

**ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA ASOSIASI  
APRIORI, FP-GROWTH, DAN ECLAT DALAM PENENTUAN  
POLA PEMBELIAN OBAT**

**SKRIPSI**



**UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A**

**Disusun Oleh :**

**M. ALFAN NASHRULLAH**

**H06219008**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI**

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

**UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA**

**2024**

**ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA ASOSIASI  
APRIORI, FP-GROWTH, DAN ECLAT DALAM PENENTUAN  
POLA PEMBELIAN OBAT**

**SKRIPSI**

Diajukan guna memenuhi salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) pada program studi Sistem Informasi



**UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A**

**Disusun Oleh :**

**M. ALFAN NASHRULLAH**

**H06219008**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI**

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

**UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA**

**2024**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

NAMA : M. ALFAN NASHRULLAH

NIM : H06219008

PROGRAM STUDI : SISTEM INFORMASI

ANGKATAN : 2019

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul “Analisis Perbandingan Algoritma Asosiasi Apriori, FP-Growth, dan ECLAT Dalam Penentuan Pola Pembelian Obat”. Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 15 Desember 2023

Yang Menyatakan



M. Alfian Nashrullah

NIM H06219008

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh :

NAMA : M. ALFAN NASHRULLAH

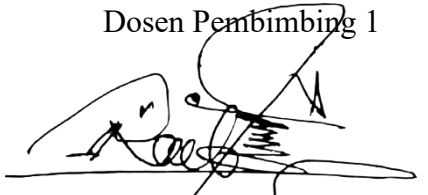
NIM : H06219008

JUDUL : Analisis Perbandingan Algoritma Asosiasi Apriori, FP-Growth,  
dan ECLAT Dalam Penentuan Pola Pembelian Obat


Ini telah diperiksa dan diizinkan untuk diuji.

Surabaya, 15 Desember 2023

Dosen Pembimbing 1

  
Mujib Ridwan, S.Kom., M.T  
NIP 198604272014031004

Dosen Pembimbing 2

  
Bayu Adhi Nugroho, Ph.D  
NIP 197905182014031001

## PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi M.Alfan Nashrullah ini telah dipertahankan  
di depan tim penguji skripsi  
di Surabaya, 2 Januari 2024

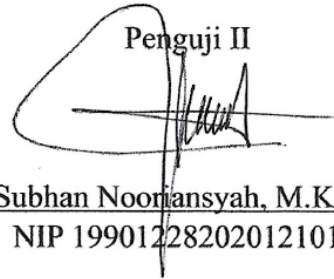
**Mengesahkan,  
Dewan Penguji**

Penguji I



Dwi Rolliawati, M.T  
NIP 197909272014032001

Penguji II



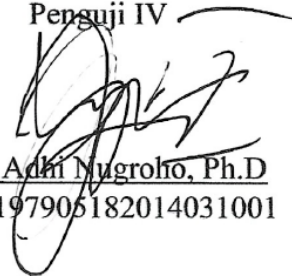
Subhan Nooriansyah, M.Kom  
NIP 199012282020121010

Penguji III



Mujib Ridwan, S.Kom., M.T  
NIP 198604272014031004

Penguji IV



Bayu Adhi Nugroho, Ph.D  
NIP 197905182014031001

**Mengetahui,**



Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Sunan Ampel Surabaya

  
Saepul Hamdani, M.Pd  
NIP 196507312000031002



**KEMENTERIAN AGAMA  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA  
PERPUSTAKAAN**

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300  
E-Mail: [perpus@uinsby.ac.id](mailto:perpus@uinsby.ac.id)

**LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : M. Alfian Nashrullah  
NIM : H06219008  
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi / Sistem Informasi  
E-mail address : [h06219008@student.uinsby.ac.id](mailto:h06219008@student.uinsby.ac.id)

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

☒ Skripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)

yang berjudul :

**ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA ASOSIASI APRIORI, FP-GROWTH, DAN**

**ECLAT DALAM PENENTUAN POLA PEMBELIAN OBAT**

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 20 Februari 2024

Penulis

(M. Alfian Nashrullah)  
*nama terang dan tanda tangan*

## UCAPAN TERIMAKASIH

Alhamdulillahirabbil'alamin, segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW beserta keluarga, sahabat dan para pengikutnya.

Skripsi ini dapat diselesaikan berkat bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. A. Saepul Hamdani, M.Pd., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Ampel Surabaya.
2. Bapak Mujib Ridwan, S.Kom., M.T., dan Bapak Bayu Adhi Nugroho, Ph.D., selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu untuk membimbing dan mengarahkan penulis dalam penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Dwi Rolliawati, M.T, dan Bapak Subhan Nooriansyah, M.Kom, selaku dosen penguji yang telah meluangkan waktu untuk menguji dan mengarahkan penulis dalam skripsi ini.
4. Ibu Dwi Rolliawati, M.T, selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Ampel Surabaya.
5. Kepada almarhum dan almarhumah orang tua, serta keluarga, serta teman-teman seperjuangan yang selalu memberikan doa, dukungan dan semangat sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

Semoga skripsi ini dapat memberikan kontribusi dan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan. Penulis juga menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan untuk perbaikan di masa mendatang.

Surabaya, 15 Desember 2023

Penulis

## KATA PENGANTAR

Dengan mengucapkan syukur ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga saya dapat menyelesaikan penulisan skripsi yang berjudul “Analisis Algoritma Asosiasi *Data Mining* Apriori, FP-Growth, dan ECLAT dalam Menentukan Pola Pembelian Obat Apotik Hazmi Farma”. Shalawat serta salam semoga terlimpahkan kepada junjungan kita Nabi Agung Muhammad SAW, yang telah membimbing kita dari kegelapan menuju jalan terang benderang ini.

Penulisan skripsi ini merupakan salah satu persyaratan yang harus dipenuhi untuk menyelesaikan pendidikan Strata 1 (S1) pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya. Penulis menyadari bahwa tidak akan mampu menyelesaikan skripsi ini tanpa adanya bimbingan, dukungan, dan bantuan dari berbagai pihak.

Penulis menyadari bahwa penulisan skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan untuk perbaikan dan pengembangan lebih lanjut. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberi manfaat bagi para pembaca dan kemajuan ilmu pengetahuan.

Surabaya, 15 Desember 2023

Penulis



## **ABSTRAK**

### **ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA ASOSIASI APRIORI, FP-GROWTH, DAN ECLAT DALAM PENENTUAN POLA PEMBELIAN OBAT**

Oleh:

M. Alfian Nashrullah

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan algoritma asosiasi data mining Apriori, FP-Growth, dan ECLAT dalam menentukan pola pembelian obat di Apotik Hazmi Farma. Data transaksi penjualan obat periode Maret 2022 hingga Maret 2023 diolah menggunakan ketiga algoritma tersebut untuk mengekstraksi aturan asosiasi berupa keterkaitan antar item obat yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan. Hasilnya menunjukkan bahwa aturan paling signifikan ditemukan antara obat CESSA BABY dan SANMOL DROP dengan nilai confidence 75% dan lift ratio 56. Algoritma ECLAT terbukti paling efektif dan akurat dalam menentukan pola pembelian obat di Apotik Hazmi Farma dengan waktu komputasi paling singkat yaitu 2 ms. Aturan asosiasi item obat yang berhasil dibangun dapat diimplementasikan untuk pengembangan strategi pemasaran dan promosi produk Apotik Hazmi Farma.

**Kata Kunci :** *Data Mining, Asosiasi, Apriori, FP-Growth, ECLAT*

## **ABSTRACT**

### **COMPARATIVE ANALYSIS OF APRORI, FP-GROWTH, AND ECLAT ASSOCIATION ALGORITHM IN DETERMINING MEDICINE PURCHASING PATTERNS**

By:

M. Alfian Nasrullah

This research aims to analyze and compare the data mining association algorithms Apriori, FP-Growth, and ECLAT in determining drug purchasing patterns at the Hazmi Farma Pharmacy. Drug sales transaction data for the period March 2022 to March 2023 were processed using these three algorithms to extract association rules in the form of relationships between drug items that are often purchased together by customers. The results show that the most significant rule was found between the drugs CESSA BABY and SANMOL DROP with a confidence value of 75% and a lift ratio of 56. The ECLAT algorithm was proven to be the most effective and accurate in determining drug purchasing patterns at the Hazmi Farma Pharmacy with the shortest computing time, namely 2 ms. The drug item association rules that have been successfully developed can be implemented to develop marketing and promotion strategies for Hazmi Farma Pharmacy products.

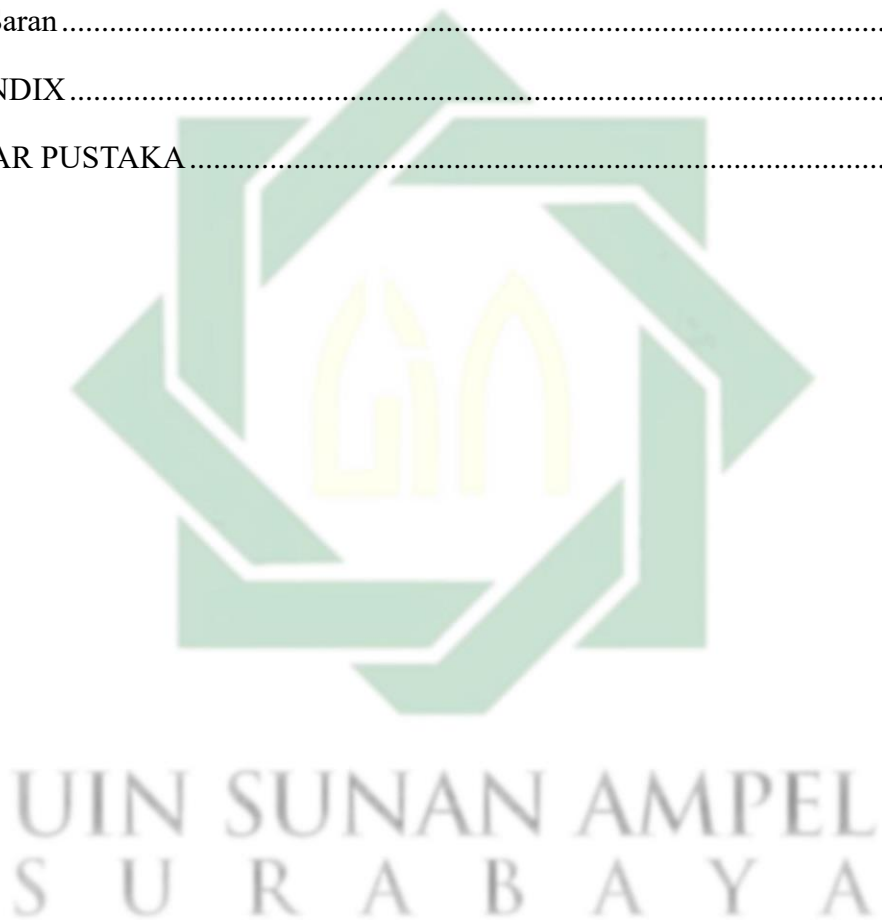
**Keywords: Data Mining, Association, Apriori, FP-Growth, ECLAT**

## DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN .....	i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING .....	ii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI.....	iii
LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	iv
UCAPAN TERIMAKASIH .....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	viii
DAFTAR ISI .....	ix
DAFTAR GAMBAR .....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiii
BAB I .....	1
PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II.....	6
KAJIAN PUSTAKA .....	6
2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu .....	6
2.2 Dasar Teori .....	9
2.2.1 <i>Data mining</i> .....	9
2.2.2 <i>Machine Learning</i> .....	14

2.2.3 Association Rule Mining (Aturan Asosiasi).....	15
2.2.4 Algoritma FP-Growth.....	17
2.2.5 Algoritma Apriori.....	18
2.2.6 Algoritma ECLAT.....	20
2.2.7 Evaluasi Model.....	22
2.3 Integrasi Keilmuan.....	25
BAB III.....	27
METODE PENELITIAN.....	27
3.1 Identifikasi Masalah.....	27
3.2 Studi Pustaka.....	27
3.3 Pengumpulan Data.....	28
3.4 Preprocessing Data.....	29
3.5 Pengolahan Data Menggunakan Algoritma Apriori, Algoritma FP-Growth, dan Algoritma ECLAT.....	30
3.5.1 Algoritma Apriori.....	31
3.5.2 Algoritma FP-Growth.....	31
3.5.3 Algoritma ECLAT.....	32
3.6 Evaluasi Hasil.....	33
BAB IV.....	36
HASIL DAN PEMBAHASAN.....	36
4.1 Pengumpulan Data.....	36
4.2 Preprocessing Data.....	38
4.2.1 Data Cleaning.....	38
4.2.2 Data Transformation.....	39
4.3 Pengolahan Algoritma Apriori.....	41
4.4 Pengolahan Algoritma FP-Growth.....	44

4.5 Pengolahan Algoritma ECLAT.....	47
4.6 Evaluasi Hasil.....	50
4.7 Analisis Hasil.....	55
BAB V.....	59
KESIMPULAN.....	59
5.1 Kesimpulan.....	59
5.2 Saran.....	59
APPENDIX.....	60
DAFTAR PUSTAKA.....	61



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Metode dalam proses penambahan data.....	10
Gambar 2. 2 Workflow Machine Learning .....	15
Gambar 2. 3 Alur Algoritma Apriori .....	20
Gambar 2. 4 Langkah-Langkah Algoritma ECLAT .....	21
Gambar 3. 1 Flowchart tahapan – tahapan penelitian .....	27
Gambar 3. 2 Flowchart Algoritma Apriori .....	31
Gambar 3. 3 Flowchart Algoritma FP-Growth .....	32
Gambar 3. 4 Flowchart Algoritma ECLAT .....	32
Gambar 4. 1 Network Graph Item Penjualan Obat .....	38
Gambar 4. 2 Network Graph Algoritma Apriori Model Pengujian 1 .....	42
Gambar 4. 3 Network Graph Algoritma Apriori Model Pengujian 2 .....	44
Gambar 4. 4 Network Graph Algoritma FP-Growth Model Pengujian 1 .....	45
Gambar 4. 5 Network Graph Algoritma FP-Growth Model Pengujian 2 .....	47
Gambar 4. 6 Network Graph Algoritma ECLAT Model Pengujian 1 .....	48
Gambar 4. 7 Network Graph Algoritma ECLAT Model Pengujian 2 .....	50
Gambar 4. 8 Perbandingan Rules yang Dihasilkan .....	53
Gambar 4. 9 Perbandingan Waktu Komputasi .....	55

UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Terdahulu .....	6
Tabel 3. 1 Sampel Data Transaksi Apotek Hazmi Farma.....	28
Tabel 3. 2 Model Pengujian Algoritma .....	30
Tabel 3. 3 Kerangka Model Pengujian 1 .....	34
Tabel 3. 4 Kerangka Model Pengujian 2 .....	34
Tabel 4. 1 Contoh Data Transaksi Penjualan Obat Apotek Hazmi Farma .....	36
Tabel 4. 2 Transformasi Data Transaksi Penjualan Obat .....	39
Tabel 4. 3 Hot Encode Data Transaksi Penjualan Obat .....	40
Tabel 4. 4 Itemset dan Support Algoritma Apriori .....	41
Tabel 4. 5 Rules Algoritma Apriori Model Pengujian 1 .....	41
Tabel 4. 6 Rules Algoritma Apriori Model Pengujian 2 .....	43
Tabel 4. 7 Itemset dan Support Algoritma FP-Growth .....	44
Tabel 4. 8 Rules Algoritma FP-Growth Model Pengujian 1 .....	45
Tabel 4. 9 Rules Algoritma FP-Growth Model Pengujian 2 .....	46
Tabel 4. 10 Itemset dan Support Algoritma ECLAT .....	47
Tabel 4. 11 Rules Algoritma ECLAT Model Pengujian 1 .....	48
Tabel 4. 12 Rules Algoritma ECLAT Model Pengujian 2 .....	49
Tabel 4. 13 Hasil Perhitungan Algoritma .....	51
Tabel 4. 14 Hasil Pengolahan Algoritma ECLAT .....	57

UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Dalam era digital yang terus berkembang, perusahaan-perusahaan menghadapi tantangan besar dalam memanfaatkan data yang ada untuk mengoptimalkan strategi pemasaran. Industri farmasi, termasuk Apotek Hazmi Farma tidak terkecuali yang baru memulai dalam bisnis di industri farmasi dan dengan saingan yang kompetitif. Apotek Hazmi Farma merupakan salah satu unit bisnis yang berjalan pada bidang kesehatan farmasi dengan unit bisnis penjualan obat-obatan. Dalam bisnisnya apotek Hazmi Farma melayani penjualan berbagai macam obat umum serta melayani obat berdasarkan resep dokter. Pada zaman digital ini tentunya harus memahami pentingnya menerapkan pendekatan yang cerdas dalam memahami pola pembelian pelanggan dan menggunakannya untuk mengembangkan strategi pemasaran produk yang efektif (Utami and Firdaus, 2018). Dalam mencari pola pembelian pelanggan dapat dilakukan dengan cara matematis dan memanfaatkan teknologi. Salah satunya adalah metode *data mining* asosiasi.

Dapat ditemukan hubungan tersembunyi menggunakan data mining asosiasi untuk menghubungkan *item-item* dalam *data-set*, salah satu teknik analisis data yang sangat efektif. Metode asosiasi ini menggunakan tiga algoritma yaitu Apriori, FP-Growth (Frequent Pattern-Growth), dan ECLAT (*Equivalence Class Transformation*). Algoritma Apriori adalah jenis aturan penambangan data asosiatif dengan sering melakukan pencarian *item-set* untuk memproses informasi lebih lanjut, dan biasanya dengan memperhatikan kandidat yang muncul lebih dulu, memperhatikan *minimum support* (Ardiansyah, Hidayati and Kom, 2016). Selanjutnya untuk algoritma FP-Growth memungkinkan identifikasi yang efisien dari pola pembelian yang signifikan dalam *data-set* tanpa perlu mencari *database* lagi untuk setiap *item* (Junaidi, 2019). Untuk algoritma ECLAT, itu sangat sederhana untuk mencari himpunan elemen yang paling sering terlihat. Pada dasarnya, itu melakukan pencarian awal pada database vertikal, sementara database



horizontal sebelumnya harus diubah menjadi vertikal (Lisnawita and Devega, 2018). Dalam konteks Apotik Hazmi Farma, data mining asosiasi dapat membantu dalam mengidentifikasi pola pembelian obat-obatan yang sering terjadi bersamaan. Misalnya, dapat terungkap bahwa pelanggan yang membeli obat flu cenderung juga membeli obat batuk. Pengetahuan tentang pola-pola pembelian ini dapat memberikan wawasan berharga dalam mengembangkan strategi pemasaran yang lebih efektif. Dari ketiga algoritma diatas terdapat perbedaan dalam ketepatan serta akurasi dalam menentukan pola dari data yang diolah. Hal itu tergantung dari bagaimana bentuk data yang diperoleh dan model datanya. Oleh karena itu tingkat keakuratan dari algoritma – algoritma tersebut berbeda – beda sesuai dengan model data yang diperoleh.

Terdapat beberapa literatur penelitian sebelumnya yang juga membahas topik penelitian ini. Studi yang dilakukan oleh (Lisnawita and Devega, 2018), penelitian ini membahas analisis perbandingan algoritma ECLAT dan apriori untuk mencari tahu bagaimana buku diinjam di Perpustakaan Universitas Lancang Kuning. Tujuan dari *research* yang dilakukan adalah untuk mengetahui pola pinjaman buku yang terdiri dari banyak buku yang dipinjam secara bersamaan, juga untuk mengevaluasi kinerja algoritma apriori dan ECLAT. Dari studi tersebut dihasilkan bahwa pola yang terbentuk oleh algoritma ECLAT dan apriori memiliki 20 *item* yang sering terbentuk bersamaan, dengan dukungan minimum 0,01%, keyakinan 0,875, serta saran buku: *Marketing Management* 9e Volume 1. Selain itu, algoritma ECLAT membutuhkan waktu eksekusi yang lebih efektif daripada algoritma apriori.

Selain itu, penelitian sebelumnya oleh (Wijaya, 2019) di mana peneliti mempelajari data transaksi penjualan di Minimarket 212 Mart Veteran Utama dengan menggunakan teknik data mining aturan asosiasi untuk menemukan kebiasaan pembelian pelanggan. Setelah itu, kami membandingkan penggunaan kedua algoritma FP-Growth dan ECLAT. Menurut penelitian ini, produk pokok seperti Kopi Ok Semende, Gula Super, Beras Raja Platinum 10 kg, Mie Goreng Indomie SPC dan Kari Ayam Indomie, Minyak Goreng Fortune, Kecap Bango dan Segitiga Biru, tepung terigu, dan galon Alfa One beserta isinya adalah barang-barang utama yang dibeli di 212 Mart Veteran Utama. Mengenai penggunaan kedua

algoritma diatas, algoritma FP Growth memunculkan aturan pembelian pola yang lebih banyak dibandingkan dengan ECLAT.

Dari beberapa penelitian terdahulu yang telah dipaparkan yang membahas tentang perbandingan aturan asosiasi menggunakan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT masih kurang adanya penelitian lanjutan untuk membandingkan ketiga algoritma tersebut dalam performa serta akurasi dan presisi untuk dianalisa lebih lanjut. Selain itu belum adanya penelitian tentang relevansi dari produk pembelian obat terhadap suatu penyakit tertentu yang menggunakan aturan asosiasi. Pembahasan ini beserta beberapa pembahasan lain yang telah dipaparkan di atas menjadi latar belakang akan dilakukannya penelitian **Analisis Algoritma Asosiasi Data Mining Apriori, FP-Growth, dan Eclat Dalam Menentukan Pola Pembelian Obat Apotik Hazmi Farma**. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat ditemukan pola-pola pembelian obat yang akurat dan dapat diinterpretasikan untuk mengembangkan strategi pemasaran produk yang lebih efektif.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Dengan mempertimbangkan keadaan sebelumnya, beberapa masalah dapat dirumuskan sebagai berikut :

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.

## **1.3 Batasan Masalah**

Agar studi ini lebih terarah dan tidak melebar dari cakupan masalah yang telah ditentukan, ada batasan masalah yang diperlukan. Batasan-batasan masalah tersebut adalah sebagai berikut :

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*.

#### **1.4 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari kegiatan penelitian ini adalah untuk menemukan solusi untuk masalah berikut :

1. Mengetahui bagaimana impelentasi 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.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

Dengan melakukan penelitian ini, terdapat beberapa keuntungan akademis, seperti :

1. Penelitian ini dapat berfungsi sebagai tindak lanjut dari penelitian serupa di masa mendatang untuk memperbaiki kekurangan atau kekurangan dalam penelitian ini. Selain itu, penelitian ini dapat berfungsi sebagai referensi untuk menganalisis berbagai metode asosiasi data mining dalam penentuan pola pembelian obat.

Ada beberapa keuntungan praktis yang dapat diperoleh dari pelaksanaan penelitian ini, antara lain :

1. Apotik Hazmi Farma dapat mengoptimalkan strategi pemasaran dengan lebih baik dengan memanfaatkan hasil analisis dari algoritma data mining asosiasi.
2. Pengetahuan tentang pola pembelian pelanggan akan membantu menentukan tren pasar, menargetkan promosi yang lebih tepat,

meningkatkan kepuasan pelanggan, dan meningkatkan efisiensi operasional.



## BAB II

### KAJIAN PUSTAKA

#### 2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu

Dikarenakan penelitian harus dilakukan sebagai tolak ukur untuk memberikan inspirasi dan rujukan untuk penelitian yang akan dilakukan, beberapa referensi dievaluasi selama lima tahun terakhir. Berikut merupakan beberapa uraian dan penjabaran yang relevan mengenai penelitian-penelitian sebelumnya yang terkait. Rincian penelitian terdahulu yang relevan dengan topik ini dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Terdahulu

No	Judul	Pengarang dan Tahun	Hasil	Relevansi Penelitian
1	Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Dalam Menentukan Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Universitas Lancang Kuning	Lisnawita and Devega, 2018	Algoritma ECLAT dan apriori memiliki 20 <i>item</i> yang sering terbentuk bersamaan, dengan dukungan minimum 0,01%, keyakinan 0,875	Penggunaan teori dan tahapan dalam perbandingan algoritma apriori dan eclat.
2	Perbandingan Algoritma ECLAT dan FP-GROWTH Pada Penjualan Barang (Studi Kasus : Minimarket 212 Mart Veteran Utama)	Wijaya, 2019	Algoritma FP Growth memunculkan aturan pembelian pola yang lebih banyak dibandingkan dengan ECLAT.	Tahapan dan implementasi perbandingan algoritma eclat dan fp-growth pada data transaksi.

No	Judul	Pengarang dan Tahun	Hasil	Relevansi Penelitian
3	Analisis Pola Asosiasi Data Transaksi Penjualan Minuman Menggunakan Algoritma FP-Growth dan Eclat	Najmi <i>et al.</i> , 2023	Hasil gabungan aturan sampel menunjukkan bahwa algoritma ECLAT lebih efisien jika dibandingkan dengan algoritma Fp-Growth terkait penentuan aturan pola asosiasi.	Analisa serta Langkah-langkah dalam algoritma fp-growth dan eclat dalam menganalisa pola transaksi
4	Analisa dan Perbandingan Metode Algoritma APRIORI dan FP-GROWTH Untuk Mencari Pola Daerah Strategis Pengenalan Kampus Studi Kasus di STKIP Adzkia Padang	Sepri and Afdal, 2017	Pada penelitian ini dari pengujian dengan nilai minimum support sebesar 0.05 dan minimum confidence 0.7 terdapat 19 association rule dengan 8 association rule yang mempunyai kombinasi daerah yaitu hanya pada daerah Pesisir Selatan.	Pengimplementasian Teknik analisa dan perbandingan metode algoritma apriori dan fp-growth

No	Judul	Pengarang dan Tahun	Hasil	Relevansi Penelitian
5	Algoritma APRIORI Dan FP-GROWTH Untuk Analisa Perbandingan Data Penjualan Laptop Berdasarkan Merk Yang Diminati Konsumen (Studi Kasus : INDOCOMPUTER Payakumbuh)	Henando, 2019	Dengan pengaplikasian Apriori dan FP-Growth pada program WEKA 3.7.4, penelitian ini memunculkan himpunan aturan sering dengan nilai kepercayaan tinggi.	Penggunaan tahapan serta teori dalam menganalisa pencarian hasil analisa yang paling baik antara algoritma apriori dan fp-growth
6	Pencarian Pola Asosiasi Untuk Penataan Barang Dengan Menggunakan Perbandingan Algoritma APRIORI Dan FP-GROWTH (Study Kasus DISTRO EPO STORE Pematang)	Salam <i>et al.</i> , 2019	Algoritma FP-Growth lebih cepat dan memiliki lebih banyak aturan asosiasi daripada Apriori karena algoritma ini tidak membutuhkan banyak <i>iterasi</i> .	Teknik pencarian pola asosiasi dengan membandingkan metode algoritma apriori dan fp-growth
7	Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat dalam penentuan pola peminjaman buku pada Perpustakaan Stikes Abdi Nusa Palembang	Veronika and Syakti, 2022	Algoritma Apriori serta ECLAT membuat aturan yang serupa, algoritma ECLAT jauh unggul dibandingkan algoritma Apriori	Langkah-langkah dalam membandingkan algoritma apriori dan eclat dalam penentuan pola data.



No	Judul	Pengarang dan Tahun	Hasil	Relevansi Penelitian
			dari segi kadar dukungan.	
8	Comparison Of Market Basket Analysis To Determine Consumer Purchasing Patterns Using Fp-Growth And Apriori Algorithm	Aldino <i>et al.</i> , 2021	Hasil perbandingan algoritma ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori kurang unggul dibandingkan FP-Growth.	Metode analisis pada pola pembelian dengan membandingkan kinerja antara algoritma fp-growth dan apriori

## 2.2 Dasar Teori

Beberapa teori yang dijadikan sebagai landasan di antaranya adalah teori *Data Mining*, *Machine Learning*, *Asosiation Rule Mining*, Algoritma Apriori, Algoritma FP-Growth, Algoritma ECLAT. Pemaparan dari setiap teori tersebut adalah sebagai berikut.

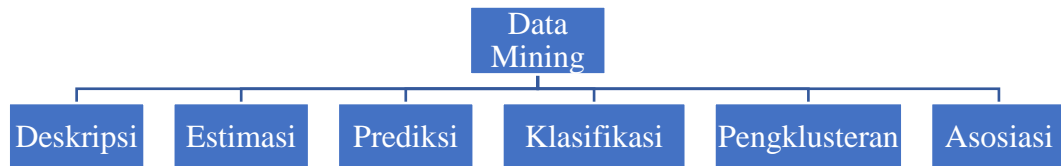
### 2.2.1 Data mining

Penambangan data dapat didefinisikan sebagai analisis sekumpulan data yang dilakukan dalam pembentukan pola atau keterkaitan yang tidak terduga juga meringkasnya menggunakan metode yang berbeda yang mudah difahami serta berfaedah untuk pemilik data. (Ramadhanti, Saputro and Widyaningsih, 2020). Data yang berhasil diekstraksi kemudian menghasilkan sebuah pola yang menarik akan menjadi sebuah informasi berharga. Penambangan data adalah persimpangan pembelajaran mesin, kecerdasan buatan, pengenalan sistem basis data, pola, dan statistik. Data mining menjadi metode baru yang dapat menangani data besar, *multidimensi*, dan *heterogen*.

*Data mining* adalah bagian penting dalam proses penemuan pengetahuan dari *database*, dan memiliki urutan langkah-langkah *selection*, *preprocessing*, *transformation*, *data mining*, *evaluation* (Amri *et al.*, 2022). Metode *data mining*



digunakan agar memunculkan corak data, dan merupakan proses utama dalam data mining. Dalam data mining terdapat beberapa metode dalam proses penambangan data. Berdasarkan (Sudipa *et al.*, 2023), data mining dapat dikategorikan ke dalam beberapa kelompok berdasarkan tugas-tugas yang mampu dilakukannya, yakni:



Gambar 2. 1 Metode dalam proses penambangan data

Sumber : (Sudipa *et al.*, 2023)

### 1. Deskripsi

Data mining berfungsi untuk mencari metode sederhana dalam menggambarkan pola dan kecenderungan yang ada pada sekumpulan data. Penjelasan mengenai pola dan kecenderungan tersebut dapat memberikan kemungkinan penjelasan untuk suatu pola atau tren yang ditemukan. Metode deskripsi dalam data mining merupakan teknik yang dipakai untuk memahami lebih mendalam tentang data yang diamati. Tujuan utama dari metode ini adalah untuk mengetahui perilaku dan ciri-ciri dari data itu (Pratama and Lestiawan, 2016).

### 2. Estimasi

Hampir sama dengan klasifikasi, variabel target pada estimasi cenderung bersifat angka daripada kategori. Untuk membuat model, digunakan data lengkap yang menyediakan nilai sebenarnya dari variabel target sebagai nilai perkiraan. Kemudian pada tahap berikutnya, nilai perkiraan variabel target ditentukan berdasarkan nilai variabel prediktor. Metode estimasi dalam data mining merupakan teknik yang dipakai untuk memperkirakan atau memprediksi nilai dari suatu variabel berdasarkan nilai variabel lainnya. Metode ini sering digunakan dalam berbagai bidang, seperti dalam analisis pasar, manajemen risiko perusahaan, deteksi penipuan, dan penambangan pola yang tidak biasa (Nainggolan, Ibnutama and Suryanata, 2021).

### 3. Prediksi

Serupa dengan klasifikasi dan estimasi, prediksi dapat meramalkan nilai dari hasil di masa depan. Beberapa metode dan teknik yang digunakan dalam klasifikasi dan estimasi dapat diaplikasikan untuk kasus prediksi yang sesuai. Terdapat kondisi-kondisi tertentu dalam prediksi yang memungkinkan penerapan metode dan teknik serupa dengan klasifikasi dan estimasi (Amalia, 2018).

### 4. Klasifikasi

Metode klasifikasi dalam data mining merupakan proses menemukan definisi persamaan ciri dalam suatu kelompok atau kelas. Metode ini adalah salah satu metode yang paling umum digunakan dalam data mining (Oktanisa and Supianto, 2018). Variabel target kategori dijelaskan dalam klasifikasi. Di antara model-model yang telah dikembangkan adalah:

#### 1. Pohon keputusan

Model Pohon Keputusan merupakan salah satu metode dalam data mining yang dipakai untuk klasifikasi atau regresi. Model ini dibangun dalam bentuk struktur pohon, dengan setiap simpul mewakili atribut yang diuji, dan setiap cabang mewakili hasil dari pengujian itu (Irmayani, 2021).

#### 2. Pengklasifikasi bayes/*naïve bayes*

Model klasifikasi Naive Bayes merupakan metode dalam data mining yang memanfaatkan perhitungan peluang dan statistik. Metode ini diperkenalkan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes dan berfungsi untuk memprediksi kemungkinan di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya (Mountassir, Benbrahim and Berrada, 2012).

#### 3. *Neural network*

Konsep dasar Jaringan Saraf Tiruan didasarkan pada otak manusia, yang terdiri dari sekitar 10 miliar neuron. Tugas neuron ini adalah memproses semua data yang masuk. Ada beberapa jenis desain Jaringan Saraf Tiruan seperti *backpropagasi*, *recurrent network*, *self-organizing map*, dan *Bayesian network*. *Artificial Neural Network* (ANN) terdiri dari lapisan neuron masukan (atau node, unit), satu atau dua (atau bahkan tiga) lapisan neuron tersembunyi, dan lapisan neuron keluaran terakhir (Wang, 2003).

4. Analisis statistik

Model analisis statistik dalam metode klasifikasi data mining adalah pendekatan yang menggunakan teknik statistik untuk mengidentifikasi pola dan hubungan dalam data. Metode ini melibatkan penggunaan berbagai teknik statistik, seperti regresi logistik, analisis diskriminan, dan lainnya (Sharda, Delen and Turban, 2021).

5. Algoritma genetik

Model Algoritma Genetik adalah metode dalam data mining yang terinspirasi oleh proses evolusi alam. Algoritma ini menggunakan teknik seperti seleksi, crossover (persilangan), dan mutasi untuk mencari solusi optimal. Algoritma Genetik digunakan untuk mencari aturan klasifikasi IF-THEN dari aturan tersebut, kelas-kelas objek dapat diprediksi (Sharda, Delen and Turban, 2021).

6. Pengklasifikasi *k-nearest neighbour*

k-NN merupakan algoritma yang melakukan klasifikasi suatu data berdasarkan data pelatihan (train data sets), yang diambil dari k tetangga terdekatnya. Dengan k merupakan banyaknya tetangga terdekat. k-NN melakukan klasifikasi dengan memproyeksikan data pelatihan pada ruang berdimensi banyak. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian yang merepresentasikan kriteria data pelatihan. Setiap data pelatihan direpresentasikan menjadi titik-titik pada ruang berdimensi banyak tersebut.

7. *Memory based reasoning*

Model Memory-Based Reasoning adalah metode dalam data mining yang mendukung fase pemodelan dalam proses data mining. Metode ini unik karena relatif didorong oleh mesin, melibatkan klasifikasi otomatis kasus. Memory-Based Reasoning beroperasi dengan membandingkan catatan baru yang belum diklasifikasikan dengan contoh dan pola yang diketahui. Kasus yang paling mirip dengan catatan baru diidentifikasi, menggunakan salah satu dari beberapa ukuran yang berbeda (Olson and Delen, 2008).

8. *Support vector machine*

SVM (*Support Vector Machine*) adalah algoritma yang melakukan klasifikasi suatu data berdasarkan data pembelajaran (*train data sets*). SVM

melakukan klasifikasi dengan memproyeksikan data pelatihan ke dalam ruang berdimensi tinggi. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian yang merepresentasikan kriteria data pelatihan. Setiap data pelatihan direpresentasikan menjadi titik-titik pada ruang dimensi tinggi tersebut. SVM kemudian memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan hyperplane pemisah terbaik yang didapatkan dari proses pelatihan.

## 5. Pengklusteran

Dalam pengelompokan data, dilakukan pengamatan dan pembentukan kelas-kelas objek yang memiliki kesamaan karakteristik melalui proses pengklusteran. Kluster merupakan kumpulan data yang memiliki ketidaksamaan dengan data-data dalam kluster lain (Dani, Wahyuningsih and Rizki, 2019). Berbeda dengan klasifikasi, pengklusteran tidak memiliki variabel target. Pengklusteran tidak berusaha melakukan klasifikasi, estimasi ataupun prediksi nilai dari suatu variabel target. Metode pengklusteran hanya berupaya membagi seluruh data menjadi kelompok-kelompok yang memiliki kesamaan atau homogenitas, di mana kesamaan data dalam satu kluster bernilai maksimal, sementara kesamaan dengan data kluster lainnya bernilai minimal.

## 6. Asosiasi

Asosiasi dalam data mining berfungsi untuk menemukan atribut-atribut yang muncul secara bersamaan dalam suatu periode waktu. Metode asosiasi dalam data mining adalah teknik yang digunakan untuk menemukan hubungan atau pola antara dua atau lebih item dalam kumpulan data. Metode ini sering digunakan dalam analisis keranjang belanja atau Market Basket Analysis (Amri *et al.*, 2022). Berikut adalah beberapa konsep penting dalam metode asosiasi:

1. *Support*: Persentase dari semua transaksi di mana item atau set item tertentu muncul.
2. *Confidence*: Kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi.
3. *Association Rule*: Biasanya berbentuk IF-Then. Misalnya, (Mie Instan, Telur)  $\rightarrow$  (Saus) (Support 40%, confidence 50%) artinya seorang konsumen

yang membeli mie instan dan telur memiliki kemungkinan 50% untuk membeli saus.

Terdapat beberapa algoritma yang digunakan dalam metode asosiasi, seperti algoritma Apriori dan algoritma FP Growth. Algoritma ini membantu dalam menemukan pola yang sering muncul dalam kumpulan data (Nurarofah, Herdiana and Nuris, 2023).

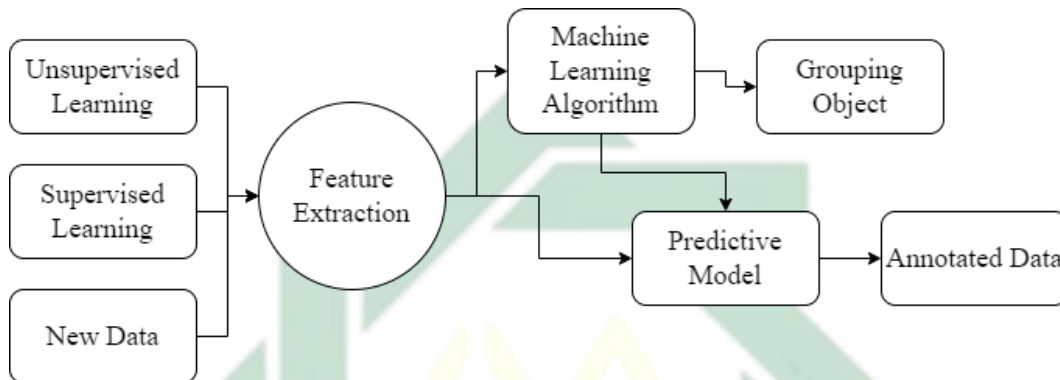
Skenario model pengujian pada metode asosiasi dalam data mining adalah serangkaian proses yang digunakan untuk memvalidasi dan mengevaluasi model yang dibuat berdasarkan aturan asosiasi (Rosyidah and Oktavianto, 2019). Fungsi dari skenario model pengujian pada metode asosiasi dalam data mining adalah untuk memastikan bahwa model yang dibuat dapat menghasilkan prediksi yang akurat dan dapat diandalkan. Berikut adalah beberapa fungsi utama dari skenario model pengujian:

1. Validasi Model: Melalui pengujian, kita dapat memvalidasi apakah model yang dibuat sudah sesuai dengan data yang ada dan dapat menghasilkan prediksi yang akurat.
2. Evaluasi Kinerja Model: Pengujian juga digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Dengan ini, kita dapat mengetahui seberapa baik model dalam menghasilkan prediksi.
3. Peningkatan Model: Hasil dari pengujian dapat digunakan untuk melakukan peningkatan atau penyesuaian pada model, sehingga model dapat menghasilkan prediksi yang lebih baik.
4. Penerapan Model: Setelah model diuji dan divalidasi, model tersebut dapat diterapkan pada data baru untuk melihat sejauh mana model tersebut dapat digunakan untuk membuat prediksi yang akurat.

### **2.2.2 Machine Learning**

Pembelajaran mesin merupakan sebuah Kembangan pengetahuan yang merupakan bagian dari kecerdasan buatan (AI) yang begiat dalam data besar untuk memunculkan corak tertentu. Khususnya, pembelajaran mesin berkonsentrasi pada pembuatan sistem yang dapat belajar membuat keputusan secara mandiri tanpa perlu diprogram lagi oleh manusia (Retnoningsih and Pramudita, 2020). Algoritma

pembelajaran mesin digunakan untuk mengekstraksi pola dari pemrosesan *raw data* menjadi data berguna untuk tujuan dan tugas tertentu. Algoritma pembelajaran mesin menggunakan teori statistik untuk memproses sejumlah besar data dan membuat model matematika untuk menarik kesimpulan dari sampel input yang tersedia.



Gambar 2. 2 *Workflow Machine Learning*

Sumber : (Retnoningsih and Pramudita, 2020)

Dalam proses *machine learning* terdapat pembagian jenis Teknik yaitu *Supervised Learning* dan *Unsupervised Learning*. Teknik *supervised learning* merupakan teknik pada pembelajaran mesin yang dapat memanfaatkan informasi yang tersedia pada data dengan memberikan label atau kategori tertentu. Beberapa metode yang termasuk *supervised learning* yaitu deskripsi, estimasi, prediksi, dan klasifikasi. Sedangkan teknik *unsupervised learning* digunakan pada data yang tidak memiliki informasi yang dapat diaplikasikan secara langsung. Metode *unsupervised learning* ini mencakup asosiasi dan pengelompokan (*clustering*).

### 2.2.3 *Association Rule Mining* (Aturan Asosiasi)

Aturan asosiasi ialah suatu model langkah yang dimaksudkan untuk menemukan corak yang sering terjadi pada berbagai transaksi permintaan, yang dalam setiap permintaan mencakup berbagai elemen sehingga langkah ini membantu dalam analisis kebutuhan komoditas dengan menemukan corak satu sama lain dengan item pada setiap permintaan atribut. (Rusdaman and Setiyono, 2018). Aturan asosiasi juga dapat didefinisikan sebagai menemukan hubungan dari elemen dalam data transaksi untuk menghasilkan aturan untuk pengambilan



keputusan. Tujuan aturan asosiasi ialah mengidentifikasi pola yang sering terjadi dalam banyak transaksi dimana masing-masing tersusun beberapa komponen.

Menurut (Pohan, 2020) *Association Rule Mining* terdiri dari dua tahap, yaitu:

#### 2.2.3.1 *Frequent Item set Generation*.

Tahapan ini memiliki tujuan untuk menelusuri semua *item-set* yang sesuai ambang *minimal support*. *Item-set* ini disebut sebagai *frequent item set* (*item set* yang sering muncul).

#### 2.2.3.2 *Rule Generation*

*Goals* dari langkah ini ialah mengekstrak aturan yang dapat diandalkan dari frekuensi kumpulan item yang muncul saat langkah sebelumnya. Dalam langkah ini, aturan yang dihasilkan dikenal sebagai aturan yang kuat.

Menurut (Pohan, 2020) Metodologi dasar untuk pengaturan asosiasi terdiri dari dua tahap, yaitu:

#### 2.2.3.4 Analisa Pola Frekuensi Tinggi

Dalam langkah ini, pola item yang sesuai dengan nilai minimal untuk dukungan dalam basis data dicari. Nilai dukungan item didapatkan menggunakan formula dibawah ini:

$$support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi} \quad (1)$$

Menurut formula 1, nilai pendukung dapat diperoleh dengan membagi total transaksi dimana terkandung nilai A (satu elemen) dengan keseluruhan total transaksi. Sementara itu, nilai pendukung 2 faktor dapat didapatkan menggunakan formula dibawah ini:

$$Support(A \cap B) = \frac{Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi} \quad (2)$$

Nilai support dapat dihitung dengan memecah total transaksi yang di dalamnya terkandung nilai A juga B (elemen pertama dengan elemen lainnya), seperti yang dijelaskan dalam Formula 2.

#### 2.2.3.5 Pembentukan Aturan Asosiatif

Nilai kepercayaan dihitung dengan memecah hasil penjumlahan transaksi yang di dalamnya terkandung nilai A dan B (elemen pertama dengan elemen lainnya) dengan hasil penjumlahan transaksi yang di dalamnya terkandung nilai A (elemen pertama) (Ardiansyah, Hidayati and Kom, 2016).

$$Confidence = P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi mengandung A}} \quad (3)$$

#### 2.2.4 Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth adalah sebuah algoritma dalam metode penambangan data gabungan. Ini adalah salah satu langkah pengembangan metode Apriori dan dapat dimanfaatkan dalam menentukan *item* data yang gemar muncul sebelum mengubah struktur *item* data. FP-Growth dapat dengan mudah menyelesaikan satu *set entry* yang sering muncul menggunakan FP-Tree. Dari hal tersebut, FP-Growth menjadi lebih efisien dari algoritma Apriori (Nurarofah, Herdiana and Nuris, 2023). Untuk menentukan *dataset item* paling sering, atau kumpulan item paling sering, dalam satu *dataset*, algoritma alternatif yang dikenal sebagai frekuensi pola pertumbuhan (FP-Growth) memiliki rancangan pembangunan pohon yang disebut FP-Tree. Untuk mencapai tujuan ini, FP-Growth memakai rancangan data grafik tersendiri bernama FP-Tree untuk meringkas catatan transaksi.

Terdapat tiga tahapan dalam metode FP-Growth menurut (Wijaya, Malik and Nurmaini, 2020) yaitu:

1. Langkah sampling bersyarat dasar, yang berisi sampel *path* dan *suffix* yang dihasilkan dari FP-Tree yang dilatih.
2. Langkah Memfasilitasi FP-Tree: Nilai support pada masing-masing item dari langkah 1 digabungkan, selanjutnya dari *item-item* mempunyai jumlah lebih besar atau sama dengan nilai support minial yang akan dihasilkan.
3. Langkah untuk menemukan sekumpulan elemen *frequent*, jika langkah 2 adalah *path* tunggal, maka pola *frequent* dapat diambil sampelnya dari kombinasi elemen, jika bukan *path* tunggal, *generate* secara *rekursif*.



Beberapa langkah-langkah untuk menentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma FP-Growth menurut (Ramadhanti, Saputro and Widyaningsih, 2020) adalah sebagai berikut:

1. Memakai *minimum support* serta *minimum confidence*.
2. Mengkalkulasi nilai *support* dalam semua *item* menggunakan formula (2).
3. Hapus *item set* dimana nilai  $support \leq minimum\ support$ .
4. Membuat FP-Tree dengan akar, label item, jumlah support, serta panah penghubung.
5. mengidentifikasi set item yang sering dengan FP-Tree yang terbentuk dengan jalur tunggal.
6. Mengkalkulasi nilai kepercayaan dalam kumpulan item sering dengan rumus (3).
7. Mengkalkulasi nilai *lift* dalam setiap *item set* menggunakan formula berikut.

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (4)$$

Jika memiliki nilai kepercayaan terlampaui tinggi akan menimpa nilai dukungan dari kumpulan item yang terdapat pada aturan asosiasi terlatih. Hal ini dapat diselesaikan menggunakan perhitungan nilai ketinggian untuk semua himpunan elemen aturan asosiasi. Jika nilai  $lift \geq 1$  berarti ada keuntungan dalam aturan asosiasi yang terbentuk.

#### 2.2.5 Algoritma Apriori

Algoritma apriori merupakan sebuah algoritma dari teknik *Association Rule Mining* (ARM) dan merupakan bagian dari bagian metode data mining. Aturan asosiasi dari algoritma apriori memiliki bentuk jika-maka (Iswandi, Permana and Salisah, 2020). Dua indikator untuk menilai sejauh mana sebuah aturan asosiasi dianggap penting adalah nilai *support* dan *confidence*. *Support* mencerminkan tingkat dukungan, sementara *confidence* mencerminkan tingkat kepastian. Untuk menentukan aturan asosiasi, kita perlu mencari aturan yang memiliki frekuensi pola besar (PFT). PFT dapat diidentifikasi dengan mencari aturan yang memenuhi nilai *support minimum*. (Iswandi, Permana and Salisah, 2020). Nilai *support* (penunjang) adalah persentase *item* atau campuran *item* yang ada pada keseluruhan informasi.

Terdapat dua langkah penting dalam proses apriori yaitu:

a. *Join* (Penggabungan)

Dalam langkah awal, sebuah *item* digabungkan dengan *item* lain secara berulang hingga tiada lagi kombinasi yang dapat terbentuk.

b. *Pruning* (Pemangkasan)

Dalam langkah ini, dilakukan penghapusan gabungan yang tidak memenuhi persyaratan *support* minimal yang sudah ditentukan sebelumnya.

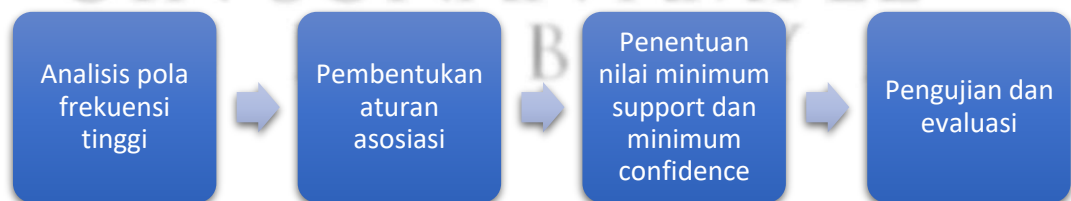
Setiap tahapan dalam rangkaian algoritma apriori sebagai berikut:

1. Langkah awal adalah menentukan kandidat 1-item-set ( $C_1$ ) dalam *database* serta mengkalkulasi nilai pendukungnya. Kemudian, kita membandingkan nilai pendukung dengan minimum pendukung yang telah ditetapkan sebelumnya. Jika nilai pendukung lebih besar atau sama dengan minimum pendukung, *item set* dianggap sebagai *set item* besar 1 ( $L_1$ ) (Junaidi, 2019).
2. Pada *Item set* yang bukan termasuk dari *large item set* tidak digunakan untuk melaksanakan perulangan selanjutnya. (Proses *pruning*).
3. *Iteration* berikutnya dimulai dengan *set item* besar 1 ( $L_1$ ). Pada langkah ini, proses penggabungan (*join*) dilakukan antara *item-set* di  $L_1$  untuk menghasilkan *item set* kandidat 2-item ( $C_2$ ). Setelah itu, jika nilai dukungan dari semua *item* di  $C_2$  lebih besar atau sama dengan minimum dukungan, *item-item* tersebut akan dimasukkan ke dalam *item set* besar  $L_2$ . Jika tidak, proses ini diulangi untuk mencari *item set* besar berikutnya.
4. Sampai tidak ada lagi kandidat bisa terbentuk, proses pembentukan kandidat (*joining*) dan pembentukan set besar (*pruning*) berlanjut.
5. Langkah berikutnya adalah menciptakan aturan asosiasi untuk setiap kumpulan besar item yang terbentuk atau memenuhi nilai minimum dukungan. Kemudian, semua aturan yang telah dibuat diuji, jika nilai keyakinan kurang dari nilai minimum dari yang telah ditetapkan tadi, aturan tersebut tidak digunakan atau dimasukkan ke dalam aturan asosiasi yang akan digunakan.

Untuk Langkah-langkah lengkap dari proses algoritma apriori dapat dijabarkan lebih lanjut sebagai berikut :

1. Analisis pola frekuensi tinggi: Pada tahap ini, dilakukan pencarian kombinasi item yang memenuhi nilai *minimum support* yang disyaratkan dalam *database*. Nilai *support* suatu *item* diperoleh dengan menggunakan persamaan (2).
2. Pembentukan aturan asosiasi: Pada tahap ini, dilakukan pembentukan aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum yang disyaratkan untuk *support* dan *confidence*. *Confidence* mengukur seberapa sering suatu aturan asosiasi terbukti benar. Nilai *confidence* suatu aturan asosiasi diperoleh dengan rumus (3).
3. Penetapan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*: Nilai *minimum support* dan *minimum confidence* ditetapkan melalui proses pengamatan dari beberapa percobaan pada basis data yang dipakai. Penentuan nilai-nilai itu disesuaikan untuk menghasilkan aturan asosiasi yang bermutu.
4. Pengujian dan evaluasi: Setelah aturan asosiasi terbentuk, dilakukan pengujian dan evaluasi untuk menentukan kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan. Beberapa metode evaluasi yang dapat digunakan antara lain lift ratio, support, dan confidence. Untuk nilai lift ratio didapatkan menggunakan formula (4).

Proses tahapan algoritma apriori juga dapat dilihat dalam gambar dibawah ini :



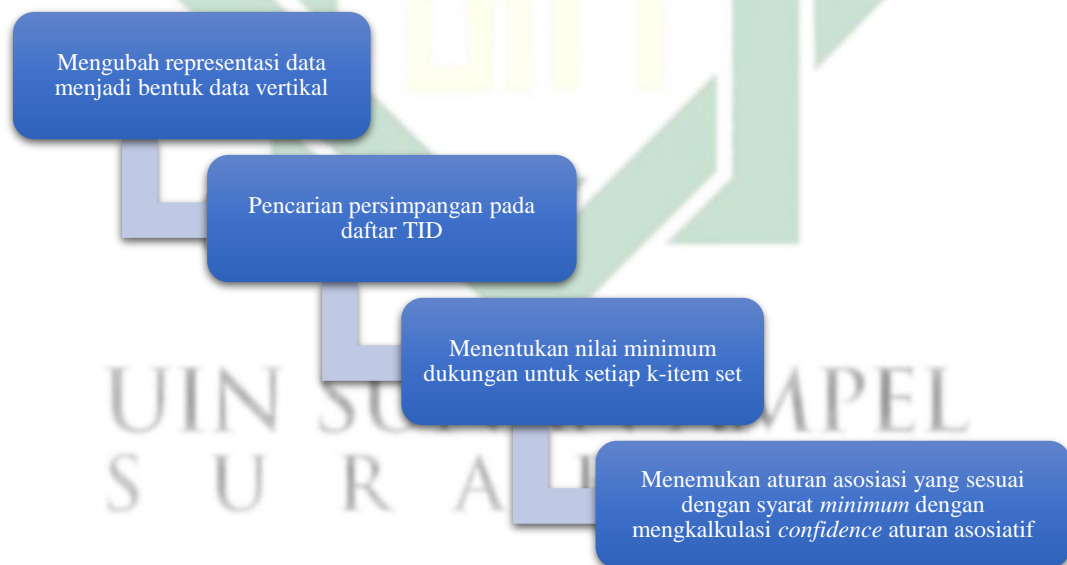
Gambar 2. 3 Alur Algoritma Apriori

#### 2.2.6 Algoritma ECLAT

Algoritma ECLAT (*Equivalence Class Transformation*) menemukan *item-set* yang sering muncul dalam data dan menghitung dukungan kandidat dengan menggunakan persimpangan data. ECLAT berfokus pada pencarian pola perilaku

yang serupa, bukan penyimpangan. Algoritma ini mencari peristiwa yang sering terjadi bersamaan, seperti item yang sering muncul dalam keranjang belanja. Kandidat yang sering muncul selanjutnya dites untuk memvalidkan corak pada *data-set*. Dalam ECLAT menggunakan pendekatan tata letak vertikal dalam *database*. Setiap item disimpan dengan daftar TID (*Transaction ID*) yang berisi transaksi di mana item tersebut muncul (Zaki *et al.*, 1997). Dengan menggunakan pendekatan persimpangan, ECLAT menghitung dukungan dari sebuah *item-set* dengan efisien. Dukungan dari *item set* X dapat dikalkulasi dari memotong persimpangan pada dua himpunan bagian. Keunggulan algoritma ECLAT ialah bahwa proses perhitungan dukungan untuk setiap set item dilakukan dengan lebih efisien daripada Algoritma Apriori (Rozi, Syaifudin and Mufidah, 2019).

Menurut (Rizki P., Muflikhah and Ratnawati, 2013), proses pembentukan *item set* dalam algoritma ECLAT terdapat macam-macam langkah yang dapat dilihat dalam gambar berikut:



Gambar 2. 4 Langkah-Langkah Algoritma ECLAT

1. Mengubah representasi data menjadi bentuk data vertikal adalah langkah pertama. Jika *item* dalam transaksi pada awalnya bermodel horizontal, selanjutnya akan ditransformasikan menjadi model vertikal dengan menggabungkan daftar TID (*Transaction ID*) pada transaksi yang memiliki *item* yang sama.

2. Setelah langkah pertama, harus dilakukan pencarian persimpangan pada daftar TID. Sebagai contoh, subset item X dan Y disilangan untuk mencari persimpangan dari dua item-set. Proses ini dilaksanakan rekursif hingga tidak ada lagi *item-set* yang ada.
3. Langkah selanjutnya adalah menentukan nilai minimum dukungan untuk setiap k-item set menggunakan perhitungan (2). *Item set* dengan nilai dukungan lebih rendah daripada minimum dukungan yang ditetapkan akan dihapus dari proses penyilangan. Tujuan dari penetapan ini adalah untuk mendapatkan hasil sering dari dua item set yang relevan dan memiliki tingkat dukungan yang memadai.
4. Setelah semua pola *frequent item-set* muncul, tahapan berikutnya ialah menemukan aturan asosiasi yang sesuai dengan syarat *minimum* dengan mengkalkulasi *confidence* aturan asosiatif dengan formula (3). Aturan-aturan yang telah ditemukan kemudian akan digunakan untuk memberikan saran kepada pengguna. Dalam hal ini, aturan-aturan tersebut akan diterjemahkan ke dalam format informasi yang dapat difahami oleh pengguna, sehingga memberikan informasi yang berguna.

### 2.2.7 Evaluasi Model

Dalam proses data mining output yang dihasilkan harus melalui pengujian untuk mengetahui apakah hasil tersebut akurat atau tidak. Tahapan evaluasi dalam data mining adalah tahapan penting yang dilakukan untuk memastikan bahwa model atau aturan asosiasi yang dihasilkan dapat digunakan dengan baik dan akurat. Secara umum berikut tahapan evaluasi dalam data mining (Sudipa *et al.*, 2023):

1. Pengujian model: Pada tahap ini, dilakukan pengujian model atau aturan asosiasi yang dihasilkan dengan menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data testing). Pengujian model bertujuan untuk mengevaluasi performa model atau aturan asosiasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.
2. Validasi model: Pada tahap ini, dilakukan validasi model atau aturan asosiasi yang dihasilkan dengan menggunakan data yang berbeda dari data

yang digunakan pada saat pembuatan model atau aturan asosiasi (data validation). Validasi model bertujuan untuk memastikan bahwa model atau aturan asosiasi yang dihasilkan dapat digunakan pada data yang berbeda dengan performa yang baik.

3. Evaluasi performa: Pada tahap ini, dilakukan evaluasi performa model atau aturan asosiasi yang dihasilkan dengan menggunakan metode evaluasi yang sesuai. Beberapa metode evaluasi yang dapat digunakan antara lain *lift ratio*, *support*, dan *confidence*. Evaluasi performa bertujuan untuk membandingkan performa model atau aturan asosiasi yang berbeda dan memilih model atau aturan asosiasi terbaik.
4. Optimasi model: Pada tahap ini, dilakukan optimasi model atau aturan asosiasi yang dihasilkan dengan melakukan penyesuaian pada parameter atau konfigurasi model. Optimasi model bertujuan untuk meningkatkan performa model atau aturan asosiasi yang dihasilkan.

Selain itu terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi dari Tingkat performa algoritma dalam menyelesaikan suatu pencarian solusi dari permasalahan yang diberikan. Ada beberapa faktor utama yang menjadi indikator tingkat performa dari algoritma apriori, fp-growth, dan eclat dalam metode asosiasi data mining, diantaranya (Agrawal and Srikant, 1994):

1. Kecepatan eksekusi (*Execution time*)  
Ini mengukur seberapa cepat algoritma dapat mengeksekusi aturan asosiasi pada dataset. Semakin cepat waktu eksekusi, semakin baik performanya (Kaur and Kang, 2016).
2. Skalabilitas  
Mengukur kemampuan algoritma untuk menangani peningkatan ukuran dataset. Algoritma dengan skalabilitas yang baik akan menunjukkan peningkatan waktu eksekusi yang linear terhadap peningkatan data (Zaki, 2000).
3. Akurasi Aturan  
Mengukur seberapa akurat aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma. Tingkat akurasi diukur dengan *metric* seperti *confidence*, *lift*, *leverage*,



*conviction* dan *metric* yang lainnya. Semakin tinggi nilai *metric* ini secara umum berarti semakin akurat aturannya (Chandra, 2017).

#### 4. Jumlah Aturan Dihasilkan

Banyaknya aturan asosiasi yang berhasil ditemukan oleh algoritma dari dataset. Namun, jumlah aturan saja tidak cukup mengindikasikan performa yang baik, perlu dilihat juga relevansi/akurasinya (Mahardika *et al.*, 2021).

Dalam tahapan evaluasi dalam data mining, perlu dipilih metode evaluasi yang sesuai dengan jenis data dan tujuan yang ingin dicapai. Selain itu, perlu juga memperhatikan ukuran evaluasi model yang digunakan untuk membandingkan performa model yang berbeda.

Visualisasi data dalam konteks metode asosiasi dalam *data mining* adalah proses penggambaran hasil dari pengolahan data dalam bentuk yang mudah dipahami. Visualisasi data sangat penting, terutama ketika data yang akan diolah berjumlah sangat banyak (Irmayani, 2021). Visualisasi data dengan teknik *network graph* dalam konteks metode asosiasi dalam *data mining* adalah proses penggambaran hubungan antara *item* atau set *item* dalam bentuk grafik atau jaringan. Teknik ini sangat berguna dalam memahami pola dan hubungan yang ada dalam data (Pomalingo, Sugiantoro and Prayudi, 2019). Berikut adalah beberapa konsep utama dalam visualisasi data dengan teknik *network graph*:

1. *Node*: Mewakili item atau set item dalam data.
2. *Edge*: Mewakili hubungan antara item atau set item.
3. *Weight*: Mewakili kekuatan hubungan antara item atau set item.

Dalam konteks metode asosiasi, *node* dapat mewakili item individu dan *edge* dapat mewakili aturan asosiasi antara item. *Weight* dapat mewakili support atau *confidence* dari aturan asosiasi. Visualisasi data dengan teknik *network graph* dapat membantu dalam memahami pola dan hubungan dalam data dengan lebih baik. Selain itu, teknik ini juga dapat membantu dalam menemukan *insight* atau pengetahuan baru dari data.

### 2.3 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 ۝ (١) خَلَقَ الْإِنْسَانَ مِنْ عَلَقٍ ۝ (٢) أَلَمْ يَكُنْ لَهُ الْكُفْرُ ۝ (٣) الَّذِي عَلَّمَ بِالْقَلَمِ ۝ (٤) عَلَّمَ الْإِنْسَانَ مَا لَمْ يَعْلَمْ ۝ (٥)

Artinya :

“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.”

Menurut beliau yang mengutip dari tafsiran M. Quraish Shihab, Kata iqra pada mulanya bermakna membaca atau mengumpulkan informasi. Membaca kemudian dianggap sebagai pemenuhan perintah, yang tidak mensyaratkan adanya teks tertulis sebagai bahan bacaan, melainkan berbagai objek dalam konteks kehidupan. Hal ini menunjukkan kuasanya Allah SWT dalam penciptaan-Nya. Dapat disimpulkan bahwa teknologi merupakan bagian integral dari ilmu pengetahuan di mana diperintahkan agar manusia dapat membaca serta mengamati apa yang ada di sekelilingnya. Akibatnya, karena manusia akan melakukan penelitian, membaca surah Al-Alaq mengajarkan kita untuk memanfaatkan teknologi.



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

قُلْ أَنْظَرُوا مَاذَا فِي السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضِ وَمَا تُغْنِي الْآيَاتُ وَالنُّذُرُ عَنْ قَوْمٍ لَا

يُؤْمِنُونَ ﴿١٠١﴾

Artinya :

"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".

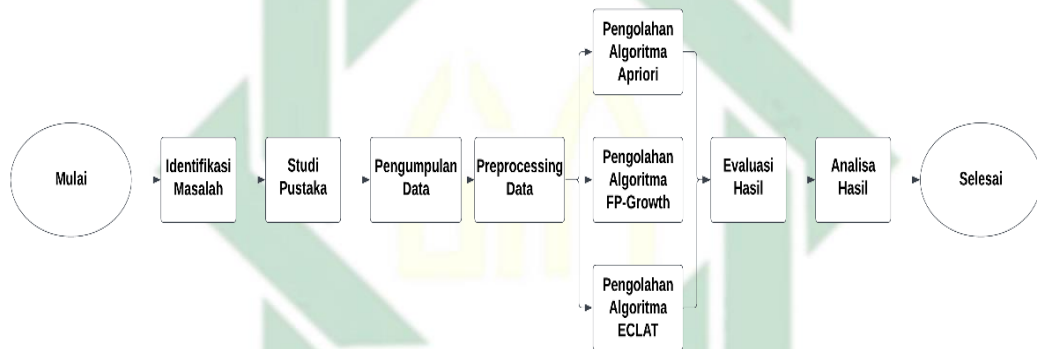
Menurut beliau yang mengutip tafsir Ibnu Katsir, Allah SWT memerintahkan hamba-hamba-Nya untuk merenungkan nikmat Allah dan makhluk ciptaan-Nya yang ada di langit dan di bumi, yang merupakan tanda-tanda penting bagi orang berakal. Allah mengatur perjalanan bintang, matahari, bulan, siang dan malam, serta pergantian keduanya secara bergiliran, memperpanjang dan memperpendek durasi masing-masing, untuk menjadikan langit begitu luas, indah, dan penuh hiasan yang tersusun oleh komponen-komponen pembentuknya.

Dari penjelasan tersebut dapat disimpulkan bahwa agar teknologi dapat berkembang, sebagai manusia memerlukan sesuatu yang disebut ilmu pengetahuan. Ilmu ini akan mengantarkan kita pada pribadi-pribadi yang cerdas dan berkompeten. Menurut ayat yang dikutip di atas, Allah SWT menerangkan bahwa sebagai hamba-Nya manusia hanya mengamati tanda-tanda kekuasaan Allah di langit dan di bumi untuk dipelajari. Karena Al-Qur'an memuat jauh lebih banyak ilmu pengetahuan dan teknologi daripada yang pernah dipelajari manusia.

## BAB III

### METODE PENELITIAN

Data yang dikumpulkan dari toko kesehatan apotek Hazmi Farma digunakan pada studi yang akan dilakukan. Data yang digunakan berasal dari penjualan obat dari 1 Maret 2022 hingga 31 Maret 2023. Studi yang akan dilakukan menggunakan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT dalam pemrograman python untuk menentukan pola pembelian obat. Flowchart tahapan yang akan dilakukan dalam metode studi yang akan dilakukan dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 3. 1 Flowchart tahapan – tahapan penelitian

#### 3.1 Identifikasi Masalah

Pada tahapan awal ini dilakukan penemuan serta mencari permasalahan apa yang diangkat pada studi. 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.

#### 3.2 Studi Pustaka

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

pada studi ini. Beberapa teori yang dijadikan sebagai landasan di antaranya adalah teori *Data Mining*, *Machine Learning*, *Asosiation Rule Mining*, Algoritma Apriori, Algoritma FP-Growth, dan Algoritma ECLAT.

Dalam studi ini, juga dilaksanakan penggunaan beberapa referensi penelitian sebelumnya yang telah dilakukan sebelumnya. Pengumpulan referensi ini dilakukan untuk menyelidiki penelitian-penelitian sebelumnya yang membahas topik yang sama. Tujuan dari pengumpulan ini adalah untuk mengidentifikasi kesenjangan (*gap*) dalam *research* yang lalu, yang akan menjadi fondasi untuk memperbarui *research* ini.

### 3.3 Pengumpulan Data

Selanjutnya, langkah berikutnya melibatkan proses pengumpulan dan pengambilan data yang akan digunakan dalam penelitian ini. Data tersebut 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. Jumlah dari data transaksi adalah sebanyak 383 data. Berikut data sampel yang didapatkan dari apotek Hazmi Farma dapat dilihat pada table dibawah ini :

Tabel 3. 1 Sampel Data Transaksi Apotek Hazmi Farma

Nomor Ref	Tanggal	Kode PLU	Nama Produk	Satuan	Harga Satuan	QT Y	Jum. Penjualan
RJJ-0000001	02/03/2022	000400	SAKATONI K 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

Nomor Ref	Tanggal	Kode PLU	Nama Produk	Satuan	Harga Satuan	QT Y	Jum. Penjualan
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

### 3.4 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* data ialah tahap penting pada *data mining* atau analisis 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. Data Cleaning

Dalam tahapan ini setelah data mentah sudah berhasil didapatkan dilakukanlah tahap pembersihan data. Pada tahap ini bertujuan untuk membersihkan data dari kesalahan, redundansi, missing value, dan data yang tidak konsisten. Untuk data dari apotik Hazmi Farma dilakukan pembersihan data dengan menghapus data yang tidak memiliki “Nomor Ref” dalam transaksi. Sehingga dapat memudahkan dalam melakukan proses selanjutnya. Setelah itu data akan dikelompokkan berdasarkan “Nomor Ref” dan “Nama Produk”.

#### 2. Data Transformation

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. Pada proses ini data dari apotek Hazmi Farma yang sudah melalui pembersihan data kemudian diproses lebih lanjut untuk mengubah formatnya kedalam bentuk yang mudah untuk dianalisa pada

proses berikutnya. Dalam tahapan ini dilakukan transformasi data dengan mengubah variabel data menjadi format *Boolean* menggunakan *hot encode*.

### 3.5 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 *dataset* yang diinputkan. Hal itu dikarenakan terdapat perbedaan metode serta langkah-langkah yang digunakan dalam algoritma tersebut dalam mengolah *dataset* yang nantinya menghasilkan aturan asosiasi. Untuk pengujian dalam pengolahan algoritma apriori, FP-Growth, dan juga ECLAT dilakukan beberapa jenis pengujian.

Tabel 3. 2 Model Pengujian Algoritma

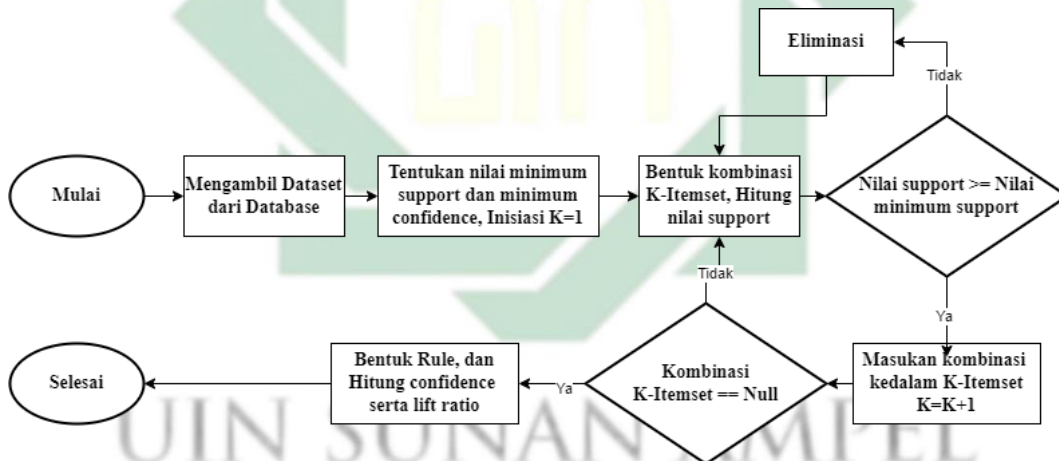
Pengujian Ke-	<i>Minimum Support</i>	<i>Minimum Confidence</i>
1	0.01	0.5
2	0.01	0.3

Pengujian yang pertama adalah dengan menggunakan nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* yang sama pada setiap proses algoritma. Pengujian selanjutnya adalah dengan menggunakan nilai *minimum support* yang sama tetapi dengan nilai *minimum confidence* yang berbeda dari yang sebelumnya. Dimana nilai *minimum support* pada pengujian pertama sebesar 0.01 dan nilai *minimum confidence* 0.5. Untuk pengujian selanjutnya nilai *minimum support* 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. Pengujian ini dilakukan pada setiap pengujian sebelumnya guna mengetahui waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan perhitungan. Untuk tahapan-tahapan

dari proses pengolahan data dari algoritma apriori, FP-Growth, dan juga ECLAT dapat dijabarkan sebagai berikut.

### 3.5.1 Algoritma Apriori

Dalam proses algoritma Apriori terdapat beberapa tahap yang akan dilakukan untuk memproses data dari apotek Hazmi Farma untuk dianalisa. Tahapan pertama yaitu setelah dilakukan pembersihan data pada proses *preprocessing* data kemudian diubah menjadi bentuk *boolean* agar dapat diproses kedalam algoritma Apriori. Setelah data diubah formatnya kemudian dilakukan Pembangunan model algoritma Apriori terhadap data dari apotek Hazmi Farma. Pembangunan model ini meliputi penggunaan algoritma Apriori serta menentukan *minimum support* yang akan digunakan. Penetapan nilai *support* berdasarkan pada formula (2) dan penentuan nilai *confidence* menggunakan formula (3). Setelah Pembangunan model selesai dan data diproses tahapan selanjutnya adalah mengevaluasi hasilnya dengan berdasarkan nilai dari indikator evaluasi.



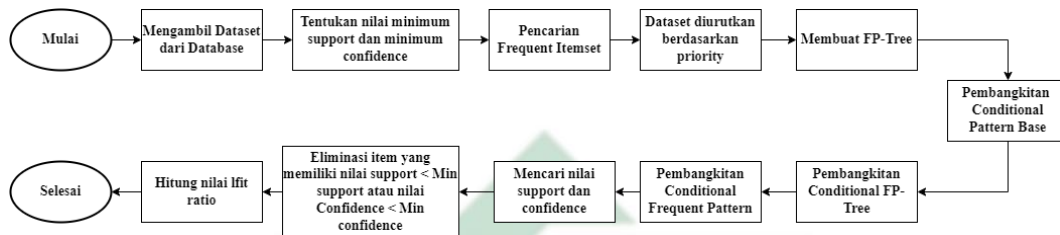
Gambar 3. 2 Flowchart Algoritma Apriori

### 3.5.2 Algoritma FP-Growth

Dalam proses algoritma FP-Growth terdapat beberapa tahap yang akan dilakukan untuk memproses data dari apotek Hazmi Farma untuk dianalisa. Tahapan pertama yaitu setelah dilakukan pembersihan data pada proses *preprocessing* data kemudian diubah menjadi bentuk *boolean* agar dapat diproses kedalam algoritma Apriori. Setelah data diubah formatnya kemudian dilakukan Pembangunan model algoritma Apriori terhadap data dari apotek Hazmi Farma. Pembangunan model ini meliputi penggunaan algoritma FP-Growth serta



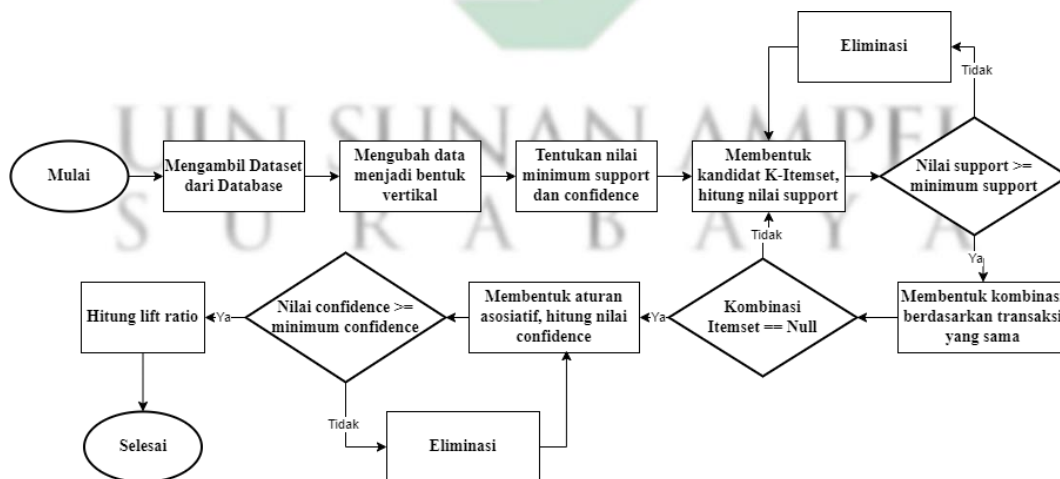
menentukan *minimum support* yang akan digunakan. Penetapan nilai *support* berdasarkan pada formula (2) dan penentuan nilai *confidence* menggunakan formula (3). Setelah Pembangunan model selesai dan data diproses tahapan selanjutnya adalah mengevaluasi hasilnya dengan berdasarkan nilai dari indikator evaluasi.



Gambar 3. 3 Flowchart Algoritma FP-Growth

### 3.5.3 Algoritma ECLAT

Pada algoritma ECLAT (*Equivalence Class Transformation*) pertama mengubah representasi data apotek Hazmi Farma menjadi bentuk data vertikal. Kemudian tahapan selanjutnya akan dilakukan pencarian persimpangan pada daftar TID (*Transaction ID*). Proses selanjutnya yaitu penentuan dari nilai *minimum support* yang akan digunakan. Penetapan nilai *support* berdasarkan pada formula (2) dan penentuan nilai *confidence* menggunakan formula (3). Setelah dilakukan prosesnya maka akan dilanjutkan dengan tahapan evaluasi.



Gambar 3. 4 Flowchart Algoritma ECLAT

### 3.6 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. Dihitung dengan membagi jumlah transaksi yang berisi aturan asosiasi dengan jumlah total transaksi aturan asosiasi dengan *support* tinggi dianggap lebih signifikan. Penetapan nilai *support* berdasarkan pada formula (2). Dari hasil yang didapat dilihat berapa aturan asosiasi yang dihasilkan dengan nominal *minimum support* yang telah ditentukan.
2. *Confidence* : *Confidence* adalah ukuran seberapa sering konsekuensi (B) muncul dalam transaksi yang juga memiliki antecedent (A). *Confidence* dihitung dengan memecah hasil penjumlahan transaksi yang didalamnya terkandung A dan B dengan hasil penjumlahan transaksi yang didalamnya terkandung A. Penentuan nilai *confidence* menggunakan formula (3). *Confidence* yang tinggi menunjukkan keterkaitan kuat antara A dan B. Setelah mendapatkan hasilnya, kita melihat berapa banyak aturan asosiasi yang dihasilkan dengan nilai *confidence* minimum yang telah ditetapkan sebelumnya.
3. *Lift* : *Lift* mengukur seberapa besar peningkatan kemunculan B ketika A telah terjadi dibandingkan dengan kemunculan B secara independen. Dihitung dengan membagi *confidence* dengan *support* dari B. *Lift* yang lebih besar dari 1 menunjukkan ketergantungan positif antara A dan B. Perhitungan nilai dari *lift* menggunakan persamaan (4). Dari hasil yang didapat dilihat berapa aturan asosiasi yang dihasilkan dengan nominal *lift* yang telah ditentukan.

Waktu komputasi merupakan salah satu parameter penting yang berpengaruh besar terhadap performa algoritma pada metode asosiasi data mining. Semakin cepat waktu yang dibutuhkan oleh algoritma untuk menemukan frequent itemset



dan association rules, semakin baik tingkat performanya. Pada penelitian ini perhitungan waktu komputasi menggunakan *hardware* dengan spesifikasi Intel Core I9-12900H, RAM 32 *gigabyte*, GPU NVIDIA RTX 3070TI Laptop.

Dalam tahapan ini juga dilakukan evaluasi terhadap hasil dari pengujian-pengujian pada proses perhitungan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT. 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 sebagai acuan untuk menentukan algoritma dengan performa paling baik (Han, Pei and Yin, 2000).

Penetapan untuk menggunakan model pengujian dengan menetapkan nilai *minimum confidence* yang berbeda digunakan untuk mengetahui berapa aturan yang dapat dimunculkan dari model pengujian tersebut. Melihat pada penelitian yang dilakukan oleh (Wijaya, 2019) dimana perbedaan dari penetapan nilai *minimum confidence* akan menghasilkan jumlah yang berbeda pada aturan yang dihasilkan. Berikut kerangka dari model pengujian yang akan digunakan.

Tabel 3. 3 Kerangka Model Pengujian 1

Metode Algoritma	Parameter	Metrix
Apriori	<i>Minimum support</i> : 0.01, <i>Minimum confidence</i> : 0.5	Akurasi rules yang dihasilkan
FP-Growth	<i>Minimum support</i> : 0.01, <i>Minimum confidence</i> : 0.5	Akurasi rules yang dihasilkan
ECLAT	<i>Minimum support</i> : 0.01, <i>Minimum confidence</i> : 0.5	Akurasi rules yang dihasilkan

Tabel 3. 4 Kerangka Model Pengujian 2

Metode Algoritma	Parameter	Metrix
Apriori	<i>Minimum support</i> : 0.01, <i>Minimum confidence</i> : 0.3	Akurasi rules yang dihasilkan

Metode Algoritma	Parameter	Metrix
FP-Growth	<i>Minimum support</i> : 0.01, <i>Minimum confidence</i> : 0.3	Akurasi rules yang dihasilkan
ECLAT	<i>Minimum support</i> : 0.01, <i>Minimum confidence</i> : 0.3	Akurasi rules yang dihasilkan

Dari tabel diatas dilakukan beberapa model pengujian dari ketiga proses algoritma yang akan digunakan. Parameter dari model pengujian adalah dengan menggunakan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*. Dimana pada pengujian 1 dan pengujian 2 nilai dari *minimum confidence* diubah. Penggunaan parameter tersebut diperuntukan untuk mengukur akurasi dari *rules* yang terbentuk dari proses pengolahan data yang diberikan.



UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini pengumpulan data dilakukan bertujuan untuk mengumpulkan data yang berupa transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma. Transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma berisikan tentang berbagai transaksi penjualan produk obat-obatan yang dijual oleh apotek Hazmi Farma. Pengumpulan data dilakukan dengan menghubungi pihak dari apotek Hazmi Farma dan meminta izin untuk mengumpulkan data transaksi dengan melakukan *export* data dari aplikasi *point of sales*. Jumlah dari data transaksi adalah sebanyak 383 data. Berikut sampel dari data yang diperoleh dari transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma.

Tabel 4. 1 Contoh Data Transaksi Penjualan Obat Apotek Hazmi Farma

Nomor Ref	Tanggal	Kode PLU	Nama Produk	Satuan	Harga Satuan	QT Y	Jum. Penjualan
RJJ-0000001	02/03/2022	000400	SAKATONI K 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	NEUROBIO N 5 STRIP @10 TAB	PCS	Rp2.500,00	1,00	Rp2.500,00
RJJ-0000004	03/03/2022	000036	AMLODIPI N 5MG	PCS	Rp400,00	3,00	Rp1.200,00

Nomor Ref	Tanggal	Kode PLU	Nama Produk	Satuan	Harga Satuan	QT Y	Jum. Penjualan
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

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.

Pada item-item obat yang terdapat dalam data transaksi penjualan terdapat beberapa item yang memiliki hubungan dalam satu transaksi. Item tersebut terdapat dalam satu transaksi dengan item lain yang ada pada data diatas. Hubungan item tersebut dapat dilihat dengan menggunakan *network graph* berikut.

UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A



#### 4.2.2 Data Transformation

Tahapan perubahan data transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma dilakukan dengan mengubah tipe data pada kolom "Nomor Ref" menjadi string. Dimana sebelumnya bisa jadi bertipe numerik diubah menjadi bertipe *text/string*. Perubahan ini bertujuan untuk menjadikan tipe data dari Nomor Ref berubah menjadi *string* untuk memudahkan pada saat proses perhitungan selanjutnya. Setelah 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.

Tabel 4. 2 Transformasi Data Transaksi Penjualan Obat

<b>Nomor Ref</b>	<b>Nama Produk</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

Untuk tahapan selanjutnya 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. Secara umum, algoritma asosiasi seperti Apriori, FP-Growth, dan ECLAT membutuhkan data input dalam bentuk biner, di mana setiap baris merepresentasikan transaksi dan setiap kolom merepresentasikan *item*. Nilai 1 menunjukkan keberadaan item pada transaksi dan 0 tidak ada. Akan tetapi data transaksi bisa saja mengandung data kategorikal seperti nama barang atau kode barang. Agar bisa diproses, data kategorikal perlu diubah ke dalam bentuk biner melalui proses yang disebut hot encode. Dengan hot encode setiap item unik mendapatkan 1 kolom biner yang akan bernilai 1 jika item tersebut ada di dalam transaksi. Dengan begitu, informasi keberadaan setiap item pada setiap transaksi bisa direpresentasikan dalam format yang diperlukan oleh algoritma asosiasi. Itulah mengapa hot encode merupakan fungsi penting yang diperlukan sebagai *data preprocessing* pada algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT agar bisa menemukan pola asosiasi yang berguna dari data transaksional.

Tabel 4. 3 *Hot Encode* Data Transaksi Penjualan Obat

<b>Nama Produk</b>	ACETYLSISTEIN NULAB 200MG	ALOCCLAIR PLUS GEL	AMBEVE N	AMLODIPIN	AMOXICILLIN
<b>Nomor Ref</b>					
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



### 4.3 Pengolahan Algoritma Apriori

Pada proses pengolahan data dengan algoritma Apriori terdapat dua pengujian dimana pengujian pertama dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Pada pengujian pertama dari data yang telah dilakukan *data transformation* kemudian dilakukan perhitungan menggunakan algoritma Apriori dimana menghasilkan *itemset* beserta nilai *support* nya. Hasil selanjutnya yaitu adalah *rules* dari data transaksi penjualan obat yang menghasilkan 2 *rules*. Berikut untuk hasil dari *itemset* berjumlah 76 beserta nilai *support*nya.

Tabel 4. 4 *Itemset* dan *Support* Algoritma Apriori

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 tabel tersebut merupakan hasil perhitungan dari nilai support dari tiap *itemset* yang ada pada data transaksi pembelian obat. Untuk hasil dari *rules* yang terbentuk beserta nilai dari *support*, *confidence* serta *lift ratio* dapat dilihat pada tabel berikut.

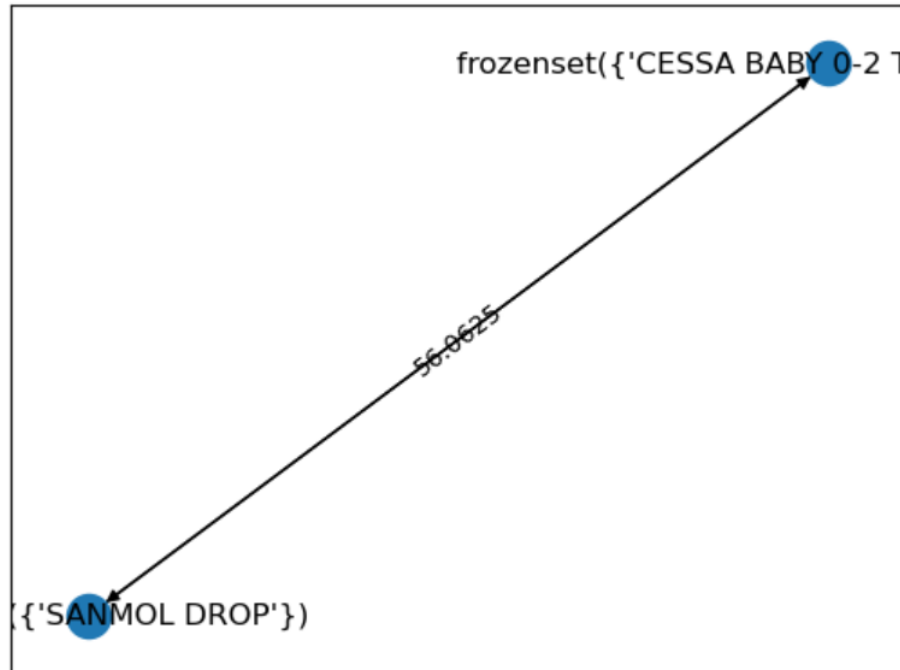
Tabel 4. 5 *Rules* Algoritma Apriori Model Pengujian 1

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

Setelah itu dilakukan pengujian untuk mengetahui waktu komputasi yang dibutuhkan oleh perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian dengan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Hasilnya

adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00489 detik.

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan *network graph* sebagai berikut.



Gambar 4. 2 *Network Graph* Algoritma Apriori Model Pengujian 1

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. Berikut rincian dari aturan asosiasi yang dihasilkan dalam model pengujian ini.

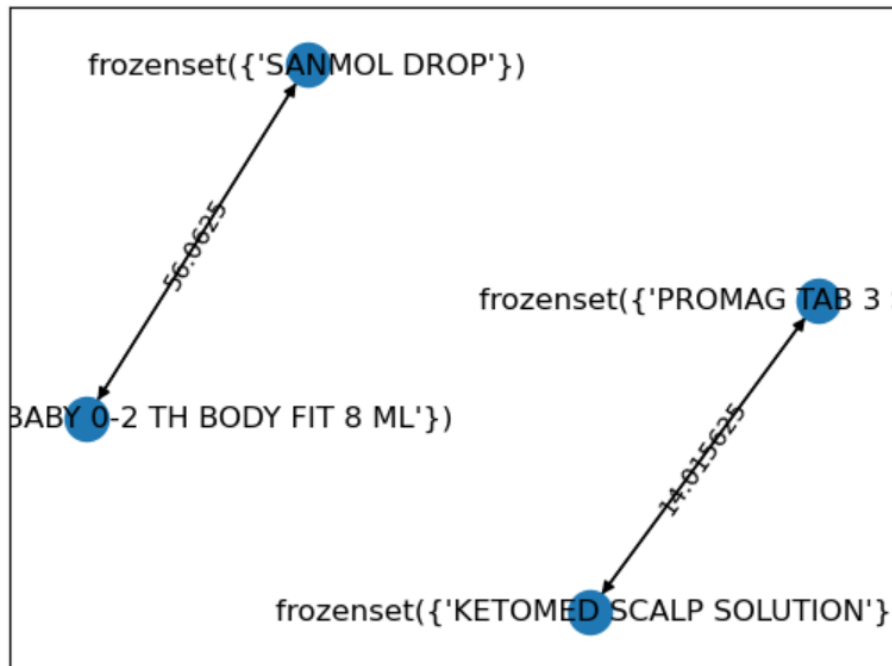
Tabel 4. 6 *Rules* Algoritma Apriori Model Pengujian 2

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

Setelah itu dilakukan pengujian untuk mengetahui waktu komputasi yang dibutuhkan oleh perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian dengan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.3. Hasilnya adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00400 detik.

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan network graph sebagai berikut.

UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A



Gambar 4. 3 *Network Graph* Algoritma Apriori Model Pengujian 2

Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan *edge* merupakan *lift ratio* dari antar *item* tersebut.

#### 4.4 Pengolahan Algoritma FP-Growth

Pada proses pengolahan data dengan algoritma FP-Growth terdapat dua pengujian dimana pengujian pertama dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Dari model pengujian ini dihasilkan beberapa output yang pertama adalah *itemset* beserta nilai *support* nya. Sebagaimana yang ada pada table berikut.

Tabel 4. 7 *Itemset* dan *Support* Algoritma FP-Growth

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

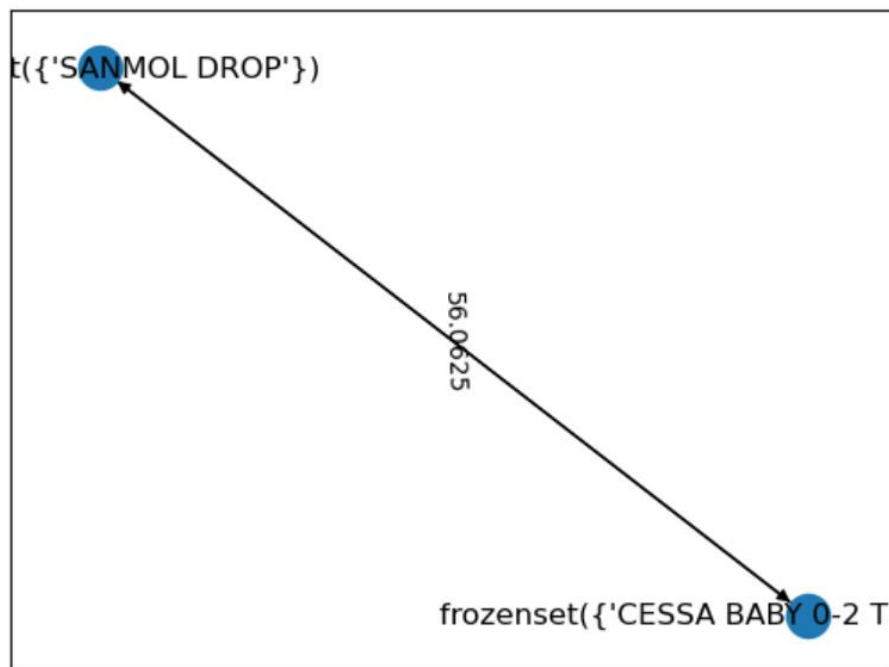
Untuk *output* berikutnya adalah *rules* dari data transaksi penjualan obat yang menghasilkan 2 *rules*. Untuk hasil dari *rules* yang terbentuk beserta nilai dari support, confidence serta lift ratio dapat dilihat pada table berikut.

Tabel 4. 8 *Rules* Algoritma FP-Growth Model Pengujian 1

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

Selanjutnya dilakukan pengujian untuk mengetahui waktu komputasi yang dibutuhkan oleh perhitungan algoritma FP-Growth pada model pengujian dengan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Hasilnya adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00300 detik.

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan network graph sebagai berikut.



Gambar 4. 4 *Network Graph* Algoritma FP-Growth Model Pengujian 1

Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari antar *item* tersebut.

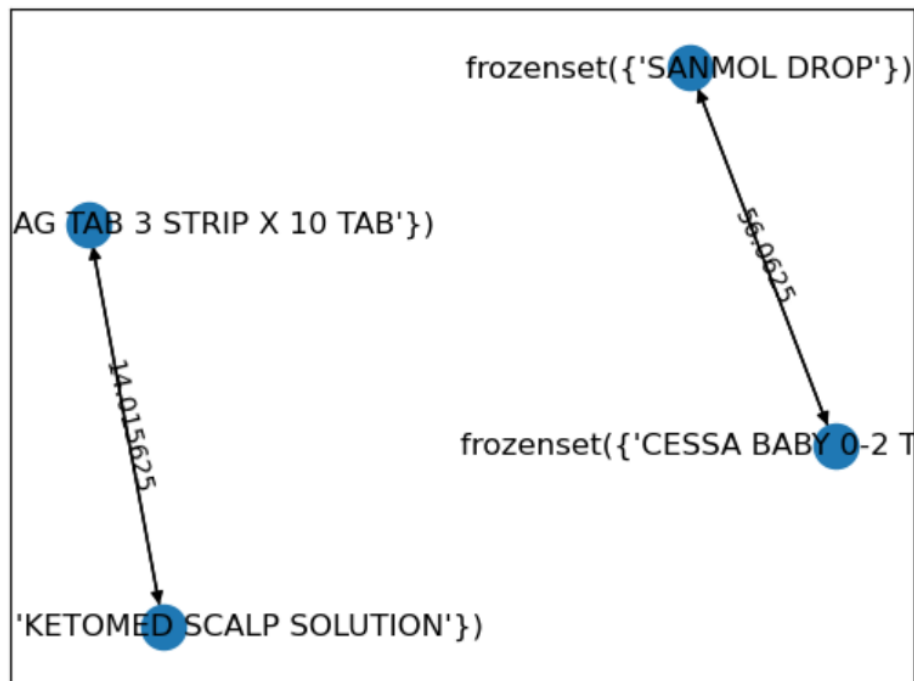
Pengujian selanjutnya adalah dengan model pengujian dimana nilai *minimum support* adalah 0.01 sedangkan nilai dari *minimum confidence* adalah 0.3. Dalam model pengujian ini dihasilkan 4 aturan asosiasi dari data transaksi penjualan obat. Berikut rincian dari aturan asosiasi yang dihasilkan dalam model pengujian ini.

Tabel 4. 9 Rules Algoritma FP-Growth Model Pengujian 2

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

Setelah itu dilakukan pengujian untuk mengetahui waktu komputasi yang dibutuhkan oleh perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian dengan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.3. Hasilnya adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma Apriori pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00202 detik.

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan network graph sebagai berikut.



Gambar 4. 5 *Network Graph* Algoritma FP-Growth Model Pengujian 2

Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan *edge* merupakan *lift ratio* dari antar *item* tersebut.

#### 4.5 Pengolahan Algoritma ECLAT

Dalam tahapan pengolahan data dengan algoritma ECLAT terdapat dua pengujian dimana pengujian pertama dilakukan dengan menetapkan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Dari model pengujian ini dihasilkan beberapa output yang pertama adalah *itemset* beserta nilai *support* nya. Sebagaimana yang ada pada table berikut.

Tabel 4. 10 *Itemset* dan *Support* Algoritma ECLAT

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



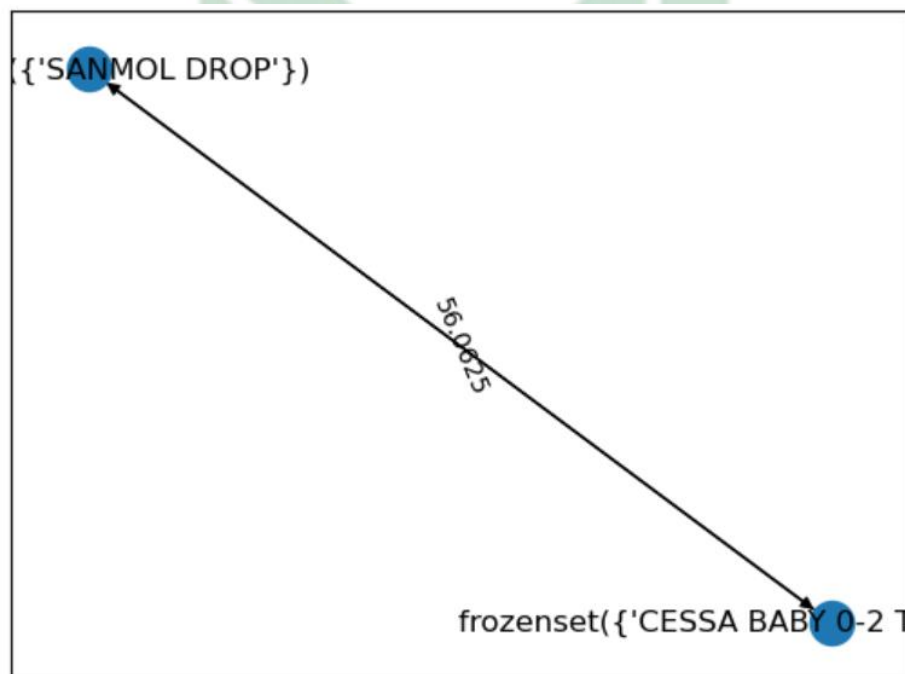
Hasil selanjutnya yaitu adalah *rules* dari data transaksi penjualan obat yang menghasilkan 2 *rules*. Berikut rincian dari *rules* yang terbentuk.

Tabel 4. 11 *Rules* Algoritma ECLAT Model Pengujian 1

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

Selanjutnya dilakukan pengujian untuk mengetahui waktu komputasi yang dibutuhkan oleh perhitungan algoritma ECLAT pada model pengujian dengan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.5. Hasilnya adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma ECLAT pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00200 detik.

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan network graph sebagai berikut.



Gambar 4. 6 *Network Graph* Algoritma ECLAT Model Pengujian 1

Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari antar *item* tersebut.

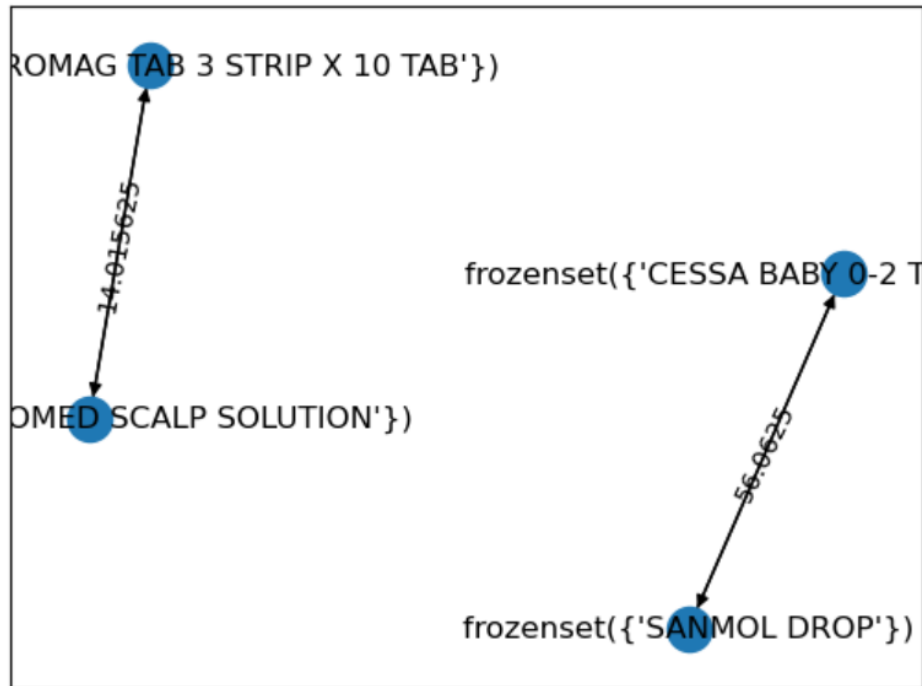
Pengujian selanjutnya adalah dengan model pengujian dimana nilai *minimum support* adalah 0.01 sedangkan nilai dari *minimum confidence* adalah 0.3. Dalam model pengujian ini dihasilkan 4 aturan asosiasi dari data transaksi penjualan obat. Berikut rincian dari aturan asosiasi yang dihasilkan dalam model pengujian ini.

Tabel 4. 12 Rules Algoritma ECLAT Model Pengujian 2

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

Selanjutnya dilakukan pengujian untuk mengetahui waktu komputasi yang dibutuhkan oleh perhitungan algoritma ECLAT pada model pengujian dengan nilai *minimum support* sebesar 0.01 dan *minimum confidence* sebesar 0.3. Hasilnya adalah waktu komputasi pada perhitungan algoritma ECLAT pada model pengujian ini memakan waktu selama 0.00214 detik.

Hasil dari model pengujian ini dapat divisualisasikan dengan network graph sebagai berikut.



Gambar 4. 7 *Network Graph* Algoritma ECLAT Model Pengujian 2

Dimana *node* merupakan nilai *support* dari item dan edge merupakan *lift ratio* dari antar *item* tersebut.

#### 4.6 Evaluasi Hasil

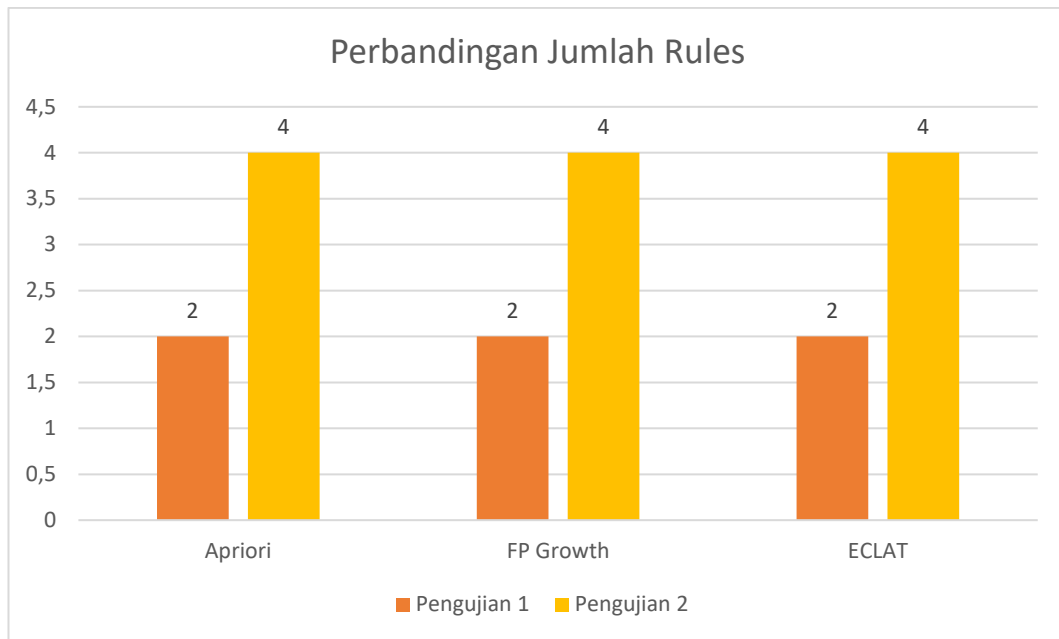
Dari hasil perhitungan pada proses sebelumnya dihasilkan beberapa *itemset* beserta nilai supportnya dan beberapa kemunculan *rules* dari data transaksi penjualan obat. Selain itu juga terdapat hasil dari berapa lama waktu komputasi yang dilalui untuk menyelesaikan perhitungan dari ketiga algoritma diatas. 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. Hasil dari perhitungan ketiga algoritma diatas dapat dirangkum dalam tabel berikut.

Tabel 4. 13 Hasil Perhitungan Algoritma

Algoritma	Min Sup	Min Con	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift	Rules	Waktu
APRIORI	0.01	0.5	CESSA BABY 0-2	SANMOL DROP	0.010033	0.75	56.0625	2	0.00 489
			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	2	0.00 300
			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	2	0.00 200
			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	4	0.00 400
			SANMOL DROP	CESSA BABY 0-2	0.010033	0.75	56.0625		
			PROMAG TAB 3 STRIP	KETOME D 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	KETOME D SCALP SOLUTION	0.010033	0.375	14.015625	4	0.00 202
			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		

Algoritma	Min Sup	Min Con	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift	Rules	Waktu
			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	4	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 output pengolahan dari algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT menghasilkan jumlah rules yang berbeda pada pengujian pertama dan kedua. 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 pengujian pertama nilai *minimum confidence* yang digunakan adalah 0,5 dimana nilai tersebut termasuk tinggi yang akhirnya mengerucutkan aturan yang muncul adalah kombinasi yang memiliki *confidence* yang melebihi 0.5. Sedangkan pada model pengujian kedua nilai *minimum confidence* yang ditetapkan adalah 0.3 dimana nilai ini lebih rendah dari nilai *minimum confidence* pada pengujian pertama. Hasil pembetulan rules pada model pengujian kedua ini tercipta 4 rules. Hal ini dikarenakan nilai penetapan dari *minimum confidence* lebih rendah dari model pengujian pertama. Akhirnya cakupan dari aturan yang dapat terbentuk menjadi lebih banyak dikarenakan tingkat dari penetapan nilai *minimum confidence* lebih rendah.



Gambar 4. 8 Perbandingan Jumlah Rules yang Dihasilkan

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. Dalam model pengujian kedua juga memiliki kombinasi item yang cenderung sama dari pengolahan ketiga algoritma diatas yaitu antara CESSA BABY 0-2 dengan SANMOL DROP dan antara KETOMED SCALP SOLUTION dengan PROMAG TAB 3 STRIP. Kecenderungan dari kesamaan ini dikarenakan tujuan dari pengolahan ketiga algoritma ini cenderung sama yaitu mencari *frequent item*. 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. Berbagai metode tersebut semua mengimplementasikan teknik *association rule mining* dengan pendekatan yang sama. Meskipun secara teknis implementasi algoritmanya berbeda, Apriori, FP-Growth, dan ECLAT semuanya tetap menggunakan teknik pencarian *frequent itemset* dan pembentukan *association rule* berdasarkan nilai *support* dan *confidence* tertentu. Oleh karena itu dengan input data yang sama, hasilnya bisa menjadi cenderung sama.

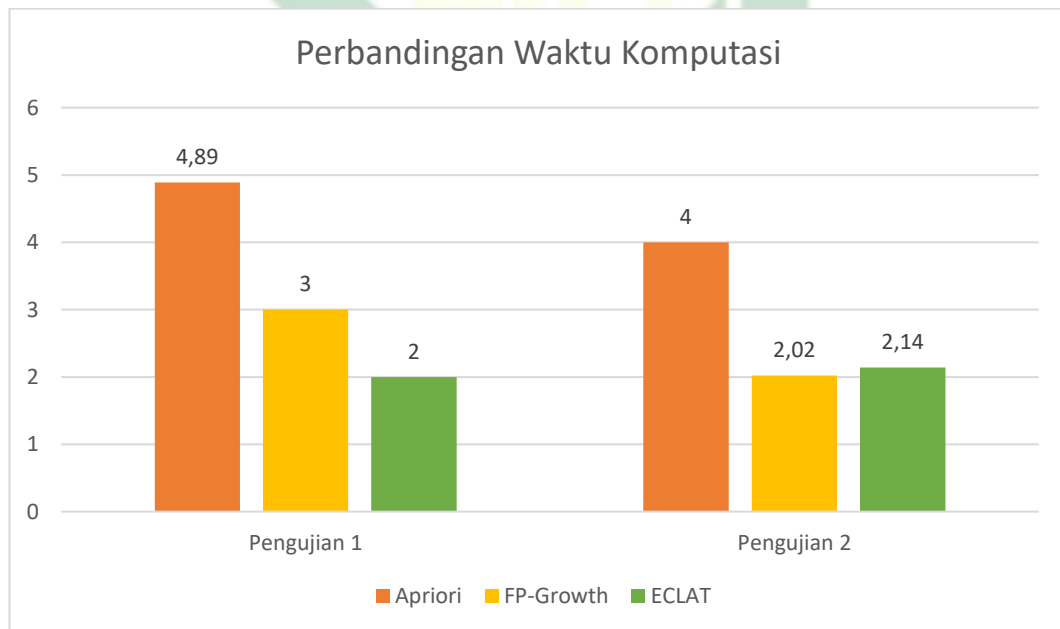
2. *Nature* dan distribusi data yang dimasukan. Jika pola dan distribusi data memang memiliki kombinasi *itemset* yang sangat kuat asosiasinya, maka hampir semua algoritma *association rule mining* akan mendeteksi pola yang sama. Misalnya jika selalu {A,B,C} muncul bersamaan, semua algoritma akan mendeteksi *itemset* dan aturan itu.
3. Parameter yang digunakan hampir sama. Parameter seperti *minimum support* dan *minimum confidence* juga bisa mempengaruhi kesamaan aturan yang terbentuk. Jika menggunakan nilai parameter yang tidak jauh berbeda, aturan yang terbentuk juga akan mirip meskipun algoritmanya berbeda.

Meskipun ketiganya memiliki tujuan yang sama namun yang membedakan adalah bagaimana dari ketiga algoritma tersebut melakukan proses dari pencarian *frequent item* tersebut. 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. Perbedaan dari pengolahan algoritma dari Apriori, FP-Growth, dan ECLAT juga bisa dilihat dari seberapa lama waktu komputasi yang dibutuhkan untuk menyelesaikan proses pengolahan data yang diberikan. Perbedaan tersebut dapat dilihat sebagai berikut.

Dari perbandingan waktu komputasi oleh ketiga algoritma tersebut dapat dilihat bahwa algoritma Apriori membutuhkan waktu lebih lama dibandingkan dengan algoritma FP-Growth dan ECLAT. Hal ini bisa diakibatkan dikarenakan faktor dari proses pengolahan dari algoritma Apriori melalui banyak iterasi pada data untuk mencari nilai *frequent item*. Untuk Algoritma ECLAT cenderung lebih cepat waktu komputasi pencarian nilai *frequent item* dibandingkan dengan algoritma Apriori dan FP-Growth. Pada proses pencarian dari nilai *frequent item* dengan mengubah *dataset* transaksional menjadi kumpulan kelas ekuivalensi. Setiap kelas berisi item yang muncul bersamaan dalam transaksi yang sama. Hal itu menghasilkan semua *itemset* yang mungkin dengan menggabungkan item dalam setiap kelas. 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. Dalam perbandingan ini algoritma FP-Growth dan algoritma ECLAT cenderung lebih cepat dalam waktu komputasi dibandingkan dengan algoritma Apriori. Algoritma ECLAT yang lebih cepat juga sesuai dengan penelitian oleh (Lisnawita and Devega, 2018) dimana pada penelitian tersebut ditemukan bahwa dalam perbandingan antara algoritma Apriori dengan algoritma ECLAT algoritma Apriori memiliki waktu eksekusi lebih lambat dengan memakan waktu 31 *ms* (milisecond) dibandingkan dengan algoritma ECLAT yang memakan waktu 15 *ms*. Selain dari penelitian diatas pada penelitian oleh (Wijaya, 2019) yang membandingkan antara algoritma ECLAT dengan algoritma FP-Growth pada penhualan barang dihasilkan bahwa waktu komputasi algoritma ECLAT lebih cepat dibandingkan dengan algoritma FP-Growth. Dalam penelitian tersebut waktu komputasi dari algoritma FP-Growth memakan waktu selama 1 menit 15 detik dibandingkan dengan waktu komputasi algoritma ECLAT yang memakan waktu selama 11 detik.



Gambar 4. 9 Perbandingan Waktu Komputasi

#### 4.7 Analisis Hasil

Setelah dilakukan evaluasi hasil dari proses pengolahan data menggunakan algoritma Apriori, FP-Growth, dan ECLAT selanjutnya akan dilakukan analisis

untuk menentukan algoritma yang tepat pada studi kasus transaksi penjualan obat apotek Hazmi Farma. Dalam proses evaluasi hasil didapatkan bahwa terdapat dua model pengujian yang dilakukan pada proses pengolahan data menggunakan algoritma tersebut. Dimana pada pengujian pertama menetapkan besaran *minimum confidence* sebesar 0.5 sedangkan pada model pengujian kedua menetapkan besaran *minimum confidence* sebesar 0.3. Dari dua model pengujian tersebut memunculkan jumlah *rules* yang berbeda dimana model pengujian pertama menghasilkan 2 *rules* sedangkan model pengujian yang kedua menghasilkan 4 *rules*. Selain itu juga dilakukan pengujian waktu komputasi dari ketiga algoritma tersebut dimana dihasilkan bahwa algoritma ECLAT lebih cepat dari algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth.

Mengacu pada faktor yang mempengaruhi performa pada pengolahan algoritma yang telah dipaparkan pada bab kedua 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. Hal ini dapat dilihat pada hasil *rules* dari perhitungan ini dimana meskipun hanya menghasilkan 2 aturan tetapi memiliki nilai *lift ratio* yang tinggi. Meskipun pada model pengujian kedua menghasilkan jumlah *rules* yang lebih banyak akan tetapi dengan tingginya nilai *minimum confidence* pada model pengujian pertama membuat aturan yang dihasilkan lebih akurat. Dalam perbandingan ketiga algoritma diatas dapat dilihat bahwa *rules* yang dihasilkan cenderung sama oleh karena itu maka keefektifan dari pengolahan data dibandingkan berdasarkan waktu komputasi dari ketiga algoritma tersebut. Pada pengolahan algoritma ECLAT model pengujian pertama waktu yang dibutuhkan untuk komputasi adalah 2 ms dimana hasil tersebut merupakan waktu komputasi tercepat dibandingkan dengan algoritma Apriori dan FP-Growth. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma ECLAT dapat menyelesaikan pengolahan data dengan waktu komputasi paling efektif. Oleh karena itu 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.

Tabel 4. 14 Hasil Pengolahan Algoritma ECLAT

Algoritma	Min Sup	Min Con	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift	Waktu
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*. Jadi *rules* yang terbentuk adalah jika pelanggan membeli "CESSA BABY 0-2", maka ada kecenderungan 75% juga membeli "SANMOL DROP", dengan tingkat korelasi yang tinggi. Kemudian jika pelanggan membeli "SANMOL DROP", maka ada kecenderungan 75% juga membeli CESSA BABY 0-2, dengan tingkat korelasi yang tinggi.

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. Dalam hal ini dilakukan wawancara untuk validasi oleh penanggung jawab dari apotek Hazmi Farma. Dari hasil yang didapatkan *item* CESSA BABY dan SANMOL DROP menunjukan keterkaitan antara kedua produk ini dalam pembelian pada apotek Hazmi Farma memiliki kemungkinan yang tinggi.

Keakuratan dari hasil algoritma data mining yang dilakukan divalidasi oleh penanggung jawab apotek Hazmi Farma bahwa keterkaitan dari dua produk tersebut relevan dengan keadaan dari pembeli berdasarkan keluhan serta kondisi lingkungan disekitar apotek.

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. Dalam lingkungan disekitar apotek merupakan perumahan yang tergolong baru dimana banyak dari warga adalah keluarga muda dan kebanyakan pekerja di daerah Cikarang. Banyak dari keluarga yang tinggal di sekitar apotek Hazmi Farma memiliki anak berusia balita dimana memerlukan obat yang cocok dengan gejala serta umur dari balita tersebut. Oleh karena itu produk CESSA BABY 0-2 TH BODY FIT 8 ML dan SANMOL DROP relevan dalam pembelian di apotek Hazmi Farma.

UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

## **BAB V**

### **KESIMPULAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada penelitian ini, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut untuk menjawab rumusan masalah yang diajukan:

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.

#### **5.2 Saran**

Dalam penelitian ini terdapat beberapa kekurangan dan batasan dalam pelaksanaan penelitian Dimana dapat menjadi saran dalam penelitian selanjutnya. Berikut beberapa saran untuk penelitian dari tema yang telah diambil dalam penelitian ini.

1. Menggunakan rentang data transaksi dalam jangka panjang
2. Melakukan pembagian dataset secara acak
3. Implementasi untuk pengembangan strategi pemasaran

## APPENDIX

1. *Source code* algoritma apriori dapat diakses dan dilihat melalui alamat berikut :

<https://github.com/alfann01/Perbandingan-Algoritma-Apriori-FP-Growth-ECLAT/blob/e5ee55ed88022fe3c7ffb92f3abfdb962e56a469/Asosiasi%20Network%20Graph.ipynb>

2. *Source code* algoritma FP-Growth dapat diakses dan dilihat melalui alamat berikut :

<https://github.com/alfann01/Perbandingan-Algoritma-Apriori-FP-Growth-ECLAT/blob/e5ee55ed88022fe3c7ffb92f3abfdb962e56a469/fpgrowth%20network%20graph.ipynb>

3. *Source code* algoritma ECLAT dapat diakses dan dilihat melalui alamat berikut :

[https://github.com/alfann01/Perbandingan-Algoritma-Apriori-FP-Growth-ECLAT/blob/e5ee55ed88022fe3c7ffb92f3abfdb962e56a469/Eclat\\_1%20network%20graph.ipynb](https://github.com/alfann01/Perbandingan-Algoritma-Apriori-FP-Growth-ECLAT/blob/e5ee55ed88022fe3c7ffb92f3abfdb962e56a469/Eclat_1%20network%20graph.ipynb)

UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A



## DAFTAR PUSTAKA

- Agrawal, R. and Srikant, R. (1994) 'Fast algorithms for mining association rules.', *VLDB*, 12, pp. 487–499.
- Amalia, Y.R. (2018) 'Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Elektronik Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor', *Universitas Islam Negeri Raden Fatah Palembang* [Preprint].
- Amri, K. *et al.* (2022) 'Penerapan Data Mining Dalam Mencari Pola Asosiasi Data Tracer Study Menggunakan Equivalence Class Transformation (ECLAT)', *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 5(3), pp. 442–449. Available at: <https://doi.org/10.32672/jnkti.v5i3.4408>.
- Ardiansyah, S., Hidayati, H. and Kom, S. (2016) 'ANALISIS DAN IMPLEMENTASI ALGORITMA CT-APRIORI UNTUK ASOSIASI TRANSAKSI BARANG'.
- Chandra, A. (2017) 'PENINGKATAN PERFORMA ALGORITMA APRIORI UNTUK ATURAN ASOSIASI DATA MINING', *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*, 2(1), pp. 85–90.
- Dani, A.T.R., Wahyuningsih, S. and Rizki, N.A. (2019) 'Penerapan Hierarchical Clustering Metode Agglomerative pada Data Runtun Waktu', *Jambura Journal of Mathematics*, 1(2), pp. 64–78. Available at: <https://doi.org/10.34312/jjom.v1i2.2354>.
- Han, J., Pei, J. and Yin, Y. (2000) 'Mining frequent patterns without candidate generation', *ACM sigmod record*, 29(2), pp. 1–12.
- Irmayani, W. (2021) 'VISUALISASI DATA PADA DATA MINING MENGGUNAKAN METODE KLASIFIKASI NAÏVE BAYES'.
- Iswandi, P., Permana, I. and Salisah, F.N. (2020) 'PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN HYPERMART XYZ LAMPUNG UNTUK PENENTUAN TATA LETAK BARANG', *Jurnal*



*Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, 6(1), p. 70. Available at: <https://doi.org/10.24014/rmsi.v6i1.7613>.

Junaidi, A. (2019) 'Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang', *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 8(1), pp. 61–67. Available at: <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v8i1.604>.

Kaur, M. and Kang, S. (2016) 'Market Basket Analysis: Identify the Changing Trends of Market Data Using Association Rule Mining', *Procedia Computer Science*, pp. 78–85.

Lisnawita, L. and Devega, M. (2018) 'Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Dalam Menentukan Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Universitas Lancang Kuning', *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 3(2), p. 118. Available at: <https://doi.org/10.35314/isi.v3i2.753>.

Mahardika, M.P. *et al.* (2021) 'Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma ECLAT dan Apriori Dalam Pembentukan Aturan Asosiasi Pada Pasar Pertanian Online', *Seminar Nasional Informatika dan Aplikasinya (SNIA)* [Preprint].

Mountassir, A., Benbrahim, H. and Berrada, I. (2012) 'An empirical study to address the problem of Unbalanced Data Sets in sentiment classification', in *2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). 2012 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics - SMC*, Seoul, Korea (South): IEEE, pp. 3298–3303. Available at: <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2012.6378300>.

Nainggolan, R.Z., Ibnutama, K. and Suryanata, M.G. (2021) 'Implementasi Data Mining Dengan Metode Regresi Linier Berganda Dalam Estimasi Mahasiswa Baru Pada Sekolah Tinggi Agama Islam Raudhatul Akmal Batang Kuis', 1.

Nurarofah, E., Herdiana, R. and Nuris, N.D. (2023) 'PENERAPAN ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA POLA TRANSAKSI PENJUALAN DI TOKO ROTI', 7(1).

- Oktanisa, I. and Supianto, A.A. (2018) 'Perbandingan Teknik Klasifikasi Dalam Data Mining Untuk Bank Direct Marketing', *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(5), pp. 567–576. Available at: <https://doi.org/10.25126/jtiik.201855958>.
- Olson, D.L. and Delen, D. (2008) 'Memory-Based Reasoning Methods', in D.L. Olson and D. Delen (eds) *Advanced Data Mining Techniques*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 39–52. Available at: [https://doi.org/10.1007/978-3-540-76917-0\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-540-76917-0_3).
- Pohan, A.B. (2020) 'PENERAPAN DATA MINING UNTUK ANALISIS MARKET BASKET DENGAN ALGORITME FP-GROWTH PADA PD PASAR TOHAGA', 9.
- Pomalingo, S., Sugiantoro, B. and Prayudi, Y. (2019) 'DATA VISUALISASI SEBAGAI PENDUKUNG INVESTIGASI MEDIA SOSIAL', *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 11(2), pp. 143–151. Available at: <https://doi.org/10.33096/ilkom.v11i2.443.143-151>.
- Pratama, A. and Lestiawan, H. (2016) 'IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN METODE DESKRIPSI UNTUK MENEMUKAN POLA ABSENSI DI BADAN KEPEGAWAIAN DAERAH KOTA SEMARANG', 15(3).
- Ramadhanti, F.B., Saputro, D.R.S. and Widyaningsih, P. (2020) 'PENERAPAN ASSOCIATION RULE MINING-FREQUENT ITEMSET DENGAN ALGORITME FREQUENT PATTERN GROWTH (FP- GROWTH) PADA DATASET KELULUSAN MAHASISWA S'.
- Retnoningsih, E. and Pramudita, R. (2020) 'Mengenal Machine Learning Dengan Teknik Supervised Dan Unsupervised Learning Menggunakan Python', *BINA INSANI ICT JOURNAL*, 7(2), p. 156. Available at: <https://doi.org/10.51211/biict.v7i2.1422>.
- Rizki P., A., Muflikhah, L. and Ratnawati, D.E. (2013) 'Personalisasi E-Library Menggunakan Kaidah Asosiasi Algoritma Eclat', *Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK UB*, 1.

- Rosyidah, U.A. and Oktavianto, H. (2019) 'Pencarian Pola Asosiasi Keluhan Pasien Menggunakan Teknik Association Rule Mining', *INFORMAL: Informatics Journal*, 3(1), p. 1. Available at: <https://doi.org/10.19184/isj.v3i1.5541>.
- Rozi, I.F., Syaifudin, Y.W. and Mufidah, N.A. (2019) 'ANALISA FREQUENT PATTERN PADA DATA PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA ECLAT UNTUK MENENTUKAN STRATEGI PENJUALAN', 5.
- Rusdaman, D. and Setiyono, A. (2018) 'ALGORITMA FP-GROWTH DALAM PENEMPATAN LOKASI BARANG DI GUDANG PT. XYZ', 4(1).
- Sharda, R., Delen, D. and Turban, E. (2021) 'Business Intelligence, Analytics, and Data Science: A Managerial Perspective, 4th edition', in. Pearson.
- Sudipa, I.G.I. *et al.* (2023) *Data Mining*. Padang Sumatera Barat: PT GLOBAL EKSEKUTIF TEKNOLOGI.
- Utami, H.N. and Firdaus, I.F.A. (2018) 'Pengaruh Bauran Pemasaran Terhadap Perilaku Online Shopping: Perspektif Pemasaran Agribisnis', 2(1).
- Wang, S.-C. (2003) 'Artificial Neural Network', in S.-C. Wang (ed.) *Interdisciplinary Computing in Java Programming*. Boston, MA: Springer US, pp. 81–100. Available at: [https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0377-4\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0377-4_5).
- Wijaya, A. (2019) 'PERBANDINGAN ALGORITMA ECLAT DAN FP-GROWTH PADA PENJUALAN BARANG (STUDI KASUS: MINIMARKET 212 MART VETERAN UTAMA)'
- Wijaya, K.N., Malik, R.F. and Nurmaini, S. (2020) 'Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth (Frequent Pattern Growth) Dan Eclat Pada Minimarket', 7(2).
- Zaki, M.J. *et al.* (1997) 'New Algorithms for Fast Discovery of Association Rules'.
- Zaki, M.J. (2000) 'Scalable algorithms for association mining.', *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 12(3), pp. 372–390.