

# Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Stok Obat

Winanda Delrinata<sup>[1]\*</sup>, Fernando B Siahaan<sup>[2]</sup>

Program Studi Ilmu Komputer STMIK Nusa Mandiri<sup>[1]</sup>,

Program Studi Sistem Informasi Universitas Bina Sarana Informatika<sup>[2]</sup>

wdelrinata@gmail.com<sup>[1]</sup>, fernando.fbs@bsi.ac.id<sup>[2]</sup>

**Abstract**— The supply of drugs in a pharmacy is very important to maintain the fulfillment of consumer needs based on a doctor's prescription. Problems arise due to limitations on the expiry date of each drug, this needs to be overcome so that there is no buildup of drug stocks at the pharmacy so that it causes losses because there are types of drugs that have expired in sufficient quantities, therefore we need data mining that can determine which pattern of drug type works best, using a priori algorithm. The association method is needed to see the correlation between a number of attributes for example if a consumer buys drug A then he will buy drug B as well. A priori analysis to determine the minimum conditions for support and confidence. The conclusion of this research is that if you buy amlodipine 5 mg, you will buy sanmol, this is obtained from 33.33% support and 66.66% confidence, if you buy 500 mg amoxan, you will buy sanmol with a support value of 41.66% and confidence 71, 42% and if you buy sanmol, you will buy amoxan 500 mg with a support value of 41.66% and confidence 62.50%.

**Keywords**— *datamining, a priori algorithm, drug inventory*

**Abstrak**—Persediaan obat pada sebuah apotek sangat penting untuk menjaga terpenuhinya kebutuhan konsumen berdasarkan resep dokter. Permasalahan timbul karena adanya keterbatasan pada tanggal kadaluwarsa dari masing-masing obat, hal ini perlu untuk diatasi agar tidak terjadi penumpukan stok obat pada apotek sehingga menyebabkan kerugian karena terdapat jenis obat yang sudah kadaluwarsa dalam jumlah cukup banyak, oleh karena itu diperlukan data mining yang dapat menentukan pola jenis obat mana yang paling laku, dengan menggunakan algoritma apriori. Metode asosiasi diperlukan untuk melihat korelasi antara sejumlah atribut misal jika konsumen membeli obat A maka dia akan membeli obat B juga. Analisa apriori untuk menentukan syarat minimum untuk *support* dan *confidence*. Kesimpulan pada penelitian ini adalah jika membeli amlodipine 5 mg maka akan membeli sanmol hal ini didapat dari *support* 33,33% dan *confidence* 66,66 %, jika membeli amoxan 500 mg maka akan membeli sanmol dengan nilai *support* 41,66% dan *confidence* 71,42% dan jika membeli sanmol maka akan membeli amoxan 500 mg dengan nilai *support* 41,66% dan *confidence* 62,50%.

**Kata Kunci**—*data mining, algoritma apriori, persediaan obat*

## I. PENDAHULUAN

Pada sebuah Apotek persediaan obat menjadi hal yang paling penting agar dapat melayani konsumen. Konsumen yang datang pada apotek berdasarkan resep dokter untuk membeli obat atau membeli tidak menggunakan resep dokter. Untuk itu persediaan obat perlu diperhatikan agar obat yang dicari konsumen tidak kosong. Toko perlu menyediakan berbagai macam peralatan tulis agar dapat mengetahui tingkat pembelian pada produk-produk yang lebih sering dibeli oleh konsumen[1]. Penerapan data mining di bidang kesehatan untuk persediaan alat kesehatan merupakan faktor yang mempengaruhi kualitas pelayanan pada rumah sakit[2]. Perlu dilakukan strategi jitu untuk meningkatkan penjualan obat agar stok selalu tersedia sehingga diperlukan informasi tentang jenis obat yang paling laku terjual[3]. Stok barang perlu diperhatikan oleh sebuah toko agar jumlah barang yang tersedia tidak lebih banyak dari yang dibeli konsumen dikarenakan barang akan kadaluwarsa sehingga menyebabkan kerugian pada pihak toko, namun sebaliknya toko jangan mempunyai stok yang minim sehingga saat konsumen ingin membeli barang ternyata barang tidak ada. Untuk itu diperlukan sistem cerdas yang dapat mengetahui ketersediaan stok barang[4]. Persaingan yang ketat mengharuskan pelaku usaha melakukan analisa terhadap ketersediaan barang yang dijual supaya kebutuhan konsumen dapat selalu terpenuhi[5]. Proses penjualan pada supermarket terjadi secara continue sehingga jumlah transaksi selalu bertambah, data penjualan tersebut tentunya dapat dimanfaatkan untuk dipelajari sebagai strategi penjualan pada tahun mendatang dengan harapan terjadinya peningkatan penjualan pada tahun-tahun mendatang[6].

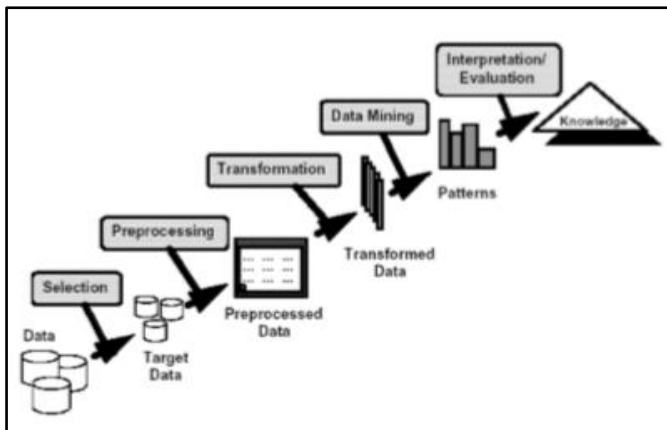
Data mining diperlukan untuk mengetahui buku yang dibeli secara bersamaan, kebiasaan konsumen untuk melakukan pembelian buku apa saja yang sering dilakukan, analisa kebiasaan pelanggan dapat dilakukan dengan menganalisa keranjang pasar (*market basket analysis*) tujuannya menemukan produk-produk yang sering dibeli secara bersamaan[7]. Metode *asosiasi* atau *association rule mining* diperlukan untuk melihat korelasi atau hubungan asosiasi antara sejumlah atribut, dengan menggunakan algoritma apriori. Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi untuk menemukan frequent item set pada sekumpulan data. Analisis apriori untuk menentukan semua aturan apriori

yang memenuhi syarat minimum untuk *support* dan *confidence*[8].

Penelitian ini ingin mengatasi permasalahan tentang ketersediaan stok obat di apotik dengan menganalisis pembelian obat yang dilakukan oleh konsumen, misal jika konsumen membeli obat “A” maka dia juga akan membeli obat “B”. Tujuan penelitian ini membantu pihak apotek “CNC Farma” didalam mengendalikan persediaan obat agar obat tidak kadaluwarsa sehingga merugikan apotek sendiri.

## II. BAHAN DAN METODE

Data mining merupakan suatu proses otomatis terhadap data yang sudah ada, diproses berupa data yang sangat besar, tujuan data mining adalah untuk mendapatkan hubungan yang dapat memberikan indikasi bermanfaat[9]. Knowledge discovery in databases (KDD) sering dipakai secara bergantian untuk menjelaskan suatu proses penggalian informasi secara tersembunyi. Tahapan proses Knowledge discovery in databases dapat dilihat pada gambar1 dibawah ini.



Gambar 1. Tahapan pada Knowledge discovery in databases (KDD)

Tahapan pada gambar 1 tersebut dapat dijabarkan sebagai berikut[10]:

- 1) *Data selection*  
Dilakukan penyeleksian dari sekumpulan data besar yang akan digali sebagai tahap awal.
- 2) *Pre-processing/Cleaning*  
Proses pembersihan (cleaning) perlu dilakukan untuk membuang data yang tidak digunakan atau data terduplikasi sehingga data menjadi lebih sedikit namun mempunyai arti.
- 3) *Transformation*  
Proses transformasi pada data yang telah dipilih sehingga data tersebut sudah sesuai untuk proses data mining.
- 4) *Data mining*  
Proses mencari pola pada data terpilih dengan menggunakan metode tertentu, algoritma yang dipakai menyesuaikan dengan tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.
- 5) *Interpretation/Evaluation*  
Pola informasi yang dihasilkan dari data mining ditampilkan dalam bentuk yang dapat dipahami oleh pihak yang berkepentingan.

Algoritma apriori adalah algoritma yang paling sesuai untuk menemukan pola frekuensi tinggi[11]. Tahapan dalam algoritma apriori adalah sebagai berikut:

1. Pembentukan kandidat item set (k-itemset) dibentuk dari kombinasi (k-1) itemset yang didapat dari iterasi sebelumnya
2. Penghitungan *support* dari tiap k-itemset. Support dari tiap kandidat k itemset didapat dengan men-scan database untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item didalam kandidat k-item tersebut.
3. Tetapkan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi yang memuat k item ditetapkan dari kandidat k-itemset yang supportnya lebih besar dari minimum support.
4. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan, bila tidak maka k ditambahkan satu dan kembali ke bagian 1.

### a. Support

Nilai support sebuah item diperoleh dengan menggunakan rumus:

$$\text{Support}(A,B) = P(A \cap B)$$

$$\text{Support}(A,B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi}}$$

Penjelasan:

$\sum$  Transaksi mengandung A dan B = banyaknya item A dan item B secara bersamaan dalam transaksi keseluruhan

$\sum$  Transaksi = jumlah total keseluruhan transaksi

### b. Confidence

Confidence dari association rule adalah urutan ketepatan suatu rule, yaitu presentasi transaksi dalam database yang mengandung A dan mengandung B. Confidence dapat mengukur kuatnya hubungan antar item dalam association rule. Cara menghitung confidence dengan rumus:

$$\text{Confidence} = P(B|A)$$

$$\text{Confidence} = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi mengandung A}}$$

Penjelasan:

$\sum$  Transaksi mengandung A dan B = banyaknya muncul item A dan item B secara bersamaan dalam transaksi keseluruhan.

$\sum$  Transaksi A = banyaknya muncul item A pada keseluruhan transaksi.

Penelitian ini dilakukan pada Apotek CNC Farma yang berlokasi di Bekasi dengan mengumpulkan data transaksi obat yang terjual selama satu tahun (dari September 2016 sampai Agustus 2017) dimana ada 161 jenis obat yang terjual. Penelitian ini menggunakan algoritma apriori untuk mengetahui jenis obat mana yang paling sering dibeli konsumenn.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data Penjualan Obat dalam setahun

Data diambil dari transaksi penjualan obat selama satu tahun dari bulan September 2016 sampai Agustus 2017 yang disajikan pada tabel dibawah ini.

Tabel 1. Penjualan Obat Bulan September 2016

No	Data Obat	Total
1	Clindamycin 300mg	175 Kaps
2	Sanmol tab	132 tab
3	Becom C kapl	130 kapl
4	Amlodipine 5mg tab	125 tab
5	Amoxicillin 500mg	125 tab
6	Cataflam 50 mg	105 tab
7	Neurobion Forte tab	100 tab
8	Caviplex	95 kapl
9	Dexamethasone 0.5mg	95 tab
10	Vitazym tab	70 tab
11	Mefinal tab	65 tab
12	Imboost tab	60 tab
13	Renitidine tab	60 tab
14	Asam mefenamat 500 mg	55 tab
15	Imboost Force Tab	50 tab

Tabel 2. Penjualan Obat Bulan Oktober 2016

No	Data Obat	Total
1	Clindamycin 300mg	144 kaps
2	Sanmol tab	139 tab
3	Neurobion Forte tab	125 tab
4	Dexamethasone 0.5mg tab	93 tab
5	Amoxan 500mg tab	80 tab
6	Becom-C kapl	70 kapl
7	Dexamethasone 0.75mg tab	60 tab
8	Mefinal tab	60 tab
9	Imboost tab	60 tab
10	Ester-C kapl	60 kapl
11	Cataflam 50mg	50 tab
12	Neuralgin tab	50 tab
13	Omeprazole kaps	40 kaps
14	Ponstan tab	40 tab
15	Mertigo tab	40 tab

Tabel 3. Penjualan Obat Bulan November 2016

No	Data Obat	Total
1	Amoxan 500mg kaps	175 kaps
2	Sanmol tab	127 tab
3	Amlodipine 5mg tab	100 tab
4	Neurobion Forta tab	95 tab
5	Clindamycin 300mg	72 kaps
6	Rhinos SR kaps	70 kaps
7	Simvastatin 20mg tab	70 tab
8	Cataflam 50mg	60 tab
9	Becom-C kapl	60 kapl
10	Amlodipine 10mg tab	60 tab
11	Dexamethasone 0.5tab	50 tab
12	Imboost tab	50 tab
13	Ponstan tab	45 tab
14	Amoxicillin 500mg	45 kaps
15	Ciprofloxacin 500mg tab	40 tab

Tabel 4. Penjualan Obat Bulan Desember 2016

No	Data Obat	Total
1	Becom-C kapl	180 kapl
2	Neurobion Forte tab	130 tab
3	Amlodipine 5mg tab	100 tab
4	Clindamycin 300mg kaps	97 kaps
5	Paratusin tab	90 tab
6	Amoxan 500mg kaps	90 kaps
7	Ponstan tab	90 tab
8	Imboost tab	80 tab
9	Sanmol tab	76 tab
10	Mefinal tab	70 tab
11	Asam Mefenamat 500mg tab	60 tab
12	Mertigo tab	50 tab
13	Amoxicillin 500mg tab	50 tab
14	Cefadroxil 500mg kaps	40 kaps
15	Dolo Neurobion tab	40 tab

Tabel 5. Penjualan Obat Bulan Januari 2017

No	Data Obat	Total
1	Sanmol tab	148 tab
2	Clindamycin 300mg	136 kaps
3	Amoxan 500mg kaps	125 kaps
4	Cataflam 50mg	100 tab
5	Paratusin tab	80 tab
6	Rhinos SR kaps	70 kaps
7	Becom-C	65 kapl
8	Imboost tab	60 tab
9	Dexamethasone 0.5mg	55 tab
10	Cefadroxil 500mg	50 kaps
11	Stimuno kaps	50 kaps
12	Amlodipine 10mg tab	50 tab
13	Amlodipine 5mg tab	50 tab
14	Imboost Force tab	40 tab
15	Cefixime 200mg kaps	40 kaps

Tabel 6. Penjualan Obat Bulan Februari 2017

No	Data Obat	Total
1	Neurobion Forte tab	100 tab
2	Clindamycin 300mg	96 kaps
3	Amlodipine 5mg tab	95 tab
4	Amoxan 500mg kaps	90 kaps
5	Cataflam 25mg tab	70 tab
6	Epexol tab	70 tab
7	Ponstan tab	60 tab
8	Dexamethasone 0.5mg	40 tab
9	Imboost tab	38 tab
10	Mertigo tab	30 tab
11	Cefadroxil 500mg	30 tab
12	Asam Mefenamat 500mg	30 tab
13	Mefinal tab	30 tab
14	Dolo Neurobion tab	30 tab
15	Acyclovir 400mg tab	30 tab

Tabel 7. Penjualan Obat Bulan Maret 2017

No	Data Obat	Total
1	Amlodipine 5mg tab	160 tab
2	Sanmol Tab	130 tab
3	Amoxan 500mg kaps	105 kaps
4	Neurobion Forte tab	100 tab
5	Clindamycin 300mg	90 kaps
6	Cataflam 50mg	60 tab
7	Becom-C kapl	60 kapl

8	Paratusin tab	40 tab
9	Neuralgin tab	40 tab
10	Imboost tab	40 tab
11	Dexteem plus tab	40 tab
12	Dexamethasone 0.5mg	40 tab
13	Cefadroxil 500mg	40 tab
14	Amoxicillin 500mg	40 tab
15	Stimuno kaps	30 kaps

Tabel 8. Penjualan Obat Bulan April 2017

No	Data Obat	Total
1	Sanmol Tab	145 tab
2	Becom-C kapl	120 kapl
3	Amoxan 500mg kaps	103 kaps
4	Ciprofloxacine 500mg tab	95 tab
5	Amlodipine 10mg tab	95 tab
6	Neurobion Forte tab	90 tab
7	Clindamycin 300mg	90 kaps
8	Rhinos SR kaps	80 tab
9	Amlodipine 5mg tab	80 tab
10	Cataflam 50mg	75 tab
11	Dexamethasone 0.75mg	60 tab
12	Imboost tab	60 tab
13	Legiron	60 tab
14	Ponstan tab	60 tab
15	Mefinal tab	55 tab

Tabel 9. Penjualan Obat Bulan Mei 2017

No	Data Obat	Total
1	Neurobion Forte tab	107 tab
2	Clindamycin 300mg	105 kaps
3	Amoxan 500mg kaps	100 kaps
4	Sanmol Tab	90 tab
5	Becom-C kapl	80 kapl
6	Dexamethasone 0.5mg	60 tab
7	Cataflam 50mg	50 tab
8	Mefinal tab	40 tab
9	Amlodipine 10mg tab	40 tab
10	Dexamethasone 0.75	30 tab
11	Imboost tab	30 tab
12	Omeprazole kaps	30 tab
13	Kaflam 50mg	30 tab
14	Prednison tab	30 tab
15	Rhinos SR kaps	30 kaps

Tabel 10 . Penjualan Obat Bulan Juni 2017

No	Data Obat	Total
1	Becom-C kapl	100 kapl
2	Amlodipine 5mg tab	95 tab
3	Neurobion Forte tab	92 tab
4	Amoxicillin 500mg	90 tab
5	Clindamycin 300mg	90 kaps
6	Sanmol Tab	84 tab
7	Cataflam 50mg	70 tab
8	Paratusin tab	70 tab
9	Ester-C kapl	60 tab
10	Amoxan 500mg kaps	55 kaps
11	Amoxan 500mg kaps	55 kaps
12	FG Troches tab	50 tab
13	Neuralgin tab	50 tab
14	Dexamethasone 0.75	45 tab
15	Allopurinol 100mg tab	45 tab

Tabel 11. Penjualan Obat Bulan Juli 2017

No	Data Obat	Total
1	Amoxan 500mg kaps	120 kaps
2	Sanmol Tab	100 tab
3	Amlodipine 5mg tab	95 tab
4	Becom-C kapl	90 kapl
5	Lipitor 20mg	60 tab
6	Stimuno caps	50 kaps
7	Rhinos SR kaps	50 kaps
8	Imboost tab	40 tab
9	Dexamethasone 0.5mg	40 tab
10	Mefinter tab	40 tab
11	Clindamycin 300mg	34 kaps
12	Premaston tab	30 tab
13	Amoxicillin 500mg	30 tab
14	Sumagesic tab	30 tab
15	Cefadroxil 500mg	30 tab

Tabel 12. Penjualan Obat Bulan Agustus 2017

No	Data Obat	Total
1	Neurobion Forte tab	120 tab
2	Amlodipine 5mg tab	105 tab
3	Sanmol Tab	95 tab
4	Clindamycin 300mg	74 kaps
5	Amoxan 500mg kaps	70 kaps
6	Mefinal tab	65 tab
7	Ester-C kapl	60 tab
8	Becom-C kapl	50 kapl
9	Dexamethasone 0.5mg	40 tab
10	Mertigo tab	40 tab
11	Premaston tab	30 tab
12	Cataflam 50mg	30 tab
13	Dexamethasone 0.75	30 tab
14	Imboost tab	30 tab
15	Stimuno caps	30 aps

**B. Pola Transaksi Penjualan Obat**

Berdasarkan data penjualan obat selama satu tahun didapatkan pola transaksi dengan menganalisa tiga macam obat seperti pada tabel 13 dibawah ini.

Tabel 13 Pola Transaksi Penjualan Obat selama satu tahun

Bulan	Item Set
1	Clindamycin 300mg kaps, Sanmol tab, Becom-C kapl
2	Clindamycin 300mg kaps, Sanmol tab, Neurobion Forte tab
3	Amoxan 500mg kaps, Sanmol tab, Amlodipine 5mg tab
4	Becom-C kapl, Neurobion Forte tab, Amlodipine 5mg tab
5	Sanmol tab, Clindamycin 300mg kaps, Amoxan 500mg kaps
6	Neurobion Forte tab, Clindamycin 300mg kaps, Amlodipine 5mg tab
7	Amlodipine 5mg tab, Sanmol tab, Amoxan 500mg kaps
8	Sanmol tab, Becom-C kapl, Amoxan 500mg kaps
9	Neurobion Forte tab, Clindamycin 300mg kaps, Amoxan 500mg kaps
10	Becom-C kapl, Amlodipine 5mg tab, Neurobion Forte tab
11	Amoxan 500mg kaps, Sanmol tab, Amlodipine 5mg tab
12	Neurobion Forte tab, Amlodipine 5mg tab, Sanmol tab

Pembuatan Format Tabular berdasarkan data transaksi bulanan akan terlihat seperti tabel 14 dibawah ini.

Tabel 14. Format Tabular Data Transaksi

Bulan	Aml5	Amox	Bcom	Clin	Neuf	Sann
1	0	0	1	1	0	1
2	0	0	0	1	1	1
3	1	1	0	0	0	1
4	1	0	1	0	1	0
5	0	1	0	1	0	1
6	0	1	0	1	1	0
7	1	1	0	0	0	1
8	0	1	1	0	0	1
9	0	1	0	1	1	0
10	1	0	1	0	1	0
11	1	1	0	0	0	1
12	1	0	0	0	1	1

Keterangan:

- Aml5: Amlodipine 5mg tab
- Amox: Amoxan tab
- Bcom: Becom-C kapl
- Clin: Clindamycin 300mg kaps
- Neuf: Neurobion Forte tab
- Sann: Sanmol tab

C. Analisa Pola Frekuensi Tinggi

1) Pembentukan 1 Itemset

Proses pembentukan C1 atau disebut dengan 1 itemset dengan jumlah minimum support = 30%

Dengan menggunakan rumus:

$$Support(A) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ yang mengandung } A}{\Sigma Transaksi} * 100\%$$

Berdasarkan rumus tersebut maka pembentukan 1 itemset sebagai berikut:

$$S(Aml5) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ Aml5}}{\Sigma 12} = \frac{6}{12} * 100\% = 50\%$$

$$S(Amox) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ Amox}}{\Sigma 12} = \frac{7}{12} * 100\% = 58,33\%$$

$$S(Bcom) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ Bcom}}{\Sigma 12} = \frac{4}{12} * 100\% = 33,33\%$$

$$S(Clin) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ Clin}}{\Sigma 12} = \frac{5}{12} * 100\% = 41,66\%$$

$$S(Neuf) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ Neuf}}{\Sigma 12} = \frac{6}{12} * 100\% = 50\%$$

$$S(Sann) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ Sann}}{\Sigma 12} = \frac{8}{12} * 100\% = 66,66\%$$

Berdasarkan hasil diatas maka dapat dilihat pada tabel 15 dibawah ini.

Tabel 15. Support pembentukan 1 itemset

No	Itemset	Support
1	Aml5	50%
2	Amox	58,33%
3	Bcom	33,33%
4	Clin	41,66%
5	Neuf	50%
6	Sann	66,66%

2) Kombinasi 2 itemset

Proses pembentukan C2 atau disebut dengan 2 itemset dengan jumlah minimum support = 30%

Dapat diselesaikan dengan rumus :

$$Support(A,B) = P(A \cap B)$$

$$Support(A, B) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ yang mengandung } A, B}{\Sigma Transaksi} * 100\%$$

Berdasarkan rumus tersebut maka pembentukan 2 itemset sebagai berikut:

$$Support(Aml5, Amox) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

$$Support(Aml5, Bcom) = \frac{2}{12} * 100\% = 16,66\%$$

$$Support(Aml5, Clin) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

$$Support(Aml5, Neuf) = \frac{0}{12} * 100\% = 0\%$$

$$Support(Aml5, Sann) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

$$Support(Amox, Bcom) = \frac{4}{12} * 100\% = 33,33\%$$

$$Support(Amox, Clin) = \frac{1}{12} * 100\% = 8,33\%$$

$$Support(Amox, Neuf) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

$$Support(Amox, Sann) = \frac{5}{12} * 100\% = 41,66\%$$

$$Support(Bcom, Clin) = \frac{1}{12} * 100\% = 8,33\%$$

$$Support(Bcom, Neuf) = \frac{2}{12} * 100\% = 16,66\%$$

$$Support(Bcom, Sann) = \frac{2}{12} * 100\% = 16,66\%$$

$$Support(Clin, Neuf) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

$$Support(Clin, Sann) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

$$Support(Neuf, Sann) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

$$Support(Neuf, Sann) = \frac{3}{12} * 100\% = 25\%$$

Berdasarkan hasil diatas maka dapat dilihat pada tabel 16 dibawah ini.

Tabel 16. Pembentukan Calon 2 itemset

No	Itemset	Support
1	Aml5,Amox	25%
2	Aml5,Bcom	16,66%
3	Aml5,Clin	0%

4	Aml5,Neuf	25%
5	Aml5,Sanm	33,33%
6	Amox,Bcom	8,33%
7	Amox,Clin	25%
8	Amox,Neuf	16,66%
9	Amox,Sanm	41,66%
10	Bcom,Clin	8,33%
11	Bcom,Neuf	16,66%
12	Bcom,Clin	16,66%
13	Clin,Neuf	25%
14	Clin,Sanm	25%
15	Neuf, Sanm	16,66%

Berdasarkan tabel 16 tersebut maka minimal support adalah 30%, untuk itu itemset yang tidak memenuhi minimal support akan dihilangkan sehingga yang terbentuk adalah

Tabel 17 Hasil minimal Support 2 Itemset

No	Itemset	Support
1	Aml5, Sanm	33,33%
2	Amox, Sanm	41,66%

3) Kombinasi 3 Itemset

Proses pembentukan C3 dengan jumlah support = 30% Dapat diselesaikan dengan rumus:

$$Support(A, B, C) = \frac{\Sigma Transaksi \text{ yang mengandung } A, B, C}{\Sigma Transaksi} * 100\%$$

Berdasarkan rumus tersebut maka pembentukan 3 itemset sebagai berikut:

- Support(Aml5, Amox, Bcom) =  $\frac{0}{12} * 100\% = 0\%$
- Support(Aml5, Amox, Clin) =  $\frac{0}{12} * 100\% = 0\%$
- Support(Aml5, Amox, Neuf) =  $\frac{0}{12} * 100\% = 0\%$
- Support(Aml5, Amox, Sanm) =  $\frac{3}{12} * 100\% = 25\%$
- Support(Amox, Bcom, Clin) =  $\frac{0}{12} * 100\% = 0\%$
- Support(Amox, Bcom, Neuf) =  $\frac{0}{12} * 100\% = 0\%$
- Support(Amox, Bcom, Sanm) =  $\frac{1}{12} * 100\% = 8,33\%$
- Support(Amox, Clin, Neuf) =  $\frac{2}{12} * 100\% = 16,66\%$
- Support(Amox, Clin, Sanm) =  $\frac{1}{12} * 100\% = 8,33\%$
- Support(Bcom, Clin, Neuf) =  $\frac{0}{12} * 100\% = 0\%$
- Support(Clin, Neuf, Sanm) =  $\frac{0}{12} * 100\% = 0\%$

Berdasarkan hasil diatas maka dapat dilihat pada tabel 18 dibawah ini.

Tabel 18. Pembentukan Calon 3 Itemset

No	Itemset	Support
1	AMl5,Amox,Bcom	0%
2	AMl5,Amox,Clin	0%
3	AMl5,Amox,Neuf	0%
4	AMl5,Amox,Sanm	25%
5	Amox,Bcom,Clin	0%
6	Amox,Bcom,Neuf	0%
7	Amox,Bcom,Sanm	8,33%
8	Amox,Clin,Neuf	16,66%
9	Amox,Clin,Sanm	8,33%
10	Bcom,Clin,Neuf	0%
11	Bcom,Clin,Sanm	0%
12	Clin,Neuf,Sanm	8,33%

Karena kombinasi 3 itemset tidak ada yang memenuhi minimal Support, maka 2 kombinasi itemset yang memenuhi untuk pembentukan asosiasi.

4) Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, langkah selanjutnya adalah mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat confidence dengan menghitung confidence aturan asosiasi A → B.

Minimal Confidence = 60%

Nilai Confidence dari aturan A → B diperoleh dengan rumus:

$$Confidence = P(B|A) =$$

$$\frac{\Sigma Transaksi \text{ yang mengandung } A, B}{\Sigma Transaksi} * 100\%$$

Berdasarkan rumus tersebut maka perhitungan confidence sebagai berikut:

$$Confidence = P(Aml5|Sanm) = \frac{4}{6} * 100\% = 66,66\%$$

$$Confidence = P(Sanm5|Aml5) = \frac{4}{8} * 100\% = 50\%$$

$$Confidence = P(Amox|Sanm) = \frac{5}{7} * 100\% = 71,43\%$$

$$Confidence = P(Sanm|Amox) = \frac{5}{8} * 100\% = 62,5\%$$

Dari kombinasi 2 itemset maka dapat dibentuk calon aturan asosiasi pada tabel 19 dibawah ini.

Tabel 19. Calon Aturan Asosiasi Final

Aturan	Support	Confidence
Jika membeli Aml5, maka akan membeli Sanm	4/6	66,66%
Jika membeli Sanm, maka akan membeli Aml5	4/8	50%
Jika membeli Amox, maka akan membeli Sanm	5/7	71,42%
Jika membeli Sanm, maka akan membeli Amox	5/8	62,5%

5) Aturan Asosiasi Final

Berdasarkan dari calon aturan asosiasi pada tabel 19 diatas maka yang memnuhi support 30% dan minimal confidence 60% dapat lihat pada tabel 20 dibawah ini.

Tabel 20. Aturan Asosiasi Final

Aturan	Support	Confidence
Jika membeli Aml5, maka akan membeli Sanm	33,33%	66,66%
Jika membeli Amox, maka akan membeli Sanm	41,66%	71,42%
Jika membeli Sanm, maka akan membeli Amox	41,66%	62,5%

Dari pembahasan ini didapatkan hasil bahwa obat yang paling banyak terjual adalah Amoxan 500 mg kapsul, sanmol tablet dan amlodipine 5 mg tablet. Dengan tingkat confidence tertinggi sebesar 71,42% dimana jika konsumen membeli obat amoxan 500 mg pasti akan membeli sanmol tablet.

IV. KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapat pada penelitian ini adalah Obat yang paling sering dibeli oleh konsumen adalah amoxan 500 mg, sanmol tablet dan amlodipine 5 mg. Jika membeli amoxan maka akan membeli sanmol dengan nilai confidence sebesar

71, 42%, jika membeli amlodipine maka akan membeli sanmol dengan nilai confidence sebesar 66,66%, jika membeli sanmol maka akan membeli amoxan dengan nilai confidence 62,5% dan jika membeli sanmol akan membeli amlodipine dengan nilai confidence sebesar 50%.

Pihak apotek mendapatkan informasi tentang penjuala obat yang paling sering dibeli konsumen yaitu amoxan 500 mg, sanmol tablet dan amlodipine 5 mg. Sehingga pihak apotek perlu untuk menjamin ketersediaan dari jenis obat tersebut pada stok obat.

#### REFERENCES

- [1] A. Valerian and L. Hakim, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Prediksi Stok Peralatan Tulis Pada Toko XYZ," *J. Ilm. Teknol. Inf. Terap.*, vol. V, no. 1, pp. 18–22, 2018.
- [2] M. R. Maulana, K. Kunci, : Sistem, P. Keputusan, and P. K. Karyawan, "PENILAIAN KINERJA KARYAWAN DI IFUN JAYA TEXTILE DENGAN METODE FUZZY SIMPLE ADDITIVE WEIGHTED," *J. Ilm. ICTech*, no. 1, 2012.
- [3] R. Yanto and R. Khoiriah, "Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 2, no. 2, p. 102, 2015.
- [4] Moh. Sholik and A. Salam, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Mencari Asosiasi Barang yang Dijual di E-commerce OrderMas," *Techno.COM*, vol. 17, no. 2, pp. 158–170, 2018.
- [5] A. Nursikuwagus and T. Hartono, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Penjualan Dengan Berbasis Web," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, p. 701, 2016.
- [6] E. Buulolo, "Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Di Supermarket," *Semin. Nas. Inov. dan Teknol. Inf. 2015*, vol. 2015, no. September 2015, pp. 53–55, 2015.
- [7] D. Listriani, A. H. Setyaningrum, and F. Eka, "PENERAPAN METODE ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA APLIKASI ANALISA POLA BELANJA KONSUMEN (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro)," *J. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 120–127, 2018.
- [8] S. Kanti and R. E. Indrajit, "Implementasi Data Mining Penjualan Handphone Oppo Store Sdc Tangerang Dengan Algoritma Apriori," *Semin. Nas. Sains dan Teknol.*, no. November, pp. 1–2, 2017.
- [9] Kusriani and E. T. Luthfi, *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi Offset, 2009.
- [10] F. A. Hermawati, *Data Mining*. Yogyakarta: Andi, 2013.
- [11] F. A. Sianturi, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Tingkat Pesanan," *Mantik Penusa*, vol. 2, no. 1, pp. 50–57, 2018.