



UIN SUNAN AMPEL  
SURABAYA

# SKRIPSI

**ANALISA ALGORITMA ASOSIASI DATA MINING APRIORI,  
FP-GROWTH, DAN ECLAT DALAM MENENTUAN POLA  
PEMBELIAN OBAT APOTIK HAZMI FARMA**

M.ALFAN NASHRULLAH

H06219008



**01**

**Pendahuluan**

**02**

**Penelitian Terdahulu**

**03**

**Dasar Teori**

**04**

**Metode Penelitian**



**05**

**Hasil dan Pembahasan**

**06**

**Kesimpulan**

01

# Pendahuluan

# Latar Belakang



Perkembangan industri Farmasi paca meledaknya COVID 19. Berakibat pada peningkatan jumlah kapasitas produksi serta minat dari kebutuhan obat-obatan.



Pemanfaatan Sistem Informasi dengan analisa data mining.

# Rumusan Masalah

1. Bagaimana implementasi algoritma asosiasi data mining apriori, FP-Growth, dan ECLAT dalam menentukan pola pembelian obat Apotik Hazmi Farma.
2. Bagaimana hubungan antar produk obat dari hasil analisa algoritma asosiasi.
3. Bagaimana performa algoritma asosiasi data mining apriori, FP-Growth, dan ECLAT dalam menentukan pola pembelian obat Apotik Hazmi Farma.

# Batasan Masalah

1. Data penelitian adalah data transaksi penjualan periode dari 1 Maret 2022 sampai 31 Maret 2023 apotek Hazmi Farma Bekasi.
2. Tools yang digunakan dalam penerapan data mining menggunakan Bahasa pemrograman *python*.

# Tujuan Penelitian

1. Mengetahui bagaimana implementasi algoritma asosiasi data mining apriori, FP-Growth, dan ECLAT dalam menentukan pola pembelian obat Apotik Hazmi Farma.
2. Mengetahui bagaimana hubungan antar produk obat dari hasil analisa algoritma asosiasi.
3. Mengetahui bagaimana performa algoritma asosiasi data mining apriori, FP-Growth, dan ECLAT dalam menentukan pola pembelian obat Apotik Hazmi Farma.



02

# Penelitian Terdahulu

**Perbandingan algoritma ECLAT dan apriori untuk mencari tahu bagaimana buku diinjam di Perpustakaan Universitas Lancang Kuning (Lisnawita and Devega, 2018)**

**(Wijaya, 2019) menyelidiki data transaksi penjualan di Minimarket Veteran Utama 212 Mart dengan menggunakan teknik data mining aturan asosiasi untuk menemukan kebiasaan pembelian pelanggan.**

## **Analisis pola hubungan data dalam transaksi minuman dengan algoritma FP-Growth dan ECLAT. (Najmi *et al.*, 2023)**

Hasil gabungan aturan sampel menunjukkan bahwa algoritma ECLAT lebih efisien jika dibandingkan dengan algoritma Fp-Growth terkait penentuan aturan pola asosiasi.

## **Analisis serta komparasi algoritma FP-Growth dan Apriori dilakukan untuk menemukan pola untuk area strategis untuk pengenalan studi kasus kampus di STKIP Adzkia Padang. Menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth (Sepri and Afdal, 2017)**

Dilakukan percobaan mengkomparasikan *output* algoritma Apriori dan FP-Growth dengan menggunakan data siswa kelas 2015/2016 dengan nilai dukungan minimal 0,05%, nilai kepercayaan minimal 0,7%, dan 19 aturan asosiasi, penulis menemukan bahwa dua kaidah tertinggi dapat digunakan sebagai referensi dalam penelitian ini.

03

# Dasar Teori

# Dasar Teori

**Data Mining**



**Association Rule Mining**

**Machine Learning**



**Algoritma *FP-Growth***

**Algoritma Apriori**



**Algoritma ECLAT**

**Evaluasi Model**



# Integrasi Keilmuan

Integrasi keilmuan dilakukan melalui kegiatan wawancara kepada Ust. Abdul Rosyid S.Ag yang merupakan Pembina sekaligus ustadz madrasah diniyah di asrama Hidayatul Quran Pondok Pesantren Darul Ulum Jombang. Beliau juga merupakan abdi ndalem dari pengasuh asrama Hidayatul Quran Dr. KH. M. Afifuddin Dimyathi Lc. MA yang juga merupakan Rais Syuriah PBNU serta salah satu dari majelis pimpinan Pondok Pesantren Darul Ulum Jombang bidang pendidikan.

Dari keterangan Ust. Abdul Rosyid perkembangan serta implementasi teknologi dalam kehidupan merupakan sebuah bentuk dari mempelajari ilmu dan kebesaran Allah hal ini tercantum pada firman Allah pada QS. Al-Alaq Ayat 1-5 :

أَقْرَأْ بِاسْمِ رَبِّكَ الَّذِي خَلَقَ ① خَلَقَ الْإِنْسَانَ مِنْ عَلَقٍ ② أَقْرَأْ  
وَرَبُّكَ الْأَكْرَمُ ③ الَّذِي عَلَّمَ بِالْقَلَمِ ④ عَلَّمَ الْإِنْسَانَ مَا لَمْ يَعْلَمْ ⑤

“Bacalah dengan (menyebut) nama Tuhanmu Yang menciptakan, Dia telah menciptakan manusia dari segumpal darah. Bacalah, dan Tuhanmulah Yang Maha Pemurah, Yang mengajar (manusia) dengan perantaran kalam, Dia mengajar kepada manusia apa yang tidak diketahuinya.”



Beliau juga menuturkan bahwa Allah juga menuruh kita untuk memperhatikan serta mengambil pelajaran dari kebesaran Allah yang difirmankan dalam QS. Yunus Ayat 101 yang berbunyi :

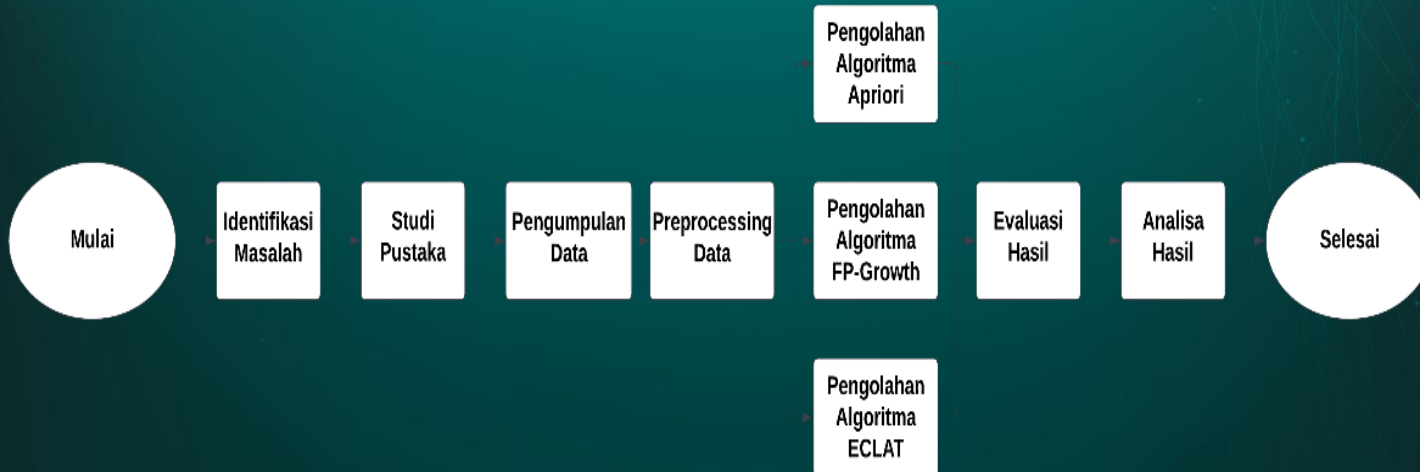
قُلْ أَنْظِرُوا مَاذَا فِي السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضِ وَمَا تُغْنِي الْآيَاتُ وَالنُّذُرُ عَنْ قَوْمٍ لَا يُؤْمِنُونَ ﴿١٠١﴾

"Perhatikanlah apa yang ada di langit dan di bumi. Tidaklah bermanfaat tanda kekuasaan Allah dan rasul-rasul yang memberi peringatan bagi orang-orang yang tidak beriman".

04

# Metode Penelitian

Flowchart tahapan yang akan dilakukan dalam metode studi yang akan dilakukan dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



# Identifikasi Masalah

Pada penelitian ini mengnagkat tentang Analisa Algoritma Asosiasi *Data Mining* Apriori, FP-Growth, dan Eclat Dalam Menentukan Pola Pembelian Obat Apotik Hazmi Farma. Dimana penelitian ini akan mentukan dari tiga algoritma metode asosiasi mana yang paling efektif dan akurat untuk menentukan pola pembelian obat di apotek Hazmi Farma.

## Studi Pustaka

Pada tahap selanjutnya dilakukan pengumpulan berbagai macam referensi untuk mendukung penelitian yang akan dilakukan. Referensi baik berupa buku maupun jurnal ilmiah yang terpercaya dalam menentukan teori dasar yang dipakai pada studi ini.

## Pengumpulan Data

Data yang diperoleh berperan sebagai pendukung dan bahan utama dalam penelitian yang akan dilakukan. Penelitian ini mengambil data dari toko kesehatan, yaitu apotek Hazmi Farma. Data yang digunakan mencakup transaksi penjualan obat dari periode 1 Maret 2022 hingga 31 Maret 2023.

# Preprocessing Data

Tujuan utama dari *preprocessing* data adalah untuk membersihkan, mengubah, dan mempersiapkan data mentah menjadi format yang lebih sesuai untuk analisis lebih lanjut. Berikut adalah beberapa langkah umum yang terdapat dalam tahap *preprocessing* data:

## 1. Pembersihan data

Data mentah sering kali mengandung kesalahan atau nilai yang hilang. Tahap ini melibatkan identifikasi dan penanganan kesalahan, seperti menghapus entri yang tidak valid, mengisi nilai yang hilang, atau menangani outlier yang mencurigakan.

## 2. Transformasi data

Tahapan ini diperlukan untuk merubah data ke format yang lebih sesuai atau berguna untuk analisis. Ini dapat meliputi perubahan format tanggal, *normalisasi* skala data, atau mengubah variabel kategorikal menjadi representasi numerik.

## Pengolahan Data Menggunakan Algoritma Apriori, Algoritma FP-Growth, dan Algoritma ECLAT.

Pada tahapan ini dilakukan pengolahan data menggunakan tiga algoritma yaitu apriori, FP-Growth, dan juga ECLAT. Setelah dilakukan preprocessing data dari data yang sudah diperoleh didapatkanlah dataset yang nantinya akan diolah menggunakan ketiga algoritma diatas. Penggunaan ketiga algoritma tersebut akan memiliki hasil yang berbeda meskipun sama-sama bertujuan mencari aturan asosiasi dari *data-set* yang diinputkan. Hal itu dikarenakan terdapat perbedaan metode serta langkah-langkah yang digunakan dalam algoritma tersebut dalam mengolah *data-set* yang nantinya menghasilkan aturan asosiasi.



Untuk pengujian dalam pengolahan algoritma apriori, FP-Growth, dan juga ECLAT dilakukan beberapa jenis pengujian.

Pengujian yang pertama adalah dengan menggunakan nilai *minimum support* pada pengujian pertama sebesar 0.01 dan nilai *minimum confidence* 0.5.

Pengujian yang kedua adalah dengan menggunakan nilai *minimum support* pada pengujian pertama sebesar 0.01 dan nilai *minimum confidence* 0.3.

Selain pengujian diatas dilakukan juga pengujian waktu komputasi dari masing-masing algoritma dalam menyelesaikan pengolahan data.

# Evaluasi Hasil

Tahapan evaluasi dalam algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT pada analisis asosiasi melibatkan penggunaan metrik evaluasi untuk menilai kualitas dan kegunaan aturan asosiasi yang dihasilkan. Pada tahapan ini akan dilakukan evaluasi dari hasil pengolahan data dari ketiga algoritma diatas. Beberapa indikator dari evaluasi algoritma diatas diantaranya :

1. *Support*: *Support* adalah ukuran seberapa sering suatu aturan asosiasi muncul dalam dataset.
2. *Confidence* : *Confidence* adalah ukuran seberapa sering konsekuensi (B) muncul dalam transaksi yang juga memiliki antecedent (A).
3. *Lift* : *Lift* mengukur seberapa besar peningkatan kemunculan B ketika A telah terjadi dibandingkan dengan kemunculan B secara independen.

Dari evaluasi pengujian nanti akan didapatkan perbandingan antara ketiga algoritma tersebut berdasarkan *rules* yang terbentuk, akurasi rules berdasarkan nilai *confidence* dan *lift ratio*, serta waktu komputasi dari masing-masing pengujian.

## Analisa Hasil

Pada tahapan akhir ini dilakukan analisa dari keseluruhan output tiga macam algoritma yaitu Apriori, FP-Growth, dan ECLAT. Dilakukan analisa dari hasil yang telah diperoleh pada tahapan pengolahan data menggunakan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT. Dari hasil tersebut dianalisis kemudian ditentukan mana dari hasil ketiga algoritma diatas yang memiliki performa yang terbaik serta aturan asosiasi yang terbaik.

Setelah hasil dari proses evaluasi selesai, output dari aturan asosiasi serta item-item yang ada kemudian divalidasi dari segi Kesehatan dan farmasi oleh penanggung jawab apotek Hazmi Farma untuk mengetahui kevalidan hubungan antar item obat di apotek Hazmi Farma dengan keluhan penyakit dari customer transaksi pembelian.

**05**

# **Hasil dan Pembahasan**

## Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini pengumpulan data dilakukan bertujuan untuk mengumpulkan data yang berupa transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma. Dari data yang telah dikumpulkan terdapat beberapa kolom pada data transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma. Dalam data tersebut terdapat kolom Nomor Ref, Tanggal, Kode PLU, Nama Produk, Satuan, Harga Satuan, QTY, dan Jum Penjualan.



## Sampel Pengumpulan Data

Nomor Ref	Tanggal	Kode PLU	Nama Produk	Satuan	Harga Satuan	QTY	Jum. Penjualan
RJJ-0000001	02/03/2022	000400	SAKATONIK ABC GRAPE 30	PCS	Rp17.000,00	1,00	Rp17.000,00
RJJ-0000002	02/03/2022	000294	MINYAK KAYU PUTIH LANG 60	PCS	Rp23.000,00	2,00	Rp46.000,00
RJJ-0000003	02/03/2022	000290	MINYAK HERBA SINERGI 2020	PCS	Rp35.000,00	1,00	Rp35.000,00
RJJ-0000003	02/03/2022	000325	NEUROBION 5 STRIP @10 TAB	PCS	Rp2.500,00	1,00	Rp2.500,00
RJJ-0000004	03/03/2022	000036	AMLODIPIN 5MG	PCS	Rp400,00	3,00	Rp1.200,00
RJJ-0000005	03/03/2022	000283	METFORMIN XR 500 MG TAB	PCS	Rp550,00	2,00	Rp1.100,00
RJJ-0000005	03/03/2022	000381	RANITIDIN HJ	PCS	Rp300,00	1,00	Rp300,00
RJJ-0000005	03/03/2022	000005	ANTANGIN CAIR JRG	PCS	Rp2.750,00	3,00	Rp8.250,00



## Preprocessing Data

Pada tahapan *preprocessing* data dilakukan beberapa tahapan untuk mempersiapkan data transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma yang nantinya akan diolah dalam proses selanjutnya. Tahapan-tahapan dalam proses *preprocessing* data adalah sebagai berikut :

## Data Cleaning

Proses pembersihan data dilakukan pada transaksi transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma dengan mengambil kolom "Nama Produk" pada *dataframe*, kemudian menerapkan metode *.str.strip()* untuk menghilangkan karakter *whitespace*/spasi di awal dan akhir dari setiap nilai pada kolom tersebut.

Penghapusan baris pada *dataframe* jika pada kolom "Nomor Ref" terdapat nilai yang hilang/NaN dilakukan untuk menghilangkan nilai dari Nomor Ref yang tidak memiliki nilai atau kosong yang nantinya akan mengganggu dariapda proses perhitungan pada tahapan selanjutnya.

## Data Transformation

Dilakukan perubahan pada tipe data Nomor Ref selanjutnya adalah mengelompokkan data berdasarkan Nomor Ref dan Nama Produk. Pengelompokan ini dilakukan dikarenakan data yang nantinya akan diolah merupakan data dari Nomor Ref dan Nama Produk dengan menjumlahkan nilai dari setiap QTY dari Nomor Ref dan Nama Produk dan mengisi nilai yang kosong dengan nilai 0.

<b>Nama Produk</b>  <b>Nomor Ref</b>	ACETYLSIST EIN NULAB 200MG	ALOCCLAIR PLUS GEL	AMBEVE N	AMLODI PIN	AMOXIC ILLIN
RJJ-0000001	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RJJ-0000002	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
RJJ-0000003	0.0	0.0	0.0	3.0	0.0
RJJ-0000004	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

## Hot Encode

Dilakukan perubahan pada nilai QTY dengan mengubah menjadi bentuk biner. Proses pengubahan tersebut dilakukan dengan menggunakan *hot encode* yang didefinisikan jika  $X \leq 0$  maka bernilai *false* dan akan menjadi 0 lalu jika  $X > 0$  maka bernilai *true* dan akan menjadi 1

Fungsi *hot encode* adalah untuk mengubah data kategorikal menjadi bentuk yang bisa diproses pada perhitungan menggunakan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT

<div> <div> Nama Produk </div> <div> Nomor Ref </div> </div>	ACETYLSIST EIN NULAB 200MG	ALOCCLAIR PLUS GEL	AMBEVE N	AMLODI PIN	AMOXIC ILLIN
RJJ-0000001	False	False	False	False	False
RJJ-0000002	False	False	False	False	False
RJJ-0000003	False	False	False	True	False
RJJ-0000004	False	False	False	False	False

## Pengolahan Algoritma Apriori

Pada pengujian pertama dari data yang telah dilakukan *data transformation* kemudian dilakukan perhitungan menggunakan algoritma Apriori dimana menghasilkan *itemset* beserta nilai *support* nya.

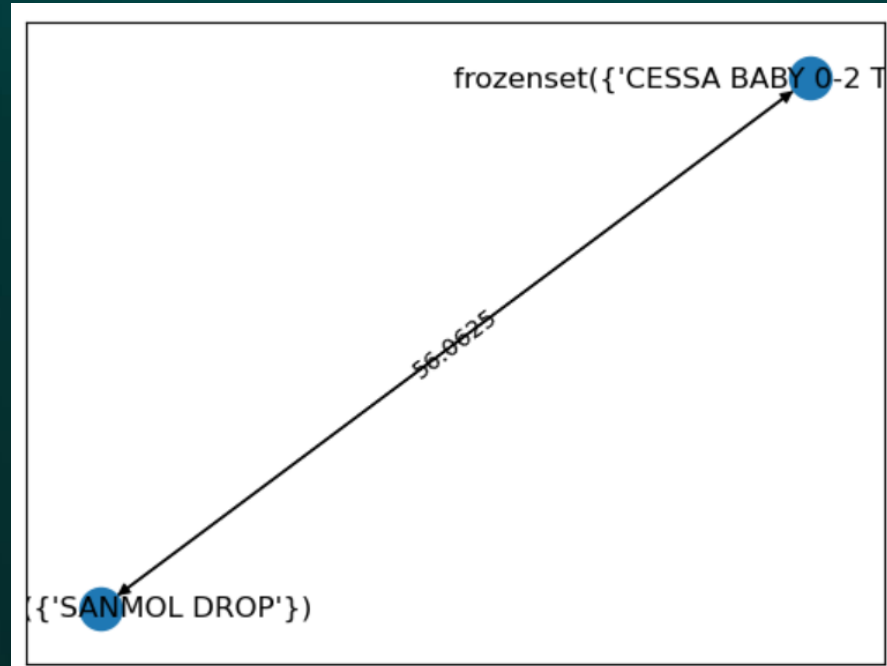
Support	Itemset
0.013378	ACETYLCYSTEINE NULAB 200MG
0.010033	ALOCLAIR PLUS GEL 8 GRAM TUBE
0.013378	AMBEVEN BOX 10 BLS
0.013378	AMLODIPIN 5MG
0.016722	AMOXICILLIN 500 MG

Pada pengujian pertama dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Hasil selanjutnya yaitu adalah *rules* dari data transaksi penjualan obat yang menghasilkan 2 *rules*. Hasil dari adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00489 detik.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625
SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625



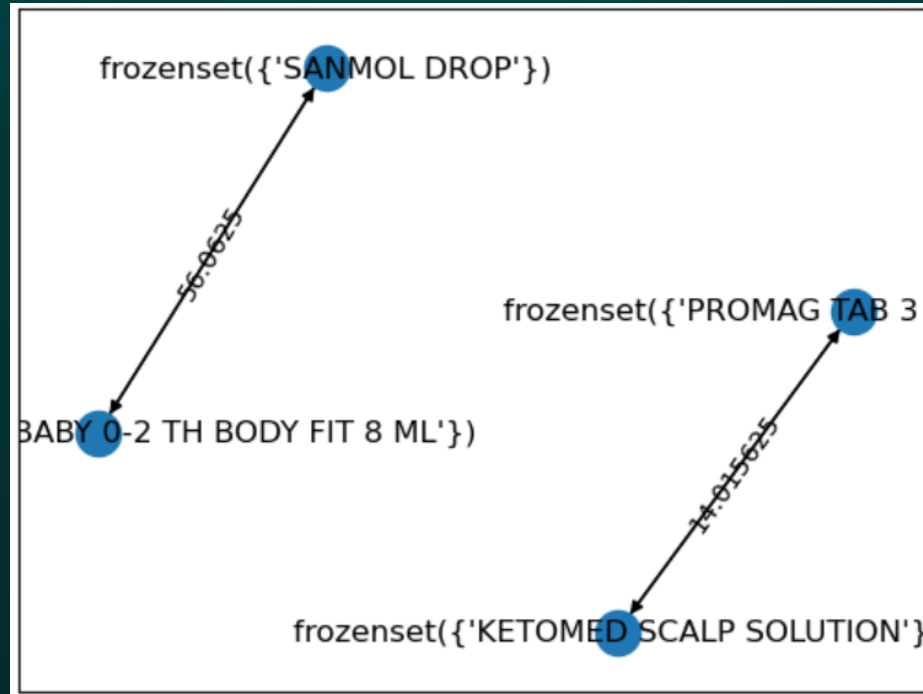
Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan *network graph* Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari kedua item tersebut.



Pengujian kemudian dilanjutkan dengan model pengujian dimana nilai *minimum support* adalah 0.01 sedangkan nilai dari *minimum confidence* adalah 0.3. Dalam model pengujian ini dihasilkan 4 aturan asosiasi dari data transaksi penjualan obat. Hasil dari waktu komputasi pada perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00400 detik.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625
SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625
PROMAG TAB 3 STRIP	KETOMED SCALP SOLUTION	0.010033	0.375	14.015625
KETOMED SCALP SOLUTION	PROMAG TAB 3 STRIP	0.010033	0.375	14.015625

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan *network graph* Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari kedua item tersebut.



## Pengolahan Algoritma FP-Growth

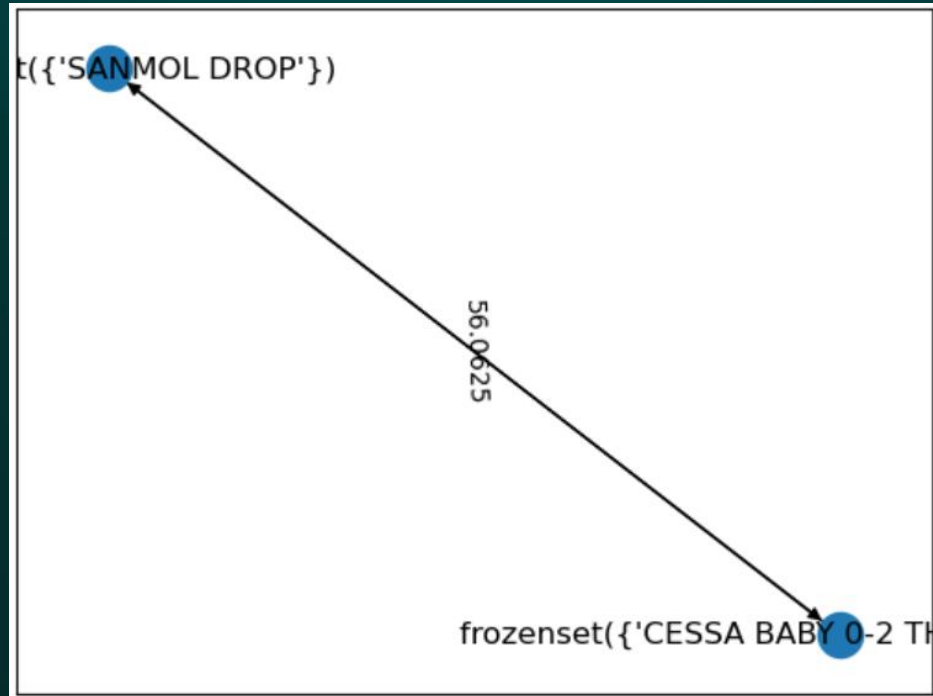
Pada pengujian pertama dari data yang telah dilakukan *data transformation* kemudian dilakukan perhitungan menggunakan algoritma FP-Growth dimana menghasilkan *itemset* beserta nilai *support* nya.

Support	Itemset
0.013378	SAKATONIK ABC GRAPE
0.026756	MINYAK KAYU PUTIH LANG
0.036789	NEUROBION 5 STRIP
0.013378	MINYAK HERBA SINERGI
0.013378	AMLODIPIN

Pada pengujian pertama dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Hasil selanjutnya yaitu adalah *rules* dari data transaksi penjualan obat yang menghasilkan 2 *rules*. Hasil dari adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma FP-Growth pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00300 detik.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625
SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan *network graph*. Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan *edge* merupakan *lift ratio* dari kedua item tersebut.

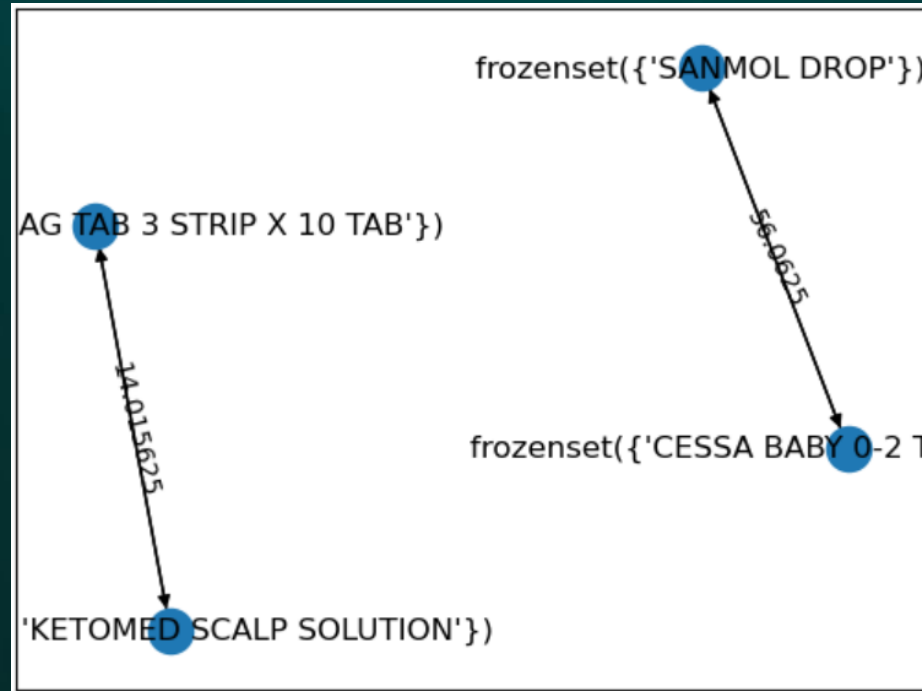


Pengujian kemudian dilanjutkan dengan model pengujian dimana nilai *minimum support* adalah 0.01 sedangkan nilai dari *minimum confidence* adalah 0.3. Dalam model pengujian ini dihasilkan 4 aturan asosiasi dari data transaksi penjualan obat. Hasil dari waktu komputasi pada perhitungan algoritma FP-Growth pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00202 detik.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
PROMAG TAB 3 STRIP	KETOMED SCALP SOLUTION	0.010033	0.375	14.015625
KETOMED SCALP SOLUTION	PROMAG TAB 3 STRIP	0.010033	0.375	14.015625
CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625
SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625



Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan *network graph* Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari kedua item tersebut.





## Pengolahan Algoritma ECLAT

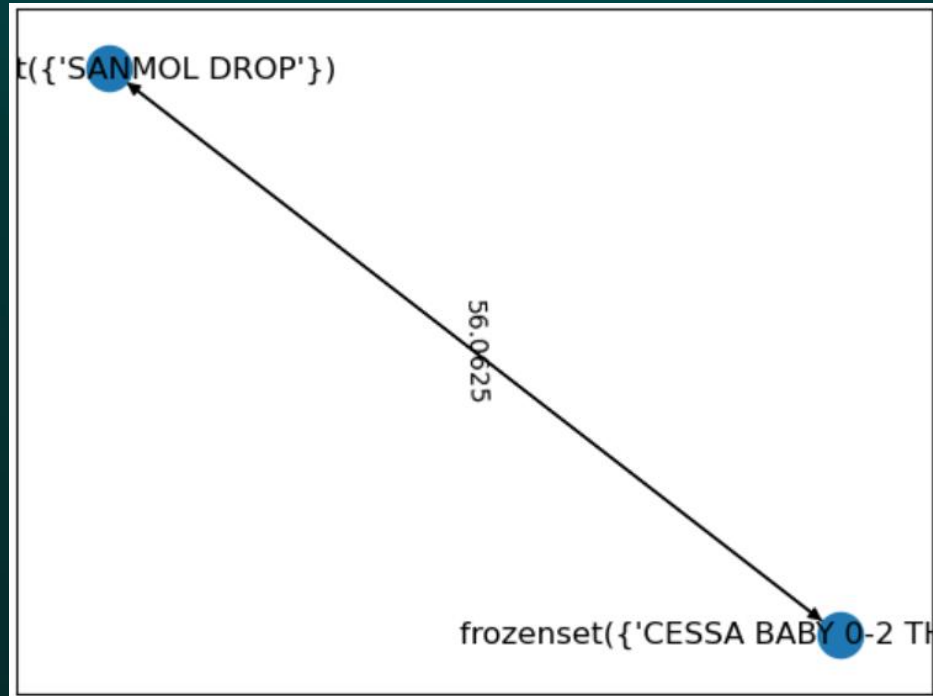
Pada pengujian pertama dari data yang telah dilakukan *data transformation* kemudian dilakukan perhitungan menggunakan algoritma ECLAT dimana menghasilkan *itemset* beserta nilai *support* nya.

Support	Itemset
0.013378	ACETYLSISTEIN NULAB 200MG
0.010033	ALOCCLAIR PLUS GEL
0.013378	AMBEVEN BOX 10 BLS
0.013378	AMLODIPIN
0.016722	AMOXICILLIN

Pada pengujian pertama dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Hasil selanjutnya yaitu adalah *rules* dari data transaksi penjualan obat yang menghasilkan 2 *rules*. Hasil dari adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma ECLAT pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00200 detik.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625
SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625

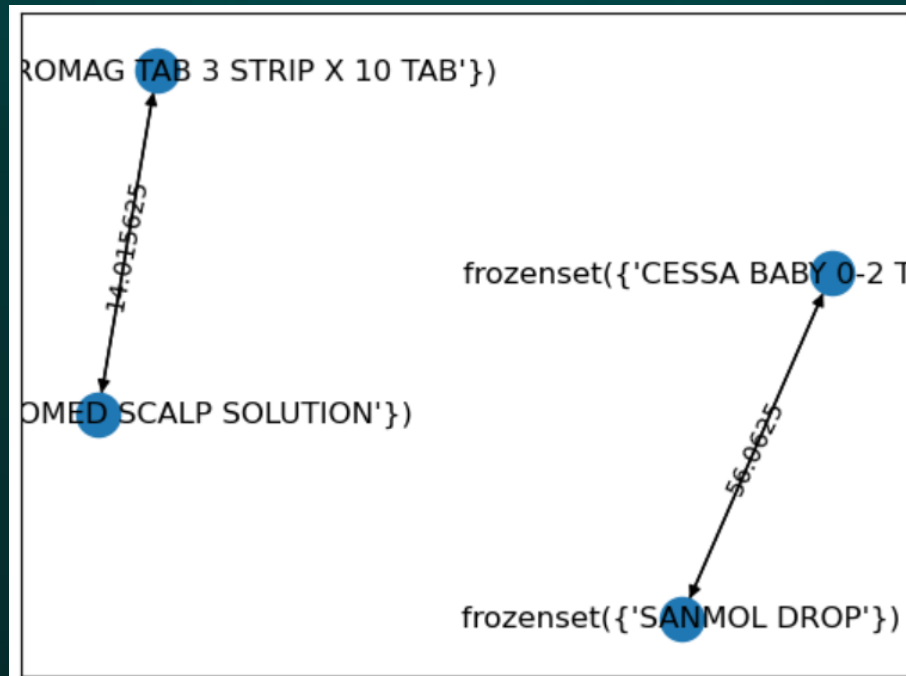
Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan *network graph* Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari kedua item tersebut.



Pengujian kemudian dilanjutkan dengan model pengujian dimana nilai *minimum support* adalah 0.01 sedangkan nilai dari *minimum confidence* adalah 0.3. Dalam model pengujian ini dihasilkan 4 aturan asosiasi dari data transaksi penjualan obat. Hasil dari waktu komputasi pada perhitungan algoritma ECLAT pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00214 detik.

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625
SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625
KETOMED SCALP SOLUTION	PROMAG TAB 3 STRIP	0.010033	0.375	14.015625
PROMAG TAB 3 STRIP	KETOMED SCALP SOLUTION	0.010033	0.375	14.015625

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan *network graph* Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari kedua item tersebut.



## Evaluasi Hasil

Dari hasil perhitungan pada proses sebelumnya dihasilkan beberapa *itemset* beserta nilai supportnya dan beberapa kemunculan *rules* dari data transaksi penjualan obat. Selain itu juga terdapat hasil dari berapa lama waktu komputasi yang dilalui untuk menyelesaikan perhitungan dari ketiga algoritma diatas. Proses pengujian pada tahapan pengolahan algoritma diatas berfungsi untuk mengetahui perbedaan keluaran hasil dengan merubah nilai *minimum confidence* pada setiap pengujian. Sehingga dapat dilakukan perbandingan hasil manakah dari model pengujian pada ketiga algoritma diatas yang menghasilkan aturan yang paling baik.

Algoritma	Min Sup	Min Con	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift	Waktu
APRIORI	0.01	0.5	CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625	0.00489
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625	
FP-Growth	0.01	0.5	CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625	0.00300
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625	
ECLAT	0.01	0.5	CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625	0.00200
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625	
APRIORI	0.01	0.3	CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625	0.00400
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625	
			PROMAG TAB 3 STRIP	KETOMED SCALP SOLUTION	0.010033	0.375	14.015625	
			KETOMED SCALP SOLUTION	PROMAG TAB 3 STRIP	0.010033	0.375	14.015625	
FP-Growth	0.01	0.3	PROMAG TAB 3 STRIP	KETOMED SCALP SOLUTION	0.010033	0.375	14.015625	0.00202
			KETOMED SCALP SOLUTION	PROMAG TAB 3 STRIP	0.010033	0.375	14.015625	
			CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625	
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625	
ECLAT	0.01	0.3	CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625	0.00214
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625	
			KETOMED SCALP SOLUTION	PROMAG TAB 3 STRIP	0.010033	0.375	14.015625	
			PROMAG TAB 3 STRIP	KETOMED SCALP SOLUTION	0.010033	0.375	14.015625	



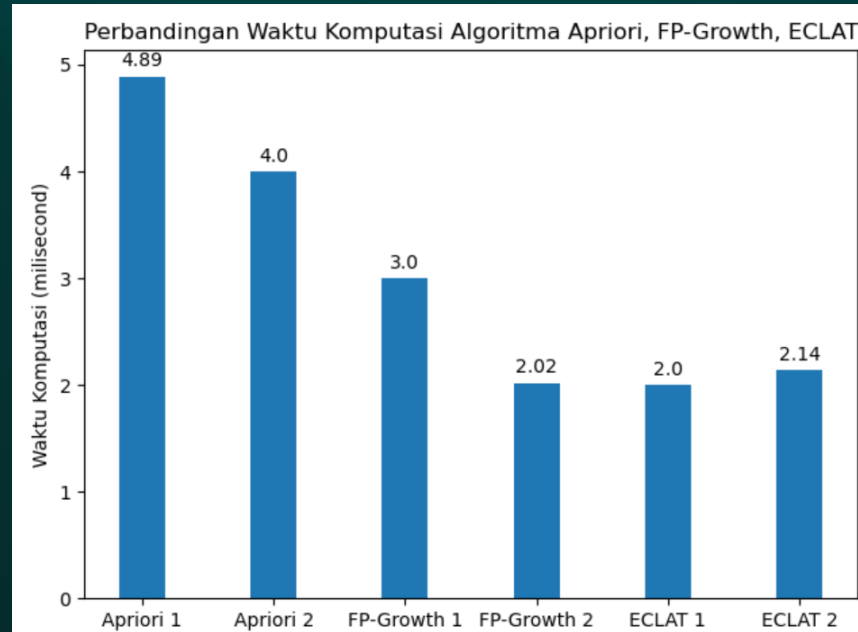
Pada pengujian pertama menggunakan *minimum support* 0.01 dan *minimum confidence* 0.5 *rules* yang dihasilkan berjumlah 2 *rules*. Sedangkan untuk model pengujian kedua dengan menggunakan *minimum support* 0.01 dan *minimum confidence* 0.3 terbentuk 4 *rules*. Terbenetuknya jumlah *rules* yang berbeda ini disebabkan oleh perbedaan dari nilai *minimum confidence* yang ditetapkan.



Pada *rules* yang dihasilkan dari ketiga pengolahan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT memiliki kombinasi *item* yang cenderung sama. Baik pada model pengujian pertama yang menghasilkan kombinasi *item* yang cenderung sama yaitu antara CESSA BABY 0-2 dengan SANMOL DROP. Alasan mengapa algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dapat menghasilkan aturan asosiasi dan kombinasi itemset yang cenderung sama meskipun merupakan algoritma yang berbeda dapat dilihat dari beberapa faktor berikut:

1. Mereka semua mengimplementasikan teknik association rule mining dengan pendekatan yang sama.
2. *Nature* dan distribusi data yang dimasukan.
3. Parameter yang digunakan hampir sama.

Ketiga algoritma tersebut memiliki langkah-langkah yang berbeda dalam menemukan hasil dari *frequent item* dari data yang telah diinputkan. Perbedaan dalam proses pencarian *frequent item* dari ketiga algoritma tersebut juga akan mempengaruhi seberapa lama waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan proses dari pencarian *frequent item* itu sendiri.



Dari perbandingan waktu komputasi oleh ketiga algoritma tersebut dapat dilihat bahwa algoritma Apriori membutuhkan waktu lebih lama dibandingkan dengan algoritma FP-Growth dan ECLAT.

Pada proses algoritma ECLAT tidak dilakukan proses iterasi yang banyak yang berarti ECLAT tidak perlu memindai seluruh *database* setiap kali mencari *itemset* yang sering muncul, yang dapat menghemat waktu komputasi. Algoritma ECLAT juga menggunakan pendekatan *depth first* yang lebih efisien dalam menemukan *itemset* yang sering muncul dibandingkan dengan pendekatan *level by level* yang digunakan oleh Apriori.

Algoritma ECLAT yang lebih cepat juga sesuai dengan penelitian oleh Lisnawita and Devega, 2018 yang membandingkan algoritma Apriori dengan ECLAT serta penelitian oleh Wijaya, 2019 yang membandingkan algoritma ECLAT dengan FP-Growth.

## Analisis Hasil

Mengacu pada faktor yang mempengaruhi performa pada pengolahan algoritma yang telah dipaparkan pada laporan di kajian pustaka maka dilakukan analisa pada hasil yang telah didapat. Perolehan hasil pengolahan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT serta evaluasi hasil yang dilakukan maka ditemukan bahwa algoritma ECLAT pada model pengujian pertama dengan nilai *minimum support* 0.01 dan nilai *minimum confidence* 0.5 dengan waktu komputasi selama 2 ms adalah yang paling efisien dalam penelitian ini.

<b>Algoritma</b>	<b>Min Sup</b>	<b>Min Con</b>	<b>Antecedents</b>	<b>Consequents</b>	<b>Support</b>	<b>Confidence</b>	<b>Lift</b>	<b>Waktu</b>
ECLAT	0.01	0.5	CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.01003 3	0.75	56.0625	0.00 200
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.01003 3	0.75	56.0625	

Dari hasil algoritma ECLAT dapat dijabarkan bahwa untuk item CESSA BABY 0-2 memiliki keterkaitan dengan item SANMOL DROP dan begitu pula sebaliknya.

Nilai support menunjukkan persentase transaksi di database yang mengandung kedua itemset. Di sini adalah 0.010033 atau 1.0033% dimana memenuhi minimum support 0.01. Sedangkan nilai confidence adalah tingkat kepastian aturan tersebut, di sini 0.75 atau 75%. Artinya 75% pelanggan yang membeli "CESSA BABY 0-2" juga membeli "SANMOL DROP" begitu pula sebaliknya.

Nilai *lift* menunjukkan seberapa sering item dalam *Consequents* muncul jika *Antecedents* terjadi, dibandingkan *expected random occurrence*. Nilai  $> 1$  menunjukkan positif *correlation*.



Selanjutnya dilakukan validasi dari hasil perhitungan data mining dengan bantuan dari pakar dalam urusan farmasi. Hal ini ditujukan untuk mengetahui dan memvalidasi apakah hasil perhitungan dari data mining relevan dengan keadaan asli.

Beliau memaparkan bahwa produk CESSA BABY 0-2 TH BODY FIT 8 ML merupakan obat yang dikhususkan untuk bayi dan balita untuk menangani masalah kesehatan yang memiliki gejala hidung tersumbat, batuk dan flu, dan sulit untuk bernafas. Sedangkan pada produk SANMOL DROP merupakan obat dengan kandungan paracetamol yang digunakan untuk meringankan rasa nyeri dan menurunkan demam.

Hal ini berkaitan dimana salah satu gejala utama demam adalah panas tinggi serta disertai beberapa gejala seperti batuk pilek dan flu. Serta lingkungan disekitar apotek merupakan perumahan yang tergolong baru dimana banyak dari warga adalah keluarga muda dan memiliki balita.



06

# Kesimpulan

# Kesimpulan

1. Algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT berhasil diimplementasikan untuk menentukan pola pembelian obat pada data transaksi Apotik Hazmi Farma. Ketiga algoritma mampu mengekstraksi aturan asosiasi berupa keterkaitan antar item obat yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan.
2. Aturan asosiasi yang paling signifikan ditemukan adalah antara obat CESSA BABY dan SANMOL DROP dengan nilai confidence 75% dan lift ratio 56. Artinya kemungkinan pelanggan yang membeli CESSA BABY juga membeli SANMOL DROP sangat tinggi. Hal ini relevan karena kedua jenis obat tersebut digunakan untuk mengobati gejala yang saling terkait pada balita.
3. Algoritma ECLAT pada model pengujian pertama dengan nilai *minimum support* 0.01 dan nilai *minimum confidence* 0.5 dengan waktu komputasi selama 2 ms adalah yang paling tepat dan efektif dalam pengolahan data transaksi pembelian obat apotek Hazmi Farma.

# Saran

## **Menggunakan rentang data transaksi dalam jangka Panjang**

Penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan rentang data transaksi dalam jangka waktu yang lebih panjang, misalnya 2 atau 3 tahun. Hal ini akan membuat pola pembelian obat oleh pelanggan tergambar dengan lebih komprehensif. Selain itu, dengan data dalam rentang panjang algoritma asosiasi dapat menangkap pola pembelian musiman atau tren jangka panjang.

## **Melakukan pembagian dataset secara acak**

Pembagian dataset transaksi Apotik Hazmi Farma secara acak akan memungkinkan adanya data untuk proses pelatihan algoritma asosiasi, dan data lainnya untuk proses pengujian algoritma. Cara ini akan menguji seberapa baik dan akurat model aturan asosiasi yang dibangun dapat bekerja pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

## **Implementasi untuk pengembangan strategi pemasaran**

Aturan asosiasi item obat yang berhasil dibangun dapat langsung diimplementasikan oleh manajemen Apotik Hazmi Farma untuk pengembangan strategi pemasaran dan penjualan produknya, misalnya untuk program promosi paket atau bundling produk. Personalisasi penawaran berdasarkan riwayat pembelian pelanggan juga dapat dilakukan dengan memanfaatkan model asosiasi yang telah terbentuk.



**Sekian  
Terima kasih**