

Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Tata Letak Obat

Widya Pratiwi¹, Ayu Fitriana², Sinawati³, Hafizhan Zulhildi⁴

^{1,2,3,4} Sistem Informasi, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara
Email: ¹widyapra22dibel@gmail.com, ²ayufitrianananana@gmail.com, ³sinawati@ppkia.ac.id, ⁴hafizhan@ppkia.ac.id

Abstrak

Peran sistem informasi sudah meluas hingga lapisan kehidupan lainnya, khususnya bidang usaha yang bergerak di sektor kesehatan. Peningkatan pelayanan dan produktivitas kinerja dalam bidang kesehatan salah satunya apotek. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pengeluaran obat pada Apotik siap 24 jam tarakan. Apotek siap 24 jam merupakan tempat usaha yang bergerak dalam bidang penjualan obat, penjualannya masih manual dan data disimpan sebagai arsip, sehingga belum adanya sebuah aplikasi yang dapat membantu pemilik apotek dalam mengetahui kombinasi obat yang dibeli dan dalam penentuan tata letak obat yang masih tidak sesuai dengan urutan abjad, berdasarkan kategori obat tablet. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui keterkaitan antar obat yang dibeli oleh konsumen dan cara implementasi data mining dalam mengetahui kombinasi penjualan obat pada Apotek Siap 24 Jam. Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahapan. Tahap pertama membuat tabular data transaksi. Tahap kedua adalah menentukan minimum support dan minimum confidence. Tahap ketiga adalah melakukan perhitungan kombinasi itemset. Tahap keempat melakukan perhitungan confidence dan tahap kelima membuat rule atau aturan keputusan. Hasil akhir penelitian ini menunjukkan efisiensi yang lebih baik dalam menyusun kombinasi itemset, terutama ketika variasi item dan jumlah transaksi tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada tahun 2023, terdapat 11 (sebelas) kombinasi item obat yang sering terjual secara bersamaan pada bulan juni, juli, agustus dan september memenuhi minimum tingkat kepercayaan (confidence) adalah 75%, dan minimum support (pendukung) adalah 30%.

Kata Kunci: Data Mining, Apriori, Obat, Pengeluaran.

Implementation of Data Mining Using the Apriori Algorithm to Determine Drug Layout

Abstract

The role of information systems has expanded to other layers of life, especially business sectors operating in the health sector. Improving service and performance productivity in the health sector, one of which is pharmacies. This study aims to identify drug dispensing patterns at 24-hour pharmacies in Tarakan. A 24 hour ready pharmacy is a business place that operates in the field of selling medicines, the sales are still manual and the data is stored as an archive, so there is no application that can help the pharmacy owner in knowing the combination of medicines purchased and in determining the layout of medicines that are still not in accordance with the requirements. alphabetical order, based on tablet drug category. This research aims to determine the relationship between drugs purchased by consumers and how to implement data mining to determine the combination of drug sales at 24 Hour Ready Pharmacies. This research was carried out in several stages. The first stage creates tabular transaction data. The second stage is to determine minimum support and minimum confidence. The third stage is to calculate itemset combinations. The fourth stage is calculating confidence and the fifth stage is making a rule or decision rule. The research results show that in 2023, there are 11 (eleven) combinations of drug items that are often sold simultaneously in June, July, August and September that meet the minimum confidence level of 75%, and the minimum support is 30%

Keywords: Data Mining, Expenditure, Apriori, Medicine.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan telekomunikasi saat ini, tidak hanya berperan penting dalam sektor pendidikan, sosial, budaya dan bisnis. Namun, peran sistem informasi sudah meluas hingga lapisan kehidupan lainnya, khususnya bidang usaha yang bergerak di sektor kesehatan. Peningkatan pelayanan dan produktivitas kinerja dalam bidang kesehatan salah satunya apotek, sangat dibutuhkan baik dalam melakukan transaksi maupun mengolah data dengan cara melakukan sistem pengolahan data inventaris obat.

Penelitian oleh Abdullah menyatakan bahwa Sistem pengolahan data inventaris adalah suatu sistem untuk melakukan proses pengelolaan data inventaris dalam satu tempat. Sistem seperti ini umumnya sudah banyak digunakan oleh perusahaan dalam mengelola data pengeluaran di perusahaan. Pada apotek 24 jam Tarakan membutuhkan strategi untuk tata letak obat yang sering diberikan bersamaan kepada pasien. Dengan strategi yang bagus, maka apoteker bisa lebih mudah untuk mengetahui tata letak obat yang paling sering diberikan kepada pasien. Sehingga apoteker dapat mencari obat dengan cepat dan efisien agar terciptanya pelayanan yang prima.

Apotek Siap 24 jam merupakan tempat usaha yang bergerak dalam bidang penjualan obat. Apotek Siap 24 jam beralamat di Jalan Slamet Riady, Karang Anyar, Kota Tarakan. Kegiatan penjualan obat di apotek ini masih dilakukan dengan cara manual serta data penjualan hanya disimpan sebagai arsip. Padahal, data tersebut dapat dimanfaatkan dan diolah menjadi informasi yang berguna untuk peningkatan penjualan obat. Dalam hal ini, perlu dilakukan analisa data penjualan obat untuk mendapatkan tata letak obat. Dengan adanya informasi mengenai tata letak obat, pemilik apotek dapat mengetahui penjualan obat yang dibeli konsumen[1].

Dengan menggunakan data mining untuk kombinasi data agar menjadi informasi yang berguna, Algoritma apriori dapat membantu dalam membentuk sebuah kombinasi item yang mungkin terjadi, kemudian dilakukan pengujian apakah kombinasi tersebut memenuhi parameter support dan confidence minimum. Dengan diterapkannya metode ini dapat menghasilkan informasi tentang penjualan obat yang dibeli oleh konsumen, sehingga dapat membantu pemilik apotek dalam menentukan pola tata letak obat sesuai dengan urutan abjad berdasarkan kategori obat tablet untuk mempermudah dalam mengambil obat. Selain itu pemilik apotek dapat mempersiapkan stok obat apa saja yang diperlukan pada bulan selanjutnya.

Banyaknya data obat yang ada, tentu akan sulit jika data tersebut dianalisis secara manual, maka perlu dilakukan dengan bantuan sistem sehingga mudah untuk mendapatkan hasil pengolahan dari data obat. Adapun hasil dari pemrosesan tersebut akan menghasilkan informasi data pengeluaran obat untuk membantu mengetahui kombinasi obat apa saja yang sering diberikan kepada pasien secara bersamaan.

Penggunaan Data Mining dapat membantu mengolah data menjadi informasi yang berguna. Penelitian sebelumnya telah menguji efektivitas algoritma berbasis *association rule* dalam manajemen inventaris dan pengelolaan persediaan farmasi. Oleh karena itu dalam penelitian ini, penulis menerapkan metode *Apriori* untuk membentuk kandidat kombinasi item yang mungkin terjadi. Kemudian, dilakukan pengujian apakah kombinasi tersebut memenuhi parameter *support* dan *confidence* minimum yang ditetapkan pengguna, sehingga menghasilkan informasi yang dapat menjadi dasar pengambilan keputusan oleh perusahaan tersebut [2], [3].

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Data Mining

Pengertian data mining adalah penelusuran data untuk menemukan informasi yang tidak diketahui sebelumnya dengan cara manual atau otomatis, dikenal juga sebagai KDD (Knowledge Discovery in Database)[4]. Proses ini melibatkan pengolahan data untuk menghasilkan pengetahuan dan menemukan pola yang tersembunyi. Analisa asosiasi dalam data mining melibatkan aturan asosiasi, yaitu suatu hubungan antara dua item yang berbeda, A dan B, yang dinyatakan dalam bentuk implikasi $A \rightarrow B$. Data mining, juga dikenal sebagai Knowledge Discovery in Databases (KDD), adalah proses menemukan informasi baru dan berharga dari sejumlah besar data.

B. Algoritma Apriori

Algoritma apriori adalah algoritma yang mencari pola antara satu elemen dengan elemen lainnya dalam sebuah itemset untuk menentukan pola atau hubungan antara satu item dengan item lainnya dalam kumpulan data yang ada. Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Analisis asosiasi atau disebut *association rule* mining adalah teknik data mining untuk menemukan aturan suatu kombinasi item)[5][6].

Penting tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolak ukur yaitu nilai support dan confidence. Nilai support atau nilai dukungan adalah presentase kombinasi item tersebut dalam database. Nilai confidence atau nilai kepastian adalah kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi[2][7][8].

Algoritma Apriori dibagi menjadi beberapa tahap:

1. Pembentukan kandidat itemset.

Pada kandidat k-itemset ini dibentuk dari kombinasi (k-1) itemset yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu cara dari algoritma apriori adalah pemangkasan kandidat k-itemset yang subsetnya berisi k-1 item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1

2. Perhitungan support dari tiap kandidat k-itemset.

Support dari tiap kandidat k-itemset didapat dengan scan database untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item didalam kandidat k-itemset tersebut. Ini adalah juga ciri dari algoritma apriori dimana diperlukan penghitungan dengan cara seluruh database

sebanyak k-itemset terpanjang, adapun perhitungan support seperti pada persamaan 2.1:

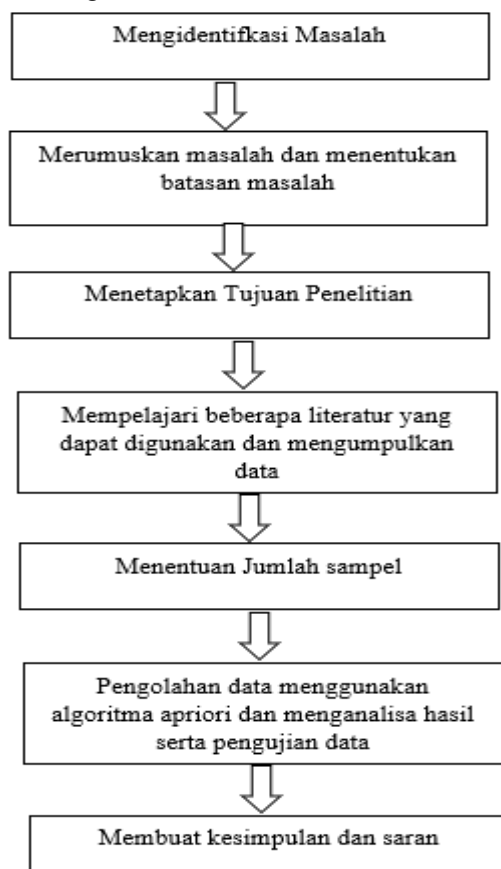
$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Total Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \times (100\%)$$

3. Pembentukan Aturan Asosiasi.

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif A-B, adapun perhitungan confidence seperti pada persamaan 2.2 dimana Nilai confidence dari aturan A-B diperoleh dengan rumus

$$\text{Confidence} \frac{\text{Support (A,B)}}{\text{Support (A)}} = \frac{\text{Total Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi A}} \times 100\%$$

Adapun tahapan penelitian penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:



Gambar.1 Tahapan penelitian

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini penulis ingin membuat sebuah rekayasa aplikasi yang digunakan untuk mengetahui persediaan stok obat dan untuk mengetahui kombinasi obat yang terjual menggunakan algoritma apriori, sehingga dapat membantu pemilik apotek dalam melakukan penyusunan tata letak obat berdasarkan abjad sesuai dengan kategori obat tablet. Data yang diambil berupa data penjualan obat selama 4 bulan terhitung dari bulan Juni, Juli, Agustus dan September pada tahun 2023 dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Penjualan Data Obat

Itemset	Juni	Juli	Agustus	Sep
Allopurinol 100 mg	5	9	10	16
Amlodipine 5 mg	17	24	28	27
Amoxicillin 500 mg	19	20	24	24
Ambroxol 30 mg	8	3	2	8
Ampicilin 500 mg	2	7	6	10
Antimo	13	11	17	21
Bodrex	18	19	24	26
Cataflam	11	23	26	26
Candesartan 8 mg	3	7	6	6
Cetirizine 5 mg	4	4	5	9
Decolgen	6	9	8	12
Dexamethasone 0,5 mg	14	11	11	21
Dextamine	12	11	17	17
Grathazon	8	12	20	21
Ketokolazole 200 mg	13	15	18	20
Konidin	5	11	12	17
Lansoprazole 30 mg	13	17	15	15
Meloxicam 15 mg	8	7	2	3
Mefinal 500 mg	16	20	25	16
Methylprednisolone 8 mg	15	19	21	27
Mixagrip	10	21	22	27
Neo Napacin	4	8	13	14
Neo Rheumacyl	8	3	7	11
Panadol Extra	4	10	13	27
Paracetamol 500 mg	1	6	13	22
Paramex	14	21	26	27
Paratusin	17	24	29	30
Promag	8	18	19	18
Sanmol	17	22	29	29
Simvastatin 20 mg	10	7	7	13

Berdasarkan pada Tabel 1 berisikan gabungan data pembelian obat yang telah dipilih berdasarkan kategori tablet yang di ambil selama 4 bulan yang terhitung dari bulan Juni, Juli, Agustus, dan September tahun 2023.

Tabel 2. Pola Transaksi Pembelian Obat

Bulan	Itemset
Juni	Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Paratusin, Paramex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Mefinal 500 mg, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Konidin, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg
Juli	Amlodipine 5 mg, Cataflam, Mixagri, Amoxicillin 500 mg Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Grathazon, Allopurinol 100 mg, Decolgen, Neo Napacin, Paracetamol 500 mg, Cetirizine 5 mg, Ambroxol 30 mg
Agustus	Paratusin, Amlodipine 5 mg, Cataflam, Bodrex, Mixagrip, Grathazon, Lansoprazole 30 mg, Mefinal 500 mg, Dexamethasone 0,5

	mg, Allopurinol 100 mg, Decolgen, Cetirizine 5 mg, Ambroxol 30 mg
September	Paratusin, Mixagrip, Bodrex, Cataflam, Amoxicillin 500 mg, Paracetamol 500 mg, Konidin, Allopurinol 100 mg, Lansoprazole 30 mg, Neo Napacin, Decolgen, Cetirizine 5 mg, Ambroxol 30 mg

Berdasarkan pada Tabel 2 berisikan pola transaksi pembelian obat yang sudah di pilih untuk dilakukan proses tabular data transaksi dari tabel pembelian obat selama 4 bulan, apabila jumlah nya sama disalah satu bulan sama, nama obat tersebut tidak diambil lagi, seperti obat amoxicillin 500 mg dibulan September sebesar 24 amoxicillin 500 mg dibulan Agustus tidak diambil lagi dikarenakan pada bulan September sudah diambil.

Tabel tabular merupakan hasil perhitungan jumlah banyaknya pembelian sebuah item obat dalam setiap transaksi perbulan. Berdasarkan hasil dari pola transaksi pembelian obat, maka dibuat tabel tabular data transaksi bulanan untuk mengetahui berapa banyak item yang terbeli di setiap transaksi. Apabila ada transaksi disetiap bulan, maka dinilai 1 jika tidak ada transaksi, maka dinilai 0. Tabel tabular dapat dilihat pada Tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3. Tabular

Itemset	Transaksi (Bulan)				Supp Count
	Juni	July	Agustus	Sep	
Amoxicilin 500 mg	1	1	0	3	3
Bodrex	1	1	1	1	4
Paratusin	1	0	1	1	3
Paramex	1	0	0	0	1
Lansoprazole 30 mg	1	1	1	1	4
Cataflam	1	1	1	1	4
Mixagrip	1	1	1	1	4
Mefinal 500 mg	1	0	1	0	2
Ambroxol 30 mg	1	1	1	1	4
Decolgen	1	1	1	1	4
Konidin	1	0	0	1	2
Allopurinol 100 mg	1	1	1	1	4
Neo Napacin	1	1	0	1	3
Cetirizine 5 mg	1	1	1	1	4
Paracetamol 500 mg	1	1	0	1	3
Amlodipine 5 mg	0	1	1	0	2
Grathazon	0	1	1	0	2
Dexamethasone 0,5 mg	0	0	1	0	1

Berdasarkan dari data pada tabel tabular yang di dapat dari pola selanjutnya pada itemset 1 dilakukan perhitungan dengan membentuk kandidat 1 itemset dari data transaksi, kemudian hitung jumlah supportnya dengan cara frekuensi kemunculan item dalam transaksi dibagi dengan jumlah seluruh transaksi dikali 100% dengan minimum support yang ditentukan = 60%, maka item yang memiliki nilai support di bawah dari 60% dieliminasi. Rumus menghitung nilai support dapat dilihat pada persamaan 2.1:

$$\text{Support Amoxicillin 500 mg} = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

$$\text{Support Bodrex} = \frac{4}{4} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Support Paratusin} = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

$$\text{Support Paramex} = \frac{1}{4} \times 100\% = 25\%$$

$$\text{Support Lansoprazole 30 mg} = \frac{4}{4} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Support Cataflam} = \frac{4}{4} \times 100\% = 100\%$$

Dari hasil perhitungan itemset 1 lalu dibuatkan tabel pembentukan itemset 1 dengan memasukkan itemset, support count, dan nilai support yang nanti akan dihitung pada itemset 2. Hasil dari perhitungan itemset 1 dapat dilihat pada Tabel 4 sebagai berikut:

Tabel 4. Hasil Perhitungan Itemset 1

Itemset	Supp Count	Support
Amoxicillin 500 mg	3	75%
Bodrex	4	100%
Paratusin	3	75%
Paramex	1	25%
Lansoprazole 30 mg	4	100%
Cataflam	4	100%
Mixagrip	4	100%
Mefinal 500 mg	2	50%
Ambroxol 30 mg	4	100%
Decolgen	4	100%
Konidin	2	50%
Allopurinol 100 mg	4	100%
Neo Napacin	3	75%
Cetirizine 5 mg	4	100%
Paracetamol 500 mg	3	75%
Amlodipine 5 mg	2	50%
Grathazon	2	50%
Dexamethasone 0,5 mg	1	25%

Pada perhitungan itemset 1 terdapat 18 item obat. Setelah dilakukan perhitungan nilai support 1 itemset, dilakukan filter data untuk nilai min supp 60% untuk dilakukan perhitungan kombinasi selanjutnya adapun filter data hasil perhitungan itemset 1 seperti pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Filter Data Perhitungan Itemset 1

Itemset	Supp Count	Support
Amoxicillin 500 mg	3	75%
Bodrex	4	100%
Paratusin	3	75%
Lansoprazole 30 mg	4	100%
Cataflam	4	100%
Mixagrip	4	100%
Ambroxol 30 mg	4	100%
Decolgen	4	100%
Allopurinol 100 mg	4	100%
Neo Napacin	3	75%
Cetirizine 5 mg	4	100%
Paracetamol 500 mg	3	75%

Dari hasil filter perhitungan 1 itemset, data ini yang digunakan untuk menghitung kombinasi itemset 2. Terdapat 12 itemset obat yang memenuhi min supp 60 %.

Pada itemset 2 dilakukan perhitungan yang memenuhi minimum support seperti amoxicillin 500 mg dengan bodrex, amoxicillin 500 mg dengan paratusin dan seterusnya pada setiap itemset dengan minimum support yang ditentukan = 60%, maka item yang memiliki nilai support di bawah dari 60% dieliminasi. perhitungan nilai support dapat dilihat pada

$$\text{Support Amoxicillin 500 mg, Bodrex} = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

$$\text{Support Amoxicillin 500 mg, Paratusin} = \frac{2}{4} \times 100\% = 50\%$$

$$\text{Support Amoxicillin 500 mg, Lansoprazole 30 mg} = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

$$\text{Support Amoxicillin 500 mg, Cataflam} = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

$$\text{Support Amoxicillin 500 mg, Mixagrip} = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

$$\text{Support Amoxcilin, Ambroxol 30 mg} = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

Dari hasil perhitungan kombinasi itemset 2 lalu dibuatkan tabel pembentukan kombinasi itemset 2 dengan memasukkan itemset, supp count, dan nilai support yang nanti akan dihitung pada itemset 3. Hasil dari perhitungan itemset 2 dapat dilihat pada Tabel 6 sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Perhitungan Kombinasi Itemset 2

Itemset	Supp Count	Support
Amoxicillin 500 mg, Bodrex	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Paratusin	2	50%
Amoxicillin 500 mg, Lansoprazole 30 mg	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Cataflam	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Mixagrip	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Ambroxol 30 mg	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Decolgen	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Allopurinol 100 mg	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Neo Napacin	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Cetirizine 5 mg	3	75%

Amoxicillin 500 mg, Paracetamol 500 mg	3	75%
Bodrex, Paratusin	3	75%
Bodrex, Lansoprazole 30 mg	4	100%
Bodrex, Cataflam	4	100%
Bodrex, Mixagrip	4	100%
.....		
Allopurinol 100 mg, Cetirizine 5 mg	4	100%
Allopurinol 100 mg, Paracetamol 500 mg	3	75%
Neo Napacin, Cetirizine 5 mg	3	75%
Neo Napacin, Paracetamol	3	75%
Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg	3	75%

Hasil dari perhitungan kombinasi itemset 2 terdapat 66 pasang kombinasi itemset obat. Setelah dilakukan perhitungan nilai support kombinasi itemset 2, dilakukan filter data untuk nilai min supp diatas 60%.

Tabel 7. Filter Data Perhitungan Kombinasi Itemset 2

Itemset	Supp Count	Support
Amoxicillin 500 mg, Bodrex	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Paratusin	2	50%
Amoxicillin 500 mg, Lansoprazole 30 mg	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Cataflam	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Mixagrip	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Ambroxol 30 mg	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Decolgen	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Allopurinol 100 mg	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Neo Napacin	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Cetirizine 5 mg	3	75%
Amoxicillin 500 mg, Paracetamol 500 mg	3	75%
Bodrex, Paratusin	3	75%
Bodrex, Lansoprazole 30 mg	4	100%
Bodrex, Cataflam	4	100%
Bodrex, Mixagrip	4	100%
.....		
Allopurinol 100 mg, Cetirizine 5 mg	4	100%
Allopurinol 100 mg, Paracetamol 500 mg	3	75%
Neo Napacin, Cetirizine 5 mg	3	75%
Neo Napacin, Paracetamol 500 mg	3	75%
Cetirizine 5 mg, Paracetamol	3	75%

Dari hasil filter perhitungan kombinasi 2 itemset terdapat 63 pasang kombinasi itemset obat yang memenuhi min support 60 %, karena pada kombinasi ini tidak ada obat yang tereliminasi, maka untuk perhitungan selanjutnya masih menggunakan 12 item data obat yang sudah terfilter pada itemset 1.

Proses perhitungan kombinasi berhenti sampai perhitungan itemset 11 karena pada perhitungan tersebut hanya mendapat 1 itemset yang terkombinasikan, apabila dilanjut ke kombinasi selanjutnya sudah tidak bisa lagi karena tidak ada lagi item obat yang dapat dikombinasikan karena semua item sudah terkombinasikan, pada perhitungan itemset 11 dibuatkan tabel pembentukan itemset ke 11 dengan memasukkan itemset, jumlah, dan nilai support yang nanti akan dihitung pada itemset 11. Hasil dari perhitungan itemset 11 dapat dilihat pada Tabel 8 sebagai berikut.

Tabel 8. Hasil Perhitungan Kombinasi Itemset 11

Itemset	Supp Count	Support
Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg	3	75%

Setelah selesai melakukan perhitungan kombinasi, langkah selanjutnya mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat confidence dengan menghitung confidence aturan asosiasi A – B. Nilai minimum confidence yang sudah di tentukan yaitu 30% dimana:
 $C = \text{Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 m, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg} = \frac{3}{3} \times 100\% = 100\%$

Tabel 9. Hasil Perhitungan Confidence

Itemset	Supp Count	Antecident	Confidence
Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg	3	3	100%
Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin,	3	3	100%

Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg			
Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex	3	3	100%
Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg	3	3	100%
Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex	3	3	100%
Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex			
Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Vicee, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg		3	100%
Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100	3	3	100%

mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam			
Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin	3	3	100%
500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg			
Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin	3	3	100%
500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg			
Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin	3	3	100%
500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen			
Neo Napacin, Cetirizine 5, mg Paracetamol 500 mg, Amoxicillin	3	3	100%
500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg			
Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin	3	3	100%
500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin			
Paracetamol 500 mg, Amoxicillin	3	3	

500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg

Berdasarkan Tabel 9 yang sudah dihitung nilai confidencenya akan menghasilkan rule. Rule terdiri dari antecedent dan consequent dimana adanya item yang digunakan secara bergantian untuk pembentukan rule.

Dari hasil perhitungan confidence yang memenuhi minimum confidence maka, dibuatkan rule pada perhitungan confidence di tabel 9 hanya terdapat 1 nilai confidence saja. Untuk pembentukan rule dari nilai confidence tersebut dapat dilihat pada Tabel 10 sebagai berikut.

Tabel 10. Pembentukan Rule

No.	Itemset	Support	Confidence
1	Jika membeli Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg maka, akan membeli obat Paracetamol 500 mg	75%	100%
2	Jika Membeli Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Akan Membeli Amoxicillin 500 mg	75%	100%
3	Jika Membeli Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Akan Membeli Bodrex	75%	100%
4	Jika Membeli Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg,	75%	100%

	Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Akan Membeli Lansoprazole 30 mg		
5	Jika Membeli Mixagrib, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg akan membeli Cataflam	75%	100%
6	Jika Membeli Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxcilin, Bodrex, Lansoprazole, Cataflam, Akan Membeli Mixagrib	75%	100%
7	Jika Membeli Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Akan Membeli Ambroxol 30 mg	75%	100%
8	Jika Membeli Allupurinol, Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Akan Membeli Decolgen	75%	100%
9	Jika Membeli Neo Napacin, Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Akan Membeli Allopurinol 100 mg	75%	100%
10	Jika Membeli Cetirizine 5 mg, Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Becom-Z, Decolgen,	75%	100%

11	Jika Membeli Paracetamol 500 mg, Amoxicillin 500 mg, Bodrex, Lansoprazole 30 mg, Cataflam, Mixagrip, Ambroxol 30 mg, Decolgen, Allopurinol 100 mg, Neo Napacin, Akan Membeli Cetirizine 5 mg	75%	100%
----	---	-----	------

Berdasarkan Tabel 10, terdapat 11 (sebelas) kombinasi item obat yang sering terjual secara bersamaan. Hasil ini diperoleh melalui perhitungan menggunakan algoritma Apriori, yang mengidentifikasi pola keterkaitan antarproduk berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam transaksi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma Apriori apotik tarakan 24 jam berhasil membantu dalam menemukan pola pengeluaran obat yang sering terjadi. Algoritma apriori menunjukkan efisiensi yang lebih baik dalam menyusun kombinasi itemset, terutama ketika variasi item dan jumlah transaksi tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada tahun 2023, terdapat 11 (sebelas) kombinasi item obat yang sering terjual secara bersamaan pada bulan juni, juli, agustus dan september memenuhi tingkat kepercayaan (confidence) minimum 75%, dengan minimum support 30%.

REFERENSI

- [1] R. Alfah, T. Nova Megariani, and Rusdina, "Sistem E – Prescribing Dan Barcode System Untuk Resep," *Jtiulm*, vol. 3, no. 2, p. 59, 2018.
- [2] A. Anggraini and L. Sianturi, "Implementasi Data Mining Algoritma Hash-Based Untuk Mengetahui Frekuensi Itemset Penjualan Alat-Alat Listrik (Studi Kasus: PT. AsiaSinar Inti Abadi)," *Pus. Penelit. dan Pengabd. Masy. STMIK Budidarma*, vol. 9, no. 2, pp. 36–40, 2022.
- [3] U. R. Amanda and D. P. Utomo, "Penerapan Data Mining Algoritma Hash Based Pada Data Pemesanan Buah Impor Cv. Green Uni Fruit," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 5, no. 1, pp. 86–93, 2021, doi: 10.30865/komik.v5i1.3653.
- [4] D. R. Riyandi, E. Budianita, and Z. Zulkarnain, "Penerapan Algoritma Hash Based Untuk Analisis Pola Pemilihan Mata Kuliah Pilihan Jurusan Teknik Informatika UIN Sultan Syarif Kasim Riau," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 4, pp. 611–620, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i4.4449.
- [5] F. Panjaitan, A. Surahman, and T. D. Rosmalasari, "Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb.

- Menara),” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–119, 2020, doi: 10.33365/jtsi.v1i2.450.
- [6] B. V. Christioko, K. Khoirudin, and A. Nugroho, “Penentuan Pola Asosiatif Data Tracer Study Universitas Semarang dengan Algoritma Hash Based,” *Aiti*, vol. 20, no. 2, pp. 150–166, 2023, doi: 10.24246/aiti.v20i2.150-166.
- [7] F. Ramadhan, “Implementasi Algoritma Hash Based Terhadap Aturan Asosiasi untuk Menentukan Frequent Itemset Study Kasus Rumah Makan Seafood ‘Kita,’” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Multimed.*, pp. 97–102, 2017.
- [8] M. A. Abdullah and R. T. Aldisa, “Data Mining Untuk Menerapkan Algoritma Hash Based Pada Penetapan Pola Tata Letak Penjualan Bakery and Cake,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 3, p. 443, 2023, doi: 10.30865/json.v4i3.5933.
- [9] A. Asran, V. Hadrianti, K. Kasmawaru, H. Hasniaty, N. P. D. T. Yuliadi, and M. Rumende, “Implementasi Data Mining Untuk Meningkatkan Penjualan Dengan Algoritma Hash – Based Pada Toko Krisna Mart,” *YUME J. Manag.*, vol. 6, no. 1, p. 269, 2023, doi: 10.37531/yum.v6i1.3586.
- [10] Christos Bialas, Andreas Revanoglou, Vicky Manthou, Improving hospital pharmacy inventory management using data segmentation, *American Journal of Health-System Pharmacy*, Volume 77, Issue 5, 1 March 2020, Pages 371–377, doi:10.1093/ajhp/zxz264