

## Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma Apriori untuk Menentukan Tata Letak Barang (Studi Kasus: Apotek Mooladhara Denpasar)

Kadek Darmaastawan<sup>1✉</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Pendidikan Nasional, Indonesia

### Informasi Artikel

#### Riwayat Artikel

**Diserahkan** : 11-03-2023

**Direvisi** : 20-03-2023

**Diterima** : 21-03-2023

### ABSTRAK

Apotek berperan penting dalam menjaga mutu kesehatan masyarakat dengan menciptakan kualitas pelayanan kefarmasian yang baik. Kualitas pelayanan kefarmasian dapat dinilai melalui beberapa hal, salah satunya adalah kecepatan pelayanan kefarmasian. Apotek Mooladhara adalah apotek di Denpasar, Bali, yang memiliki masalah kecepatan pelayanan kefarmasian. Apotek terkadang membutuhkan waktu yang lama untuk melayani pelanggan yang membeli lebih dari satu obat karena kesulitan menemukan obat. Penelitian ini menerapkan *data mining* terhadap data transaksi apotek dengan bantuan Microsoft Excel untuk menyediakan solusi atas permasalahan tersebut. Penelitian ini melakukan *data mining* dengan Algoritma Apriori untuk menemukan pola belanja pelanggan, yang hasilnya dapat membantu mengatur tata letak beberapa barang sehingga mudah ditemukan. Hasil *data mining* menunjukkan barang yang paling sering dibeli secara bersamaan adalah Asam Mefenamat 500 Mg dan Amoxicillin 500 Mg (HJ), dengan nilai *confidence* atau kemungkinan sebesar 65,2%.

### Kata Kunci:

Analisis Keranjang Belanja, Algoritma Apriori, Data Mining, Transaksi Apotek

### Keywords :

*Market Basket Analysis, Apriori Algorithm, Data Mining, Pharmacy Transactions.*

### ABSTRACT

*Pharmacies play a crucial role in maintaining the quality of public health by creating good-quality pharmaceutical services. The quality of pharmaceutical services can be assessed in several ways, one of which is the speed of pharmacy services. Mooladhara Pharmacy is a pharmacy in Denpasar, Bali, which has problems with the speed of pharmacy services. Mooladhara Pharmacy sometimes takes a long time to serve customers who buy more than one drug because of difficulty finding it. This study applies data mining to transaction data with the help of Microsoft Excel to provide solutions to these problems. This study uses Apriori Algorithm to find customer shopping patterns, which the results can help arrange the items' layout so that they are easy to find. Data mining results show the items most frequently purchased together are Mefenamic Acid 500 Mg and Amoxicillin 500 Mg (HJ), with a confidence value or probability of 65.2%.*

### Corresponding Author :

Kadek Darmaastawan

Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Pendidikan Nasional Jl. Bedugul No.39, Sidakarya, Denpasar Selatan, Kota Denpasar, Bali 80224

Email: darmaastawan@undiknas.ac.id

## PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan hal yang sangat penting bagi manusia. Kondisi tubuh yang sehat memungkinkan manusia dapat melakukan berbagai kegiatan dengan baik. Namun, terkadang kondisi kesehatan manusia mengalami penurunan, sehingga menyebabkan seseorang sakit dan tidak dapat beraktivitas secara normal. Saat ini, seseorang dapat mengunjungi dokter untuk berobat apabila sedang sakit (Jamil dkk., 2019). Alternatif lain apabila seseorang sedang sakit dan tidak ingin ke dokter adalah dengan melakukan swamedikasi. Swamedikasi merupakan istilah dimana seorang yang sedang sakit memilih dan menggunakan obat-obatan secara mandiri tanpa pengawasan medis seperti dokter. Seseorang dapat melakukan swamedikasi untuk mengobati penyakit ringan seperti diare, pusing, nyeri, maag, batuk, dan pilek (Ferawati dkk., 2022; H. Pratiwi dkk., 2020). Seseorang yang menjalankan swamedikasi dapat mengunjungi layanan kefarmasian, seperti apotek, untuk berkonsultasi dengan apoteker guna mendapatkan obat serta dosis obat yang tepat untuk penyakit ringan yang sedang di deritanya (H. Pratiwi dkk., 2020). Beberapa dekade terakhir, peran apoteker telah beralih dari pengelolaan obat saja menjadi bagian dari tim pelayanan kesehatan kepada masyarakat, khususnya pelayanan kefarmasian (Dwicandra dan Wintariani, 2018; H. Pratiwi dkk., 2020).

Pelayanan kefarmasian memiliki peran yang sangat penting dalam menjaga mutu kesehatan masyarakat, dimana apoteker sebagai bagian dari tenaga kesehatan memiliki tanggung jawab dalam mewujudkan kualitas pelayanan kefarmasian yang baik. Kualitas pelayanan kefarmasian suatu apotek dapat dinilai melalui tampilan apotek, petugas yang ramah, konseling informasi obat yang akurat, stok obat, dan kecepatan pelayanan kefarmasian (B. P. Pratiwi dkk., 2021). Apotek Mooladhara adalah salah satu apotek di Denpasar, Bali, yang sedang berkembang dan telah berdiri sejak bulan Maret tahun 2021. Pemilik Apotek Mooladhara telah melakukan upaya untuk meningkatkan dan menjaga kualitas pelayanan kefarmasian yang baik. Namun berdasarkan observasi, apotek tersebut mengalami permasalahan dan kesulitan dalam menjaga kecepatan pelayanan kefarmasian. Apotek terkadang membutuhkan waktu yang lama untuk melayani pelanggan yang membeli lebih dari satu obat karena kesulitan menemukan obat. Baik apoteker maupun asisten apoteker yang sedang bertugas harus memeriksa rak obat berkali-kali untuk mendapatkan semua obat yang ingin dibeli oleh pelanggan. Hal tersebut tentu dapat menurunkan kualitas dan citra apotek di mata pelanggan. Selain itu, permasalahan tersebut akan berdampak serius apabila pelanggan sedang dalam kondisi darurat dan memerlukan obat secepat mungkin.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penulis mengajukan solusi dengan memanfaatkan data transaksi Apotek Mooladhara yang jumlahnya telah mencapai ratusan. Ratusan data transaksi tersebut tentunya memiliki informasi tersembunyi yang dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas pelayanan kefarmasian apotek, khususnya kecepatan dalam mencari obat yang ingin dibeli oleh pelanggan. Hal tersebut tentu memberikan manfaat bagi pihak apotek dan pelanggan. Salah satu manfaat bagi apotek adalah dapat melayani pelanggan dengan lebih cepat sehingga meningkatkan produktivitas dan citra apotek. Manfaat bagi pelanggan apotek adalah dapat menerima obat dengan cepat, hal tersebut tentu sangat penting terutama bagi pelanggan yang memiliki kondisi darurat. Oleh karena itu, penelitian ini melakukan analisis keranjang belanja pada data transaksi apotek tersebut untuk memperoleh informasi tersembunyi. *Data mining* atau yang dapat disebut pula dengan penemuan pengetahuan di dalam database merupakan sebuah proses pencarian informasi dari data yang sangat banyak untuk menemukan hubungan atau pola tersembunyi yang mungkin bermanfaat (Darmaastawan dkk., 2020; Qisthiano dkk., 2023). *Association Rule* adalah salah satu contoh metode *data mining* yang dapat digunakan untuk menemukan pola atau informasi tersembunyi dalam data dengan jumlah yang sangat banyak (Yang dkk., 2023). Informasi tersebut dapat berupa pola transaksi pelanggan serta informasi mengenai hubungan antara dua barang atau lebih yang paling sering dibeli oleh pelanggan atau disebut dengan *frequent itemset*. Proses untuk memperoleh informasi mengenai hubungan antara dua barang atau lebih dikenal dengan istilah analisis keranjang belanja atau *market basket analysis* (Putra dkk., 2018).

Beberapa penelitian terkait dengan pola atau informasi tersembunyi telah dilakukan oleh beberapa peneliti lain. Penelitian pertama adalah penelitian pada tahun 2018 dengan judul “*Apriori Algorithm through RapidMiner for Age Patterns of Homeless and Beggars*” oleh Agustin dan Muharmi. Penelitian tersebut membahas tentang pemanfaatan Algoritma Apriori untuk memperoleh pola usia gelandangan dan pengemis (Agustin dan Muharmi, 2018). Penelitian terkait selanjutnya adalah penelitian pada tahun 2019 yang berjudul “*Analysis study on R-Eclat algorithm in infrequent itemsets mining*” oleh Man dan kawan-kawan. Penelitian tersebut membahas tentang algoritma penambangan *infrequent itemset* yang telah dimodifikasi untuk mengatasi permasalahan penambangan *itemset* pada data dengan jumlah yang sangat besar. Pada penelitiannya, Man menyatakan penambangan *itemset* merupakan salah satu bidang terpenting di dalam *data mining* yang digunakan untuk menemukan pola bermanfaat di dalam data transaksi (Man dkk., 2019). Penelitian terkait selanjutnya adalah penelitian pada tahun 2019 oleh Man dan Jalil dengan judul “*Frequent itemset mining: technique to improve eclat based algorithm*”. Penelitian tersebut mengkaji dan menyajikan perbandingan beberapa algoritma Eclat untuk mencari *frequent itemset* dan mengusulkan perbaikan untuk mengurangi waktu pemrosesan dan penggunaan *memory*. Man dan Jalil menyatakan bahwa, *Association Rule Mining* adalah metode *data mining* yang paling terkenal untuk mendeteksi pola menarik di dalam data dengan jumlah yang banyak (Man dan Jalil, 2019). Penelitian selanjutnya adalah penelitian oleh Man dan kawan-kawan pada tahun 2018 dengan judul “*Postdiffset Algorithm in Rare Pattern: An Implementation via Benchmark Case Study*”. Penelitian tersebut mengajukan algoritma Postdiffset sebagai anggota baru dari varian algoritma Eclat yang dapat digunakan untuk mencari *infrequent itemset* pada data dengan format vertical. Man dan kawan-kawan menyatakan penambangan *frequent* dan *infrequent itemset* adalah bidang yang penting pada metode *Association Rule* dan dapat diterapkan di beberapa bidang seperti analisis keranjang belanja, biologi, perbankan, atau layanan ritel (Man dkk., 2018). Penelitian berikutnya adalah penelitian oleh Poovan dan kawan-kawan pada tahun 2021 dengan judul “*A multithreaded hybrid framework for mining frequent itemsets*”. Penelitian tersebut mengajukan sebuah *hybrid framework* untuk menekan masalah waktu dan *memory* saat penambangan data sehingga menghasilkan penambangan *frequent itemset* yang efektif (Poovan dkk., 2022).

Berdasarkan penelitian-penelitian terkait, penulis tertarik untuk memanfaatkan algoritma Apriori untuk memecahkan permasalahan yang dihadapi oleh Apotek Mooladhara. Penelitian ini memanfaatkan Algoritma Apriori untuk melakukan analisis keranjang belanja guna memperoleh pola transaksi pelanggan. Harapan penelitian ini adalah pemilik apotek dapat memanfaatkan pola transaksi pelanggan tersebut untuk menata obat-obatan berdasarkan keterkaitannya dengan obat lain sehingga mudah ditemukan dan meningkatkan kecepatan pelayanan.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan *data mining* dengan Algoritma Apriori terhadap data transaksi yang mengandung lebih dari satu barang pada Apotek Mooladhara dari Desember 2022 sampai Februari 2023 dengan bantuan Microsoft Excel. Data transaksi tersebut berjumlah 581 transaksi yang terdiri dari 270 barang. Data tersebut diperoleh dengan mengunduh riwayat transaksi melalui sistem informasi yang digunakan oleh apotek.

### Data Mining

Tahapan *data mining* terdiri dari tahapan *data cleaning*, *data integration*, *data transformation*, *data mining*, dan *knowledge presentation* (Saefudin dan DN, 2019). Tahapan pertama adalah tahapan *data cleaning* yang membersihkan data transaksi, dimana data yang tidak diperlukan dan tidak relevan dengan analisis akan dihapus dari *dataset*. Tahapan selanjutnya adalah *data integration*, yaitu tahapan yang menggabungkan data transaksi Apotek Mooladhara selama tiga bulan yang terpecah menjadi satu *dataset* yang besar. Tahapan berikutnya adalah *data transformation*, yaitu tahapan yang mengubah data nama barang menjadi kode-kode untuk memudahkan proses *data mining*. Tahapan selanjutnya adalah tahapan utama, yaitu *data mining*. Tahapan *data mining* mencari pola tersembunyi pada *dataset* yang sangat besar dengan menggunakan algoritma tertentu. Penelitian ini menggunakan Algoritma Apriori dalam menemukan pola tersembunyi pada *dataset*.

Tahapan terakhir adalah *knowledge Presentation* yang memvisualisasikan informasi tersembunyi yang telah diperoleh pada tahap *data mining* sehingga lebih mudah dipahami oleh pengguna dan dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas pelayanan.

### Algoritma Apriori

Penelitian ini memanfaatkan Algoritma Apriori yang termasuk Metode Association Rules dalam melakukan *data mining*. Metode Association Rules dapat dimanfaatkan untuk menemukan pola barang yang paling sering dibeli secara bersamaan di dalam data transaksi yang mengandung lebih dari satu barang atau disebut dengan *itemset* (Mai dkk., 2022). Tahapan Algoritma Apriori terbagi menjadi dua tahap, yaitu pencarian *frequent itemset* dan pembentukan *association rules* (Dongga dkk., 2023).

Pencarian *frequent itemset* menemukan kombinasi barang yang memiliki nilai *support* lebih besar dari nilai minimum *support* yang telah ditentukan atau disebut dengan *frequent itemset*. Nilai *support* untuk sebuah barang dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut (Dongga dkk., 2023).

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ barang\ A}{Total\ transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Nilai *support* untuk dua buah barang dapat dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut (Dongga dkk., 2023).

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ barang\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Persamaan yang serupa juga diterapkan untuk kombinasi tiga buah barang, dimana jumlah transaksi yang digunakan adalah jumlah transaksi dengan barang A, B, dan C. Tahapan ini bertujuan untuk menemukan pola barang yang memiliki frekuensi tinggi atau yang paling sering muncul di dalam data transaksi.

Tahapan selanjutnya setelah pencarian *frequent itemset* adalah menemukan dan membentuk *association rules* atau aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *confidence* dari *frequent itemset*. Nilai *confidence* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut (Dongga dkk., 2023).

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ barang\ A\ dan\ B}{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A} \times 100\% \quad (3)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Data transaksi Apotek Mooladhara dari bulan Desember 2022 sampai Februari 2023 berjumlah 851 transaksi yang terdiri dari 270 barang. Tabel 1 menyajikan daftar nama barang yang terjual selama periode Desember 2022 sampai Februari 2023.

Tabel 1. Nama Barang Terjual

Kode Barang	Nama Barang
B1	Methylprednisolon 4 Mg ( HJ )
B2	Tremenza Tab
B3	Vitalong C Kapsul
B4	Amoxicillin 500 Mg ( HJ )
B5	Tolak Angin Cair Madu
-	-
-	-
B269	Praxion Forte
B270	Sakatonik ABC Strawberry

Barang-barang pada Tabel 1 terjual dan terbagi menjadi 581 transaksi seperti yang disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Transaksi

Kode Transaksi	Barang
T1	Methylprednisolon 4 Mg ( HJ ), Bisolvon Extra Sirup 60 MI, Praxion Syrup 60 MI, Azithromycin 500 Mg
T2	Methylprednisolon 4 Mg ( HJ ), Vitalong C Kapsul, Cefadroxil 500 Mg, Lo Han Kuo Infusion
T3	Methylprednisolon 4 Mg ( HJ ), Imboost Force Kapsul, Azithromycin 500 Mg
T4	Methylprednisolon 4 Mg ( HJ ), Tremenza Tab, Vitalong C Kapsul
T5	Methylprednisolon 4 Mg ( HJ ), Becom Zet Tablet, Bisolvon Tablet
-	-
-	-
T580	Promedex Tablet, Tremenza Tab
T581	Promedex Tablet, Methylprednisolon 4 Mg ( HJ )

Data transaksi pada Tabel 2 merupakan *dataset* yang akan digunakan untuk menemukan informasi tersembunyi, yaitu informasi barang yang paling sering dibeli secara bersamaan atau *frequent itemset*. Pencarian *frequent itemset* pada sebuah *dataset* melibatkan tahap penggabungan dan pemangkasan data yang dilakukan secara iteratif sampai *itemset* yang memiliki frekuensi paling tinggi ditemukan. Algoritma pencarian *frequent itemset* diawali dengan iterasi pertama yang menyatakan setiap barang sebagai *1-itemsets*. Algoritma kemudian menghitung nilai *support* untuk *1-itemset* tersebut. Setiap *1-itemsets* yang memiliki nilai *support* kurang dari nilai *support* minimum akan dipangkas, dan *1-itemsets* yang tersisa akan diteruskan ke iterasi berikutnya. Iterasi kedua akan menggabungkan *itemsets* yang berhasil melewati iterasi pertama sehingga membentuk kombinasi dua barang yang disebut dengan *2-itemsets*. Algoritma kemudian menghitung nilai *support* untuk setiap *2-itemsets* yang terbentuk dan memangkas setiap *2-itemsets* yang memiliki nilai *support* kurang dari nilai *support* minimum. Hal serupa juga terjadi di iterasi ketiga, dimana Algoritma akan menggabungkan *itemsets* yang berhasil melewati iterasi kedua sehingga membentuk kombinasi tiga barang yang disebut dengan *3-itemsets* dan menghitung nilai *support* *3-itemsets*. Tahapan selanjutnya adalah memangkas setiap *3-itemsets* yang memiliki nilai *support* kurang dari nilai *support* minimum dan sisanya dilanjutkan ke iterasi berikutnya. Iterasi akan berhenti apabila algoritma berhasil menemukan *itemset* yang memiliki frekuensi paling tinggi.

### Iterasi 1-*itemsets*

Iterasi pertama membentuk *1-itemsets* dari setiap barang yang dapat dilihat pada Tabel 1. Pencarian *frequent itemset* kemudian dilakukan untuk menemukan nilai *support* setiap *1-itemsets* dan memangkas *1-itemsets* yang memiliki nilai *support* kurang dari nilai *support* minimum. Tabel 3 menampilkan sebagian *1-itemsets* yang memiliki nilai *support* lebih besar dari nilai *support* minimum.

Tabel 3. Nilai *support* 1-*itemsets*

Barang	Frekuensi	Support (%)
Methylprednisolon 4 Mg ( HJ )	31	5,3
Tremenza Tab	18	3,1
Vitalong C Kapsul	13	2,2
Amoxicillin 500 Mg ( HJ )	47	8,1
Tolak Angin Cair Madu	24	4,1
Demacolin Tablet	17	2,9
Imboost Force Kapsul	21	3,6
-	-	-
-	-	-
Paracetamol 500 Mg	27	4,6
Bodrex Extra	17	2,9

Perhitungan *frequent itemset* pada iterasi pertama menghasilkan 24 *1-itemset* yang memiliki nilai *support* lebih besar dari nilai *support* minimum. Setiap barang yang muncul pada Tabel 3 kemudian diproses lebih lanjut pada iterasi kedua.

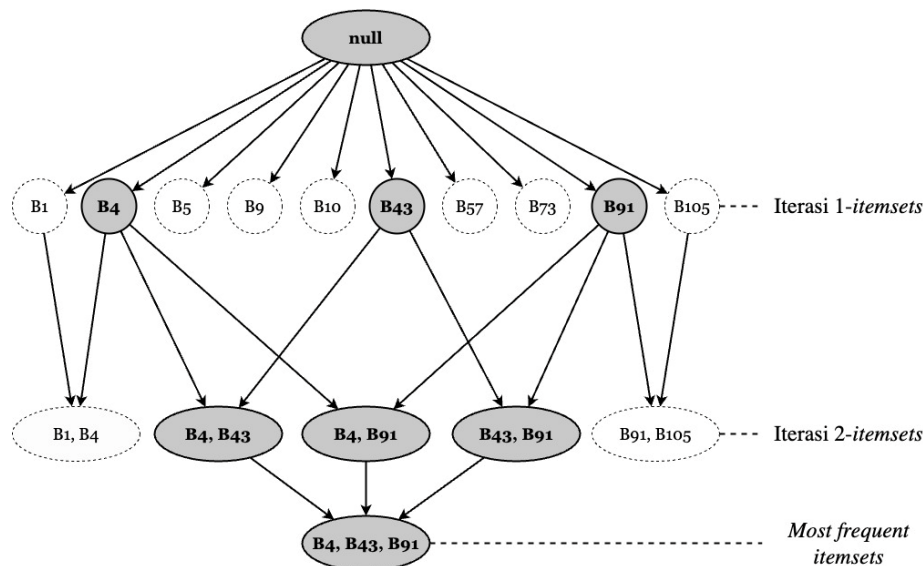
### Iterasi 2-*itemsets*

Iterasi kedua mengkombinasikan setiap barang yang melewati iterasi pertama sehingga membentuk kombinasi dua barang atau *2-itemsets*. Pencarian *frequent itemset* kemudian dilakukan untuk menemukan nilai *support* setiap *2-itemsets* dan memangkas *2-itemsets* yang memiliki nilai *support* kurang dari nilai *support* minimum. Tabel 4 menampilkan *2-itemsets* yang memiliki nilai *support* lebih besar dari nilai *support* minimum.

Tabel 4. Nilai *support 2-itemsets*

Barang	Frekuensi	Support (%)
Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Dexamethason 0.5mg Harsen	15	2,6
Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Asam Mefenamat 500 Mg	15	2,6

Perhitungan *frequent itemset* pada iterasi kedua menghasilkan dua *2-itemsets* yang memiliki nilai *support* lebih besar dari nilai *support* minimum, yaitu 2%. *Itemset* yang berhasil melewati iterasi kedua terdiri dari tiga buah barang, yaitu Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Dexamethason 0.5mg Harsen, dan Asam Mefenamat 500 Mg. Oleh karena itu, ketiga barang tersebut dianggap sebagai kombinasi barang yang memiliki frekuensi paling tinggi atau *frequent itemset*.



Gambar 1. Pembentukan *frequent itemset*

Gambar 1 menyajikan ilustrasi sebagian iterasi yang menggambarkan pembentukan *frequent itemsets*. Pada Iterasi 1-*itemsets* terdapat banyak barang, namun tidak semua barang termasuk ke dalam *frequent itemset*. Iterasi 2-*itemsets* juga menunjukkan hal serupa, dimana hanya tiga *itemsets* saja yang termasuk ke dalam *frequent itemsets*. Sampai pada akhirnya algoritma berhasil menemukan *itemsets* yang memiliki frekuensi paling tinggi atau *most frequent itemsets*, yaitu barang dengan kode B4, B43, dan B91.

### Association Rules

Tahapan selanjutnya adalah membentuk *association rules* atau aturan asosiasi dengan nilai *confidence* minimum sebesar 30%. Tabel 5 menyajikan aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan barang-barang yang termasuk *frequent itemset*, yaitu kombinasi barang Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Dexamethason 0.5mg Harsen, dan Asam Mefenamat 500 Mg, beserta nilai masing-masing *confidence*.

Tabel 5. Aturan Asosiasi

No	Aturan Asosiasi	Confidence (%)
1	{ Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Dexamethason 0.5mg Harsen } → { Asam Mefenamat 500 Mg }	6,7
2	{ Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Asam Mefenamat 500 Mg } → { Dexamethason 0.5mg Harsen }	6,7
3	{ Dexamethason 0.5mg Harsen, Asam Mefenamat 500 Mg } → { Amoxicillin 500 Mg ( HJ ) }	33,3
4	{ Amoxicillin 500 Mg ( HJ ) } → { Dexamethason 0.5mg Harsen, Asam Mefenamat 500 Mg }	2,1
5	{ Dexamethason 0.5mg Harsen } → { Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Asam Mefenamat 500 Mg }	2,9
6	{ Asam Mefenamat 500 Mg } → { Amoxicillin 500 Mg ( HJ ), Dexamethason 0.5mg Harsen }	4,3
7	{ Amoxicillin 500 Mg ( HJ ) } → { Dexamethason 0.5mg Harsen }	31,9
8	{ Amoxicillin 500 Mg ( HJ ) } → { Asam Mefenamat 500 Mg }	31,9
9	{ Dexamethason 0.5mg Harsen } → { Amoxicillin 500 Mg ( HJ ) }	42,9
10	{ Dexamethason 0.5mg Harsen } → { Asam Mefenamat 500 Mg }	8,6
11	{ Asam Mefenamat 500 Mg } → { Amoxicillin 500 Mg ( HJ ) }	65,2
12	{ Asam Mefenamat 500 Mg } → { Dexamethason 0.5mg Harsen }	13,0

Aturan asosiasi yang terbentuk dan disajikan pada Tabel 5 menunjukkan barang-barang yang paling sering dibeli bersamaan oleh pelanggan pada Apotek Mooladhara periode Desember 2022 sampai Februari 2023. Jumlah aturan asosiasi yang terbentuk adalah 12 aturan, namun hanya lima aturan yang memenuhi nilai *confidence* minimum, yaitu aturan nomor 3, 7, 8, 9, dan 11. Aturan asosiasi tersebut terbentuk dari barang Amoxicillin 500 Mg (HJ), Dexamethason 0.5 Mg Harsen, dan Asam Mefenamat 500 Mg.

Aturan asosiasi nomor 3 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Dexamethason 0.5 Mg Harsen dan Asam Mefenamat 500 Mg secara bersama-sama memiliki kemungkinan sebesar 33,3% untuk membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ). Aturan asosiasi nomor 7 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ) memiliki kemungkinan sebesar 31,9% untuk membeli Dexamethason 0.5 Mg Harsen. Aturan asosiasi nomor 8 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ) memiliki kemungkinan sebesar 31,9% untuk membeli Asam Mefenamat 500 Mg. Aturan asosiasi nomor 9 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Dexamethason 0.5 Mg Harsen memiliki kemungkinan sebesar 42,9% untuk membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ). Aturan asosiasi nomor 11 menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli Asam Mefenamat 500 Mg memiliki kemungkinan sebesar 65,2% untuk membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ).

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa *data mining* menggunakan Algoritma Apriori dapat digunakan untuk menemukan informasi tersembunyi pada data transaksi Apotek Mooladhara selama periode Desember 2022 hingga Februari 2023. Data transaksi tersebut berjumlah 581 transaksi dan terdiri dari 270 barang. Proses *data mining* menggunakan Algoritma Apriori dengan nilai *support* minimum adalah 2% dan nilai *confidence* minimum adalah 30% terhadap data transaksi berhasil membentuk beberapa *association rules* atau aturan asosiasi yang menyimpan informasi barang yang sering dibeli oleh pelanggan apotek secara bersamaan. Aturan asosiasi yang berhasil terbentuk adalah pelanggan yang membeli Dexamethason 0.5 Mg Harsen dan Asam Mefenamat 500 Mg secara bersama-sama memiliki kemungkinan sebesar 33,3% untuk membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ). Informasi lainnya adalah pelanggan yang membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ) memiliki kemungkinan sebesar 31,9% untuk membeli Dexamethason 0.5 Mg Harsen.

Informasi lainnya adalah pelanggan yang membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ) memiliki peluang kemungkinan 31,9% untuk membeli Asam Mefenamat 500 Mg. Informasi lainnya adalah pelanggan yang membeli Dexamethason 0.5 Mg Harsen memiliki kemungkinan sebesar 42,9% untuk membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ). Informasi tersembunyi terakhir adalah pelanggan yang membeli Asam Mefenamat 500 Mg memiliki kemungkinan sebesar 65,2% untuk membeli Amoxicillin 500 Mg (HJ). Pemilik Apotek Mooladhara dapat memanfaatkan aturan asosiasi tersebut untuk meningkatkan kualitas pelayanan kefarmasian, khususnya kecepatan dalam melayani pelanggan, dengan meletakkan Amoxicillin 500 Mg (HJ), Dexamethason 0.5 Mg Harsen, dan Asam Mefenamat 500 Mg secara berdekatan. Pemilik apotek juga dapat memberikan rekomendasi untuk membeli barang terkait lainnya apabila pelanggan membeli salah satu dari barang tersebut, sehingga dapat pula meningkatkan produktivitas apotek.

### Saran

Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data transaksi yang lebih banyak dan bervariasi sehingga dapat menggunakan nilai *support* minimum dan nilai *confidence* minimum yang lebih besar. Peneliti lainnya juga dapat membandingkan Algoritma Apriori dengan algoritma atau metode *data mining* lainnya terhadap data transaksi. Penelitian selanjutnya juga dapat mengajukan Algoritma Apriori yang sedikit dimodifikasi sehingga dapat menemukan *frequent itemset* lebih cepat, terlebih pada data yang sangat banyak. Saran lainnya untuk penelitian lebih lanjut dapat membandingkan hasil dari proses *data mining* secara manual dengan *data mining* menggunakan aplikasi seperti Weka atau RapidMiner.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terimakasih kepada Apotek Mooladhara karena telah bersedia memberikan data transaksi untuk dijadikan bahan penelitian ini.

### REFERENSI

- Agustin, W., & Muharmi, Y. (2018). Apriori Algorithm through RapidMiner for Age Patterns of Homeless and Beggars. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 1(2), 86. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v1i2.5670>
- Darmaastawan, K., Saputra, K. O., & Wirastuti, N. M. A. E. D. (2020). Market basket analysis using FP-growth association rule on textile industry. *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, 5(2), 24–30.
- Dongga, J., Sarungallo, A. ` , Koru, N., & Lante, G. (2023). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus: Toko Swapen Jaya Manokwari). *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 119–126. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i1.1938>
- Dwicandra, N. M. O., & Wintariani, N. P. (2018). Prevalensi Dan Faktor-Faktor Yang Berkaitan Dengan Pelayanan Swamedikasi Di Apotek. *Jurnal Ilmiah Medicamento*, 4(2), 83–93. <https://doi.org/10.36733/medicamento.v4i2.856>
- Ferawati, F., Setiyadi, D., & Retnoningsih, E. (2022). *Self-Medication Application ( Swamedikasi ) Based on Mobile*. 5(36), 2430–2437.
- Jamil, F., Hang, L., Kim, K., & Kim, D. (2019). A Novel Medical Blockchain Model for Drug Supply Chain Integrity Management in a Smart Hospital. *Electronics*, 8(5), 505. <https://doi.org/10.3390/electronics8050505>



- Mai, P., Tarigan, S., Tata Hardinata, J., Qurniawan, H., Safii, M., Winanjaya, R., Studi, P., Informasi, S., Tunas, S., & Pematangsiantar, B. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus : Toko Sinar Harahap) (Vol. 12, Nomor 2). <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/index>
- Man, M., Abu Bakar, W. A. W., Masita, M. M., & Jusoh, J. A. (2018). Postdiffset algorithm in rare pattern: An implementation via benchmark case study. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 8(6), 4477–4485. <https://doi.org/10.11591/ijece.v8i6.pp.4477-4485>
- Man, M., & Jalil, M. A. (2019). Frequent itemset mining: Technique to improve ECLAT based algorithm. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 9(6), 5471–5478. <https://doi.org/10.11591/ijece.v9i6.pp5471-5478>
- Man, M., Jusoh, J. A., Saany, S. I. A., Bakar, W. A. W. A., & Ibrahim, M. H. (2019). Analysis study on R-Eclat algorithm in infrequent itemsets mining. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 9(6), 5446–5453. <https://doi.org/10.11591/ijece.v9i6.pp5446-5453>
- Poovan, J. S. P., Udupi, D. A., & Reddy, N. V. S. (2022). A multithreaded hybrid framework for mining frequent itemsets. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 12(3), 3249–3264. <https://doi.org/10.11591/ijece.v12i3.pp3249-3264>
- Pratiwi, B. P., Jaluri, P. D. C., & Irawan, Y. (2021). Hubungan Tingkat Pengetahuan Pasien Diare Terhadap Swamedikasi Dan Rasionalitas Obat Di Apotek Kelurahan Mendawai Kota Pangkalan Bun. *Jurnal Borneo Cendekia*, 4(2), 123–130. <https://doi.org/10.54411/jbc.v4i2.233>
- Pratiwi, H., Mustikaningtias, I., Widyartika, F. R., Setiawan, D., Nasrudin, K., & Julietta, L. (2020). Analisis Persepsi Masyarakat Terhadap Peran Apoteker Pada Layanan Kefarmasian Di Apotek Kecamatan Sokaraja, Baturraden, Sumbang, Dan Kedungbanteng. *JPSCR: Journal of Pharmaceutical Science and Clinical Research*, 5(1), 33. <https://doi.org/10.20961/jpscr.v5i1.39273>
- Putra, P. B. I. S., Suryani, N. P. S. M., & Aryani, S. (2018). Analysis of Apriori Algorithm on Sales Transactions to Arrange Placement of Goods on Minimarket. *IJEET International Journal of Engineering and Emerging Technology*, 3(1), 13–17.
- Qisthiano, M. R., Prayesy, P. A., & Ruswita, I. (2023). Penerapan Algoritma Decision Tree dalam Klasifikasi Data Prediksi Kelulusan Mahasiswa. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 21–28. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i1.1850>
- Saefudin, S., & DN, S. (2019). Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Ikan. *JSII (Jurnal Sistem Informasi)*, 6(2), 36. <https://doi.org/10.30656/jsii.v6i2.1587>
- Yang, E. D., Pakpahan, P. E., Pamungkas, C. A., & Zakiyah, W. (2023). Analisis Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Pertumbuhan FP Untuk Meningkatkan Penjualan di Orchid Mart Manokwari. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 127–134. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i1.1930>