* berjumlah 6. Pada kedua iterasi ini menghasilkan nilai *rules* yang sama dengan jumlah 6 *rules*, meskipun nilai tertinggi masih berada pada iterasi ke 5 namun *rules* yang dihasilkan belum optimal dan masih banyak *rules* kuat lainnya yg terpankas pada iterasi ke 5 sehingga iterasi ke 5 belum dapat menghasilkan *rules* yang optimal.

#### 4.2.4. Pengujian Keempat

TABEL XVI. NILAI PENGUJIAN KEEMPAT

Nilai Treshold		Rata-Rata Nilai		Rules
Supp	Conf	Confidence	Lift	
0,005	0,05	0.146442	2.912742	2
0,005	0,06	0.146442	2.912742	2
0,005	0,07	0.146442	2.912742	2
0,005	0,08	0.146442	2.912742	2
0,005	0,09	0.146442	2.912742	2

Tabel XVI di atas adalah hasil dari proses analisis dengan nilai ambang batas *support* 0,005 dengan nilai *confidence* pada setiap tahap iterasinya akan bertambah 0,01. Tahapan ini menghasilkan *rules* dari proses yang telah dilakukan. Dari *rules* yang didapatkan dapat ketahui nilai rata-rata *confidence* dan *lift* pada setiap iterasi. Pada pengujian keempat nilai rata-rata *confidence* dan *lift* pada setiap iterasi sama, dengan nilai 0.146442 untuk *confidence* dan 2.912742 untuk nilai *lift*. Dari nilai *lift* yang didapatkan dapat dikatakan bahwa 2 *rules* yang dihasilkan itu bernilai valid karena bernilai lebih dari 1.

Hasil analisis menunjukkan bahwa nilai pada setiap iterasi menghasilkan nilai yang sama. Hal ini terjadi karena itemset yang nilai *support* minimal 0,005 dan *confiden* 0,05 hanya menghasilkan dua buah itemset sehingga jumlah *rules* yang dihasilkan pada setiap iterasinya akan sama yaitu sejumlah 2.

#### 4.2.5. Hasil Analisis Pengujian

Berdasarkan berbagai skema pengujian yang telah dilakukan, dapat dilakukan analisa terhadap hasil dari pengujian pertama hingga keempat. Pada pengujian pertama hingga ketiga pada Tabel XIII, Tabel XIV, dan Tabel XV memiliki nilai yang konstan pada *confidence* dan *lift* pada setiap iterasi keempat dan kelima dengan nilai masing-masing iterasi 0.125445, 2.332904 dan 0.146442, 2.912742 dan menghasilkan *rules* berjumlah 3 dan 2. Hal ini menandakan bahwa nilai *support* dan *confidence* yang digunakan pada iterasi tersebut terlalu tinggi dan dapat menyebabkan ketidak maksimalan dalam perolehan *rules* sehingga nilai *support* dan *confidence* yang digunakan pada pengujian tersebut tidak direkomendasikan untuk digunakan meskipun hasil *confidence* dari *rules* yang dihasilkan tinggi dan valid.

Adapun untuk nilai pengujian pertama dan kedua pada proses iterasi pertama serta iterasi kedua yang dapat dilihat pada Tabel XIII dan Tabel XIV menghasilkan nilai *confidence* yang paling rendah dan *rules* yang paling banyak. karena nilai *confidence* yang rendah akan menimbulkan banyak *rules* yang masuk kedalam kategori lemah dan hubungan antara item masih dipertanyakan dan bisa saja menyebabkan hubungan antara antecedent (item A) dengan consequent (item B) hanya kebetulan semata. Meskipun *rules* yang dihasilkan lebih banyak namun nilai *lift* yang didapatkan dalam percobaan pertama dan kedua menghasilkan banyak nilai yang kurang dari 1 sehingga item-item tersebut dapat dikatakan tidak saling berkaitan. Nilai *support* dan *confidence* yang digunakan pada pengujian tersebut tidak

direkomendasikan untuk digunakan meskipun hasil *confidence* dari *rules* yang dihasilkan tinggi.

Untuk pengujian pertama pada iterasi ketiga dan pengujian kedua pada iterasi ketiga memiliki nilai dengan *confidence* yang sama yaitu 0,09579 dengan menghasilkan *rules* masing-masing sebanyak 7 dan 6 yang dapat dilihat pada Tabel XIII dan XIV. Dari nilai *confidence* yang dihasilkan juga hampir serupa dengan pangujian ketiga pada iterasi pertama dan kedua dimana nilai *confidence* sebesar 0.096898 dan *rules* yang dihasilkan juga 6 yang dapat dilihat pada Tabel XV. Dalam hal ini nilai *support* dan *confidence* yang digunakan pada pengujian ini memiliki nilai yang tidak terlalu tinggi maupun rendah sehingga hasil *rules* yang didapatkan memiliki nilai *confidence* yang kuat dan valid.

Dari hasil analisis pengujian yang dilakukan maka nilai ambang batas yang sesuai pada studi kasus ini yaitu pada pengujian ketiga pada proses iterasi kedua dengan nilai *support* 0,004 dan *confidence* 0,06 dimana nilai ambang batas ini tidak terlalu tinggi maupun terlalu rendah dan juga nilai rata-rata *lift* yang dihasilkan melebihi angka 1. Adapun untuk *rules* yang dihasilkan dapat dilihat pada Tabel XVII.

TABEL XVII. RULES

No	Ante	Conse	Sup	Con	Lift	Convi
1	Allopu rinol	Pirox icam	0.006 680	0.191 011	2,912 742	1.155 049
2	Pirox icam	Allopu rinol	0.006 680	0.101 872	2,912 742	1.074 485
3	Amoxy cillin	Parace tamol	0.004 396	0.083 449	1,173 226	1.013 443
4	Pirox icam	Parace tamol	0.004 887	0.074 531	1,047 846	1.003 677
5	Parace tamol	Pirox icam	0.004 887	0.068 715	1,047 846	1.003 369
6	Parace tamol	Amoxy cillin	0.004 396	0.061 809	1,173 226	1.009 727

KETERANGAN: ANTE= ANTECEDENT, CONSE=CONSEQUENT, SUP= SUPPORT, CON=CONFIDENCE, CONVI=CONVICTION

Dari hasil penjabaran *rules* yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa kombinasi obat yang dihasilkan valid dan kuat dengan dibuktikannya nilai *lift* dari *rules* diatas 1 dan nilai *conviction* yang juga berada diatas 1. Adapun untuk *rules* yang terkuat dari 6 *rules* yang dihasilkan yaitu Allopurinol dengan Piroxicam, Piroxicam dengan Allopurinol, Amoxycillin dengan Paracetamol, Piroxicam dengan Paracetamol, Paracetamol dengan Piroxicam, Paracetamol dengan Amoxycillin yang dapat lebih jelasnya dilihat pada Tabel XVII.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Dari hasil pemrosesan data transaksi penjualan obat pada Apotek Gilda Farma yang telah dilakukan menghasilkan 6 *rules* yang berupa kombinasi obat yang paling sering dibeli pada Apotek Gilda Farma.
2. Perlakuan nilai berbeda pada *support* dan *confidence* yang dilakukan pada proses pengujian menghasilkan jumlah *rules* yang berbeda-beda pada setiap iterasi, semakin tinggi nilai *support* dan *confidence* yang ditetapkan maka jumlah *rules* yang dihasilkan akan semakin rendah begitu pula sebaliknya.
3. Dalam penelitian ini *rule* paling kuat yang dihasilkan adalah kombinasi obat Allopurinol dengan Piroxicam yang memiliki nilai *confidence* 0.191011 adapun untuk nilai *rule* terendah berada pada kombinasi obat Paracetamol dengan Amoxicillin dengan nilai *confidence* yang dihasilkan 0.061809.
4. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan nilai *threshold* yang paling sesuai untuk studi kasus ini berada pada nilai 0,004 untuk *support* dan 0,06 untuk *confidence*.

### 5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah didapatkan kemudian terdapat beberapa catatan saran untuk dapat diperbaiki serta dikembangkan pada penelitian serupa yaitu:

1. Diharapkan pada penelitian yang lain dapat lebih memperhatikan nilai *threshold* yang digunakan agar menghasilkan *rules* yang lebih maksimal.
2. Untuk melihat perbedaan dari pola pembelian obat dapat diujikan terhadap apotek lainnya dengan penambahan data yang lebih banyak dan dalam kurun waktu lebih lama, misalnya untuk menentukan pola pembelian obat pada musim kemarau dan hujan.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Aprianti, J. Permadi, and Oktaviyani, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Transaksi Penjualan Obat pada Apotek Azka," *Semin. Nas. Mat. dan Apl.*, no. February, pp. 436–442, 2017.
- [2] H. D. Anggraeni, R. Saputra, and B. Noranita, "Aplikasi Data Mining Analisis Data Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus di Apotek Setya Sehat Semarang)," *J. Masy. Inform.*, vol. 4, no. 7, pp. 1–8, 2016.
- [3] K. Tampubolon, H. Saragih, and B. Reza, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan," *Inf. dan Teknol. Ilm.*, vol. 1, no. 1, pp. 93–106, 2013.
- [4] S. R. Siregar, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Tiket Pesawat Menggunakan Algoritma Apriori ( Studi Kasus : Jumbo Travel Medan )," *Pelita Inform. Budi Darma*, vol. 152, no. 1, pp. 152–156, 2014.
- [5] O. S. A. Destiyati and E. Aribowo, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma Hash Based pada Market Basket Analysis di Apotek UAD," *Sarj. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2015.
- [6] R. Yanto and R. Khoiriah, "Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat," *Citec J.*, vol. 2, no. Februari, pp. 102–113, 2015.
- [7] L. Daniel T, *Discovering Knowledge In Data : An Introduction to Data Mining*. Canada: John Wiley & Sons, Inc, 2005.
- [8] D. Aprilia C, D. Aji Baskoro, L. Ambarwati, and I. W. S. Wicaksana, *Belajar Data Mining dengan Rapid Miner*. Jakarta, 2013.
- [9] Y. Asriningtias and R. Mardhiyah, "Aplikasi Data Mining Untuk Menampilkan Informasi Tingkat Kelulusan Mahasiswa," *Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 837–848, 2014.
- [10] E. Widiati and K. Evita Dewi, "Implementasi Association *Rule* Terhadap Penyusunan Layout Makanan Dan Penentuan Paket Makanan Hemat Di Rm Roso Echo Dengan Algoritma Apriori," *J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 96, no. 2, pp. 2089–9033, 2014.
- [11] M. Fauzy, K. R. S. W, and I. Asror, "Penerapan Metode Association *Rule* Menggunakan Algoritma Apriori pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung," *Inform. Telkom Univ.*, pp. 1–6.
- [12] M. I. Ashari and Y. Sibaroni, "Aplikasi Data Mining Menggunakan Aturan Asosiasi dengan Algoritma Pincer Search Untuk Menganalisis Data Transaksi Penjualan Studi Kasus : Data Transaksi Penjualan Yomart Margacinta Bandung," *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 6833–6840, 2015.
- [13] M. J. Zaki and Wagner Meira, *Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms*, vol. 35, no. 6. New York: Cambridge University Press, 2015.