
**Penerapan Data Mining Apriori Pada Persediaan Obat
(Studi Kasus Apotek Rafif Farma Medan)**

Mardiah

Universitas Nahdlatul Ulama Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email : mardiahindin23@gmail.com

Abstrak

Pentingnya sistem persediaan barang di suatu Apotek dan jenis barang mana yang menjadi prioritas utama yang harus di stok. Hal tersebut berguna untuk mengantisipasi kekosongan barang. Karena minimnya stok barang dapat berpengaruh pada pelayanan konsumen dan asset bagi Apotek. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk membantu menyelesaikan permasalahan tersebut dengan merancang sebuah aplikasi Data Mining yang berfungsi untuk memprediksi penjualan obat terbanyak dapat diketahui, diperlukan Algoritma Apriori dengan bantuan Tools Tanagra. Salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik yaitu menghasilkan algoritma analisis pola frekuensi tinggi (frequent pattern mining).

Kata Kunci: Data Mining, Algoritma Apriori, *Association Rule*

Abstract

The importance of inventory systems at a pharmacy and the type of goods which are a top priority that must be in stock. It is useful to anticipate the void stuff. Due to the lack of inventory may affect customer service and asset to the pharmacy. Therefore, this study was conducted to help resolve those problems by designing a data mining application that serves to predict sales of the drug is needed most knowable a priori algorithm with the help of Tools Tanagra. One of the interesting association analysis phase analysis algorithm that generates a high frequency patterns (frequent pattern mining).

Keywords: Data Mining, Apriori Algorithm, *Association Rule*

1. Pendahuluan

Algoritma Apriori termasuk jenis aturan *asosiasi* pada *Data Mining*, *Algoritma Apriori* yang bertujuan untuk menemukan *frequentitemsets* dijalankan pada sekumpulan data. Analisis *Apriori* didefinisikan suatu proses untuk menemukan semua aturan *Apriori* yang memenuhi syarat minimum untuk *support* dan syarat minimum untuk *confidence*.

Penelitian yang ingin dicapai adalah :

1. Mengimplementasikan *Data Mining* pada database transaksi penjualan item obat-obatan
2. Membentuk pola kombinasi *itemsets* dari data penjualan (data obat keluar) dengan menggunakan *Algoritma Apriori*.
3. Menghasilkan *rules* dengan *associationrules* dari pola kombinasi *itemsets* yang *interesting*.

2. Kajian Literatur Dan Pengembangan Hipotesis

2.1. Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Discovery adalah proses pencarian dalam basis data untuk menemukan pola yang tersembunyi tanpa ide yang didapatkan sebelumnya atau hipotesa tentang pola yang ada. Dengan kata lain aplikasi mengambil inisiatif untuk menemukan pola dalam data tanpa pengguna berpikir mengenai pertanyaan yang relevan terlebih dulu (Eka Novita Sari, 2013).

2.2 Data Mining

Data Mining adalah metode untuk mencari data terlaris atau paling banyak di butuhkan *customer*. *Data Mining* merupakan analisis data menggunakan *tool* untuk menemukan pola dan aturan dalam himpunan data. Perangkat lunak bertugas untuk menemukan pola dengan mengidentifikasi aturan dan *fitur* pada data dan diharapkan mampu mengenal pola ini dalam data dengan input minimal dari user. Salah satu bentuk pola yang dapat dihasilkan *Data Mining* adalah *Association Rule*.

2.3 Association Rule

Aturan *asosiasi* akan menggunakan data latihan, sesuai dengan pengertian *Data Mining*, untuk menghasilkan pengetahuan. Pengetahuan untuk mengetahui *item-item* belanja yang sering dibeli secara bersamaan dalam suatu waktu. Aturan *asosiasi* yang berbentuk “if...then...” atau “jika...maka...” merupakan pengetahuan yang dihasilkan dari fungsi aturan *asosiasi* (Kennedy Tampubolon, et al, 2013).

2.4 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah adalah *Algoritma* yang paling terkenal untuk menemukan pola *Frekuensi* tinggi. *Algoritma Apriori* dibagi menjadi beberapa tahap. yang disebut narasi atau pass (Devi dinda setiawan, 2009).

3. Metodologi Penelitian

Pada metode penelitian yang digunakan adalah metode *apriori* dengan pendekatan terstruktur (*Structured Approach*) yang lengkap dengan alat (*tools*) dan teknik yang dibutuhkan dalam sistem sehingga hasil analisis dari sistem yang dikembangkan menghasilkan sistem yang strukturnya dapat didefinisikan dengan baik dan jelas.

Pada tahap ini juga digunakan notasi-notasi yang berlaku dalam mengimplementasikan sistem kerangka untuk menggambarkan arus data sistem sehingga dapat membantu dalam proses komunikasi dengan pemakai. Kerangka digunakan untuk menggambarkan sistem baru yang akan dikembangkan secara logika tanpa terlebih dahulu mempertimbangkan lingkungan fisik di mana data tersebut diproses.

4. Hasil dan Pembahasan

Data yang dikumpulkan adalah data sekunder berupa transaksi penjualan barang dari Apotek Rafif Farma Medan. Setelah data sekunder diambil maka peneliti akan menentukan nilai *Support* minimum dan *Confidence* minimum berdasarkan data penjualan barang dari Apotek tersebut.

4.1. Analisis Data

Proses pembentukan pola kombinasi *itemsets* dan pembuatan rules dimulai dari menganalisis data. Data yang digunakan adalah data transaksi penjualan obat, kemudian dilanjutkan dengan pembentukan pola kombinasi *itemsets* dan dari pola kombinasi *itemsets* tersebut terbentuk *Association Rules*.

1. Data transaksi penjualan

Data transaksi merupakan data yang diperoleh dari penjualan harian. Berikut ini merupakan data transaksi penjualan barang pada Apotek Rafif Farma Medan.

Tabel 4.1. Tabel Sekunder Data Penjualan Obat Apotek Rafif Farma Medan

Kode Penjualan	Kode Barang	Nama Barang	Harga Barang	Tanggal Penjualan
PJ140103002	RF000007	Betason-N	Rp. 11,000	1/3/2014
	RF000032	Hemaviton	Rp. 6,000	1/3/2014
	RF000004	Ampicilin	Rp. 5,000	1/3/2014
	RF000011	Zestam	Rp. 12,000	1/3/2014
	RF000009	Antangin Jr	Rp. 1,500	1/3/2014
PJ140103003	RF000066	Visine	Rp. 2,000	1/3/2014
	RF000077	Lapited	Rp. 2,200	1/3/2014
	RF000044	Caladine	Rp. 11,000	1/3/2014
	RF000078	Kalpanax	Rp. 7,000	1/3/2014
	RF000050	Menara 5	Rp. 1,000	1/3/2014
PJ140103004	RF000049	Enervon-C	Rp. 4,000	1/3/2014
	RF000010	Omeroxol	Rp. 5,000	1/3/2014
	RF000045	Promicy	Rp. 2,500	1/3/2014
PJ140103002	RF000007	Betason-N	Rp. 11,000	1/3/2014
	RF000032	Hemaviton	Rp. 6,000	1/3/2014
	RF000004	Ampicilin	Rp. 5,000	1/3/2014
	RF000011	Zestam	Rp. 12,000	1/3/2014
	RF000009	Antangin Jr	Rp. 1,500	1/3/2014
PJ140103003	RF000066	Visine	Rp. 2,000	1/3/2014
	RF000077	Lapited	Rp. 2,200	1/3/2014
	RF000044	Caladine	Rp. 11,000	1/3/2014
	RF000078	Kalpanax	Rp. 7,000	1/3/2014
	RF000050	Menara 5	Rp. 1,000	1/3/2014
PJ140103004	RF000049	Enervon-C	Rp. 4,000	1/3/2014
	RF000010	Omeroxol	Rp. 5,000	1/3/2014
	RF000045	Promicy	Rp. 2,500	1/3/2014
	RF000003	Mixasrip	Rp. 15,000	1/3/2014
	RF000073	Adem Sari	Rp. 1,500	1/3/2014
PJ140103007	RF000023	Korok	Rp. 8,500	1/3/2014
	RF000069	Alkohol	Rp. 5,000	1/3/2014
	RF000065	Kafes	Rp. 5,000	1/3/2014
	RF000076	Vitamin	Rp. 3,000	1/3/2014
	RF000067	Combestrin	Rp. 11,000	1/3/2014
	RF000039	Procol	Rp. 5,000	1/3/2014
	RF000055	Curcuma	Rp. 15,000	1/3/2014
PJ140103010	RF000008	Hufasip	Rp. 12,000	1/3/2014
	RF000009	Antangin Jr	Rp. 1,500	1/3/2014

Data di atas adalah bentuk transaksi data penjualan (data obat keluar) real terdiri atas *attribute* Kode penjualan, Kode Barang, Nama Barang, Harga Barang dan Tanggal Penjualan.

1. Penentuan Kandidat Pertama

Bentuk data 1 *item* yang terdiri atas *attribute item* sebagai nama *item* jenis semua barang apotek yang ada di dalam transaksi, *Support* yaitu jumlah setiap *item* yang ada disemua transaksi, sedangkan *Support (%)* adalah tabel real data yang ada di dalam transaksi, yang didapat dari jumlah *item* dibagi jumlah semua transaksi yang akan dianalisis di kali seratus persen.

Nilai *Support* masing-masing *item* dapat dihitung dengan cara sebagai berikut :

1. Nilai *Support* Adem Sari dapat dihitung dengan rumus :

$$\begin{aligned} \text{Support} &= \frac{\text{Jumlah Adem Sari di seluruh transaksi}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\ &= \frac{10}{59} \times 100\% \\ &= 16,9\% \end{aligned}$$

2. Nilai *Support* Albotil dapat dihitung dengan rumus :

$$\begin{aligned} \text{Support} &= \frac{\text{Jumlah Albotil di seluruh transaksi}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\ &= \frac{18}{59} \times 100\% \\ &= 30,5\% \end{aligned}$$

3. Nilai *Support* Alkohol dapat dihitung dengan rumus :

$$\begin{aligned} \text{Support} &= \frac{\text{Jumlah Alkohol di seluruh transaksi}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\ &= \frac{31}{59} \times 100\% \\ &= 52,5\% \end{aligned}$$

4. Nilai *Support* Ambeven dapat dihitung dengan rumus :

$$\begin{aligned} \text{Support} &= \frac{\text{Jumlah Ambeven di seluruh transaksi}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \\ &= \frac{6}{59} \times 100\% \\ &= 10,2\% \end{aligned}$$

Setelah melakukan perhitungan pencarian nilai *Support* pada seluruh *item* barang didapatkan nilai *Support* sebagai berikut :

yang terendah

Tabel 4.2 : Jenis *Items* Obat yang Memenuhi *Support* Minimal Setelah diurutkan

No	Nama Barang	Support	Support %
1	Vitacimin	15	25.4
2	Fresh Care	16	27.1
3	Caladine	17	28.8
4	Dexatamin	17	28.8
5	Albotil	18	30.5
6	Amoxilin	19	32.2
7	Betadine	26	44.1
8	Alkohol	31	52.5

4.4.1 Analisa Pola *Frekuensi* Tinggi

4.4.2 Pembentukan Pola Kombinasi Dua *Items*sets

Pembentukan pola *frekuensi* dua *items*sets, dibentuk dari *items-items* jenis obat yang memenuhi *Support* minimal yaitu dengan cara mengkombinasi semua *items* kedalam pola dua kombinasi, hasil pembentukan pola kombinasi dua *items*sets yang dibentuk dari tabel 4 dengan rumus sebagai berikut :

1. Nilai *Support* *Vitacimin* dan *Fresh Care* dapat dihitung dengan rumus :

$$\text{Support} = \frac{\text{Transaksi (Vitacimin, Fresh Care)}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

$$= \frac{14}{59} \times 100\%$$

$$= 23.7\%$$

2. Nilai *Support Vitacimin dan Alkohol* dapat dihitung dengan rumus :

$$\text{Support} = \frac{\text{Transaksi (Vitacimin dan Alkohol)}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

$$= \frac{12}{59} \times 100\%$$

$$= 20.3\%$$

3. Nilai *Support Amoxilin dan Alkohol* dapat dihitung dengan rumus :

$$\text{Support} = \frac{\text{Transaksi (Amoxilin, Alkohol)}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

$$= \frac{12}{59} \times 100\%$$

$$= 20.3\%$$

4. Nilai *Support Betadine dan Alkohol* dapat dihitung dengan rumus :

$$\text{Support} = \frac{\text{Transaksi (Betadine dan Alkoho)}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

$$= \frac{24}{59} \times 100\%$$

$$= 40.7\%$$

Setelah melakukan pencarian dan perhitungan nilai *Support* Kombinasi Dua *Itemsets* pada seluruh *item* barang didapatkan nilai seperti tabel 4.4 di bawah ini:

Tabel 4.5 : Pola Kombinasi Dua *Itemsets*

Nama Barang	Support	Support %
Vitacimin, Fresh Care	14	23.7
Vitacimin, Caladine	3	5.1
Vitacimin, Dexatamin	5	8.5
Vitacimin, Albotil	5	8.5
Vitacimin, Amoxilin	7	11.9
Vitacimin, Betadine	9	15.3
Vitacimin, Alkohol	12	20.3
Fresh Care, Caladine	4	6.8
Fresh Care, Dexatamin	6	10.2
Fresh Care, Albotil	5	8.5
Fresh Care, Amoxilin	9	15.3
Fresh Care, Betadine	9	15.3
Fresh Care, Alkohol	11	18.6
Caladine, Dexatamin	5	8.5
Caladine, Albotil	8	13.6
Caladine, Amoxilin	3	5.1
Caladine, Betadine	8	13.6
Caladine, Alkohol	8	13.6

Dexatamin, Albotil	6	10.2
Dexatamin, Amoxilin	10	16.9
Dexatamin, Betadin	9	15.3
Dexatamin, Alkohol	9	15.3
Albotil, Amoxilin	7	11.9
Albotil, Betadine	7	11.9
Albotil, Alkohol	11	18.6
Amoxilin, Betadin	8	13.6
Amoxilin, Alkohol	12	20.3
Betadin, Alkohol	24	40.7

Data di atas merupakan calon kombinasi dua *item* yang merupakan hasil dari semua kombinasi semua jenis *item*.

Tabel 4.6 : Daftar Pola kombinasi dua *items* yang memenuhi *Support* minimal

Nama Barang	Support	Support %
Vitacimin, Fresh Care	14	23.7
Vitacimin, Alkohol	12	20.3
Amoxilin, Alkohol	12	20.3
Betadin, Alkohol	24	40.7

Dari hasil data di atas, pembentukan dua *itemsets* berhenti sampai disini karena tidak memungkinkan lagi untuk dibentuk kombinasi *itemsets* berikut, dengan demikian kombinasi dua *itemsets* yang terpilih dengan *Support* yang telah ditentukan, terlihat data kombinasi yaitu jenis *Vitacimin dan Fresh Care*, *Vitacimin dan Alkohol*, *Amoxilin dan Alkohol*, *Betadine dan Alkohol*. Betadin dan Alkohol menandakan bahwa kombinasi dua *item* data tersebut paling banyak di dalam transaksi.

4.4.3 Pembentukan Pola Aturan Asosiasi

Setelah semua pola *frekuensi* tinggi ditemukan, baru la dicari aturan *asosiasi* yang memenuhi syarat minimum untuk *Confidence* dengan menghitung *Confidence* aturan asosiasi A ke B. Nilai *Confidence* dari aturan A ke B.

Proses mencari jumlah kombinasi dan kuatnya hubungan antara satu *item* dengan *item* yang lain dalam satu kombinasi disebut metode *Association Rule*. Pembentukan *Association Rule* adalah menganalisis pola *frekuensi* tinggi, tahap ini mencari kombinasi yang memenuhi syarat minimum dari *Support* dalam database., Pembentukan aturan *Association Rule*, dengan mencari nilai *Confidence*. Di mana *Support* adalah jumlah dari kombinasi antara suatu *item* dengan *item* yang lain sedangkan *Confidence* adalah nilai yang mendefinisikan kuat tidaknya hubungan antara *item-item* tersebut.

Dari tabel 4.6 yaitu tabel pola kombinasi dua *item*, dapat dicari nilai *Confidence* dengan rumus sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \text{Confidence} &= \frac{\text{Transaksi Vitacimin dan Fresh Care}}{\text{Transaksi Vitacimin}} \times 100 \\
 &= \frac{14}{15} \times 100\% \\
 &= 93.333
 \end{aligned}$$

Sehingga hasil aturan asosiasi ditemukan, seperti tabel 4.6.

Tabel 4.7 Aturan Asosiasi

Nama Barang	<i>Confidence</i>	
Vitacimin, Fresh Care	14/15	93.3
Vitacimin, Alkohol	12/15	80.0
Amoxilin, Alkohol	12/19	63.2

Betadin, Alkohol	24/26	92.3
------------------	-------	------

Dari tabel 4.6 yaitu tabel pola kombinasi dua *item*, dapat dilihat besarnya nilai *Support* dan *Confidence* dari calon aturan *asosiasi* seperti tampak pada tabel 4.7.

Setelah semua pola *frekuensi* tinggi ditemukan, baru dicari *Association Rules* yang memenuhi syarat minimum *Confidence*, dengan menghitung *Confidence* aturan asosiasi A ke B.

Tabel 4.8 : Daftar Calon Aturan Asosiasi

Nama Barang	Support	Confidence	
Jika membeli Vitacimin maka akan membeli Fresh Care	23.7	14/15	93.3
Jika membeli Fresh Care maka akan membeli Vitacimin	23.7	14/16	87.5
Jika membeli Vitacimin maka akan membeli Alkohol	20.3	12/15	80.0
Jika membeli Alkohol maka akan membeli Vitacimin	20.3	12/31	38.7
Jika membeli Amoxilin maka akan membeli Alkohol	20.3	12/19	63.2
Jika membeli Alkohol maka akan membeli Amoxilin	20.3	12/31	38.7
Jika membeli Betadine maka akan membeli Alkohol	40.7	24/26	92.3
Jika membeli Alkohol maka akan Betadine	40.7	24/31	77.4

Untuk melihat kuat tidaknya aturan asosiasi adalah membandingkannya dengan nilai *Benchmark*, di mana diasumsikan kejadian item dari *Consequent* dalam suatu transaksi adalah independent dengan kejadian dari antecedent dari suatu aturan asosiasi. Nilai estimasi dari *Confidence Benchmark* dihitung dari data suatu aturan dengan ketentuan sebagai berikut :

1. Mencari *Lift Vitacimin* :

$$Confidence_benchmark = \frac{Jumlah\ transaksi\ Vitacimin}{Jumlah\ transaksi} \times 100$$

$$Confidence_benchmark = \frac{15}{59} \times 100$$

$$= 25,423$$

$$Lift\ Vitacimin = \frac{Confidence\ Vitacimin\ (Consequent)}{Confidence_benchmark\ Alkohol} \times 100$$

$$= \frac{87,500}{25,423} \times 100$$

$$= 3,441765$$

2. Mencari *Lift Fresh Care*:

$$Confidence_benchmark = \frac{Jumlah\ transaksi\ Fresh\ Care}{Jumlah\ transaksi} \times 100$$

$$Confidence_benchmark = \frac{16}{59} \times 100$$

$$= 27.11864$$

$$Lift\ Betadine = \frac{Confidence\ Fresh\ Care\ (Consequent)}{Confidence_benchmark\ Betadine} \times 100$$

$$= \frac{93.333}{27.11864} \times 100$$

$$= 3,44$$

Jika nilai *lift* rasio lebih besar dari pada 1 menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut. Lebih tinggi nilai *lift* rasio, lebih besar kekuatan asosiasi. Dari tabel yaitu tabel pola kombinasi dua itemsets, dapat dilihat besarnya nilai *Support* dan *Confidence* dari calon *Association Rules* seperti tampak pada tabel 4.8 berikut ini:

Tabel 4.9 : Aturan Asosiasi

Nama Barang	Lift	Support	Confidence
Jika membeli Vitacimin maka akan membeli Fresh Care	3.441765	23.7	93.3
Jika membeli Fresh Care maka akan membeli Vitacimin	3.441765	23.7	87.5
Jika membeli Vitacimin maka akan membeli Alkohol	1.79901	20.3	80
Jika membeli Alkohol maka akan membeli Vitacimin	1.79901	20.3	38.7
Jika membeli Amoxilin maka akan membeli Alkohol	1.18166	20.3	63.2
Jika membeli Alkohol maka akan membeli Amoxilin	1.18166	20.3	38.7
Jika membeli Betadine maka akan membeli Alkohol	1.79901	40.7	92.3
Jika membeli Alkohol maka akan membeli Betadine	1.79901	40.7	77.4

Dari tabel 4.8 di atas, maka hasil *Association Rule* yang dihasilkan adalah :

1. Jika membeli *Vitacimin*, juga akan membeli *Fresh Care*, maka nilai *Supportnya* adalah 23,7% dan nilai *Confidennya* adalah 93,333
2. *Item A* dan *B* dibeli bersamaan sebesar 23,7% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 93,333% dari semua konsumen yang membeli *Item A* juga membeli *item B*
3. Jika membeli *Fresh Care*, juga akan membeli *Vitacimin*, maka nilai *Supportnya* adalah 23,7% dan nilai *Confidennya* adalah 87,5
4. *Item B* dan *A* dibeli bersamaan sebesar 23,7% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 87,5% dari semua konsumen yang membeli *item B* juga membeli *item A*.
5. Jika membeli *Vitacimin*, juga akan membeli *Alkohol*, maka nilai *Supportnya* adalah 20,3% dan nilai *Confidennya* adalah 80%
6. *Item A* dan *B* dibeli bersamaan sebesar 20,3% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 80% dari semua konsumen yang membeli *Item A* juga membeli *item B*
7. Jika membeli *Alkohol*, juga akan membeli *Vitacimin*, maka nilai *Supportnya* adalah 20,3% dan nilai *Confidennya* adalah 38.7%
8. *Item B* dan *A* dibeli bersamaan sebesar 20,3% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 38.7% dari semua konsumen yang membeli *item B* juga membeli *item A*.
9. Jika membeli *Amoxilin*, juga akan membeli *Alkohol*, maka nilai *Supportnya* adalah 20,3% dan nilai *Confidennya* adalah 63.2%
10. *Item A* dan *B* dibeli bersamaan sebesar 20,3% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 63.2% dari semua konsumen yang membeli *Item A* juga membeli *item B*
11. Jika membeli *Alkohol*, juga akan membeli *Amoxilin*, maka nilai *Supportnya* adalah 20,3% dan nilai *Confidennya* adalah 38.7%
12. *Item B* dan *A* dibeli bersamaan sebesar 20,3% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 38.7% dari semua konsumen yang membeli *item B* juga membeli *item A*.
13. Jika membeli *Betadine*, juga akan membeli *Alkohol*, maka nilai *Supportnya* adalah 40,7% dan nilai *Confidennya* adalah 92.3%
14. *Item A* dan *B* dibeli bersamaan sebesar 40,7% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 92.3% dari semua konsumen yang membeli *Item A* juga membeli *item B*
15. Jika membeli *Alkohol*, juga akan membeli *Betadine*, maka nilai *Supportnya* adalah 40,7% dan nilai *Confidennya* adalah 77.4%
16. *Item B* dan *A* dibeli bersamaan sebesar 40,7% dari data keseluruhan data transaksi yang dianalisis dan 77.4% dari semua konsumen yang membeli *item B* juga membeli *item A*.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan pembahasan yang dilakukan, maka dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut :

1. *Data Mining* adalah suatu proses untuk menemukan pola-pola di dalam data, di mana proses penemuan tersebut dilakukan secara otomatis atau semi otomatis dan pola yang ditemukan harus bermanfaat sebagai ilmu pengetahuan yang baru dan informasi penting dari data penjualan Apotek Rafif Farma.
2. Penerapan *Algoritma Apriori* berpedoman pada perhitungan nilai *Support* dan *Confidence*. Dalam proses menghitung nilai *Support* dan *Confidence* akan lebih sulit, jika data yang ingin diolah dalam jumlah besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Vipul Mangla, Chandni Sarda, Sarthak Madra. (2013). "*Improving the efficiency of Apriori Algorithm in Data Mining*". International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT) Volume 3, Issue 3.
- [2] Mohammed Abdul Khaleel, Sateesh Kumar Pradhan.(2013). "*Finding Locally Frequent Diseases Using Modified Apriori Algorithm*". International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. Vol. 2. Issue 10.
- [3] Jaishree Singh, Hari Ram, Dr. J.S. Sodhi. (2013). "*Improving Efficiency of Apriori Algorithm Using Transaction Reduction*". International Journal of Scientific and Research Publications. Volume 3. Issue 1.
- [4] Fadlina. (2014). "*Data Mining Untuk Analisa Tingkat Kejahatan Jalanan Dengan Algoritma Association Rule Metode Apriori*". Informasi dan Teknologi Ilmiah. Volume : III.
- [5] Angga Ginanjar Mabrur, Riani Lubis. (2012), "*Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Kriteria Nasabah Kredit*". Jurnal Komputer dan Informatika (KOMPUTA). 53 Edisi. I. Volume. 1.
- [6] Gunadi Widi Nurcahyo, "*Penerapan Data Mining dengan Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan*". Universitas Putra Indonesia YPTK.
- [7] Eka Novita Sari. (2013), "*Analisa Algoritma Apriori Untuk Menentukan Merek Pakaian Yang Paling Diminati Pada Mode Fashion Group Medan*". Pelita Informatika Budi Darma. Volume : IV. Nomor: 3.
- [8] Kennedy Tampubolon, Hoga Saragih, Bobby Reza.(2013), "*Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan*". Majalah Ilmiah Informasi dan Teknologi Ilmiah. Volume : I.
- [9] Dian Wirdasari, Ahmad Calam. "*Penerapan Data Mining Untuk Mengolah Data Penempatan Buku Di Perpustakaan SMK TI PAB 7 Lubuk Pakam Dengan Metode Association Rule*". Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Sumatera Utara.
- [10] Dana Sulistiyo Kusumo, Moch. Arief Bijaksana, Dhinta Darmantoro. (2010), "*Data Mining Dengan Algoritma Apriori Pada RDBMS Oracle*". Jurusan Teknik Informatika Sekolah Tinggi Teknologi Telkom.
- [11] Dewi Kartika Pane. (2012), "*Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Elektronik Dengan Algoritma Apriori*". Pelita Informatika Budi Darma. Volume : IV. Nomor: 3.
- [12] Goldie Gunadi, Dana Indra Sensuse. (2012), "*Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth (FP-GROWTH) : Studi Kasus Percetakan PT. GRAMEDIA*". Jurnal Telematika M.Kom Vol.4 No.1.