

P-ISSN: 2774-4574; E-ISSN: 363-4582
TRILOGI, 6(2), April-Juni 2025 (108-118)
@2025 Lembaga Penerbitan, Penelitian,
dan Pengabdian kepada Masyarakat (LP3M)
Universitas Nurul Jadid Paiton Probolinggo
DOI: [10.33650/trilogi.v6i2.11573](https://doi.org/10.33650/trilogi.v6i2.11573)

JURNAL TRILOGI
Ilmu Teknologi, Kesehatan, dan Humaniora

Implementasi Algoritma Apriori untuk Mengidentifikasi Pola Asosiasi Peresepan Obat dan Penyakit di Klinik Pratama Az-Zainiyah

Cahyuni Novia

Universitas Nurul Jadid, Indonesia
cahyuninovia@unuja.ac.id

Nurul Imaniyah

Universitas Nurul Jadid, Indonesia
imaniyahnurul2001@gmail.com

Sudriyanto

Universitas Nurul Jadid, Indonesia
sudriyanto@unuja.ac.id

Abstract

The Az-Zainiyah Primary Clinic under the auspices of the Nurul Jadid Islamic Boarding School provides health services to students and the surrounding community. Daily drug prescribing activities generate historical data that has not been optimally utilized. This study aims to identify patterns of association between drug prescribing and common diseases by applying the Apriori algorithm as a data mining method. The data used came from 3,661 student prescription transactions during February 2023. The results of the analysis revealed a combination of drugs that were often prescribed together, including Scopma Plus and Corosorb, with a support value of 0.062, confidence of 0.625, and lift of 4.068. This combination was strongly correlated with complaints of diarrhea and abdominal pain, which were also common findings during field observations. These findings have practical implications in the formulation of drug stock policies, increasing service efficiency, and data-based clinical decision making in the clinic environment.

Keywords: Apriori Algorithm; Data Mining; Drug-Disease Association; Health Clinic; Prescribing Pattern.

Abstrak

Klinik Pratama Az-Zainiyah di bawah naungan Pondok Pesantren Nurul Jadid memberikan pelayanan kesehatan kepada santri dan masyarakat sekitar. Aktivitas peresepan obat yang dilakukan setiap hari menghasilkan data historis yang belum dimanfaatkan secara optimal. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola asosiasi peresepan obat dan penyakit

yang umum terjadi dengan menerapkan algoritma Apriori sebagai metode data mining. Data yang digunakan berasal dari 3.661 transaksi resep santri selama bulan Februari 2023. Hasil analisis menunjukkan adanya kombinasi obat yang sering diresepkan bersama, antara lain *Scopma Plus* dan *Coro-sorb*, dengan nilai support 0,062, confidence 0,625, dan lift 4,068. Kombinasi tersebut berkorelasi kuat dengan keluhan diare dan nyeri perut, yang juga merupakan temuan umum selama observasi lapangan. Temuan ini memiliki implikasi praktis dalam penyusunan kebijakan stok obat, peningkatan efisiensi pelayanan, serta pengambilan keputusan klinis berbasis data di lingkungan klinik.

Katakunci: Algoritma Apriori; Asosiasi Obat-Penyakit; Data mining; Klinik Kesehatan; Pola Peresepan.

1 Pendahuluan

Klinik merupakan salah satu sarana pelayanan kesehatan yang banyak dicari dan dibutuhkan dalam menunjang peningkatan kesehatan (Hazimah & Rizki, 2020). Klinik sebagai fasilitas layanan kesehatan primer memiliki peran krusial dalam memberikan pelayanan medis dasar, terutama dalam konteks komunitas berbasis pendidikan seperti pesantren. Klinik Pratama Az-Zainiyah adalah klinik yang berada dibawah naungan Pondok Pesantren Nurul Jadid yang melayani santri, karyawan, keluarga pengasuh, dan warga sekitar pondok pesantren. Pemberian obat sesuai dengan resep yang diberikan dokter merupakan unsur penting dalam upaya penting penyembuhan penyakit pasien (Hazimah & Rizki, 2020). Dengan adanya kegiatan peresepan obat setiap hari, data semakin lama akan semakin banyak dan belum dimanfaatkan oleh klinik Pratama Az-Zainiyah. Data peresepan obat tersebut tidak hanya berfungsi sebagai arsip, akan tetapi dapat dimanfaatkan dan diolah menjadi informasi yang berguna untuk meningkatkan pelayanan kesehatan di Klinik Pratama Az-Zainiyah Nurul Jadid (Saputra *et al.*, 2020).

Klinik Pratama Az-Zainiyah setiap hari melayani ratusan santri, sehingga aktivitas peresepan obat menjadi bagian penting dalam sistem layanan. Meskipun klinik ini menghasilkan data resep obat dalam jumlah besar, pemanfaatannya masih terbatas sebagai arsip administratif tanpa proses analisis yang sistematis untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data (Fajri *et al.*, 2022; Rahmadeyan & Mustakim, 2023).

Kondisi tersebut menunjukkan adanya kebutuhan mendesak untuk mengelola dan menganalisis data peresepan secara efektif agar dapat digunakan dalam perencanaan logistik farmasi, deteksi dini pola penyakit, serta

penyusunan kebijakan klinis. Ibrahim *et al.* (2021) menekankan bahwa kelangkaan pemanfaatan data kesehatan (health data poverty) menjadi penghambat utama dalam penerapan layanan kesehatan digital secara inklusif. Oleh karena itu, pengolahan data kesehatan yang ada menjadi informasi bermakna menjadi langkah strategis dalam meningkatkan mutu layanan klinik.

Salah satu pendekatan yang relevan dan terbukti efektif adalah penggunaan algoritma data mining. Algoritma Apriori merupakan metode populer yang digunakan untuk menemukan pola asosiasi atau keterkaitan antar item dalam data transaksional, termasuk dalam hal data peresepan obat (Gulzar *et al.*, 2023). Penggunaan algoritma ini telah diaplikasikan untuk mengidentifikasi pola kombinasi obat (Ramadhan *et al.*, 2023) dan pola penyakit tertentu (Suwaryo *et al.*, 2021), namun belum banyak yang secara khusus menggabungkan analisis pola resep dan jenis penyakit dalam satu model terintegrasi, khususnya dalam lingkungan klinik berbasis pesantren.

Kecenderungan atau pola peresepan obat untuk santri dapat digunakan sebagai salah satu acuan untuk mengoptimalkan pelayanan kesehatan kepada santri sebagai penerima pelayanan kesehatan terbanyak di Klinik Pratama Az-Zainiyah. Hal ini juga dilakukan agar tidak terjadinya kekurangan stok obat karena jenis penyakit yang sering dialami santri sudah dapat diprediksi, karena sering terjadi pada waktu tertentu terjadi peningkatan jumlah pasien dari santri yang dapat mengakibatkan stok obat habis. Dari data pola peresepan obat dapat diketahui pola penyakit yang ada di Klinik sehingga dapat dijadikan sebagai pedoman untuk menyusun upaya kesehatan yang lebih baik dengan peningkatan kesehatan (promotif), pencegahan penyakit (preventif), dan penyembuhan penyakit (kuratif) (Ritha *et al.*, 2021).

Pada sektor kesehatan masyarakat dan bidang kedokteran, popularitas data mining dan *knowledge discovery in database* (KDD) semakin meningkat (Gulzar *et al.*, 2023). Tujuan utama dari pengumpulan data adalah untuk mengekstrak informasi penting dari sejumlah besar data mentah dan digunakan untuk mengklasifikasikan dan menganalisis data medis (Chae *et al.*, 2001). Peneliti kesehatan memerlukan banyak data untuk memvalidasi aktivitas mereka yang terkait dengan layanan kesehatan dengan resep obat yang mampu memulihkan pasien dari penyakit. Dalam layanan kesehatan, peran teknologi informasi sangat luar biasa (Bhagya Laksmi & Rajaram, 2012). Menurut (Ibrahim *et al.*, 2021) bahwa kelangkaan data merupakan bahaya bagi kesehatan di seluruh dunia yang dapat menghambat realisasi manfaat teknologi kesehatan digital berbasis data secara lebih luas. Hal ini harus dihindari agar tidak terjadi kesenjangan kesehatan digital yang memperparah kesenjangan layanan kesehatan yang ada.

Data mining merupakan sebuah analisa dari observasi data dalam jumlah besar untuk menemukan hubungan yang tidak diketahui sebelumnya dan metode baru untuk meringkas data agar mudah dipahami serta berguna bagi pemilik data (Jurnaidi Wahidin & Indra Sensuse, 2021). Banyak penelitian yang dilakukan di bidang data mining untuk penemuan pola yang sering terjadi di bidang medis (Gulzar *et al.*, 2023). Dalam *data mining* terdapat beberapa algoritma yang dapat digunakan, salah satunya adalah algoritma apriori. Algoritma apriori merupakan salah satu algoritma yang direkomendasikan dan termasuk algoritma terbaik dalam *data mining*, algoritma apriori sering digunakan untuk data transaksi atau bisa disebut juga *market basket* (Saefudin & Fernando, 2020). Algoritma apriori adalah algoritma pengambilan data dengan aturan *assosiatif* (*association rule*) untuk menentukan hubungan *asosiatif* suatu kombinasi item, juga bertujuan untuk menemukan *frequent itemsets* pada sekumpulan data (Ramadhan *et al.*, 2023). Sifat algoritma memiliki kelebihan, seperti proses pemangkasan yang memungkinkan menghindari banyak operasi berulang, sehingga membantu meningkatkan kecepatan algoritma. Selain itu, penggabungan dan pemangkasan sederhana dan mudah diterapkan pada kumpulan item besar (Gulzar *et al.*, 2023).

Penelitian sebelumnya telah meneliti mengenai algoritma apriori dapat digunakan untuk mendapat pola terkait obat-obatan yang sering diresepkan dokter yang dapat digunakan sebagai

rekomendasi bagi dokter, tenaga medis, apoteker, maupun elemen klinik lainnya (Syauqi, 2022). Algoritma apriori juga digunakan untuk mencari pola pemakaian obat (Suwaryo *et al.*, 2021) dan pola resep obat (Syauqi, 2022). Selain itu penelitian yang dilakukan oleh Purba dan Buulolo (2020) menggunakan algoritma Apriori untuk mengetahui pola dari penyakit anak usia dini. Klinik Pratama Az-Zainiyah belum menerapkan kebijakan ataupun pengambilan keputusan melalui data pola resep obat dan pola jenis penyakit. Dengan demikian maka perlu dilakukan analisis data. Salah satunya yang bisa dilakukan dengan membentuk aturan asosiasi untuk mencari pola terkait obat-obatan yang sering diresepkan dokter untuk jenis penyakit apa yang dialami oleh santri yang dapat digunakan sebagai rekomendasi bagi dokter, tenaga medis, apoteker maupun elemen klinik lainnya. Sedangkan implementasi algoritma apriori yang digunakan untuk mengetahui pola peresepan obat dan pola penyakit secara bersamaan masih belum ditemukan dalam referensi.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola asosiasi antara obat yang diresepkan dengan jenis penyakit yang dialami pasien, khususnya pada populasi santri, menggunakan algoritma Apriori. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis dalam pengambilan keputusan medis berbasis data, optimalisasi manajemen stok obat, serta perencanaan kebijakan pelayanan kesehatan di Klinik Pratama Az-Zainiyah.

2 Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksploratif dengan metode *association rule* mining menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan pola asosiasi antara kombinasi obat dan jenis penyakit. Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengidentifikasi kombinasi obat yang sering diresepkan bersamaan, serta mengaitkannya dengan pola keluhan pasien di Klinik Pratama Az-Zainiyah.

Sumber dan Ukuran Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari sistem pencatatan resep bagian farmasi Klinik Pratama Az-Zainiyah pada periode Februari 2023. Dataset mencakup 3.661 transaksi resep santri, yang mencatat jenis obat yang diberikan serta keluhan penyakit yang mendasarinya. Data diperoleh secara resmi

dengan izin klinik dan digunakan dalam bentuk anonim untuk menjaga kerahasiaan pasien.

Alat dan Perangkat Lunak

Analisis dilakukan menggunakan:

- Python 3.10 sebagai bahasa pemrograman utama.
- Jupyter Notebook untuk pemrosesan dan analisis data.
- Library Python:
 - Pandas dan numpy untuk manipulasi data,
 - Mlxtend untuk implementasi algoritma Apriori,
 - Matplotlib untuk visualisasi data.
- Streamlit digunakan untuk membangun antarmuka visual hasil mining data.

Penggunaan algoritma Apriori dalam data mining terbukti efektif untuk mengidentifikasi pola dalam data transaksi medis, terutama untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti (Gulzar *et al.*, 2023; Ramadhan *et al.*, 2023).

Proses Preprocessing

Tahapan preprocessing dilakukan sebelum proses mining, meliputi:

- Data cleansing: menghapus duplikasi, menyamakan format penulisan nama obat, dan menangani nilai kosong (missing values). Setelah data terkumpul selanjutnya akan dilakukan pembersihan data, dimana data-data yang tidak diperlukan atau tidak mungkin bernilai null. Dalam hal ini data tidak langsung dibersihkan akan tetapi akan dilakukan pengecekan terhadap semua data yang kita miliki, dengan tujuan untuk mendapatkan data yang diinginkan sehingga peneliti dapat melanjutkan ke langkah berikutnya dengan mudah (Fajri *et al.*, 2022).
- Data transformation: mentransformasi data resep ke dalam bentuk *basket format*, yaitu format transaksional dengan struktur data biner yang menunjukkan keberadaan atau ketidakhadiran suatu obat dalam setiap transaksi (Amsury *et al.*, 2023). Pada tahap transformation akan ada perubahan data dalam data yang sudah terpilih (Amsury *et al.*, 2023), Sehingga

data sesuai dengan proses dalam data mining dan menghasilkan output yang diinginkan.

- Filtering: hanya data dari pasien santri yang digunakan karena mereka merupakan kelompok dominan di klinik.

Penerapan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori digunakan untuk menghasilkan frequent itemsets dan association rules dengan parameter sebagai berikut:

- Minimum support: 0,005
- Minimum confidence: 0,5
- Minimum lift: 1,5

Aturan asosiasi dibentuk menggunakan fungsi `apriori()` dan `association_rules()` dari library `mlxtend`, yang telah digunakan luas dalam eksplorasi pola data klinis (Ramadhan *et al.*, 2023).

Algoritma apriori termasuk kedalam salah satu algoritma terbaik dalam data mining, Algoritma apriori banyak digunakan dalam data transaksi penjualan (Ulfha & Amin, 2023). Wang dalam Gulzar *et al.* (2023) bahwa algoritma Apriori mengurangi kesulitan pengkodean bagi programmer karena menawarkan kompleksitas ruang yang lebih sedikit. Penting atau tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter yaitu support dan confidence. Support yaitu persentase kombinasi item tersebut dalam database (Lestari & Hafiz, 2020), sedangkan confidence yaitu kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi (Manurung & Hasugian, 2019).

1. Analisis pola frekuensi tertinggi

Pada Tahap ini, mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut :

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah mengandung Transaksi } A}{\text{Total Transaksi}}$$

Rumus dari 2 nilai support sebuah item adalah:

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

2. Pembentukan aturan asosiasi Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan

asosiatif $A \rightarrow B$, Nilai confidence dari aturan $A \rightarrow B$ diperoleh dari rumus sebagai berikut:

$$Confidence = P(A/B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi mengandung } A}$$

Validasi dan Evaluasi Pola

Tahap ini dilakukan untuk memeriksa kesesuaian terhadap pola yang terbentuk dengan menggunakan algoritma apriori. *Knowledge presentation* merupakan proses paling akhir dari KDD (Knowledge Discovery and Data Mining), dimana dalam proses ini peneliti berharap data-data yang sudah di analisis bisa dipahami dan peneliti berharap bisa di ambil tindakan berdasarkan analisis yang sudah teliti. *Knowledge Presentation* Pola yang dihasilkan dievaluasi berdasarkan tiga metrik utama:

- Support: proporsi transaksi yang mengandung kombinasi item tertentu.
- Confidence: kekuatan prediktif antar item dalam aturan asosiasi.
- Lift: rasio kemunculan aktual terhadap ekspektasi acak; semakin besar dari 1, semakin kuat hubungan antar item (Lestari & Hafiz, 2020).

Validasi eksternal dilakukan dengan mencocokkan hasil mining dengan pengamatan lapangan, untuk melihat apakah kombinasi obat yang muncul relevan dengan tren keluhan pasien santri.

3 Hasil dan Diskusi

HASIL

Data transaksi obat per resep di dapatkan dari sebuah instansi kesehatan yang memiliki data resep obat yang melakukan layanan kesehatan di Klinik Pratama Az-Zainiyah Nurul Jadid pada bulan Februari 2023. Hasil pengamatan peneliti menemukan bahwa resep yang paling banyak di terima oleh bagian farmasi ada pada resep santri dengan jumlah data 3661 resep yang diterima dan paling banyak melakukan layanan kesehatan di Klinik Pratama Az-Zainiyah Nurul Jadid.

Tahap Selanjutnya dilakukan proses *data cleansing*. Pada tahap ini peneliti melakukan pembersihan secara menyeluruh pada data obat yang sudah terkumpul. Gambar 1 adalah gambar hasil pembersihan data secara manual.

	Nomor_Ref	data_time	Pelanggan	Nama_produk	Jumlah
0	RJI-0053856	1-2-2023 10:44	SANTRI	000123 - ASAM MEFENAMAT	8
1	RJI-0053856	1-2-2023 10:44	SANTRI	000620 - DEXTHEM PLUS	8
2	RJI-0053856	1-2-2023 10:44	SANTRI	002633 - SK BETAMETHASONE	1
3	RJI-0053857	1-2-2023 10:49	SANTRI	000123 - ASAM MEFENAMAT	8
4	RJI-0053857	1-2-2023 10:49	SANTRI	000421 - CETIRIZINE 10 MG TAB	4
...
3656	RJI-0055604	28/02/2023 21:22:30	SANTRI	002865 - METCOM-C TABLET	4
3657	RJI-0055604	28/02/2023 21:22:30	SANTRI	002543 - TERA F TBL	6
3658	RJI-0055605	28/02/2023 21:22:52	SANTRI	002865 - METCOM-C TABLET	4
3659	RJI-0055605	28/02/2023 21:22:52	SANTRI	002680 - VALVED TABLET	6
3660	Total	NaN	NaN	NaN	21267

Gambar 1. Cleansing Data obat

Pada *cleansing* data ada beberapa tahap pembersihan data dengan memasukkan kode seperti gambar 2.

```
# cleansing dataset
data['Nama_produk'] = data['Nama_produk'].str.strip()
data.dropna(axis = 0, subset=['Nomor_Ref'], inplace=True)
```

Gambar 2. Segmen Program Cleansing Dataset

Perubahan data juga dapat mempengaruhi untuk hasil dari dalam *data mining* yang akan diolah untuk mencari nilai support dan confidence. Berikut hasil data yang sudah di perubahan data menjadi tabulasi yang akan di simpan menjadi file CSV.

Tabel 1. Data Obat Setelah Perubahan

00	000	0000	000	0001	00	000
001	05-	60 -	102 -	23 -	005	059
-	AMB	AMB	ANT	ASAM	1 -	-
ALP	EVE	ROXO	ASID	MEFE	ALP	AMB
AR	N	L	A	NAMA	AR	EVE
A			DOE	T	A	N
			N			
0	0	0	0	1	0	0
1	0	0	1	0	0	1
0	0	1	0	0	1	0
0	1	0	1	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0

1. Penentuan Threshold Support dan Confidence

Nilai ambang (threshold) digunakan untuk memfilter pola yang paling relevan dan bermakna secara statistik. Berdasarkan literatur sebelumnya dan jumlah transaksi yang tersedia (3.661 data resep), *threshold* ditentukan sebagai berikut:

- **Minimum support:** 0,005 (artinya kombinasi obat muncul minimal di 0,5% dari seluruh transaksi)
- **Minimum confidence:** 0,5 (artinya terdapat minimal 50% keyakinan bahwa item B muncul jika A muncul)
- **Minimum lift:** 1,5 (hubungan yang lebih tinggi dari hubungan acak)

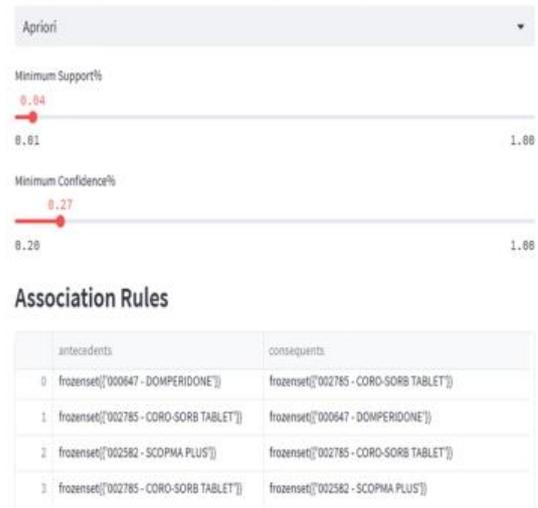
Penentuan *threshold* ini mengacu pada studi serupa yang telah menunjukkan efektivitas kombinasi tersebut dalam domain klinis (Gulzar *et al.*, 2023; Ramadhan *et al.*, 2023). Preprocessing data yang sudah dilakukan dan sudah memperoleh hasil yang di inginkan, maka akan memperoleh hasil dari preprocessing di python streamlit seperti di gambar 6.

antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	leverage	conviction	strong_rule
frozenset({'000647 - DOMPERIDONE'})	frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	0.045	0.04	0.04	0.889	1.789	0.281	4.255	0.980
frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	frozenset({'000647 - DOMPERIDONE'})	0.04	0.045	0.04	0.875	0.903	0.271	3.548	0.940
frozenset({'002582 - SCOPMA PLUS'})	frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	0.034	0.04	0.034	0.850	0.851	0.217	2.470	0.905
frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	frozenset({'002582 - SCOPMA PLUS'})	0.04	0.034	0.034	0.850	0.851	0.217	2.470	0.904

Gambar 3. Hasil dari Assosiasi Rules Di Streamlit

Hasil yang telah di dapatkan dari assosiasi rules di atas menunjukkan peneliti berhasil memunculkan hasil akhir dari imlementasi yang dilakukan dalam mencari pola tersembunyi dari data pola peresepan obat di Klinik Pratama Az-Zainiyah Nurul Jadid pada bulan Februari 2023.

Evaluasi progam yang sudah di buat oleh peneliti kesesuaian pola atau hasil dari assosiasi rules yang di peroleh dengan nilai minimum support dan confidence dengan nilai menghasilkan 4 item yang saling berhubungan, dalam hal ini akan di muncul di web streamlit seperti gambar 4.



Gambar 4. Slider Dan Hasil Asosiasi

Berdasarkan 4 item yang saling berhubungan juga akan menentukan pola penyakit yang berbeda, gambar berikut merupakan hasil asosiasi minimal support dan minimal confidence. Sedangkan tabel 2 merupakan kombinasi merk obat berdasarkan minimum support dan minimum confidence.

antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	leverage	conviction	strong_rule
frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	frozenset({'000647 - DOMPERIDONE'})	0.038	0.045	0.038	0.761	1.038	0.027	1.343	0.769
frozenset({'000647 - DOMPERIDONE'})	frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	0.045	0.038	0.038	0.842	0.872	0.028	1.983	0.763
frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	frozenset({'00261 - SCOPMA PLUS'})	0.038	0.035	0.035	0.924	0.924	0.049	1.502	0.854
frozenset({'00261 - SCOPMA PLUS'})	frozenset({'002785 - CORO-SORB TABLET'})	0.035	0.038	0.035	0.898	0.948	0.049	2.262	0.830

Gambar 5. Hasil asosiasi dan menampilkan min support dan min confidence

Tabel 2. Kombinasi Merk Obat

No	Merk obat	Min support	Min confidence
1.	002641 - SK SYNALTEN, 001313 - LORATADIN, 000123 - ASAM MEFENAMAT	0.007	0.769
2.	002523 - AMOXICILIN 500 MG CPL, 000123 - ASAM MEFENAMAT, 002631 - SK GENTAMICIN	0.011	0.5
3.	001692 - OMEPRAZOLE	0.007	0.384

	20 MG, 000647			
	-			
	DOMPERIDONE, 002582	-		
	SCOPMA PLUS			
4.	002530	-	0.008	0.379
	CARSIDA, 000647	-		
	DOMPERIDON, 002785 - CORO- SORB TABLET			
5.	002585	-	0.009	0.65
	PRIMADEX FORTE, 002785			
	- CORO-SORB TABLET, 002582			
	- SCOPMA PLUS			

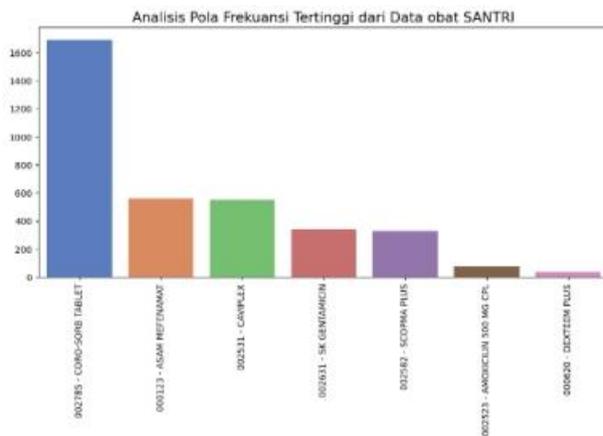
2.	Asam Mefenamat	171	0.046
3.	Caviplex	153	0.041
4.	Sk Gentamicin	141	0.038
5.	Scopma Plus	136	0.037

2.Frekuensi Obat Paling Sering Diresepkan

Hasil pengolahan *data mining assosiasi rules* ada 2 tahap yaitu:

1. Analisis pola frekuensi tertinggi

Pada Tahap ini, mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database sebagai berikut:



Gambar 6. Hasil Analisis Frekuensi Tertinggi

Merk obat yang sering diresepkan adalah merk obat Coro-sorb dengan kemunculan sebanyak 212 resep. Tabel berikut menghitung frekuensi kemunculan tertinggi dari sebagian merk obat.

Tabel 3. Frekuensi 5 Item Obat Yang Sering Muncul

No.	Merk obat	Kemunculan	Support
1.	Coro-sorb Tablet	212	0.057

2. Pembentukan aturan *asosiasi* setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan.

Tahap pembentukan aturan asosiasi dalam data mining yang bertujuan untuk menemukan hubungan dan korelasi antara item-item dalam dataset yang bersifat transaksional. Aturan asosiasi digunakan untuk mengidentifikasi pola hubungan yang tersembunyi dalam data yang sering muncul bersamaan.

```
# memisahkan data sesuai dengan transaksi resep
group_data = (data[data['Pelanggan'] == 'SANTRI']
              .groupby(['Nomor_Ref', 'Nama_produk'])['Jumlah']
              .sum().unstack().reset_index().fillna(0)
              .set_index('Nomor_Ref'))
group_data
```

Gambar 7. Memisahkan data sesuai dengan transaksi per resep

Hasil analisis adalah dataframe *group_data*, yang berisi informasi tentang transaksi resep untuk pelanggan dengan nama 'SANTRI', dengan masing-masing produk dan total jumlah produk yang dibeli untuk setiap transaksi seperti gambar di bawah ini. Berikut hasil analisis setelah pola frekuensi ditemui.

Nama_produk	000001 ZALF	000042 ALLERION	000046 ALLETROL	000051 TM	000059 ALPARA	000060 AMBEVEN	000060 AMBRICOL	000102 ANTASIDA	000123 DOEN	000123 ASAM MEFENAMAT	000273 BIOPSIN	000279 BIOPLACENTON	ACIFAR 200 MG TAB.
Nomor_Ref													
RU-0053856	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0053857	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0053858	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0053859	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0053860	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0054601	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0055602	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0055603	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0055604	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RU-0055605	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Gambar 8. Hasil penggabungan data sesuai transaksi per resep

3. Pola Asosiasi yang Terbentuk

Pola asosiasi diperoleh dari hasil penerapan algoritma Apriori. Berikut adalah tabel aturan asosiasi terkuat berdasarkan nilai confidence dan lift.

Tabel 4. Aturan asosiasi terkuat berdasarkan nilai confidence dan lift

No	Kombinasi Obat	Support	Confidence	Lift	Leverage	Conviction
1	Scopma Plus → Coro-sorb	0,062	0,625	4,068	0,046	1,714
2	Asam Mefenamat & Loratadin → SK Synaltein	0,007	0,769	3,212	0,004	2,931
3	Omeprazole & Domperidone → Scopma Plus	0,007	0,384	2,021	0,003	1,284
4	Carsida & Domperidone → Coro-sorb	0,008	0,379	2,091	0,003	1,274
5	Primadex Forte & Coro-sorb → Scopma Plus	0,009	0,650	3,511	0,006	2,136

Hasil analisis algoritma *apriori* merk obat Scopma Plus dan Coro-sorb mempunyai *min support* 0.062, *min confidence* 0.625 dan *lift* 4.068. Coro-sorb adalah merk obat yang digunakan untuk mengobati diare yang disebabkan oleh keracunan makanan, bakteri ataupun virus. Coro-sorb mengandung

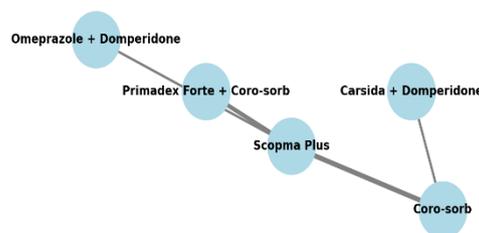
attapulgite. Dalam resep obat Coro-sorb dokter akan menggabungkannya dengan merk obat Scopma Plus, dikarenakan Scopma Plus mengandung bahan aktif *Hyoscine Butylbromide* dan Parasetamol yang dapat mengurangi keluhan kram dan sakit perut akibat gangguan pada saluran pencernaan (usus). Dalam masa observasi, peneliti menemukan bahwa santri memang terbukti melakukan pelayanan kesehatan dengan keluhan penyakit yang sama yaitu diare dan nyeri perut. Nilai consequent support didapatkan dari transaksi mengandung A dan antecedent support didapatkan dari nilai kemunculan setelah transaksi mengandung nilai A.

Berdasarkan pola asosiasi yang terbentuk menghasilkan kombinasi peresepan obat sebagai berikut :

- Kombinasi Scopma Plus → Coro-sorb memiliki nilai lift 4,068, menunjukkan asosiasi kuat dan bermakna secara klinis, jauh lebih sering terjadi dibandingkan secara acak.
- Kombinasi Primadex Forte dan Coro-sorb juga sangat terkait dengan penggunaan Scopma Plus, yang mendukung analisis pola pengobatan diare disertai nyeri perut.

Diagram berikut merepresentasikan arah dan kekuatan asosiasi antar kombinasi obat:

- Node: nama obat
- Edge: arah asosiasi (A → B)
- Ketebalan garis: menunjukkan nilai lift atau confidence



Gambar 9. Diagram Asosiasi Antar Kombinasi Obat

Pola asosiasi yang ditemukan dikaitkan dengan jenis penyakit berdasarkan data keluhan pasien. Tabel berikut menyajikan hubungan antara kombinasi obat dan pola penyakit:

Tabel 5. Kombinasi Obat dan Pola Penyakit

Item_Obat	Pola_Penyakit
Scopma plus, corosorb	Diare, nyeri perut
Dexteem plus, sk gentamicin	skabies
Sk gentamicin, loratadin, dexteem plus	Stabies akut
Scoma plus, domperidon	Nyeri perut, muntah-muntah
Alpara, ambroxol, methyl prenesolor	Batuk, pilek, panas, pusing, nyeri telan
Paracetamol, caviplex	Demam, vitamin

DISKUSI

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu mengidentifikasi pola asosiasi yang signifikan dalam data resep Klinik Pratama Az-Zainiyah. Kombinasi obat Scopma Plus dan Coro-sorb muncul sebagai pola yang paling kuat, dengan nilai lift sebesar 4,068, support 0,062, dan confidence 0,625. Kombinasi ini secara klinis digunakan untuk menangani keluhan diare dan nyeri perut, yang diketahui merupakan keluhan dominan di kalangan santri. Pola ini selaras dengan pengamatan lapangan serta studi terdahulu yang menunjukkan bahwa gejala gastrointestinal, terutama akibat infeksi bakteri atau konsumsi makanan kurang higienis, umum terjadi di lingkungan pesantren (Gulzar *et al.*, 2023).

Penemuan ini juga diperkuat oleh penelitian Suwaryo *et al.* (2021), yang menunjukkan bahwa kombinasi obat-obat simtomatik gastrointestinal cenderung memiliki asosiasi kuat karena sering diresepkan bersamaan dalam pengobatan primer. Penggunaan Scopma Plus yang mengandung hyoscine butylbromide dan paracetamol, dikombinasikan dengan Coro-sorb yang mengandung attapulgit, merupakan pendekatan terapeutik umum untuk menangani diare disertai kram atau nyeri perut. Ini menggambarkan adanya praktik empiris yang tersistematisasi dalam data resep, yang kini berhasil diungkap dengan teknik data mining.

Selain itu, kombinasi Asam Mefenamat dan Loratadin dengan SK Synalten menunjukkan asosiasi yang tinggi dengan confidence 0,769 dan

lift 3,212. Kombinasi ini mencerminkan penanganan kasus inflamasi kulit dan reaksi alergi, yang banyak ditemukan pada pasien dengan kondisi seperti skabies atau dermatitis kontak. Temuan ini mendukung hasil studi oleh Ramadhan *et al.* (2023), yang mengidentifikasi bahwa kombinasi antihistamin dan antiinflamasi sering muncul dalam penanganan penyakit kulit di lingkungan padat penghuni.

Berdasarkan perspektif medis, pola-pola ini muncul bukan hanya karena preferensi klinisi, tetapi juga karena keterbatasan formulasi obat yang tersedia di apotek klinik serta homogenitas populasi pasien (mayoritas santri usia remaja). Hal ini sejalan dengan gagasan Ibrahim *et al.* (2021) mengenai *health data poverty*, yaitu kondisi di mana kurangnya sistem digitalisasi dan analisis data menyebabkan praktik medis tidak terdokumentasi dengan baik, meskipun memiliki pola yang konsisten.

Penelitian ini juga menampilkan kekuatan algoritma Apriori sebagai alat eksploratif dalam pengambilan keputusan berbasis bukti. Dengan mengidentifikasi aturan asosiasi yang relevan, pihak klinik dapat:

1. Menyusun strategi pengadaan stok obat secara lebih akurat.
2. Menyusun *clinical pathway* sederhana untuk penyakit-penyakit yang sering muncul.
3. Mengembangkan dashboard informasi berbasis data untuk digunakan tenaga medis secara real-time, seperti melalui visualisasi yang telah disajikan dengan Streamlit.

Namun demikian, penelitian ini juga memiliki keterbatasan. Asosiasi yang ditemukan bersifat deskriptif dan tidak menggambarkan kausalitas. Selain itu, validasi klinis lanjutan terhadap hasil asosiasi masih diperlukan melalui pendekatan uji silang dengan data rekam medis dan diagnosis formal.

Penerapan algoritma Apriori dalam konteks layanan kesehatan seperti Klinik Pratama Az-Zainiyah bukan hanya memberikan gambaran pola peresepan obat, tetapi juga membuka peluang bagi pengembangan sistem *Clinical Decision Support System* (CDSS). Sistem ini dapat diintegrasikan dalam aplikasi rekam medis digital atau dashboard farmasi, sehingga dokter dan apoteker bisa mendapatkan rekomendasi kombinasi obat berdasarkan data historis secara *real-time*. Penelitian oleh Gulzar *et al.* (2023) menekankan pentingnya integrasi machine

learning dan visualisasi untuk memperkuat efisiensi operasional dalam fasilitas kesehatan skala kecil hingga menengah.

Dalam konteks klinik berbasis pesantren, pendekatan data mining dapat menjadi solusi untuk meningkatkan ketahanan rantai pasok farmasi, terutama saat menghadapi lonjakan penyakit musiman seperti skabies, diare, dan demam. Dengan mengenali pola penyakit dan kombinasi obat dominan, pihak pengelola dapat mempersiapkan stok obat secara lebih presisi dan menghindari risiko kekosongan (Ramadhan *et al.*, 2023). Ini relevan dengan prinsip supply chain intelligence yang juga diterapkan dalam sistem kesehatan berbasis data (Ibrahim *et al.*, 2021).

Lebih jauh, penelitian ini juga membuka peluang untuk replikasi sistem pada klinik pesantren lain yang memiliki karakteristik populasi serupa. Dengan infrastruktur data yang sederhana, algoritma Apriori dapat diimplementasikan bahkan oleh klinik tanpa sistem informasi yang kompleks, selama tersedia data transaksi yang rapi dan terdokumentasi. Untuk masa depan, penggabungan metode ini dengan data diagnosis ICD-10, hasil laboratorium, dan catatan tindak lanjut pasien akan menghasilkan model prediktif yang jauh lebih akurat.

4 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola asosiasi persepsian obat dan jenis penyakit di Klinik Pratama Az-Zainiyah, dengan temuan utama berupa kombinasi Scopma Plus dan Coro-sorb yang secara signifikan dikaitkan dengan keluhan diare dan nyeri perut, serta kombinasi lain yang merepresentasikan penanganan gejala alergi dan inflamasi. Temuan ini tidak hanya mencerminkan praktik klinis yang terstruktur secara empiris, tetapi juga menunjukkan potensi pemanfaatan data mining dalam mendukung pengambilan keputusan medis berbasis bukti di lingkungan klinik berbasis pesantren. Dengan hasil ini, pihak klinik dapat merancang strategi perencanaan stok obat yang lebih akurat, menyusun clinical pathway sederhana, serta mengembangkan dashboard informasi yang aplikatif. Meski begitu, penelitian ini bersifat deskriptif dan terbatas pada data satu bulan serta populasi santri, sehingga generalisasi dan validasi klinis lebih lanjut masih diperlukan untuk memperkuat penerapannya secara luas.

5 Ucapan Terima Kasih

Alhamdulillah dengan rahmat Allah SAW yang telah memberikan kesehatan pada peneliti dalam menyelesaikan penelitian yang telah dilakukan di sebuah instansi layanan kesehatan. Peneliti mengucapkan banyak terimakasih kepada Klinik Pratama Az-Zainiyah atas izin penelitian dan bantuan yang diberikan sehingga peneliti dapat menyelesaikan penelitian ini.

6 Referensi

- Amsury, F., Kurniawati, I., & Fahdia, M. R. (2023). Implementasi association rules menentukan pola pemilihan menu di The Gade Coffee & Gold menggunakan algoritma Apriori. *INFOTECH Journal*, 9(1), 279–286. doi:10.5281/zenodo.7637499
- Chae, Y. M., Ho, S. H., Cho, K. W., Lee, D. H., & Ji, S. H. (2001). Data mining approach to policy analysis in a health insurance domain. *International Journal of Medical Informatics*, 62(2–3), 103–111.
- Fajri, F. N., Tholib, A., & Yuliana, W. (2022). Application of machine learning algorithm for determining elective courses in informatics study program. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 8(3), 485–496. doi:10.28932/jutisi.v8i3.3990
- Gulzar, K., Memon, M. A., Mohsin, S. M., Aslam, S., Akber, S. M. A., & Nadeem, M. A. (2023). An efficient healthcare data mining approach using Apriori algorithm: A case study of eye disorders in young adults. *Information*, 14(4), 203. doi:10.3390/info14040203
- Hazimah, M., & Rizki, M. (2020). Perancangan sistem informasi administrasi rawat jalan pada Klinik Insan Permata berbasis web. *ADI Bisnis Digital Interdisiplin Jurnal*, 1(2), 71–80. doi:10.34306/abdi.v1i2.220
- Ibrahim, H., Liu, X., Zariffa, N., Morris, A. D., & Denniston, A. K. (2021). Health data poverty: An assailable barrier to equitable digital health care. *The Lancet Digital Health*, 3(4), e260–e265. doi:10.1016/S2589-7500(21)00033-3
- Jurnaidi Wahidin, A., & Indra Sensuse, D. (2021). Perbandingan algoritma K-Means, X-Means dan K-Medoids untuk klusterisasi awak kabin Lion Air. *Jurnal ICT: Information Communication & Technology*, 20(2), 298–302.
- Lestari, A. F., & Hafiz, M. (2020). Penerapan algoritma Apriori pada data penjualan Barbar Warehouse. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 5(1), 96.
- Manurung, E., & Hasugian, P. S. (2019). Data mining tingkat pesanan inventaris kantor menggunakan algoritma Apriori pada

- Kepolisian Daerah Sumatera Utara. *Journal of Informatic Pelita Nusantara*, 4(2), 8–13.
- Purba, C. V., & Buulolo, E. (2020). Implementasi algoritma Apriori untuk menentukan pola data penyakit pada anak usia dini (studi kasus: RS. Estomihi). *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 7(2), 308–311. doi:10.30865/jurikom.v7i2.2113
- Rahmadeyan, A., & Mustakim, M. (2023). Seleksi fitur pada supervised learning: Klasifikasi prestasi belajar mahasiswa saat dan pasca pandemi COVID-19. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 9(1), 21–32.
- Ramadhan, M., Hutagalung, J., Dahria, M., Zulkarnain, I., & Jaya, H. (2023). Prediksi penjualan spare part mobil Daihatsu menggunakan algoritma Apriori. *Techno.com*, 22(1), 156–166. doi:10.33633/tc.v22i1.7192
- Ritha, N., Suswaini, E., & Pebriadi, W. (2021). Penerapan association rule menggunakan algoritma Apriori pada poliklinik penyakit dalam (studi kasus: Rumah Sakit Umum Daerah Bintan). *Jurnal Sains dan Informatika*, 7(2), 222–230. doi:10.34128/jsi.v7i2.329
- Saefudin, S., & Fernando, D. (2020). Penerapan data mining rekomendasi buku menggunakan algoritma Apriori. *JSII (Jurnal Sistem Informasi)*, 7(1), 50. doi:10.30656/jsii.v7i1.1899
- Saputra, R. A., Wasiyanti, S., & Nugraha, R. (2020). Penerapan algoritma Apriori untuk analisa pola penempatan barang berdasarkan data transaksi penjualan. *Jurnal Swabumi*, 8(2), 160–170. doi:10.31294/swabumi.v8i2.9031
- Suwarjo, N., Haryadi, D., Atmaja, D. M. U., & Hakim, A. R. (2021). Analisa data mining menggunakan algoritma Apriori untuk mencari pola pemakaian obat. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENATIK)*, 1, 1208–1217. doi:10.31294/snatik.v1i0.12345
- Syauqi, A. (2022). Pembentukan association rule melalui implementasi algoritma Apriori terhadap pola resep obat pada penyakit dalam. *Jurnal BATIRSI*, 6(1), 25–31.
- Ulfha, N. F., & Amin, R. (2020). Implementasi data mining untuk mengetahui pola pembelian obat menggunakan algoritma Apriori. *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer dan Matematika*, 17(2), 396–402. doi:10.33751/komputasi.v17i2.2156