



Implementasi Algoritma Apriori Menggunakan Cross-Industry Standar Process for Data-Mining Untuk Menentukan Pola Pembelian Obat

Maya Istifarsari¹, Leny Tritanto Ningrum^{1,*}, Lis Utari²

¹Fakultas Informatika dan Komputer, Sistem Informasi, Universitas Binaniaga Indonesia, Bogor
Jl. Mayor Oking Jayaatmaja No. 27, Kota Bogor, Indonesia

²Fakultas Informatika dan Komputer, Teknik Informatika, Universitas Binaniaga Indonesia, Bogor
Jl. Mayor Oking Jayaatmaja No. 27, Kota Bogor, Indonesia

Email: ¹mayaistifarsari@gmail.com, ^{2,*}lenytrinie@unbin.ac.id, ³lisutari@stikombinaniaga.ac.id

Email Penulis Korespondensi: lenytrinie@unbin.ac.id

Submitted: 03/06/2024; Accepted: 22/07/2024; Published: 24/07/2024

Abstrak—Pada sektor kesehatan, ketersediaan obat yang memadai di apotek merupakan hal yang sangat penting dalam memastikan pasien mendapatkan perawatan yang optimal. Ketersediaan obat yang tidak terjaga dengan baik dapat menghambat proses pengobatan dan memberikan dampak negatif terhadap pelayanan kesehatan secara keseluruhan. Permasalahan yang dibahas pada penelitian ini adalah terjadinya penumpukan stok obat yang diakibatkan oleh pembelian obat yang tidak seimbang dengan penjualan sehingga menyebabkan kerugian pihak apotek. Berdasarkan pada permasalahan tersebut dapat dinyatakan bahwa saat ini pihak apotek belum tepat dan efektif dalam menentukan pola pembelian obat. Untuk itu diperlukan penentuan pola pembelian obat pada apotek menggunakan Algoritma Apriori. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan itemset obat berdasarkan aturan asosiasi yang nantinya itemset tersebut dapat lebih diutamakan stoknya dalam setiap pembelian, hal ini dapat pula ditampilkan oleh prototype aplikasi sehingga lebih mudah untuk mendapatkan kombinasi itemset dalam menentukan pembelian obat guna membantu mengantisipasi kebutuhan pasokan obat agar lebih efisien. Hasil akhir dari penelitian ini berupa kombinasi itemset berupa item-item obat yang memenuhi syarat nilai minimum support sebesar 25% dan minimum confidence sebesar 60% yaitu Methylprednisolone 4mg Novel dan Paracetamol Mef dengan nilai support 41,57% dan nilai confidence 62,50%, FG Troches dan Paracetamol Mef dengan nilai support 25% dan nilai confidence 100%, serta Metformin 500MG HJ dan Sanmol Tab dengan nilai support 25% dan nilai confidence 60%. Hasil akhir aturan asosiasi tersebut telah dilakukan uji evaluasi untuk mengukur kekuatan hubungan antar item menggunakan lift ratio dan menghasilkan nilai di atas 1% yaitu rata-rata nilai uji 2,4 %, maka dengan ini dapat dinyatakan bahwa hasil apriori tersebut dikatakan valid atau kuat.

Kata Kunci: Apotek; Apriori; Lift Ratio; Pembelian; Obat

Abstract—In the health sector, the availability of adequate medicines in pharmacies is very important in ensuring patients receive optimal care. The availability of drugs that is not well maintained can hamper the treatment process and have a negative impact on health services as a whole. The problem discussed in this research is the accumulation of drug stock caused by drug purchases that are not balanced with sales, causing losses to the pharmacy. Based on these problems, it can be stated that currently the pharmacy is not appropriate and effective in determining drug purchasing patterns. For this reason, it is necessary to determine drug purchasing patterns at pharmacies using the Apriori algorithm. This research aims to determine drug itemsets based on association rules so that these itemsets can be prioritized for stock in each purchase. This can also be displayed by an application prototype so that it is easier to get a combination of itemsets in determining drug purchases to help anticipate drug supply needs to be more efficient. The final result of this research is a combination of itemsets in the form of drug items that meet the requirements for a minimum support value of 25% and a minimum confidence value of 60%, namely Methylprednisolone 4mg Novel and Paracetamol Mef with a support value of 41.57% and a confidence value of 62.50%. FG Troches and Paracetamol Mef with a support value of 25% and a confidence value of 100%, as well as Metformin 500MG HJ and Sanmol Tab with a support value of 25% and a confidence value of 60%. The final result of the association rules was an evaluation test to measure the strength of the relationship between items using the lift ratio and produced a value above 1%, namely an average test value of 2.4%, so it can be stated that the a priori results are said to be valid or strong.

Keywords: Apriori; Lift Ratio; Medicine; Pharmacy; Purchasing

1. PENDAHULUAN

Perkembangan sistem teknologi dan informasi pada saat ini sangatlah pesat sehingga suatu instansi tidak terlepas dari penggunaan komputer sebagai alat bantu pengolahan data. Pada saat ini, kebutuhan hidup manusia semakin hari semakin banyak. Salah satu penunjang untuk memenuhi kebutuhan tersebut adalah adanya persediaan terhadap suatu barang, terutama dalam bidang kesehatan seperti ketersediaan obat. Dengan meningkatnya kebutuhan tersebut maka dibutuhkan pelayanan yang dapat memberikan kepuasan kepada masyarakat. Apotek merupakan pelayanan produk dan jasa yang dikaitkan dengan kepuasan masyarakat khususnya bidang obat-obatan, alat kesehatan dan sebagainya. Setiap masyarakat tentunya membutuhkan inovasi yang dapat menyediakan informasi-informasi kesehatan dengan mudah dan cepat. Apotek perlu melakukan pengadaan obat secara teratur agar persediaan tetap terjaga [1]. Pengadaan obat melibatkan hubungan dengan distributor farmasi atau pemasok obat. Apotek harus memantau persediaan obat yang tersedia, memperkirakan permintaan obat, dan memesan kembali obat-obatan yang hampir habis agar tidak kehabisan stok [2]. Apotek harus melakukan manajemen inventaris yang efektif untuk memastikan persediaan obat yang optimal. Hal ini melibatkan pemantauan stok obat, penilaian kecepatan perputaran obat, identifikasi obat yang sering atau jarang diminati pasien, dan penyesuaian



pesanan obat berdasarkan data historis dan tren permintaan [3]. Kendala yang terjadi pada Apotek ini adalah kesulitan dalam mengontrol stok obat – obatan yang tersedia. Ketika ada stok obat habis, maka karyawan harus merestok obat [4]. Dampak yang ditimbulkan dari masalah ini adalah dapat terjadinya kerugian karena harus selalu membeli atau merestok obat yang jarang habis stoknya sehingga obat yang jarang habis stoknya bisa saja mencapai tanggal kadaluwarsa obat dan menyebabkan kerugian secara materil. Hal ini seharusnya bisa dicegah dalam mengurangi stok obat yang jarang dibeli tersebut dengan melihat pola pembelian konsumen, karena dari pola pembelian konsumen Apotek dapat menentukan kombinasi obat apa yang sering dibeli dan obat apa yang cepat habis agar dapat memenuhi permintaan konsumen. Berikut adanya data persediaan obat yang masih belum sesuai permintaan konsumen pada Tabel 1.

Tabel 1. Sample Data Persediaan Obat

No.	Kode	Nama Obat	Satuan	Stok Awal	Pembelian	Persediaan	Penjualan	Stok Akhir
1	APTSKT14	Amoxilin 500Mg	Strip	250	200	450	27	423
2	APTSKT16	Ampicillin 500Mg	Strip	70	30	100	-	100
3	APTSKT17	Asam Mefenamat 500Mg	Strip	127	50	177	54	123
4	APTSKT18	Azitromycin 500Mg	Strip	0	-	-	-	-
5	APTSKT19	Antasida Doen Erla Tablet	Strip	10	200	210	5	205
6	APTSKT20	Ambroxol 30Mg	Strip	22	100	122	74	48
7	APTSKT21	Antalgin (Metamizole) Tablet	Strip	15	50	65	-	65
8	APTSKT22	Acarbose 50Mg	Strip	25	200	225	18	207
9	APTSKT26	Acarbose 100Mg Dexta	Strip	17	10	27	6	21
10	APTSKT27	Acyclovir 200Mg	Strip	8	100	108	3	105
11	APTSKT28	Acyclovir 400Mg Novel	Strip	14	30	44	-	44
12	APTSKT29	Allopurinol 100Mg KF	Strip	18	30	48	22	26
13	APTSKT30	Allopurinol 300Mg	Strip	15	200	215	17	198
14	APTSKT31.1	Amlodipine 5Mg Novel	Strip	22	150	172	126	46
15	APTSKT31.2	Amlodipine 5Mg HJ	Strip	35	200	235	100	135
16	APTSKT31.3	Amlodipine 5Mg Berno	Strip	13	100	113	2	111
17	APTSKT31.4	Amlodipine 5Mg Dexta	Strip	16	10	26	5	21
18	APTSKT32.1	Amlodipine 10Mg HJ	Strip	34	200	234	149	85
19	APTSKT32.2	Amlodipine 10Mg Novel	Strip	12	50	62	-	62
20	APTSKT32.3	Amlodipine 10Mg Berno	Strip	10	30	40	3	37

Data di atas menunjukkan bahwa pada Tabel 1 yang dilabeli berwarna abu-abu merupakan bahwa masih terdapat penambahan stok yang tidak sebanding dengan penjualan dimana hal tersebut dapat merugikan pihak apotek apabila terjadi penumpukan stok obat dan obat tersebut melampaui tanggal kadaluwarsa.

Berdasarkan permasalahan yang dideskripsikan pada paragraf sebelumnya solusi yang diharapkan untuk mengatasi permasalahan yang dihadapi oleh apotek adalah dengan menerapkan metode data mining khususnya algoritma apriori agar dapat menemukan pola pembelian obat yang tepat berdasarkan kombinasi itemset sehingga mengurangi penumpukan stok dan mengurangi masa penyimpanan. Alasan penggunaan metode algoritma apriori sebagai solusi permasalahan pada apotek adalah karena algoritma apriori mampu menghasilkan keluaran berupa aturan asosiasi yang berisi item-item yang dibeli bersamaan dan paling banyak dibeli oleh pelanggan berdasarkan data transaksi pembelian. Sehingga akan didapatkan item obat apa saja yang ketersediaan obatnya perlu untuk tetap disediakan oleh apotek agar dapat mengurangi penumpukan stok berlebih. Berdasarkan hal ini dapat dinyatakan bahwa algoritma apriori merupakan metode yang tepat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan.

Beberapa judul penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya dapat menggambarkan perbandingan analisa permasalahan yang terjadi pada penelitian yang serupa sehingga dapat menjadi alasan latar belakang permasalahan pada penelitian ini.

Penelitian yang dilakukan oleh [5], tentang implementasi algoritma apriori untuk menentukan stok obat dengan permasalahan yang terjadi yaitu adanya keterbatasan pada tanggal kadaluwarsa obat yang menyebabkan kerugian dengan hasil penelitian berupa kombinasi kelompok itemset untuk menentukan jenis obat mana yang paling laku.

Penelitian yang dilakukan oleh [6], tentang solusi prediksi persediaan barang dengan menggunakan algoritma apriori dengan permasalahan yang terjadi adalah banyaknya jumlah spare part yang harus disediakan sehingga proses pemesanan barang menjadi indent karena kebutuhan konsumen meningkat maka pada penelitian ini dihasilkan keterkaitan pola pembelian sparepart konsumen agar dapat memprediksi pengadaan spare part yang diprioritaskan.

Penelitian yang dilakukan oleh [7], tentang penerapan algoritma apriori untuk mencari pola penjualan produk dengan permasalahan yang dihadapi adalah sering terjadinya kekurangan stok jika jumlah konsumen meningkat maka berdasarkan penelitian yang dilakukan diharapkan dapat lebih efisien dalam pembelian produk dengan menggunakan aturan asosiasi algoritma apriori.

Penelitian yang dilakukan oleh [8], tentang pencarian frequent itemset dalam association rule mining menggunakan algoritma apriori untuk permasalahan pemilihan strategi bisnis yang sesuai agar dapat meningkatkan penjualan dengan cara menerapkan algoritma data mining dengan berdasarkan pada pola pembelian konsumen sehingga dapat diketahui selera konsumen dan kondisi pasar agar tepat dalam menyediakan produk penjualan.

Penelitian yang dilakukan oleh [9], tentang implementasi algoritma apriori pada sistem persediaan obat apotek puskesmas untuk menyelesaikan permasalahan yang terjadi di apotek terkait penyampaian informasi stok obat yang kurang cepat sehingga konsumen memerlukan waktu lama saat pengambilan obat. Hasil dari penelitian ini adalah berupa pola penjualan obat yang dijadikan sebagai acuan untuk merencanakan penempatan obat sehingga dapat lebih cepat memperoleh informasi stok obat.

Berdasarkan permasalahan dan penelitian-penelitian tersebut dapat dijelaskan bahwa pada penelitian-penelitian sebelumnya adalah belum ditemukan penyelesaian permasalahan terkait pengelolaan stok obat yang kadaluwarsa yang diintegrasikan dengan sistem, maka pada penelitian ini akan menemukan itemset yang tepat dalam menentukan persediaan obat yang lebih dibutuhkan agar dapat menemukan korelasi antara itemset obat pada apotek agar lebih efektif dalam menentukan pola pembelian obat yang di aplikasikan pada prototype untuk memudahkan pengelolaan stok [10].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Penelitian ini menggunakan teknik data mining yang merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk mengekstraksi informasi penting dari sebuah kumpulan data yang tersimpan dalam gudang data pada perusahaan. Informasi yang ditemukan berupa pola atau model baru baik berupa pola pembelian konsumen dalam data transaksi atau data lainnya yang dapat dijadikan sebagai dasar analisa dalam pengambilan keputusan [11]. Model pembelajaran data mining terdiri dari supervised dan unsupervised learning, dimana pada masing-masing model tersebut memiliki algoritma tersendiri untuk menganalisa data, seperti salah satu algoritma unsupervised learning yaitu algoritma apriori yang termasuk dalam teknik data mining dengan association rule [12].

Penelitian dengan konsep data mining memiliki standar proses penelitian berupa alur penelitian dengan metode Cross-Industry-Standard-Process model for Data Mining (CRISP-DM) yang terdiri dari 6 tahapan penelitian yaitu: Bussiness Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment [13] dengan alur penelitian seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian data mining dengan CRISP-DM



Pada gambar 1 dapat dilihat bahwa dalam penelitian menggunakan teknik data mining diperlukan langkah-langkah terstruktur agar penelitian yang dilaksanakan mengikuti pola yang sesuai dengan metode penelitian. Langkah-langkah tersebut dikenal dengan istilah CRISP-DM. Adapun Langkah-langkah penelitian dengan CRISP-DM secara detail dapat dijabarkan sebagai berikut [14]:

a. Business Understanding

Pada fase ini diperlukan pemahaman terhadap data yang telah dimiliki dan tersimpan dalam data warehouse untuk menemukan permasalahan dan mencari solusi penyelesaian terhadap permasalahan yang teridentifikasi serta menjabarkan tujuan dari penelitian.

b. Data Understanding

Pada fase ini dijelaskan pemahaman terkait dengan data yang dijadikan sebagai penelitian khususnya sumber data diperoleh, karakteristik data, atribut, dan jumlah record.

c. Data Preparation

Pada fase ini dilakukan cleaning dan beberapa penyesuaian terhadap dataset agar dapat dianalisa menggunakan model algoritma yang sesuai pada tahap modeling.

d. Modeling

Pada fase ini dilakukan proses modeling menggunakan algoritma data mining sesuai dengan dataset dan tujuan penelitian agar dapat menyelesaikan permasalahan yang teridentifikasi pada penelitian

e. Evaluation

Pada fase ini dilakukan pengujian terhadap hasil yang telah didapatkan pada tahap modeling berupa kelas data, kelompok data, atau aturan asosiasi untuk mengetahui tingkat akurasi, kekuatan hubungan antar kelompok data, atau prosentase aturan asosiasi.

f. Deployment

Fase ini merupakan tahap akhir penerapan penelitian dengan standar proses data mining (CRISP-DM) dimana akan dilakukan visualisasi terhadap hasil penelitian sesuai dengan hasil yang telah diperoleh pada tahap modeling.

2.2 Association Rule (Aturan Asosiasi)

Salah satu teknik data mining yang dapat digunakan untuk mengetahui pola pembelian konsumen adalah aturan asosiasi atau association rule. Association rule mampu menghasilkan aturan asosiatif pada kumpulan himpunan itemset yang dibeli bersamaan [15] dan menganalisa data transaksi penjualan obat untuk menentukan strategi pemasaran berdasarkan pola pembelian konsumen [16]. Salah satu algoritma data mining yang digunakan untuk menganalisa data dengan model association rule adalah algoritma apriori dimana algoritma ini termasuk ke dalam pilihan algoritma yang paling banyak digunakan dalam menghasilkan pola pembelian yang tinggi [17].

2.3 Algoritma Apriori

Algoritma ini adalah algoritma yang mengatur hubungan atau asosiasi dari suatu item dengan item yang lain. Selain itu pada data mining, algoritma Apriori banyak digunakan untuk menemukan data yang paling sering muncul dalam sebuah database [18]. Item data transaksi pada database membentuk itemset. Pada algoritma apriori juga dapat menemukan suatu item yang mempunyai frekuensi tertinggi yang dipelajari dari history atau riwayat itemset pada periode waktu sebelumnya [19]. Metodologi dasar analisis asosiasi memiliki 2 tahap dalam prosesnya, yaitu diantaranya frequent pattern atau analisa pola frekuensi tinggi dan proses pembentukan aturan asosiasi [20] dengan penjelasan sebagai berikut:

a. Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Pada tahap ini dilakukan pencarian kombinasi item yang sudah memenuhi syarat minimum dari nilai support pada database. Nilai support sebuah item dapat ditentukan dengan rumus sebagai berikut:

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A}{Total\ Transaksi} * 100\% \tag{1}$$

Support digunakan untuk menentukan pola frekuensi yang muncul pada dataset [21]. Rumus support tersebut menjelaskan bahwa nilai support didapat dengan cara membagi jumlah transaksi yang mengandung item A (satu item) dengan jumlah total seluruh transaksi. Untuk mencari nilai support 2 itemset dapat menggunakan rumus:

$$Support(A, B) = P(A \cap B) \tag{2}$$

$$Support(A, B) = \frac{Transaksi\ Untuk\ A\ dan\ B}{Transaksi} * 100\% \tag{3}$$

Sedangkan untuk mencari nilai support kombinasi 3 itemset dapat menggunakan rumus:

$$Support(A, B, C) = \frac{Transaksi\ Untuk\ A,B,C}{Transaksi} * 100\% \tag{4}$$



Rumus support diatas menjelaskan bahwa nilai support 2-itemsets didapat dengan cara membagi jumlah transaksi yang mengandung item A dan item B (Item pertama bersamaan dengan item yang lain) dengan jumlah total seluruh transaksi.

b. Pembentukan Aturan Asosiatif

Setelah menemukan semua pola frekuensi tinggi, tahap selanjutnya yaitu mencari aturan asosiatif yang telah memenuhi syarat minimum terhadap confidence dengan cara menghitung confidence aturan asosiatif [22]. Berikut adalah rumus mencari Nilai Confidence:

Confidence = P(A|B) = (Jumlah Transaksi Mengandung A dan B) / (Jumlah Transaksi Mengandung A) (5)

2.4 Lift Ratio

Hasil aturan asosiatif yang telah diperoleh diukur kekuatannya berdasarkan nilai support serta nilai confidence menggunakan metode pengujian aturan asosiasi dengan lift ratio yang akan menentukan aturan asosiasi yang dihasilkan valid atau tidak valid. Metode pengujian dengan lift ratio merupakan pembagian antara nilai confidence dengan benchmark confidence [23]. Berikut adalah rumus mencari lift ratio:

Lift (A -> B) = (Confidence (A->B)) / (Benchmark Confidence (A,B)) (6)

Benchmark Confidence = (NC) / (N) (7)

Keterangan :

NC = Jumlah transaksi dengan item yang menjadi consequence (consequence = item yang mengikuti, jika transaksi item A, B maka consequence adalah item B)

N = Jumlah transaksi keseluruhan dalam basis data

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan metode penelitian yang telah dideskripsikan pada bagian sebelumnya, alur penelitian ini menggunakan konsep data mining dimana tahapan penelitian disesuaikan dengan dengan alur penelitian CRISP-DM, hasil dari penelitian ini terbagai menjadi beberapa bagian sesuai dengan tahapan alur penelitian data mining sebagai berikut:

3.1 Business Understanding

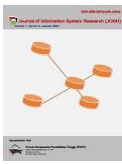
Apotek erat kaitannya dengan Ketersediaan obat yang tidak terjaga dengan baik dapat menghambat proses pengobatan dan memberikan dampak negatif terhadap pelayanan kesehatan secara keseluruhan sehingga mengurangi tingkat ketepatan dan efektifitas dalam menentukan pola pembelian obat. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Apriori dalam konteks prediksi ketersediaan obat di apotek guna membantu mengantisipasi kebutuhan pasokan obat secara lebih efisien.

3.2 Data Understanding

Dalam rangka memenuhi bahan penelitian khususnya data yang digunakan untuk analisis, dilakukan wawancara pada pihak apotek untuk pengumpulan data yang nantinya akan digunakan dalam pengembangan aplikasi. Adapun data yang dikumpulkan diperoleh dari pihak Apotek adalah berupa data Penjualan selama 1 tahun (12 bulan) dalam rentang waktu bulan Januari 2022 – Desember 2022 yang terdiri dari jumlah penjualan setiap obat dalam waktu 1 bulan sebanyak 240 data. Sample data penjualan obat yang didapatkan dari apotek selama 3 bulan dapat dilihat pada tabel 2, tabel 3, dan tabel 4.

Tabel 2. Data Penjualan Obat Bulan Januari 2022

Table with 3 columns: No, Nama Obat, Jumlah. Rows list 12 types of medicines and their sales counts.



No	Nama Obat	Jumlah
13	AMLODIPINE 10MG HJ	43
14	AMLODIPINE 5MG HJ	43
15	MEFINAL 500MG	37
16	CATAFLAM 50MG	36
17	VOLTADEX TAB	35
18	SANMOL TAB	34
19	DEXTEEM PLUS	34
20	PROMAG TAB	33

Tabel 2 merupakan data transaksi penjualan obat pada bulan Januari Tahun 2022 yang terdiri dari nama obat, jumlah item, dan jumlah penjualan masing-masing jenis obat. Pada masing-masing bulan diambil jumlah item yang terjual dengan penjualan terbanyak sebanyak 20 item.

Tabel 3. Data Penjualan Obat Bulan Februari 2022

No	Nama Obat	Jumlah
1	FG TROCHES	164
2	PARACETAMOL MEF	135
3	SANMOL TAB	96
4	DEXA HARSEN 0,5MG	96
5	METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL	91
6	PARATUSIN TAB	83
7	TOLAK ANGIN SACHET 5ML	74
8	BECOM ZET TAB	65
9	OMEPRAZOLE 20MG NOVEL	64
10	ACETYLCYSTEINE 200MG NOVEL	61
11	NEURALGIN RX	56
12	SANMOL SYR	55
13	ALPARA TAB	55
14	AMLODIPINE 10MG HJ	55
15	PANADOL TAB	53
16	ASAM MEFENAMAT 500MG	52
17	NEOZEP TAB	51
18	PANADOL EXTRA TAB	51
19	INTUNAL - F TAB	51
20	DUMIN 500MG	49

Tabel 3 merupakan data transaksi penjualan obat pada bulan Februari Tahun 2022 yang terdiri dari nama obat, jumlah item, dan jumlah penjualan masing-masing jenis obat. Pada masing-masing bulan diambil jumlah item yang terjual dengan penjualan terbanyak sebanyak 20 item.

Tabel 4. Data Penjualan Obat Bulan Maret 2022

No	Nama Obat	Jumlah
1	OMEPRAZOLE 20MG NOVEL	70
2	METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL	69
3	PARACETAMOL MEF	67
4	PARATUSIN TAB	55
5	AMLODIPINE 5MG HJ	55
6	SANMOL TAB	54
7	CETIRIZINE 10MG NOVEL	54
8	METFORMIN 500MG HJ	53
9	DEXA HARSEN 0,5MG	53
10	CATAFLAM 50MG	52
11	PIROXICAM 20MG KF	51
12	PROMAG TAB	51
13	FG TROCHES	50
14	MEFINAL 500MG	47
15	NEURALGIN RX	47
16	AMLODIPINE 10MG HJ	47
17	SIMVASTATIN 10MG NOVEL	45
18	TOLAK ANGIN SACHET 5ML	44
19	CEK GULA / AS.URAT	44



No	Nama Obat	Jumlah
20	CEK KOLESTROL,GULA,AS.URAT,TENSI	39

Tabel 4 merupakan data transaksi penjualan obat pada bulan Maret Tahun 2022 yang terdiri dari nama obat, jumlah item, dan jumlah penjualan masing-masing jenis obat. Pada masing-masing bulan diambil jumlah item yang terjual dengan penjualan terbanyak sebanyak 20 item.

3.3 Data Preparation

Data yang telah didapatkan pada fase data understanding selanjutnya dilakukan proses data mining dengan melakukan pemilihan atribut dan transformasi data untuk menyesuaikan dengan format analisa algoritma apriori. Berdasarkan data penjualan obat selama satu tahun didapatkan pola transaksi dengan membentuk 3 item obat yang paling sering dibeli sejak bulan Januari hingga Desember 2022 seperti pada tabel 5 dibawah ini.

Tabel 5. Pola Transaksi Penjualan Obat dalam 1 Tahun

Bulan	Itemset
1	PARACETAMOL MEF, METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL, FG TROCHES
2	FG TROCHES, PARACETAMOL MEF, SANMOL TAB
3	OMEPRAZOLE 2OMG NOVEL, METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL, PARACETAMOL MEF
4	OMEPRAZOLE 2OMG NOVEL, PROMAG TAB, AMLODIPINE 5MG HJ
5	METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL, PARACETAMOL MEF, METFORMIN 500MG HJ
6	OMEPRAZOLE 2OMG NOVEL, METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL, PARACETAMOL MEF
7	PARACETAMOL MEF, METFORMIN 500MG HJ, FG TROCHES
8	PARACETAMOL MEF, SANMOL TAB, PARATUSIN TAB
9	PARACETAMOL MEF, SANMOL TAB, METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL
10	METFORMIN 500MG HJ, SANMOL TAB, TOLAK ANGIN SACHET 5ML
11	METFORMIN 500MG HJ, SANMOL TAB, VITACIMIN 500MG LEMON
12	METFORMIN 500MG HJ, TOLAK ANGIN SACHET 5ML, SANMOL TAB

Berdasarkan pola itemset pada tabel 5, selanjutnya dibuat data penjualan dalam format tabular yang mendeskripsikan frekuensi penjualan masing-masing item berdasarkan transaksi bulanan. Data tersebut dapat terlihat pada tabel 6 dibawah ini.

Tabel 6. Pola Transaksi Penjualan Obat dalam 1 Tahun

Bulan	PRCT ML MEF	MTHYL 4 NVL	FG TRCS	SAN TAB	OMPR ZL 20 NVL	PRMG TAB	AMLDP 5 HJ	MTRF 500 HJ	PRTSN TAB	TLK AGN 5ML	VTCMN 500 LMN
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
3	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
5	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
7	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
8	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
9	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0
11	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1
12	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0

Keterangan :

- PRCTML MEF : PARACETAMOL MEF
- MTHYL 4 NVL : METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL
- FG TRCS : FG TROCHES
- SAN TAB : SANMOL TAB
- OMPRZL 20 NVL : OMEPRAZOLE 2OMG NOVEL
- PRMG TAB : PROMAG TAB
- AMLDP 5 HJ : AMLODIPINE 5MG HJ
- MTRF 500 HJ : METFORMIN 500MG HJ
- PRTSN TAB : PARATUSIN TAB
- TLK AGN 5ML : TOLAK ANGIN SACHET 5ML
- VTCMN 500 LMN : VITACIMIN 500MG LEMON



Tabel 6 merupakan frekuensi item yang terjual setiap bulan dalam satu tahun terakhir. Frekuensi penjualan itemset ini divisualisasikan dalam bentuk format tabular agar dapat memudahkan dalam dalam perhitungan parameter dalam algoritma apriori khususnya support dan confidence.

3.4 Modeling

Fase ini merupakan tahap penerapan metode algoritma apriori yang diolah berdasarkan data tabular pada fase data preparation hingga menemukan pola aturan asosiasi menggunakan teknik analisa pola frekuensi tertinggi diawali dengan kombinasi 1 itemset hingga 3 itemset. Adapun langkah-langkah penerapan algoritma apriori untuk menemukan pola aturan asosiasi berupa kombinasi pembelian obat adalah sebagai berikut:

a. Pembentukan 1 itemset

Proses pembentukan 1 itemset dengan jumlah minimum support = 25% dengan menggunakan rumus pada persamaan (1) sebagai berikut :

$$S(PRCTML MEF) = \frac{\sum Transaksi PRCTML MEF}{\sum 12} = \frac{8}{12} * 100\% = 66,67\%$$

$$S(MTHYL 4 NVL) = \frac{\sum Transaksi MTHYL 4 NVL}{\sum 12} = \frac{5}{12} * 100\% = 41,67\%$$

$$S(FG TRCS) = \frac{\sum Transaksi FG TRCS}{\sum 12} = \frac{3}{12} * 100\% = 25,00\%$$

$$S(SAN TAB) = \frac{\sum Transaksi SAN TAB}{\sum 12} = \frac{6}{12} * 100\% = 50,00\%$$

$$S(OMPRZL 20 NVL) = \frac{\sum Transaksi OMPRZL 20 NVL}{\sum 12} = \frac{3}{12} * 100\% = 25,00\%$$

Nilai support hanya dihitung sampai kombinasi itemset ke 5 dari total keseluruhan item sebanyak 11. Berdasarkan hasil diatas maka dapat dilihat nilai support dengan kombinasi 1 itemset pada tabel 7 dibawah ini.

Tabel 7. Hasil nilai support dari pembentukan 1 itemset

No	Itemset	Support
1	S(PRCTML MEF)	66,67%
2	S(MTHYL 4 NVL)	41,67%
3	S(FG TRCS)	25,00%
4	S(SAN TAB)	50,00%
5	S(OMPRZL 20 NVL)	25,00%
6	S(PRMG TAB)	8,33%
7	S(AMLDP 5 HJ)	8,33%
8	S(MTFR 500 HJ)	41,67%
9	S(PRTSN TAB)	8,33%
10	S(TLK AGN 5ML)	16,67%
11	S(VTCMN 500 LMN)	8,33%

Pada tabel 7 dapat dilihat bahwa nilai support untuk masing-masing item pada kombinasi 1 itemset terdapat item yang memenuhi minimal support 25%, maka item tersebut dilanjutkan pada proses selanjutnya untuk dikombinasikan menjadi 2 itemset.

b. Pembentukan 2 itemset

Proses pembentukan 2 itemset dengan jumlah minimum support = 25% dapat diselesaikan dengan rumus pada persamaan (2) dan (3) sebagai berikut:

$$Support(PRCTML MEF, MTHYL 4 NVL) = \frac{5}{12} * 100\% = 41,67\%$$

$$Support(PRCTML MEF, FG TRCS) = \frac{3}{12} * 100\% = 25,00\%$$

$$Support(PRCTML MEF, SAN TAB) = \frac{3}{12} * 100\% = 25,00\%$$

$$Support(PRCTML MEF, OMPRZL 20 NVL) = \frac{2}{12} * 100\% = 16,67\%$$

$$Support(PRCTML MEF, PRMG TAB) = \frac{0}{12} * 100\% = 0,00\%$$

Nilai support hanya dihitung sampai kombinasi itemset ke 5 dari total keseluruhan kombinasi itemset sebanyak 55. Berdasarkan hasil diatas rekapitulasi nilai support dapat dilihat pada tabel 8 dibawah ini. Tabel 8 hanya menampilkan rekap nilai support sampai nilai support itemset ke 10 dari keseluruhan 55 nilai support dari kombinasi 2 itemset.

Tabel 8. Rekap nilai support dari pembentukan 2 itemset

No	Itemset	Support
1	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL	41,67%
2	PRCTML MEF,FG TRCS	25,00%
3	PRCTML MEF,SAN TAB	25,00%
4	PRCTML MEF,OMPRZL 20 NVL	16,67%
5	PRCTML MEF,PRMG TAB	0,00%



No	Itemset	Support
6	PRCTML MEF,AMLDP 5 HJ	0,00%
7	PRCTML MEF,MTFR 500 HJ	16,67%
8	PRCTML MEF,PRTSN TAB	8,33%
9	PRCTML MEF,TLK AGN 5ML	0,00%
10	PRCTML MEF,VTMCMN 500 LMN	0,00%

Pada tabel 8 dapat dilihat bahwa nilai support untuk masing-masing item dari kombinasi 2 itemset yang ditentukan dengan minimal support 25% didapatkan 5 itemset yang memenuhi minimal support dan dapat dilihat pada tabel 9 dibawah ini.

Tabel 9. Kombinasi 2 itemset yang memenuhi nilai minimal support

No	Itemset	Support
1	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL	41,67%
2	PRCTML MEF,FG TRCS	25,00%
3	PRCTML MEF,SAN TAB	25,00%
4	SAN TAB,MTFR 500 HJ	25,00%
5	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL	41,67%

Pada tabel 9 dapat dilihat bahwa nilai support untuk masing-masing item pada kombinasi 2 itemset terdapat kombinasi item yang memenuhi minimal support 25%, maka item tersebut dilanjutkan pada proses selanjutnya untuk dikombinasikan menjadi 3 itemset.

c. Pembentukan 3 itemset

Proses pembentukan 3 itemset dengan jumlah minimum support = 25% dapat diselesaikan dengan rumus pada persamaan (4) sebagai berikut:

$$Support(PRCTML\ MEF, MTHYL\ 4\ NVL, FG\ TRCS) = \frac{1}{12} * 100\% = 8,33\%$$

$$Support(PRCTML\ MEF, MTHYL\ 4\ NVL, SAN\ TAB) = \frac{1}{12} * 100\% = 8,33\%$$

$$Support(PRCTML\ MEF, MTHYL\ 4\ NVL, OMPRZL\ 20\ NVL) = \frac{2}{12} * 100\% = 16,67\%$$

$$Support(PRCTML\ MEF, MTHYL\ 4\ NVL, PRMG\ TAB) = \frac{0}{12} * 100\% = 0,00\%$$

$$Support(PRCTML\ MEF, MTHYL\ 4\ NVL, AMLDP\ 5\ HJ) = \frac{0}{12} * 100\% = 0,00\%$$

Nilai support hanya ditampilkan sampai kombinasi itemset ke 5 dari total keseluruhan kombinasi itemset sebanyak 45. Berdasarkan hasil diatas rekapitulasi nilai support dapat dilihat pada tabel 10 dibawah ini. Tabel 10 hanya menampilkan rekap nilai support sampai nilai support itemset ke 10 dari keseluruhan 45 nilai support dari kombinasi 3 itemset.

Tabel 10. Rekap nilai support dari pembentukan 3 itemset

No	Itemset	Support
1	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,FG TRCS	8,33%
2	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,SAN TAB	8,33%
3	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,OMPRZL 20 NVL	16,67%
4	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,PRMG TAB	0,00%
5	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,AMLDP 5 HJ	0,00%
6	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,MTFR 500 HJ	8,33%
7	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,PRTSN TAB	0,00%
8	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,TLK AGN 5ML	0,00%
9	PRCTML MEF,MTHYL 4 NVL,VTMCMN 500 LMN	0,00%
10	MTHYL 4 NVL,FG TRCS,SAN TAB	0,00%

Pada tabel 10 dapat dilihat bahwa nilai support untuk masing-masing item dari kombinasi 3 itemset tidak terdapat kombinasi item yang memenuhi minimal support 25%, maka proses analisa pola frekuensi dihentikan dan tahap selanjutnya menggunakan kombinasi 2 itemset untuk membentuk aturan asosiasi.

d. Pembentukan aturan asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, langkah selanjutnya adalah mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat confidence dengan menghitung confidence aturan A→B. Minimal confidence yaitu 60%.

Nilai Confidence dari aturan A→B diperoleh dengan rumus pada persamaan (5) sebagai berikut:

1. Menentukan rekomendasi aturan asosiasi

$$Confidence = P(PRCTML\ MEF|MTHYL\ 4\ NVL) = \frac{4}{8} * 100\% = 50,00\%$$

$$Confidence = P(MTHYL\ 4\ NVL|PRCTML\ MEF) = \frac{4}{5} * 100\% = 80,00\%$$



$$Confidence = P(PRCTML MEF|FG TRCS) = \frac{3}{8} * 100\% = 37,50\%$$

$$Confidence = P(FG TRCS|PRCTML MEF) = \frac{3}{3} * 100\% = 100,00\%$$

$$Confidence = P(FG TRCS|PRCTML MEF) = \frac{3}{6} * 100\% = 50,00\%$$

$$Confidence = P(SAN TAB|PRCTML MEF) = \frac{3}{8} * 100\% = 37,50\%$$

$$Confidence = P(SAN TAB|MTFR 500 HJ) = \frac{3}{6} * 100\% = 50,00\%$$

$$Confidence = P(MTFR 500 HJ|SAN TAB) = \frac{3}{5} * 100\% = 60,00\%$$

Berdasarkan kombinasi 2 itemset maka dapat dibentuk rekomendasi aturan asosiasi berikut nilai confidence seperti terlihat pada tabel 11 dibawah ini.

Tabel 11. Rekomendasi aturan asosiasi

No	Aturan	Confidence
1	Jika Membeli PRCTML MEF, Maka akan membeli MTHYL 4 NVL	5/8 62,50%
2	Jika Membeli MTHYL 4 NVL, Maka akan membeli PRCTML MEF	5/5 100%
3	Jika Membeli PRCTML MEF, Maka akan membeli FG TRCS	3/8 37,50%
4	Jika Membeli FG TRCS, Maka akan membeli PRCTML MEF	3/3 100%
5	Jika Membeli PRCTML MEF, Maka akan membeli SAN TAB	3/8 37,50%
6	Jika Membeli SAN TAB, Maka akan membeli PRCTML MEF	3/6 50,00%
7	Jika Membeli SAN TAB, Maka akan membeli MTFR 500 HJ	3/6 50,00%
8	Jika Membeli MTFR 500 HJ, Maka akan membeli SAN TAB	3/5 60,00%

Pada tabel 11 dapat dilihat bahwa masih terdapat aturan asosiasi yang belum memenuhi syarat minimum confidence 60% maka prose selanjutnya ditentukan aturan asosiasi tahap akhir untuk menentukan hasil akhir kombinasi item pada aturan asosiasi yang memenuhi syarat.

2. Membentuk aturan asosiasi final

Berdasarkan dari rekomendasi aturan asosiasi pada tabel 11 diatas maka yang memenuhi minimum support 25% dan minimal confidence 60% dapat lihat pada tabel 12 dibawah ini.

Tabel 12. Aturan asosiasi final

No	Aturan	Confidence
1	Jika Membeli PRCTML MEF, Maka akan membeli MTHYL 4 NVL	5/8 62,50
2	Jika Membeli MTHYL 4 NVL, Maka akan membeli PRCTML MEF	5/5 100,00
3	Jika Membeli FG TRCS, Maka akan membeli PRCTML MEF	3/3 100%
4	Jika Membeli MTFR 500 HJ, Maka akan membeli SAN TAB	3/5 60,00%

Berdasarkan tabel 12 didapatkan hasil bahwa obat yang paling banyak dibeli oleh konsumen adalah METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL, PARACETAMOL MEF, FG TROCHES, METFORMIN 500MG HJ, dan SANMOL TAB.

3.5 Evaluation

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap aturan asosiasi yang telah didapatkan pada tahap sebelumnya menggunakan rumus lift ratio untuk mengetahui tingkat kekuatan aturan asosiasi yang telah didapatkan berdasarkan aturan asosiasi pada tabel 12 dengan mempertimbangkan probabilitas transaksi item. Evaluasi aturan asosiasi menggunakan lift ratio dapat dilakukan menggunakan rumus pada persamaan (6) dan hasil evaluasi dengan lift ratio menghasilkan nilai prosentase sebagai berikut:

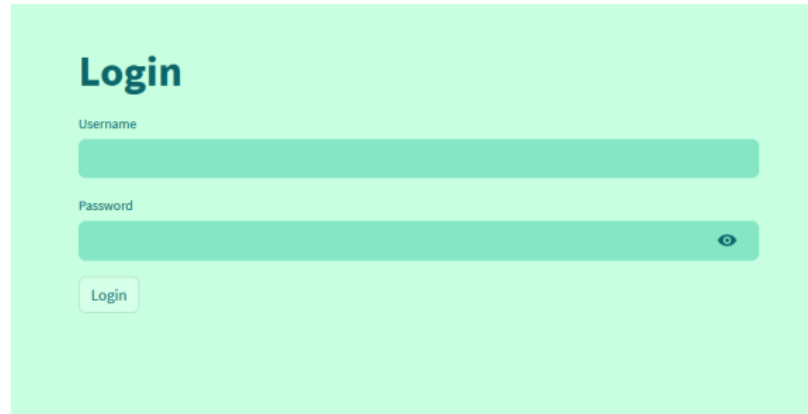
- a. Menghitung benchmark confidence itemset
 - Benchmark (PRCTML MEF, MTHYL 4 NVL) = 5/12 = 0,41
 - Benchmark (MTHYL 4 NVL, PRCTML MEF) = 5/12 = 0,41
 - Benchmark (FG TRCS, PRCTML MEF) = 3/12 = 0,25
 - Benchmark (MTFR 500 HJ, SAN TAB) = 3/12 = 0,25
- b. Menghitung lift ratio
 - Lift Ratio (PRCTML MEF, MTHYL 4 NVL) = 5 / 0,41 = 1,6
 - Lift Ratio (MTHYL 4 NVL, PRCTML MEF) = 0,8 / 0,41 = 1,9
 - Lift Ratio (FG TRCS, PRCTML MEF) = 1 / 0,25 = 4,0
 - Lift Ratio (MTFR 500 HJ, SAN TAB) = 0,6 / 0,25 = 2,4

Berdasarkan ketentuan lift ratio, jika sebuah itemset memiliki nilai diatas 1 maka hasil itemset tersebut dapat dikatakan valid atau kuat. Rata-rata yang didapat dari perhitungan lift ratio tersebut yaitu sebesar 2,4 dan dapat dikatakan hubungan itemset-itemset tersebut kuat.

3.6 Deployment

Hasil akhir dari penelitian ini adalah berupa prototype aplikasi untuk memudahkan dalam menentukan aturan asosiasi baru dengan dataset transaksi penjualan obat pada tahun berikutnya.

a. Form login



Gambar 2. Tampilan halaman login

Pada gambar 2 akan ditampilkan form login yang dapat diakses oleh user dengan menginputkan username dan password yang sudah terdaftar dalam database.

b. Halaman utama

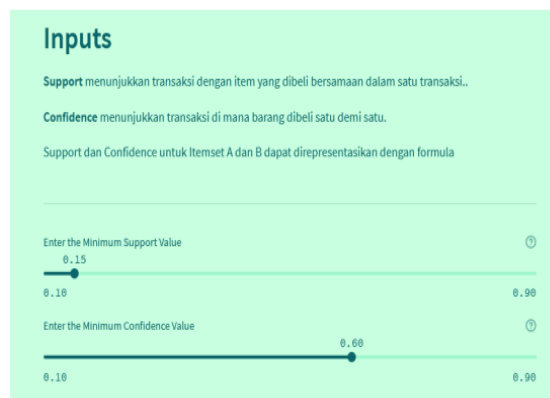
Halaman ini tampilan utama setelah user berhasil login dengan username dan password yang telah dibuat oleh admin sistem. Proses yang dilakukan pada halaman ini adalah mempersiapkan database yang digunakan dan pastikan sudah sesuai dengan template model analisa algoritma apriori.



Gambar 3. Tampilan halaman utama

Pada gambar 3 akan ditampilkan halaman utama sebagai tampilan awal ketika berhasil login menampilkan menu dropdown untuk meng-import data transaksi penjualan yang akan dianalisa dengan algoritma apriori.

c. Parameter nilai minimum support dan confidence



Gambar 4. Tampilan pengaturan parameter nilai minimum support dan confidence

Pada gambar 4 akan ditampilkan pengaturan input parameter nilai minimum support dan confidence sesuai dengan ketentuan dan kebijakan dari user.

d. Hasil perhitungan algoritma apriori yang menampilkan aturan asosiasi kombinasi itemset

```
0 : "item: ('METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL'), 0.350"  
10 : "item: ('SANMOL TAB'), 0.350"  
11 : "item: ('CETIRIZINE 10MG NOVEL'), 0.350"  
12 : "item: ('AMLODIPINE 5MG H3'), 0.350"  
13 : "item: ('PARATUSIN TAB'), 0.350"  
14 : "item: ('PARACETAMOL MEF'), 0.400"  
15 : "item: ('OMEPRAZOLE 20MG NOVEL'), 0.450"  
16 : "item: ('AMLODIPINE 10MG H3'), 0.450"  
17 : "item: ('TOLAK ANGIN SACHET 5ML'), 0.450"  
}  
  
Frequent Rules  
* {  
0 : "Rule: ('TOLAK ANGIN SACHET 5ML') ==> ('SANMOL TAB'), 0.667"  
1 : "Rule: ('AMLODIPINE 10MG H3') ==> ('OMEPRAZOLE 20MG NOVEL'), 0.667"  
2 : "Rule: ('OMEPRAZOLE 20MG NOVEL') ==> ('AMLODIPINE 10MG H3'), 0.667"  
3 : "Rule: ('SANMOL TAB') ==> ('TOLAK ANGIN SACHET 5ML'), 0.857"  
4 : "Rule: ('METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL') ==> ('PARATUSIN TAB'), 0.857"  
5 : "Rule: ('PARATUSIN TAB') ==> ('METHYLPREDNISOLONE 4MG NOVEL'), 0.857"  
}
```

Gambar 5. Tampilan hasil perhitungan algoritma apriori berupa aturan asosiasi

Pada gambar 5 akan ditampilkan hasil akhir perhitungan algoritma apriori berupa kombinasi itemset dapat dilihat setelah meng-import dataset dan mengatur nilai support serta confidence.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, kesimpulan dari penelitian ini adalah apotek dapat menerapkan metode algoritma apriori agar dapat memperoleh itemset obat yang stoknya lebih diutamakan dengan frequent item yang dihasilkan oleh aturan asosiasi, dengan demikian akan dapat menentukan proses penentuan pola pembelian obat pada apotek menggunakan frequent item. Hasil akhir dari penelitian ini berupa kombinasi itemset berupa item-item obat yang memenuhi syarat nilai minimum support sebesar 25% dan minimum confidence sebesar 60% yaitu Methylprednisolone 4mg Novel dan Paracetamol Mef dengan nilai support 41,57% dan nilai confidence 60%, FG Troches dan Sanmol Tab dengan nilai support 25% dan nilai confidence 60%. Hasil akhir aturan asosiasi tersebut telah dilakukan uji evaluasi untuk mengukur kekuatan hubungan antar item menggunakan lift ratio dan menghasilkan nilai di atas 1% yaitu rata-rata nilai uji 2,4 %, maka dengan ini dapat dinyatakan bahwa aturan asosiasi hasil perhitungan algoritma apriori tersebut dikatakan valid atau kuat.

REFERENCES

- [1] A. Ishaq, L. A. Utami, and S. Mariana, "Analisa Pola Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori Pada Apotek Zam-Zam Bogor," vol. 08, no. 1, pp. 13–23, 2019.
- [2] S. Lestari and S. Saepudin, "Analisis Sentimen Vaksin Sinovac Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes," SISMATIK (Seminar Nas. Sist. Inf. dan Manaj. Inform., pp. 163–170, 2021.
- [3] R. Dahlia, L. A. Fitriana, and S. Seimahuira, "Analisis Pola Pembelian Obat Demam Dengan Teknik Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Apotek Ambawang Farma)," vol. 15, no. 1, pp. 172–184, 2024.
- [4] A. M. Sormin, "ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS : PUSKESMAS UMBAN SARI)," vol. 2, no. 1, pp. 149–163, 2023.
- [5] W. Delrinata and F. B. Siahaan, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Stok Obat," vol. 09, pp. 222–228, 2020.
- [6] U. Ependi and A. Putra, "Solusi Prediksi Persediaan Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Regional Part Depo Auto 2000 Palembang)," vol. 5, no. 2, pp. 139–145, 2019.
- [7] P. Haryandi et al., "Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Penjualan Produk Herbal (Studi Kasus : Toko Hanawan Gemilang)," vol. 4221, pp. 218–225, 2021.
- [8] L. I. Prahartiwi and W. Dari, "Algoritma Apriori untuk Pencarian Frequent itemset dalam Association Rule Mining," vol. 7, no. September, pp. 143–152, 2019.
- [9] D. Pratiwi and J. S. Wibowo, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Obat Apotik Puskesmas," Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf., vol. 12, pp. 214–219, 2023.
- [10] S. Awaliyah, R. Sutomo, and F. Handayanna, "Analisis Pola Pembelian Obat di Apotek Sekar Adi Menggunakan Metode Algoritma Apriori Depok," vol. 4, pp. 112–127, 2020.
- [11] M. S. Sandy, H. Setiawan, U. Indahyanti, F. Sains, and D. Teknologi, "Analisis Data Mining Produk Retail Menggunakan Metode Asosiasi Dengan Menerapkan Algoritma Apriori," vol. 4, no. 2, pp. 384–391, 2023.
- [12] K. P. Sinaga and M. S. Yang, "Unsupervised K-means clustering algorithm," IEEE Access, vol. 8, pp. 80716–80727, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2988796.
- [13] R. Chapman, P., Clinton, J., Kerber., CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide, vol. 1. USA: SPSS, 2000.
- [14] L. T. Ningrum, I. Irmayansyah, and L. Utari, "Penerapan Metode K-Means dan Euclidean Distance Untuk Seleksi Metode Judul Tugas Akhir," Acad. J. Comput. Sci. Res., vol. 6, no. 1, p. 13, 2024, doi: 10.38101/ajcsr.v6i1.10766.
- [15] D. Anggraini, U. P. Sanjaya, and I. A. Sa'ida, "Analisis Penerapan Metode Association Rule Mining Untuk Transaksi Penjualan di Toko Bangunan Dengan Algoritma Apriori," SINTECH (Science Inf. Technol. J., vol. 5, no. 2, pp. 124–138, 2022, doi: 10.31598/sintechjournal.v5i2.1193.
- [16] I. Qoniah and A. T. Priandika, "Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori



- (Studi Kasus: Tb.Menara),” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2020, doi: 10.33365/jtsi.v1i2.368.
- [17] U. Baetulloh, A. I. Gufroni, and R. -, “Penerapan Metode Association Rule Mining Pada Data Transaksi Penjualan Produk Kartu Perdana Kuota Internet Menggunakan Algoritma Apriori,” *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 1, pp. 173–188, 2019, doi: 10.24176/simet.v10i1.2890.
- [18] D. Sitanggang, *Algoritma Apriori*, 1st ed. Medan: Unpri Press Universitas Prima Indonesia, 2023.
- [19] S. Ningsih, “Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Dan Penjualan Tanaman Anggrek Secara Online,” *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 3, no. 2, pp. 63–70, 2022.
- [20] C. I. Wiryawan, Y. R. W. Utami, and D. Nugroho, “Algoritma Apriori Untuk Penentuan Assosiasi Penjualan Barang,” *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 9, no. 1, p. 7, 2021, doi: 10.30646/tikomsin.v9i1.538.
- [21] M. Syahrir, R. Rismayanti, and M. A. Wicaksono, “Penentuan Pola Pembelian Obat Menggunakan Algoritma Apriori,” *J. SAINTEKOM*, vol. 11, no. 2, p. 142, 2021, doi: 10.33020/saintekom.v11i2.249.
- [22] V. C. Nisa and F. N. Khasanah, “Algoritma Apriori Dalam Identifikasi Pola Pembelian Konsumen Pada Produk Minuman,” vol. 8, no. 2, pp. 156–164, 2023.
- [23] Melinska Ayu Febrianti, “ANALISIS POLA PEMBELIAN PELANGGAN BERDASARKAN TRANSAKSI PENJUALAN PADA RITEL DENGAN METODE MULTILEVEL ASSOCIATION RULES,” UNIVERSITAS ISLAM YOGYAKARTA, 2022.