

Analisis Perbandingan Algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dalam Menemukan Pola Pembelian Konsumen

Y Husain^{*1}, E D Oktaviyani², S Christina³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Palangka Raya

E-mail: yusufhusain243@gmail.com¹, enny@it.upr.ac.id², sherly@it.upr.ac.id³

Abstrak. Apotek Sasameh Sehat saat ini memiliki permasalahan dalam perencanaan stok obat. Saat ini perencanaan obat masih dilakukan secara manual tanpa menggunakan sistem. Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan menganalisis kebiasaan pembelian konsumen menggunakan *associations rules mining*. Penelitian ini menggunakan tiga algoritma *associations rules mining* yaitu Algoritma Apriori, FP-Growth dan Eclat. Terdapat perbedaan pada ketiga algoritma tersebut, yaitu dalam hal kecepatan eksekusi serta aturan yang dihasilkan. Oleh karena itu, penelitian ini akan membandingkan ketiga algoritma tersebut untuk mengetahui algoritma mana yang paling cocok untuk permasalahan Apotek Sasameh Sehat. Berdasarkan uji perbandingan algoritma, waktu eksekusi tercepat adalah Algoritma Fp growth, diikuti oleh Algoritma Eclat dan terakhir adalah Algoritma Apriori. Berdasarkan *rule* yang dihasilkan, ketiga algoritma pada setiap percobaan memiliki jumlah *rule* yang sama. Kesimpulannya adalah algoritma yang terbaik untuk menangani permasalahan di Apotek Sasameh Sehat adalah Algoritma FP-Growth.

Kata kunci: Apriori; FP-Growth; Eclat; *Association Rules Mining*; *data mining*

Abstract. Currently, the Sasameh Sehat Pharmacy has problems planning drug stocks. The drug planning is still done manually without using a system. These problems can be overcome by analyzing consumer buying habits using association rules mining. This study uses three association rules mining algorithms, namely the Apriori, FP-Growth and Eclat algorithms. There are differences in the three algorithms, namely in terms of execution speed and the resulting rules. Therefore, this study compared the three algorithms to find out which algorithm was the most suitable for the problem of the Sasameh Sehat Pharmacy. Based on the comparison test of algorithms, the fastest execution time was the Fp growth Algorithm, followed by the Eclat Algorithm and the Apriori Algorithm. Based on the rules generated, the three algorithms in each experiment had the same number of rules. Thus, it can be concluded that the best algorithm for dealing with problems at the Sasameh Sehat Pharmacy is the FP-Growth Algorithm.

Keywords: Apriori; FP-Growth; Eclat; *Association Rules Mining*; *data mining*

1. Pendahuluan

Salah satu industri bisnis yang bergerak di bidang pelayanan kesehatan adalah apotek. Menurut KBBI (Kamus Besar Bahasa Indonesia), apotek adalah toko tempat meramu dan menjual obat berdasarkan resep

dokter serta memperdagangkan barang medis [1]. Apotek Sasameh Sehat merupakan salah satu industri bisnis yang bergerak di bidang pelayanan farmasi di Kota Palangka Raya. Apotek Sasameh Sehat berada di Jalan Mahir Mahar, Kelurahan Bukit Tunggul, Kecamatan Jekan Raya, Kota Palangka Raya, Kalimantan Tengah. Berdasarkan hasil wawancara dan observasi di Apotek Sasameh Sehat, terdapat beberapa permasalahan yakni mengenai perencanaan stok obat. Saat ini pada Apotek Sasameh Sehat perencanaan stok obat masih dilakukan dengan cara analisis secara manual tanpa menggunakan sistem. Pengelolaan stok persediaan obat di apotek penting untuk dilakukan agar kebutuhan konsumen di waktu tertentu dapat terpenuhi. Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan menganalisis pola pembelian konsumen menggunakan data transaksi pembelian konsumen yang ada. Contoh pola pembelian konsumen tersebut misalnya, “Jika membeli produk A, maka konsumen juga membeli produk B”. Dari pola tersebut dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam melakukan perencanaan stok obat. Analisis pola belanja konsumen ini dapat dilakukan dengan data *mining* yakni menggunakan teknik *association rules* atau biasanya disebut *market basket analysis* berdasarkan data transaksi pembelian konsumen. Aturan asosiasi (*Association Rule*) merupakan salah satu metode yang bertujuan mencari pola yang sering muncul di antara banyak transaksi, di mana setiap transaksi terdiri dari beberapa item [2].

Saat ini sudah terdapat beberapa penelitian mengenai pola transaksi pembelian konsumen. Beberapa algoritma yang dapat digunakan adalah Algoritma Apriori, Fp-Growth dan juga Eclat. Penelitian yang dilakukan oleh [3] mengimplementasikan aplikasi data *mining* pada Apotek Kimia Farma Bahteramas menggunakan Algoritma Apriori. Penelitian tersebut berhasil menampilkan pola pembelian konsumen dari Apotek Kimia Farma Bahteramas dengan menganalisis data transaksi penjualan. Kemudian pada [4], melakukan penelitian menggunakan Algoritma Fp-Growth untuk memprediksi penjualan alat-alat kesehatan (studi kasus : Apotek Kimia Farma Korem). Penelitian ini menghasilkan, pencarian *Frequent Itemset* menggunakan Algoritma Fp-Growth bekerja sangat baik dalam melakukan *Frequent Itemset* dengan proses pembentukan *Fp-Tree* dengan menghasilkan *rule* dari data penjualan alat-alat kesehatan. Selain itu [5] juga melakukan penelitian menggunakan Algoritma Eclat untuk *frequent pattern mining* pada penjualan barang. Penelitian ini menghasilkan bahwa, Algoritma Eclat mampu melakukan proses analisis data dengan waktu yang relatif singkat. Berdasarkan uraian tersebut, dapat dilihat bahwa ketiga algoritma yang akan digunakan, dapat diimplementasikan untuk menemukan pola pembelian konsumen. Namun, ketiga algoritma tersebut memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing, baik dari sisi kecepatan maupun *rule* yang dihasilkan. Seperti pada beberapa penelitian di bawah ini, terdapat perbedaan hasil penelitian dari ketiga algoritma tersebut.

Penelitian yang dilakukan [6] membandingkan Algoritma Apriori dan juga Algoritma Fp-Growth. Hasil dari penelitian ini adalah algoritma yang memiliki waktu proses paling cepat adalah Algoritma Apriori. Selain itu, algoritma terbaik yang didapatkan adalah Fp-Growth, sebab mampu menghasilkan *rule* dengan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang lebih besar jika dibandingkan dengan Algoritma Apriori. Hal ini berbanding terbalik dengan penelitian yang dilakukan oleh [7] yang menyatakan bahwa dalam pembentukan *rule* Algoritma Fp-Growth lebih cepat dibandingkan dengan Algoritma Apriori. Pada Algoritma Apriori dan Eclat juga memiliki perbedaan hasil dari beberapa penelitian yang dilakukan. Misalnya hasil penelitian yang dilakukan [8] menunjukkan bahwa hasil *rules* dari Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat menggunakan *support* dan *confidence* yang sama didapatkan hasil yang sama. Akan tetapi, hasil *rules* tertinggi didapatkan hasil yang berbeda. Waktu yang dibutuhkan untuk mendapatkan *rules*, Algoritma Apriori lebih cepat dibandingkan dengan Algoritma Eclat. Hal ini berbanding terbalik dengan penelitian yang dilakukan pada [9] bahwa performa algoritma Eclat memiliki waktu eksekusi lebih cepat Algoritma Apriori membutuhkan waktu 31 ms, sedangkan Algoritma Eclat membutuhkan waktu 15 ms proses eksekusi. Lalu untuk Algoritma Fp-Growth dan juga Eclat, juga memiliki perbedaan hasil misalnya pada penelitian yang dilakukan pada [10], bahwa Algoritma Fp-Growth lebih unggul dari sisi jumlah aturan asosiasi yang didapatkan, *runtime* bahkan *memory consumption*. Hal ini berbeda dengan apa yang dihasilkan dari penelitian yang dilakukan oleh [11], yang menunjukkan bahwa Algoritma Eclat unggul dari sisi waktu eksekusi dibandingkan Algoritma Fp-Growth.

Berdasarkan uraian di atas, terdapat perbedaan hasil mengenai ketiga algoritma yang digunakan pada setiap kasus. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan hasil analisis pola transaksi pembelian menggunakan Algoritma Apriori, Fp-Growth dan Eclat berdasarkan waktu eksekusi dan juga *rule* yang dihasilkan, untuk menemukan algoritma yang terbaik dalam mengatasi permasalahan yang ada pada Apotek Sasameh Sehat. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi pihak Apotek Sasameh Sehat untuk meningkatkan pelayanan serta strategi bisnisnya. Selain itu, Penelitian ini juga dapat bermanfaat bagi para peneliti lain untuk melihat perbedaan waktu eksekusi dan juga *rule* yang dihasilkan pada Algoritma Apriori, Fp-Growth dan Eclat.

2. Metode

2.1. Pengumpulan data

Untuk penelitian ini jenis data yang digunakan adalah jenis data kuantitatif, karena data yang digunakan adalah data pembelian konsumen yang kemudian akan dihitung menggunakan rumus sehingga akan berbentuk angka. Sumber data yang digunakan adalah sumber data primer, karena data yang didapatkan adalah data transaksi penjualan Apotek Sasameh Sehat selama bulan Januari, Juli, Agustus, September, Oktober, November dan Desember tahun 2022. Contoh data transaksi penjualan Apotek Sasameh Sehat dapat dilihat pada Tabel 1 berikut ini.

Tabel 1. Contoh Data Transaksi

No	No. Faktur	Tanggal Transaksi	Item
1	PJL301222-155909	2022-12-30	Cetirizine Tab Hj, Sanmol Syrup 60 MI
2	PJL281222-201229	2022-12-28	Antangin Jrg Sachet, Tolak Angin Dws
3	PJL241222-182753	2022-12-24	Dexteem Plus, Incidal
4	PJL241222-085429	2022-12-24	Cefixime Trihydrate 100mg, Methylperdnison 4 Mg
...
118	PJL030122-091817	2022-01-03	Paramex Biru, Intunal-F, Emkamol Paracetamol, Antimo Rasa Straw, Antimo

2.2 Metode pengolahan data

Data yang sudah didapatkan selanjutnya akan diolah menggunakan proses *Knowledge Discovery in Database* atau yang biasa disebut dengan KDD. Berikut adalah tahapan tahapan untuk proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD) menurut [12].

2.2.1. Selection.

Pada penelitian ini data yang akan diseleksi adalah data transaksi yang terdapat pada Apotek Sasameh Sehat, di mana variabel data yang akan digunakan untuk proses data *mining* adalah no.faktur, tanggal transaksi dan produk yang dibeli.

2.2.2. Pre-Processing/Cleaning

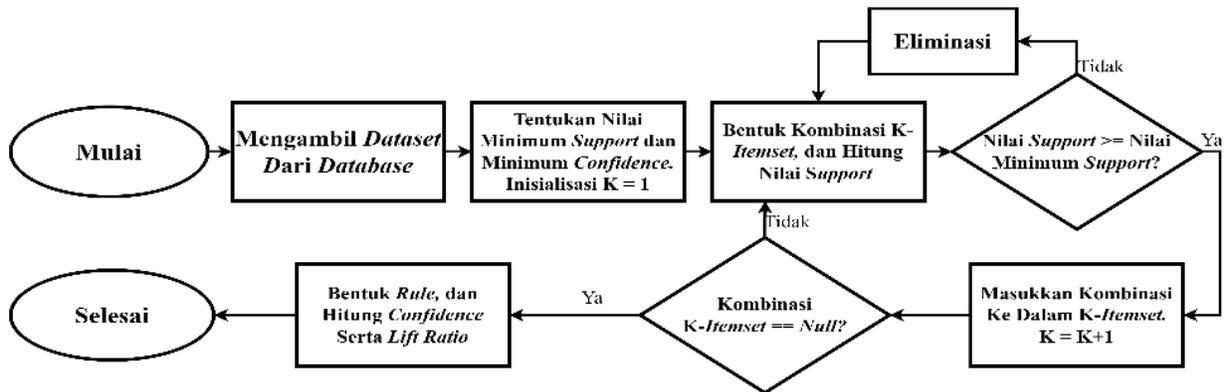
Pada tahap ini data yang sudah dipilih akan dilakukan pembersihan. Proses *cleaning* ini meliputi pembuangan duplikasi data dan data *null*.

2.2.3. Transformation

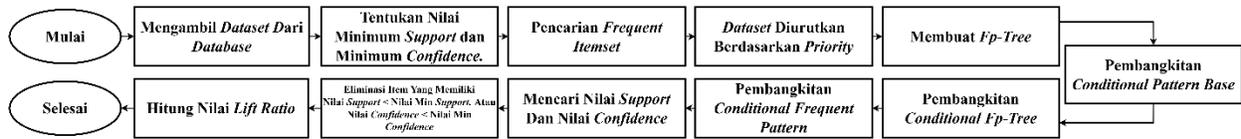
Pada penelitian ini, *transformation* data hanya dilakukan pada Algoritma Eclat, di mana data diubah terlebih dahulu menjadi format data vertikal. Untuk Algoritma Apriori dan Fp-Growth, data yang ada sudah sesuai dengan format data yang dibutuhkan oleh algoritma.

2.2.4. Data mining

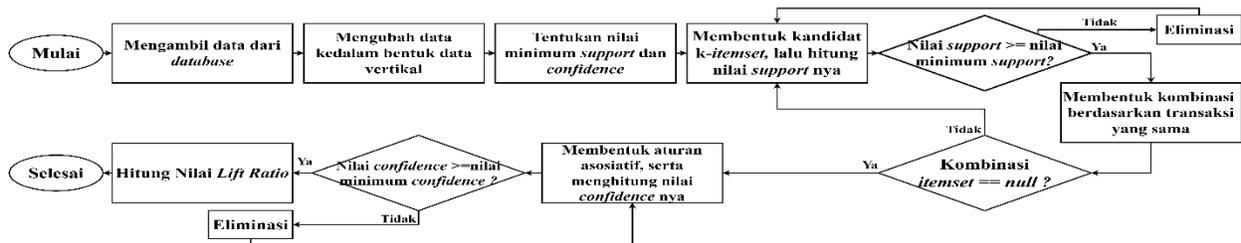
Data mining adalah proses penggalian dan pencarian pengetahuan dan informasi yang bermanfaat dengan menggunakan algoritma/metode/teknik tertentu sesuai dengan pengetahuan atau informasi yang dicari. Pada penelitian ini terdapat tiga algoritma data mining yang digunakan yaitu Algoritma Apriori, Fp-Growth dan Eclat. Gambar 1, Gambar 2, dan Gambar 3 merupakan gambaran untuk ketiga algoritma tersebut.



Gambar 1. Flowchart Algoritma Apriori



Gambar 2. Flowchart Algoritma FP-Growth



Gambar 3. Flowchart Algoritma Eclat

Sebagai ilustrasi, dilakukan proses perhitungan manual pencarian pola transaksi penjualan berupa aturan asosiasi menggunakan Algoritma Apriori, FP-Growth dan Eclat dengan ketentuan nilai minimum support 40% dan minimum confidence 50%. Nilai support didapatkan dengan rumus sebagai berikut [13].

$$Support(A) = ((\sum \text{Transaksi mengandung } A) / (\sum \text{transaksi})) \times 100\% \quad (1)$$

Sedangkan untuk nilai confidence didapatkan dengan rumus berikut ini [14].

$$Confidence(A \Rightarrow B) = (\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B) / (\sum \text{transaksi } A) \times 100\% \quad (2)$$

Ilustrasi perhitungan manual yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan contoh data yang ada pada Tabel 2 sebagai berikut.

Tabel 2. Data Contoh Perhitungan Manual

Id Transaksi	Produk
T001	Antalgin, Paracetamol, Mixagrip
T002	Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi
T003	OBH Combi, Promag, Neuralgin
T004	Paracetamol, Mixagrip
T005	Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi, Neuralgin, Asam Mefenamat

2.2.4.1. Perhitungan Manual Algoritma Apriori

Tahap pertama adalah mencari kombinasi untuk 1-*itemset*, lalu menghitung masing-masing nilai *support*-nya. Kombinasi 1-*itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* dapat dilihat pada Tabel 3 berikut ini.

Tabel 3. Kombinasi 1-*Itemset* Algoritma Apriori

Nama <i>Itemset</i>	Banyak Transaksi	<i>Support</i>
Paracetamol	4	80%
Mixagrip	4	80%
OBH Combi	3	60%
Neuralgin	2	40%

Selanjutnya mencari kombinasi untuk 2-*itemset* berdasarkan data kombinasi 1-*itemset* yang di dapatkan, lalu menghitung masing-masing nilai *support*-nya. Kombinasi 2-*itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut ini.

Tabel 4. Kombinasi 2-*Itemset* Algoritma Apriori

Nama <i>Itemset</i>	Banyak Transaksi	<i>Support</i>
Paracetamol, Mixagrip	4	80%
Paracetamol, OBH Combi	2	40%
Mixagrip, OBH Combi	2	40%
OBH Combi, Neuralgin	2	40%

Kemudian mencari kombinasi untuk 3-*itemset* berdasarkan data kombinasi 2-*itemset* yang didapatkan, lalu menghitung masing-masing nilai *support*-nya. Kombinasi 3-*itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* dapat dilihat pada Tabel 5 berikut ini.

Tabel 5. Kombinasi 3-*Itemset* Algoritma Apriori

Nama <i>Itemset</i>	Banyak Transaksi	<i>Support</i>
Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi	2	40%

Karena kombinasi 4-*itemset* tidak ditemukan, maka selanjutnya dibentuk *rule* dari masing masing kombinasi yang sudah didapatkan. Dan dilanjutkan dengan menghitung masing-masing nilai *confidence* dari *rule* yang terbentuk. *Rule* yang didapatkan beserta dengan nilai *confidence* nya, dapat dilihat pada Tabel 6 berikut ini.

Tabel 6. Hasil Aturan Asosiasi/*Rules* Algoritma Apriori

Antecedent	<i>Consequent</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
Paracetamol	Mixagrip	80%	100%
Mixagrip	Paracetamol	80%	100%
Paracetamol	OBH Combi	40%	50%

Antecedent	Consequent	Support	Confidence
OBH Combi	Paracetamol	40%	66,67%
...
OBH Combi	Paracetamol, Mixagrip	40%	66,67%

2.2.4.2. Perhitungan Manual Algoritma FP-Growth

Tahapan pertama adalah menghitung frekuensi *itemset* atau seberapa banyak sebuah item muncul di data transaksi. Setelah dilakukan perhitungan, maka didapatkan frekuensi *itemset* seperti yang ada pada Tabel 7 sebagai berikut.

Tabel 7. Frekuensi *Item*

Produk	Frekuensi
Antalgin	1
Paracetamol	4
Mixagrip	4
OBH Combi	3
Promag	1
Neuralgin	2
Asam Mefenamat	1

Setelah dilakukan perhitungan frekuensi *itemset*, maka data produk diurutkan berdasarkan *priority*, atau berdasarkan frekuensi tertinggi. Hasil data setelah diurutkan dapat dilihat pada Tabel 8 berikut ini.

Tabel 8. Mengurutkan *Item* Berdasarkan Frekuensi

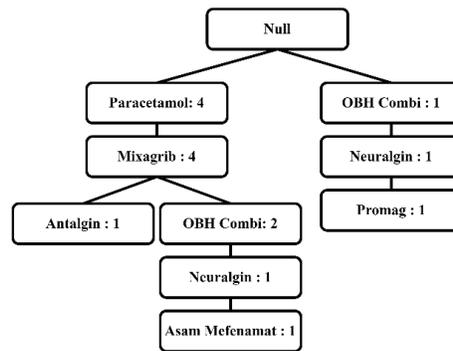
Produk	Frekuensi
Paracetamol	4
Mixagrip	4
OBH Combi	3
Neuralgin	2
Antalgin	1
Promag	1
Asam Mefenamat	1

Selanjutnya pada *dataset* awal di kolom produk, *item* nya diurutkan berdasarkan frekuensi *priority* atau frekuensi tertinggi yang sudah didapatkan. Hasil dari *dataset* yang sudah diurutkan dapat dilihat pada Tabel 9 berikut ini.

Tabel 9. Mengurutkan *Item* Transaksi Berdasarkan Frekuensi

Id Transaksi	Produk
T001	Paracetamol, Mixagrip, Antalgin
T002	Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi
T003	OBH Combi, Neuralgin, Promag
T004	Paracetamol, Mixagrip
T005	Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi, Neuralgin, Asam Mefenamat

Kemudian, tahap selanjutnya adalah membuat *FP-Tree* berdasarkan *item* yang sudah diurutkan. Hasil dapat dilihat pada Gambar 4 sebagai berikut.



Gambar 4. FP-Tree

Lalu setelah itu, dilakukan pembangkitan *conditional pattern base*. Data yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

- Asam Mefenamat : {Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi, Neuralgin : 1}
- Promag : {OBH Combi, Neuralgin : 1}
- Antalgin : {Paracetamol, Mixagrip : 1}
- Neuralgin : {{Paracetamol, Mixagrip : 1}, {OBH Combi : 2}}
- OBH Combi : {Paracetamol, Mixagrip : 2}
- Mixagrip : {Paracetamol : 4}

Berikutnya dilanjutkan dengan membangkitkan *conditional FP-Tree*. Data yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

- Asam Mefenamat : {Paracetamol : 1, Mixagrip : 1, OBH Combi : 1, Neuralgin : 1}
- Promag : {OBH Combi : 1, Neuralgin : 1}
- Antalgin : {Paracetamol : 1, Mixagrip : 1}
- Neuralgin : {Paracetamol : 1, Mixagrip : 1, OBH Combi : 2}
- OBH Combi : {Paracetamol : 2, Mixagrip : 2}
- Mixagrip : {Paracetamol : 4}

Tahapan berikutnya adalah membangkitkan *frequent pattern*. Data yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

- Asam Mefenamat : {Paracetamol, Asam Mefenamat : 1}, {Mixagrip, Asam Mefenamat : 1}, {OBH Combi, Asam Mefenamat : 1}, {Neuralgin, Asam Mefenamat : 1}, {Paracetamol, Mixagrip, Asam Mefenamat : 1}, {Paracetamol, OBH Combi, Asam Mefenamat : 1}, {Paracetamol, Neuralgin, Asam Mefenamat : 1}, {Mixagrip, OBH Combi, Asam Mefenamat : 1}, {Mixagrip, Neuralgin, Asam Mefenamat : 1}, {OBH Combi, Neuralgin, Asam Mefenamat : 1}
- Promag : {OBH Combi, Promag : 1}, {Neuralgin, Promag : 1}, {OBH Combi, Neuralgin, Promag : 1}
- Antalgin : {Paracetamol, Antalgin : 1}, {Mixagrip, Antalgin : 1}, {Paracetamol, Mixagrip, Antalgin : 1}
- Neuralgin : {Paracetamol, Neuralgin : 1}, {Mixagrip, Neuralgin : 1}, {OBH Combi, Neuralgin : 2}, {Paracetamol, Mixagrip, Neuralgin : 1}, {Paracetamol, OBH Combi, Neuralgin : 1}, {Mixagrip, OBH Combi, Neuralgin : 1}
- OBH Combi : {Paracetamol, OBH Combi : 2}, {Mixagrip, OBH Combi : 2}, {Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi : 2}
- Mixagrip : {Paracetamol, Mixagrip : 4}

Setelah berhasil membangkitkan *frequent pattern*, selanjutnya dilakukan proses perhitungan nilai *support* dan nilai *confidence* untuk masing masing kombinasi. Berdasarkan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* yang telah ditentukan sebelumnya yakni 40% dan 50%, jadi untuk *item* yang memiliki nilai *support* 40% dan *confidence* di bawah 50% akan di eliminasi. Kombinasi *itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* dapat dilihat pada Tabel 10 berikut ini.

Tabel 10. Hasil Aturan Asosiasi/Rules Algoritma FP-Growth

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	<i>Support (%)</i>	<i>Confidence (%)</i>
OBH Combi	Neuralgin	40%	66,67%
Neuralgin	OBH Combi	40%	100%
Paracetamol	OBH Combi	40%	50%
OBH Combi	Paracetamol	40%	66,67%
...
Mixagrip, OBH Combi	Paracetamol	40%	100%

2.2.4.3. Perhitungan Manual Algoritma Eclat

Tahapan pertama adalah merubah bentuk data transaksi tersebut menjadi format data vertikal seperti yang ada pada Tabel 11.

Tabel 11. Data Transaksi Format Vertikal

Produk	Id Transaksi
Antalgin	T001
Paracetamol	T001, T002, T004, T005
Mixagrip	T001, T002, T004, T005
OBH Combi	T002, T003, T005
Promag	T003
Neuralgin	T003, T005
Asam Mefenamat	T005

Lalu, nilai *support* untuk masing masing *item*. dihitung Kombinasi 1-*itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* dapat dilihat pada Tabel 12 berikut ini.

Tabel 12. Kombinasi 1-Itemset Algoritma Eclat

Produk	Frekuensi	<i>Support (%)</i>	Id Transaksi
Paracetamol	4	80%	T001, T002, T004, T005
Mixagrip	4	80%	T001, T002, T004, T005
OBH Combi	3	60%	T002, T003, T005
Neuralgin	2	40%	T003, T005

Langkah berikutnya adalah melakukan kombinasi produk berdasarkan Id Transaksi yang sama. Data yang dihasilkan ditunjukkan pada Tabel 13 berikut ini.

Tabel 13. Kombinasi 2-Itemset Algoritma Eclat

Produk	Frekuensi	<i>Support (%)</i>	Id Transaksi
Paracetamol, Mixagrip	4	80%	T001, T002, T004, T005
Paracetamol, OBH Combi	2	40%	T002, T005
Mixagrip, OBH Combi	2	40%	T002, T005
OBH Combi, Neuralgin	2	40%	T003, T005

Kemudian, untuk pembentukan kombinasi 3-*itemset*, dari kombinasi 2-*itemset* dicari produk yang memiliki produk pertama yang sama. Data yang didapatkan adalah kombinasi Paracetamol, Mixagrip dan OBH Combi. Kemudian, kombinasi 3-*itemset* dicari nilai *support*-nya. Kombinasi 3-*itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* dapat dilihat pada Tabel 14 berikut ini.

Tabel 14. Kombinasi 3-*Itemset* Algoritma Eclat

Produk	Frekuensi	Support (%)	Id Transaksi
Paracetamol, Mixagrip, OBH Combi	2	40%	T002, T005

Karena sudah tidak ada kombinasi yang bisa didapatkan, maka proses selanjutnya adalah membuat aturan asosiasi, dan mencari nilai *confidence* untuk masing masing aturan asosiasi. *Rule* yang didapatkan beserta dengan nilai *confidence*-nya dapat dilihat pada Tabel 15 berikut ini.

Tabel 15. Hasil Aturan Asosiasi/*Rules* Algoritma Eclat

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	Support (%)	Confidence (%)
Paracetamol	Mixagrip	80%	100%
Mixagrip	Paracetamol	80%	100%
Paracetamol	OBH Combi	40%	50%
OBH Combi	Paracetamol	40%	66,67%
...
Mixagrip, OBH Combi	Paracetamol	40%	100%

2.2.5. Interpretation/Evaluation.

Tahapan ini merupakan proses evaluasi atau pengujian dari hasil pola transaksi penjualan yang telah didapatkan, apakah hasil yang didapatkan memiliki kekuatan yang valid atau tidak menggunakan pengujian nilai *lift ratio*. Seperti pada [15], nilai *lift ratio* didapatkan dengan rumus sebagai berikut.

$$Lift\ Ratio = (Confidence(A, B)) / (Benchmark\ Confidence(A, B)) \quad (3)$$

Menurut [15], *benchmark confidence* dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut.

$$Benchmark\ Confidence = Jumlah\ transaksi\ item\ consequent / Jumlah\ transaksi\ basis\ data \quad (4)$$

Jika nilai *lift ratio* lebih dari sama dengan 1, hasil pola transaksi tersebut bisa dikatakan valid. Tetapi, jika di bawah 1, maka hasil pola transaksi tersebut bisa dikatakan tidak valid. Hasil uji untuk setiap *rule* yang dihasilkan oleh masing masing algoritma, dapat dilihat pada Tabel 16 berikut ini.

Tabel 16. Hasil Pengujian *Lift Ratio* Algoritma Apriori, FP-Growth dan Eclat

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	Support (%)	Confidence (%)	<i>Lift Ratio</i>
Paracetamol	Mixagrip	80%	100%	1,25
Mixagrip	Paracetamol	80%	100%	1,25
Paracetamol	OBH Combi	40%	50%	0,83
OBH Combi	Paracetamol	40%	66,67%	0,83
Mixagrip	OBH Combi	40%	50%	0,83

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	<i>Support (%)</i>	<i>Confidence (%)</i>	<i>Lift Ratio</i>
OBH Combi	Mixagrip	40%	66,67%	0,83
OBH Combi	Neuralgin	40%	66,67%	1,66
Neuralgin	OBH Combi	40%	100%	1,66
Paracetamol, Mixagrip	OBH Combi	40%	50%	0,83
Paracetamol, OBH Combi	Mixagrip	40%	100%	1,25
Mixagrip, OBH Combi	Paracetamol	40%	100%	1,25
Paracetamol	Mixagrip, OBH Combi	40%	50%	1,25
Mixagrip	Paracetamol, OBH Combi	40%	50%	1,25
OBH Combi	Paracetamol, Mixagrip	40%	66,67%	0,83

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Perbandingan Algoritma

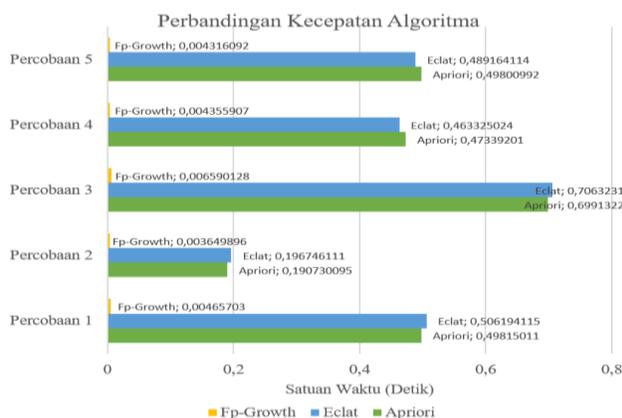
Dari beberapa percobaan yang dilakukan dengan skenario yang berbeda beda, didapatkan hasil untuk masing masing algoritma seperti pada Tabel 17 berikut.

Tabel 17. Hasil Perbandingan Algoritma

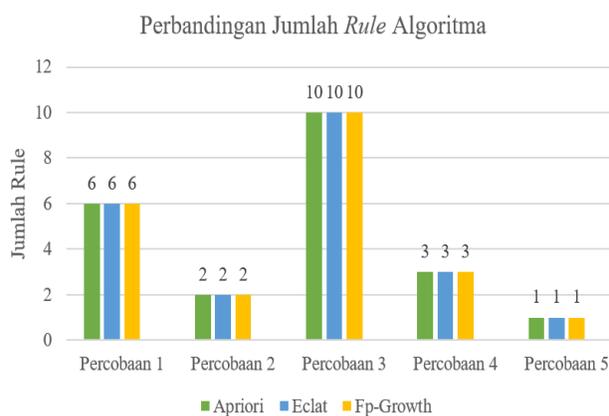
Percobaan	Algoritma	Minimum <i>Support</i>	Minimum <i>Confidence</i>	Kecepatan	<i>Rule</i>
Ke - 1	Apriori	4%	5%	0,49815011024475 Detik	6
	Eclat	4%	5%	0,50619411468506 Detik	6
	Fp-Growth	4%	5%	0,00465703010559 Detik	6
Ke - 2	Apriori	6%	6%	0,19073009490967 Detik	2
	Eclat	6%	6%	0,19674611091614 Detik	2
	Fp-Growth	6%	6%	0,00364989562980 Detik	2
Ke - 3	Apriori	3%	6%	0,69913220405579 Detik	10
	Eclat	3%	6%	0,70632314682007 Detik	10
	Fp-Growth	3%	6%	0,00659012794464 Detik	10
Ke - 4	Apriori	4%	50%	0,47339200973511 Detik	3
	Eclat	4%	50%	0,46332502365112 Detik	3
	Fp-Growth	4%	50%	0,00435590744018 Detik	3
Ke - 5	Apriori	4%	100%	0,49800992012024 Detik	1
	Eclat	4%	100%	0,48916411399841 Detik	1
	Fp-Growth	4%	100%	0,00431609153747 Detik	1

Berdasarkan hasil percobaan, dapat dilihat bahwa dari sisi kecepatan, urutan algoritma terbaik adalah yang pertama Algoritma Fp-Growth, lalu diikuti Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat dengan kecepatan yang cukup berimbang, seperti yang dapat dilihat pada diagram Gambar 5. Dan untuk jumlah *rule* yang dihasilkan, ketiga algoritma tersebut menghasilkan jumlah *rule* yang sama pada setiap percobaan. Hasil tersebut dapat dilihat pada Gambar 6. Dari beberapa percobaan yang dilakukan, juga dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*, maka *rule* yang dihasilkan akan semakin sedikit. Sebaliknya semakin rendah nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*, maka *rule* yang dihasilkan akan semakin banyak.

Berikut merupakan hasil perbandingan kecepatan algoritma dan hasil *rule* untuk kelima percobaan di atas, yang disajikan dalam bentuk diagram.



Gambar 5. Perbandingan Kecepatan Algoritma



Gambar 6. Perbandingan Jumlah Rule Algoritma

3.2. Hasil Analisis

Setelah melakukan beberapa percobaan, ditemukan nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* yang maksimal dalam menemukan pola pembelian konsumen yang berguna untuk bahan pertimbangan stok produk di Apotek Sasameh Sehat. Hasil analisis tersebut menggunakan nilai minimum *support* 1% dan nilai minimum *confidence* 50%, dan menghasilkan sebanyak 94 *rules*. Analisis yang ditemukan tersebut, mengandung bulan Januari, Juli, September, Oktober, November dan Desember saja, yang mana untuk bulan Agustus tidak terdapat dalam hasil analisis karena tidak ditemukan aturan asosiasi yang mengandung bulan Agustus. Dari setiap bulan yang ditemukan, diambil aturan yang memiliki nilai *support* dan *confidence* tertinggi yang dijadikan bahan pertimbangan utama dalam perencanaan stok produk di Apotek Sasameh Sehat. Hasil analisis yang dapat digunakan Apotek Sasameh Sehat sebagai bahan pertimbangan stok produk berdasarkan data transaksi bulan Januari, Juli, Agustus, September, Oktober, November dan Desember pada Tahun 2022, dapat dilihat pada Tabel 18 berikut ini.

Tabel 18. Hasil Analisis

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	<i>Support (%)</i>	<i>Confidence (%)</i>	<i>Lift Ratio</i>
Paracetamol Tab Mersi	Januari	5,93%	100,00%	5,13
Dexteem Plus, Andalan Biru Box	Juli	1,69%	100,00%	16,86
Paracetamol Tab Pim	September	2,54%	50,00%	7,38
Onoiwa Kaps	Oktober	1,69%	50,00%	3,93
Paracetamol Pim	November	5,08%	85,71%	2,66
Bodrex Biasa Strip, Komix Jahe	Desember	1,69%	100,00%	6,56
Incidal	Desember	1,69%	100,00%	6,56

Berdasarkan analisis di atas, maka didapatkan hasil bahwa pola pembelian konsumen di Apotek Sasameh Sehat pada bulan tertentu adalah:

1. Konsumen membeli Paracetamol Tab Mersi pada bulan Januari dengan persentase tingkat pembelian sebesar 5,93% dan tingkat kepercayaan sebesar 100%, dengan status kekuatan *rule* (KUAT).
2. Konsumen membeli Dexteem Plus, Andalan Biru Box pada bulan Juli dengan persentase tingkat pembelian sebesar 1,69% dan tingkat kepercayaan sebesar 100%, dengan status kekuatan *rule* (KUAT).
3. Konsumen membeli Paracetamol Tab Pim pada bulan September dengan persentase tingkat pembelian sebesar 2,54% dan tingkat kepercayaan sebesar 50%, dengan status kekuatan *rule* (KUAT).
4. Konsumen membeli Onoiwa Kaps pada bulan Oktober dengan persentase tingkat pembelian sebesar 1,69% dan tingkat kepercayaan sebesar 50%, dengan status kekuatan *rule* (KUAT).
5. Konsumen membeli Paracetamol Pim pada bulan November dengan persentase tingkat pembelian sebesar 5,08% dan tingkat kepercayaan sebesar 85,71%, dengan status kekuatan *rule* (KUAT).

6. Konsumen membeli Bodrex Biasa Strip, Komix Jahe pada bulan Desember dengan persentase tingkat pembelian sebesar 1,69% dan tingkat kepercayaan sebesar 100%, dengan status kekuatan *rule* (KUAT).
7. Konsumen membeli Incidal pada bulan Desember dengan persentase tingkat pembelian sebesar 1,69% dan tingkat kepercayaan sebesar 100%, dengan status kekuatan *rule* (KUAT).

Berdasarkan hasil di atas, maka produk yang ada pada bulan tertentu harus terjamin ketersediannya untuk menjaga stok produk agar dapat selalu memenuhi kebutuhan konsumen, berdasarkan kebiasaan pembelian konsumen.

4. Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis untuk mengetahui pola pembelian konsumen di Apotek Sasameh Sehat, kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut.

1. Berdasarkan eksplorasi pada data transaksi bulan Januari Tahun 2022 yang telah dilakukan, penerapan data *mining* dengan menggunakan Algoritma Apriori, Fp-Growth dan Eclat dapat diaplikasikan dalam menemukan pola pembelian konsumen di Apotek Sasameh Sehat. Cara ini berguna untuk mengetahui barang apa yang harus di stok atau harus tersedia pada saat tertentu. Hasil analisis yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa biasanya konsumen akan membeli “Paracetamol Tab Mersi pada bulan Januari”, “Dexteem Plus, Andalan Biru Box pada bulan Juli”, “Paracetamol Tab Pim pada bulan September”, “Onoiwa Kaps pada bulan Oktober”, “Paracetamol Pim pada bulan November”, “Bodrex Biasa Strip, Komix Jahe dan Incidal pada bulan Desember”. Semakin banyak jumlah itemset dalam setiap data maka akan menghasilkan semakin banyak aturan atau *rules* yang dihasilkan.
2. Berdasarkan percobaan perbandingan algoritma pada data transaksi bulan Januari, Juli, Agustus, November, Desember Tahun 2022 yang telah dilakukan, Algoritma yang memiliki waktu eksekusi tercepat adalah Algoritma Fp-Growth, lalu diikuti Algoritma Apriori dan Algoritma Eclat dengan kecepatan yang cukup berimbang. Untuk *rules* yang dihasilkan, ketiga algoritma ini memiliki kesamaan jumlah *rules* pada setiap percobaan. Dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma yang terbaik untuk menangani permasalahan di Apotek Sasameh Sehat adalah Algoritma FP-Growth.

Referensi

- [1] “Apotek,” Kbbi Daring, 2016. <https://kbbi.kemdikbud.go.id/entri/apotek> (Accessed Apr. 14, 2023).
- [2] Aditya, Fitri Marisa, And Dwi Purnomo, “Penerapan Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Di Toko Gudang Bm,” 2016.
- [3] Ramadani Saputra and Alexander J.P. Sibarani, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat,” *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, Vol. 7, Pp. 262–276, Aug. 2020.
- [4] Resti Idayani, Sutardi, And Nur Fajriah Muchlis, “Perancangan Aplikasi Data Warehouse Menggunakan Metode Fp-Growth Untuk Memprediksi Penjualan Alat-Alat Kesehatan (Studi Kasus : Apotek Kimia Farma Korem),” *Semantik*, Vol. 3, No. 1, Pp. 81–94, Jun. 2017.
- [5] B. S. Joseph Eric Samodra and Willy Sudiarto Raharjo, “Implementasi Algoritma Eclat Untuk Frequent Pattern Mining pada Penjualan Barang,” *Journal Teknologi Media Teknika*, Vol. 10, Dec. 2015.
- [6] Siti Qomariyah, “Perbandingan Algoritma Fp-Growth, Apriori, Dan Squeezer Pada Analisis Perilaku Konsumen Di Minimarket K1mart Its,” *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, Surabaya, 2017.
- [7] Muhammad Mariko, Kusri, And Sudarmawan, “Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Item Paket Pada Konten Promosi,” *Jurnal Explore Stmik Mataram*, Vol. 11, No. 2, 2021.

- [8] Atya Arma Nindani, “Analisis Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Pada Data Hasil Tangkapan Ikan Laut (Studi Kasus : Hasil Tangkapan Ikan Laut Di Kabupaten Rembang Tahun 2015),” Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, 2017.
- [9] Lisawita and Mariza Devega, “Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Dalam Menentukan Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Universitas Lancang Kuning,” *Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, Vol. 3, No. 2, Nov. 2018.
- [10] Dhimas Endira Yunantasena, “Analisis Perbandingan Algoritma Fp-Growth Dan Algoritma Eclat Dalam Menemukan Pola Hubungan Antar Perawi Hadits (Studi Kasus : Hadits Shahih Imam Bukhari Pada Software Ensiklopedi Hadits Kitab 9 Imam),” Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah, Jakarta, 2020.
- [11] Sudarsono, Alex Wijaya, And Andri, “Perbandingan Algoritma Eclat Dan Fp-Growth Pada Penjualan Barang (Studi Kasus: Minimarket 212 Mart Veteran Utama),” *Bina Darma Conference on Computer Science*, 2019.
- [12] Deny Jollyta, William Ramdhan, And Muhammad Zarlis, *Konsep Data Mining Dan Penerapan*, 1st Ed. Sleman: Deepublish, 2020.
- [13] Paska Marto Hasugian, “Pengujian Algoritma Aprioridengan Aplikasi Weka Dalam pembentukan Asosiasi Rule,” *Jurnal Mantik Penusa*, Vol. 1, No. 2, Pp. 98–103, Dec. 2017.
- [14] Adie Wahyudi Oktavia Gama, I Ketut Gede Darma Putra, And I Putu Agung Bayupati, “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Frequent Itemset Dalam Keranjang Belanja,” *Teknologi Elektro*, Vol. 15, No. 2, Dec. 2016.
- [15] Mohamad Fauzy, Kemas Rahmat Saleh W, And Ibnu Asror, “Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung,” *E-Proceeding of Engineering*, Vol. 2, Dec. 2015.