

Sistem Rekomendasi Produk Obat pada Apotek Juang Jaya Menggunakan Algoritma Apriori

(Drug Product Recommendation System at Juang Jaya Pharmacy Using the Apriori Algorithm)

Endang Ratnawati Djuwitaningrum*, Muhammad Soleh, Muhammad Aulia Rahman

Program Studi Teknik Informatika Institut Teknologi Indonesia
Jl. Raya Puspipetek Serpong, Tangerang Selatan-Banten, Indonesia, 15320

Abstrak

Dinamika persaingan bisnis khususnya di dunia kesehatan mendorong pengusaha untuk menemukan strategi pemasaran produk obat yang efektif. Permasalahan penjualan produk obat pada Apotek Juang Jaya yang sering terjadi adalah penumpukan obat yang kurang diminati sehingga menjadikan obat menjadi kadaluarsa. Penerapan sistem rekomendasi dapat meningkatkan penjualan obat yang diminati dan mengurangi kerugian dari produk yang kurang diminati, dengan cara mengolah data transaksi dan memberikan rekomendasi obat yang memiliki keterhubungan. Algoritma Apriori atau sering disebut analisis asosiasi adalah salah satu teknik data mining untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi item dalam data transaksi penjualan. Aturan asosiasi ini bertujuan untuk mendapatkan kombinasi antar item dan pola pembelian konsumen. Parameter aturan asosiasi yang digunakan adalah nilai support, nilai confidence, dan pengujian menggunakan nilai lift untuk mengetahui aturan asosiasi valid atau tidak. Dalam perhitungan menggunakan algoritma Apriori, nilai support yang digunakan adalah 20%, dan nilai confidence yang digunakan adalah 60%. Hasil perhitungan pengolahan data pada Apotek Juang menggunakan algoritma Apriori mendapatkan aturan asosiasi sebanyak 7 rule, dimana hasil penghitungan korelasi positif tertinggi adalah membeli Pimtrakol, maka membeli Bodrexin Flu dengan nilai support 22,58%, nilai confidence 77,78% dan nilai pengujian lift adalah 1,85 yang berarti aturan asosiasi valid.

Kata kunci : Algoritma Apriori, Data Mining, Sistem Rekomendasi

Abstract

The dynamics of business competition, especially in the world of health, encourages entrepreneurs to find effective marketing strategies for drug products. Problems with the sale of medicinal products at the Juang Jaya Pharmacy that often occur are due to drugs that are less desirable, causing the drugs to expire. The application of a recommendation system can increase sales of drugs of interest and reduce losses from products that are less desirable, by processing transaction data and providing recommendations for connected drugs. The Apriori algorithm or often called association analysis is a data mining technique for finding association rules between a combination item in sales transaction data. This association rule aims to get a combination of items and consumer buying patterns. The parameters of the association rules used are support values, confidence values, and testing using the lift value to find out whether the association rules are valid or not. In calculations using the Apriori algorithm, the support value used is 20%, and the confidence value used is 60%. The results of calculating data processing at the Juang Pharmacy using the Apriori algorithm get as many as 7 rules of association, with the highest positive correlation calculation results are buying Pimtrakol, then buying Bodrexin Flu with a support value of 22.58%, a confidence value of 77.78% and the lift test value is 1.85 which means the association rules are valid.

Keywords: Apriori Algorithm, Data Mining, Recommendation System

*Penulis Korespondensi. HP:+62 81808243512

Alamat E-mail : endangrd@iti.ac.id (Endang Ratnawati D)

1. Pendahuluan

Dinamika persaingan bisnis khususnya di dunia kesehatan mendorong pengusaha untuk menemukan strategi pemasaran produk obat yang efektif dan dapat meningkatkan penjualan obat. Salah satu upaya untuk meningkatkan jumlah transaksi penjualan obat adalah dengan memanfaatkan data transaksi penjualan obat, sehingga ketika sudah diolah akan menjadi sebuah sistem yang dapat memberikan rekomendasi tentang obat dan kombinasi obat yang sering dibeli oleh pelanggan.

Apotek Juang Jaya yang berlokasi di jalan Pajajaran ruko A no 5, Pamulang Barat merupakan salah satu usaha yang bergerak dibidang penjualan obat. Sampai saat ini Apotek Juang Jaya sudah melakukan banyak transaksi yang tidak dimanfaatkan dan hanya digunakan sebagai data laporan penjualan saja. Permasalahan penjualan obat yang sering terjadi adalah penumpukan barang yang tidak laku menjadikan produk kadaluarsa, serta persediaan stok barang habis sehingga permintaan pelanggan tidak terpenuhi dan mengakibatkan penurunan jumlah transaksi.

Algoritma Apriori merupakan salah satu cabang dari *data mining* (penambangan data), yang berfungsi untuk mencari informasi-informasi dari sebuah kumpulan data transaksi atau biasa disebut *market basket*. Sistem rekomendasi bisa diterapkan dengan algoritma Apriori untuk mencocokkan dan menemukan asosiasi antar produk berdasarkan transaksi yang dilakukan pelanggan. Algoritma Apriori merupakan bagian dari algoritma pencarian *frequent itemset* dengan menggunakan metode *association rule*.

Beberapa penelitian terkait dengan sistem rekomendasi menggunakan Apriori adalah penelitian menggunakan metode *Content Based Filtering* dengan algoritma Apriori untuk memberikan rekomendasi produk pada *e-commerce* [1]; penerapan algoritma Apriori pada penjualan obat, dimana pada saat pengolahan data dapat diketahui obat yang sering dibeli [2]; algoritma Apriori digunakan untuk menemukan kombinasi item dari *data history* pada Toko Online [3], algoritma Apriori digunakan untuk mencari pola hubungan antar indikator yang berkaitan dengan kemiskinan [4].

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menerapkan algoritma Apriori pada sistem rekomendasi sehingga dapat membantu pemilik Apotek Juang Jaya dalam menentukan strategi penjualan produk obat.

Data yang diolah adalah data transaksi pada bulan Juli sampai bulan Oktober 2021, yang berupa vitamin dan obat daya tahan tubuh saat mewabahnya virus corona (covid-19).

2. Teori Dasar

2.1. Association Rule

Association rule adalah suatu prosedur yang mencari relasi antara satu item dengan item lainnya. *Association rule* biasanya menggunakan “if” dan “then” misalnya “if A then B”, hal ini menunjukkan jika A maka B (notasi: $A \rightarrow B$). Dalam menentukan *association rule* digunakan 2 (dua) ukuran, yaitu *support* dan *confidence* untuk membatasi apakah *rule* tersebut *interesting* atau tidak [5].

Support (A) merupakan persentase banyaknya transaksi pada kumpulan data transaksi yang mengandung item A, diberikan dalam bentuk persamaan (1) berikut:

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

Support (AUB) merupakan persentase banyaknya transaksi pada kumpulan data transaksi yang mengandung item A dan item B, ditulis sebagai $P(A \cup B)$, diberikan dalam bentuk persamaan (2) berikut:

$$Support(A \cup B) = P(A \cup B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

Confidence ($A \rightarrow B$) merupakan persentase jika pelanggan membeli item A maka membeli item B, ditulis sebagai $P(B|A)$, diberikan dalam bentuk persamaan (3) berikut:

$$\begin{aligned} Confidence(A \rightarrow B) &= P(B|A) \\ &= \frac{Support(A \cup B)}{Support(A)} \\ &= \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A} \times 100\% \end{aligned} \quad (3)$$

2.2. Lift

Lift adalah ukuran korelasi sederhana terhadap kemunculan bersama item A dan item B. Item A dikatakan tidak berkorelasi dengan item B jika $P(A \cup B) = P(A)P(B)$. *Lift* antara terjadinya A dan B dapat diukur dengan perhitungan yang diberikan pada persamaan (4) berikut:

$$\begin{aligned} Lift(A, B) &= P(A \cup B) / P(A)P(B) \\ &= (Confidence(A \rightarrow B)) / (Support(B)) \end{aligned} \quad (4)$$

Jika nilai yang dihasilkan dari Persamaan (4) lebih dari 1, maka kemunculan A dan B mempunyai korelasi positif, artinya terjadinya A akan berimplikasi pada terjadinya B. Jika nilai yang dihasilkan kurang dari 1, maka korelasi A dengan B adalah negatif, yang berarti bahwa terjadinya kejadian A belum tentu berimplikasi terhadap kejadian B. Jika nilai yang dihasilkan sama dengan 1, maka A dan B saling bebas dan tidak ada korelasi di antara mereka [5].

2.3. Algoritma Apriori

Algoritma *Frequent Pattern Mining* yang dikenal sebagai algoritma Apriori adalah salah satu teknik penambangan data yang paling penting untuk menemukan hubungan antara item yang berbeda dalam kumpulan data. Hubungan ini direpresentasikan dalam bentuk *Association rule*. *Association rule* yang dimaksud dilakukan melalui mekanisme penghitungan *support* dan *confidence* dari suatu hubungan item. Sebuah *Association rule* dikatakan *interesting* jika nilai *support* adalah lebih besar dari *minimum support* dan juga nilai *confidence* adalah lebih besar dari *minimum confidence*[5]. Algoritma Apriori merupakan algoritma pertama yang diajukan untuk penambangan *frequent itemset*, yang kemudian dikembangkan oleh R Agarwal dan R Srikant tahun pada 1994. Algoritma ini menggunakan dua langkah “*join*” dan “*prune*” untuk mengurangi ruang pencarian:

1. *Join* (penggabungan):
Langkah ini menghasilkan kandidat (k+1)-*itemset* dari kandidat k-*itemset* dengan menggabungkan setiap item dengan dirinya sendiri.
2. *Prune* (pemangkasan):
Langkah ini memindai jumlah setiap item dalam *database*. Jika kandidat item tidak memenuhi nilai *minimum support*, maka kandidat item tersebut akan dihapus. Langkah ini dilakukan untuk mengurangi ukuran kandidat itemset.

Algoritma Apriori menggunakan pendekatan iteratif untuk menemukan *frequent itemset*[6].

2.3.1. Properti Apriori

Semua *subset* yang tidak kosong dari *frequent itemset* pasti juga *frequent* [5]. Jika itemset mempunyai nilai kurang dari nilai *minimum support*, maka semua *superset*nya juga akan mempunyai nilai kurang dari nilai *minimum support*, dan dengan demikian itemset tersebut dapat diabaikan. Properti ini disebut properti *Antimonotone* [6].

2.3.2. Langkah-langkah Algoritma Apriori

Langkah-langkah algoritma Apriori dalam *data mining* [6]:

1. Pada iterasi pertama dari algoritma, setiap item diambil sebagai kandidat 1-*itemset*. Algoritma akan menghitung kemunculan setiap item.
2. Kandidat pada kumpulan dari 1-*itemset* yang kemunculannya memenuhi lebih dari atau sama dengan *minimum support*, akan diproses ke iterasi berikutnya dan yang lainnya akan dipangkas.
3. Pada iterasi kedua adalah membentuk kandidat 2-*itemset*. Pada langkah *join*, 2-*itemset* didapat dengan membentuk kandidat 2 item dengan cara menggabungkan item dengan dirinya sendiri.
4. Pada langkah *prune*, kandidat pada kumpulan dari 2-*itemset* yang kemunculannya memenuhi lebih dari atau sama dengan *minimum support*, akan diproses ke iterasi berikutnya dan yang lainnya akan dipangkas.
5. Pada iterasi ketiga adalah membentuk kandidat 3-*itemset* menggunakan langkah *join* dan *prune*. Iterasi ini akan mengikuti sifat *antimonotone* dimana *subset* dari 3-*itemset*, yaitu *subset* 2-*itemset* dari setiap kandidat memenuhi batas nilai *minimum support*. Jika semua *subset* 2-*itemset frequent* maka *superset* juga akan *frequent*, jika tidak maka akan dipangkas.
6. Langkah iterasi selanjutnya adalah membentuk 4-*itemset* dengan menggabungkan 3-*itemset* dengan dirinya sendiri dan dilakukan pemangkasan jika *subset*nya tidak memenuhi kriteria *minimum support*. Algoritme dihentikan ketika *frequent itemset* tertinggi sudah dicapai, yaitu apabila pada iterasi untuk membentuk (k+1)-*itemset*, tidak didapatkan kandidat k-*itemset* yang memenuhi kriteria *minimum support*.

3. Metodologi

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan untuk mendapatkan informasi yang berguna dan mengidentifikasi pola dalam data adalah menggunakan proses KDD (*Knowledge Discovery in Database*) [7].

3.1. Proses KDD

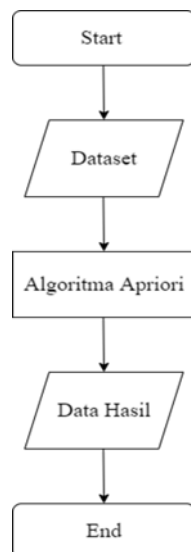
Proses KDD yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. *Seleksi Data (Data Selection)*
Tahap ini merupakan tahap awal, yaitu tahapan melakukan seleksi data dari sekumpulan data transaksi penjualan dari apotek Juang Jaya.
2. *Preprocessing/Cleaning Data*
Tahapan ini memeriksa kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak (tipografi),

- menghapus duplikasi data dan menambah data yang diperlukan.
3. *Transformation*
Pada tahap ini mentransformasi data yang sudah dilakukan *preprocessing/cleaning* sehingga menghasilkan data yang siap diolah dengan *data mining*.
 4. *Data Minig*
Pada tahap ini, data diolah menggunakan algoritma Apriori untuk mendapatkan *frequent itemsets* tertinggi, yang dilanjutkan dengan penghitungan *confidence* dan nilai *lift*. Pada tahap ini dihasilkan pola pembelian konsumen.
 5. *Interpretation/Evaluation*
Hasil proses *data mining* mendapatkan pola pembelian konsumen selanjutnya akan diinterpretasikan menjadi sebuah informasi atau pengetahuan (*knowledge*) bagi apotek.

3.2. Proses Data Mining

Proses *data mining* pada aplikasi sistem rekomendasi yang dibuat dalam penelitian ini, diberikan dalam bentuk *flowchart* yang dapat dilihat pada Gambar 1 berikut,



Gambar 1. Flowchart Data Mining

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan proses 1 (satu) dan proses 2(dua) dari proses KDD. Data yang dikumpulkan berupa data transaksi penjualan obat di Apotek Juang dari bulan Juli sampai dengan bulan Oktober 2021 yang berupa vitamin dan obat daya tahan tubuh saat mewabahnya virus corona. Hasil dari seleksi data, didapat sebanyak 31 transaksi yang diberikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan Obat

No	Produk Terjual
1	Redoxon, Kayu Putih, CDR, Tolak Angin, Zegavit
2	Zegavit, Imboost Force, Kayu Putih, Tolak Angin, Vicks, OBH Combi
3	Tolak Angin, Bodrexin Flu, Provit C, Vicks, Imboost Force
4	Provit C, Zegavit, CDR, Tolak Angin, Imboost Force, Redoxon
5	Zegavit, Imboost Force, Fresh Care, Kayu Putih
6	CDR, Imboost Force, Bodrexin Flu, Cipi
7	Redoxon, Imboost Force, Cipi, Provit C, Kayu Putih, Fresh Care, Tolak Angin, Bodrexin Flu
8	Imboost Force, CDR, Madu TJ, OBH Nellco
9	EsterC, Provit C, Tolak Angin, Fresh Care, Madu TJ
10	Tolak Angin, Fresh Care, Kayu Putih, Madu TJ, Bodrexin Flu
⋮	⋮
31	Fresh Care, Pimtrakol, Bodrexin Flu, Tolak Linu, EsterC

4.2. Proses Transformasi

Berdasarkan data dari 31 transaksi yang telah dikumpulkan, didapat 24 item obat. Data tersebut kemudian diubah kedalam bentuk matriks data transaksi, seperti terlihat pada Tabel 2. Nilai 1 berarti terjadi transaksi dan nilai 0 tidak terjadi transaksi. Matriks data transaksi ini digunakan untuk menghitung kemunculan setiap k-item.

Tabel 2. Matriks Data Transaksi

No	Redoxon	Kayu Putih	CDR	...	OBH Combi
1	1	1	1	...	0
2	0	1	0	...	1
3	0	0	0	...	0
4	1	0	1	...	0
5	0	1	0	...	0
6	0	0	1	...	0
7	1	1	0	...	0
8	0	0	1	...	0
9	0	0	0	...	0
10	0	1	0	...	0
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮
31	0	0	0	...	0

4.3 Proses Data Mining

Pada proses *data mining*, algoritma Apriori diimplementasikan dengan penetapan nilai *minimum support* 20% dan *confidence* 60%. Dari 24 item obat, dihitung kemunculan setiap item nilai *support* setiap item. Nilai *support* dihitung menggunakan persamaan (1). Penghitungan kemunculan dan nilai *support* setiap item yang melebihi nilai *minimum support* membentuk kandidat 1-itemset sebanyak 12 item, yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Kandidat 1-itemset

Item	Produk	Jumlah	Support
I ₁	Bodrexin Flu	13	41,94%
I ₂	CDR	10	32,26%
I ₃	Fresh Care	11	35,48%
I ₄	Imboost Force	9	29,03%
I ₅	Kayu Putih	8	25,81%
I ₆	Madu TJ	9	29,03%
I ₇	OBH Combi	14	45,16%
I ₈	OBH Nellco	8	25,81%
I ₉	Pimtrakol	9	29,03%
I ₁₀	Tolak Angin	22	70,97%
I ₁₁	Zegavit	8	25,81%
I ₁₂	Redoxon	7	22,58%

Hasil pembentukan kandidat 1-itemset, selanjutnya digunakan untuk pembentukan kandidat 2-itemset. Proses pembentukan kandidat 2-itemset dilakukan dengan kombinasi antar item. Kombinasi 2 item dari 12 item yang merupakan kandidat 1-itemset, menghasilkan 66 kombinasi. Selanjutnya dilakukan penghitungan nilai *support* dari 66 kombinasi item. Nilai *support* dari 66 kombinasi item yang melebihi atau sama dengan nilai *minimum support* membentuk kandidat 2-itemset, dan hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Kandidat 2-itemset

Item 1	Item 2	Jumlah	Support
I ₁	I ₉	7	22,58%
I ₁	I ₁₀	10	32,26%
I ₂	I ₁₀	7	22,58%
I ₃	I ₁₀	7	22,58%
I ₇	I ₁₀	10	32,26%
I ₈	I ₁₀	7	22,58%
I ₉	I ₁₀	7	22,58%

Iterasi selanjutnya adalah pembentukan 3-itemset. Proses pembentukan kandidat 3-itemset dilakukan dengan kombinasi antar item berdasarkan kombinasi 2-itemset yang telah terbentuk. Iterasi ini akan mengikuti sifat

antimonotone dimana subset dari 3-itemset, yaitu subset 2-itemset dari setiap kandidat memenuhi batas nilai *minimum_support*. Hanya ada 1(satu) kandidat yang memenuhi sifat *antimonotone*, hasilnya dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Penghitungan Support Kandidat 3-itemset

Item 1	Item 2	Item 3	Jumlah	Support
I ₁	I ₉	I ₁₀	5	16,13%

Tabel 5 menunjukkan bahwa kandidat 3-itemset tidak memenuhi batas nilai *minimum support* 20%. Berarti proses iterasi berhenti, dengan *frequent itemset* tertinggi adalah 2-itemset.

Selanjutnya untuk mengukur keterhubungan 2 item A dan B dari kandidat 2-itemset, dilakukan penghitungan nilai *confidence* ($A \Rightarrow B$). Hasil penghitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Penghitungan Confidence($A \Rightarrow B$)

Aturan Asosiasi A=>B	Jumlah Transaksi A dan B	Jumlah Transaksi A	Confidence A => B
I ₁ => I ₉	7	13	53,85%
I ₉ => I ₁	7	9	77,78%
I ₁ => I ₁₀	10	13	76,92%
I ₁₀ => I ₁	10	22	45,45%
I ₂ => I ₁₀	7	10	70%
I ₁₀ => I ₂	7	22	31,82%
I ₃ => I ₁₀	7	11	63,64%
I ₁₀ => I ₃	7	22	31,82%
I ₇ => I ₁₀	10	14	71,43%
I ₁₀ => I ₇	10	22	45,45%
I ₈ => I ₁₀	7	8	87,50%
I ₁₀ => I ₈	7	22	31,82%
I ₉ => I ₁₀	7	9	77,78%
I ₁₀ => I ₉	7	22	31,82%

Dari Tabel 6, terdapat 7 aturan asosiasi dengan nilai *confidence* melebihi nilai *minimum confidence* 60%. Selanjutnya dihitung nilai *lift* dari ketujuh aturan asosiasi yang memenuhi nilai *minimum confidence* tersebut. Hasil penghitungan *lift* diberikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Penghitungan lift(A,B)

Aturan Asosiasi A=>B	Confidence A => B	Support B	Lift
I ₉ => I ₁	77,78%	41,94%	1,85
I ₁ => I ₁₀	76,92%	70,97%	1,08
I ₂ => I ₁₀	70%	70,97%	0,99

$I_3 \Rightarrow I_{10}$	63,64%	70,97%	0,90
$I_7 \Rightarrow I_{10}$	71,43%	70,97%	1,01
$I_8 \Rightarrow I_{10}$	87,50%	70,97%	1,23
$I_9 \Rightarrow I_{10}$	77,78%	70,97%	1,10

Hasil pada Tabel 7 menunjukkan terdapat 5 aturan asosiasi dengan korelasi positif (nilai $lift > 1$), dan 2 aturan asosiasi dengan korelasi negatif (nilai $lift < 1$). Urutan aturan asosiasi korelasi positif dari nilai $lift$ paling tinggi adalah:

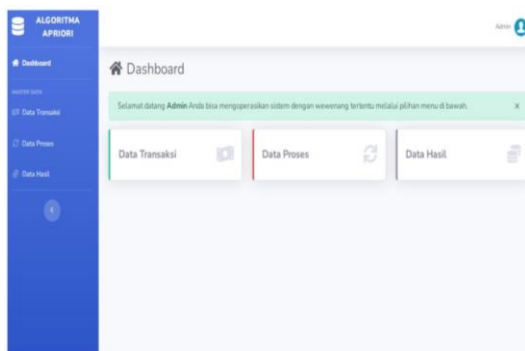
1. Jika membeli Pimtrakol maka membeli Bodrexin Flu.
2. Jika membeli OBH Nellco maka membeli Tolak Angin
3. Jika membeli Pimtrakol maka membeli Tolak Angin
4. Jika membeli Bodrexin Flu maka membeli Tolak Angin
5. Jika membeli OBH Combi maka membeli Tolak Angin

4.4. Implementasi Aplikasi Apriori

Berikut ini diberikan tampilan antar muka beberapa menu dari sistem rekomendasi yang dibuat,

1. Menu Utama

Pada halaman menu utama dari sistem rekomendasi yang dibuat, terdapat *dashboard* dengan 3 menu utama yaitu Data Transaksi, Data Proses, dan Data Hasil, seperti terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Halaman Menu Utama

2. Data Transaksi

Pada halaman data transaksi, terdapat menu tambah data untuk menambah data, tombol *delete* untuk menghapus transaksi serta tombol *edit* data. Kemudian data transaksi tersebut akan diolah dengan Apriori. Halaman data transaksi dapat dilihat pada Gambar 3.

Gambar 3. Halaman Data Transaksi

3. Data Proses

Pada halaman data proses, admin dapat melakukan proses pengolahan dengan menetapkan tanggal transaksi yang akan diproses dan menginputkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* untuk penghitungan menggunakan algoritma Apriori. Halaman data proses dapat dilihat pada Gambar 4.

Gambar 4. Halaman Data Proses

4. Pembentukan Kandidat 1-itemset

Tampilan halaman hasil pembentukan kandidat 1-itemset dapat dilihat pada Gambar 5.

Gambar 5. Kandidat 1-itemset

5. Pembentukan Kandidat 2-itemset

Tampilan halaman hasil pembentukan kandidat 2-itemset dapat dilihat pada Gambar 6.

Itemset 2 Yang Lulus

No	Item 1	Item 2	Jumlah	Support
1	Tidak Angin	OBH Combi	30	32,26
2	Pimtrakol	Bodrexin Flu	7	22,58
3	Tidak Angin	CDR	7	22,58
4	Tidak Angin	Pimtrakol	7	22,58
5	Tidak Angin	OBH Neticos	7	22,58
6	Tidak Angin	Fresh Care	7	22,58
7	Tidak Angin	Bodrexin Flu	30	32,26

Gambar 6. Kandidat 2-itemset

6. Pembentukan Kandidat 3-itemset

Pada iterasi ini tidak ada kombinasi 3 item dengan nilai support melebihi atau sama dengan nilai minimum support. Tampilan halaman hasil penghitungan nilai *support* untuk 3 item dapat dilihat pada Gambar 7.

Penghitungan Itemset 3

No	Item 1	Item 2	Item 3	Jumlah	Support	Keterangan
1	Tidak Angin	CDR	Pimtrakol	1	3,23	tidak lulus
2	Pimtrakol	OBH Combi	Bodrexin Flu	5	16,13	tidak lulus
3	Tidak Angin	OBH Combi	Fresh Care	3	9,68	tidak lulus
4	Tidak Angin	Bodrexin Flu	Fresh Care	3	9,68	tidak lulus
5	Tidak Angin	Bodrexin Flu	OBH Combi	4	12,90	tidak lulus
6	Pimtrakol	OBH Neticos	Bodrexin Flu	1	3,23	tidak lulus
7	Tidak Angin	OBH Neticos	Fresh Care	0	0,00	tidak lulus
8	Tidak Angin	OBH Neticos	OBH Combi	3	9,68	tidak lulus
9	Tidak Angin	OBH Neticos	Bodrexin Flu	3	9,68	tidak lulus
10	Tidak Angin	Pimtrakol	Fresh Care	1	3,23	tidak lulus
11	Tidak Angin	Pimtrakol	OBH Combi	5	16,13	tidak lulus
12	Tidak Angin	Pimtrakol	OBH Neticos	3	9,68	tidak lulus

Gambar 7. Penghitungan Nilai Support 3-item

7. Penghitungan Nilai Confidence

Tampilan halaman hasil penghitungan nilai *confidence* dari aturan asosiasi dengan *frequent itemset* tertinggi yaitu 2 itemset dapat dilihat pada Gambar 8.

Confidence Dari Itemset 2

No	X => Y	Support X U Y	Support X	Confidence	Keterangan
1	Tidak Angin => CDR	22,58	70,97	31,69	tidak lulus
3	CDR => Tidak Angin	22,58	32,26	70,90	lulus
3	Tidak Angin => Pimtrakol	22,58	70,97	31,69	tidak lulus
4	Pimtrakol => Tidak Angin	22,58	29,03	77,79	lulus
5	Tidak Angin => OBH Neticos	22,58	70,97	31,69	tidak lulus
6	OBH Neticos => Tidak Angin	22,58	25,81	87,50	lulus
7	Tidak Angin => Bodrexin Flu	32,26	70,97	45,45	tidak lulus
8	Bodrexin Flu => Tidak Angin	32,26	41,94	76,92	lulus
9	Tidak Angin => OBH Combi	32,26	70,97	45,45	tidak lulus
10	OBH Combi => Tidak Angin	32,26	45,16	71,43	lulus
11	Tidak Angin => Fresh Care	22,58	70,97	31,69	tidak lulus
12	Fresh Care => Tidak Angin	22,58	35,48	63,64	lulus
13	Pimtrakol => Bodrexin Flu	22,58	29,03	77,79	lulus
14	Bodrexin Flu => Pimtrakol	22,58	41,94	53,85	tidak lulus

Gambar 8. Confidence (X=>Y) 2-itemset

8. Penghitungan Nilai Lift

Tampilan halaman hasil penghitungan nilai *lift* dari setiap aturan asosiasi yang melebihi nilai *minimum confidence*, dapat dilihat pada Gambar 9.

Nilai Asosiasi

No	X => Y	Confidence	Nilai Lift	Keterangan
1	CDR => Tidak Angin	70,90	0,90	kecil negatif
2	Pimtrakol => Tidak Angin	77,79	1,20	kecil positif
3	OBH Neticos => Tidak Angin	87,50	1,23	kecil positif
4	Bodrexin Flu => Tidak Angin	76,92	1,08	kecil positif
5	OBH Combi => Tidak Angin	71,43	1,03	kecil positif
6	Fresh Care => Tidak Angin	63,64	0,90	kecil negatif
7	Pimtrakol => Bodrexin Flu	77,79	1,85	kecil positif

Gambar 9. Nilai Lift 2-itemset (X,Y)

5. Kesimpulan

Penerapan *data mining* menggunakan algoritma Apriori pada sistem rekomendasi produk obat mampu memprediksi pola pembelian konsumen, dan dapat membantu pemilik Apotek Juang Jaya dalam menentukan strategi penjualan produk obat.

Penerapan algoritma Apriori pada 31 transaksi penjualan obat yang terdiri dari 24 item obat, menghasilkan 7 aturan asosiasi yang memenuhi batas nilai *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 60%, dimana dari hasil penghitungan *lift* didapat 5 aturan asosiasi menghasilkan korelasi positif dan 2 aturan asosiasi menghasilkan korelasi negatif.

Hasil tertinggi penghitungan nilai *lift* memberikan aturan asosiasi jika membeli Pimtrakol maka membeli Bodrexin Flu dengan nilai *support* 22,58%, nilai *confidence* 77,78% dan nilai *lift* 1,85 yang berarti aturan asosiasi *valid*.

Daftar Pustaka

- [1] Badriyah T, Fernando R, Syarif I. Sistem Rekomendasi Content Based Filtering Menggunakan Algoritma Apriori. *Konferensi Nasional Sistem Informasi*. Halaman 554-559. 2018
- [2] Saputra R, Sibarani Alexander J.P. Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi vol 7, no 2*. Halaman 262-276. 2020
- [3] Alma'arif E, Utami E, Wibowo FW. Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online. *Citec Journal vol 7, no 1*. Halaman 63-74. 2020

- [4] Aprianti W, Hafizd KA, RizaniMR, Implementasi Association Rules dengan Algoritma Apriori pada Dataset Kemiskinan. *J. Math. And Its Appl. Vol. 14, No. 2.* Halaman 145-155. 2017
- [5] Han, J., Kamber, M., dan Pei, J., *Data Mining: Concepts and Techniques Third Edition*, Morgan Kaufmann, USA. Halaman 245-266. 2012
- [6] *Apriori Algorithm in Data Mining: Implementation With Examples* (Online), (<https://www.softwaretestinghelp.com/apriori-algorithm/>, diakses 28 Januari 2023)
- [7] Turban, E., Delen, D., & Sharda, R. Business intelligence, analytics, and data science: A managerial perspective. Harlow ; Munich: Pearson Prentice Hall. Halaman 239-240. 2018