
Analisis Pola Belanja Konsumen untuk Menentukan Tata Letak Obat Menggunakan Algoritma *FP-Growth*

Tiara Syilfa¹, Betha Nurina Sari², Dadang Yusup³

¹²³Universitas Singaperbangsa Karawang

Email: ¹tiara.syilfa17205@student.unsika.ac.id, ²betha.nurinasari@staff.unsika.ac.id,
³dadang.dyf@staff.unsika.ac.id

(Naskah masuk: 1 Juli 2021, diterima untuk diterbitkan: 26 Februari 2022, terbit: 28 Agustus 2022)

ABSTRAK

Apotek Segar menyediakan berbagai macam obat-obatan, mulai dari obat tradisional, kosmetika dan alat kesehatan. Apotek Segar hanya menempatkan tata letak obat berdasarkan kategori obat sesuai dengan urutan abjad. Hal ini kerap membuat pegawai merasa kesulitan mencari obat yang berhubungan, seperti tata letak antara obat yang sering dibeli bersamaan letaknya berjauhan. Peningkatan mutu pelayanan pada Apotek Segar dapat dilakukan dengan melakukan penataan tata letak obat yang sesuai dengan pola belanja konsumen. Penelitian ini menyajikan analisis Algoritma *FP-Growth* dalam menemukan aturan asosiasi dari pola belanja konsumen untuk nantinya digunakan sebagai acuan menentukan tata letak obat. Tujuan penelitian ini adalah untuk menemukan hubungan asosiasi yang terbentuk dalam pola belanja konsumen di Apotek Segar dan mengetahui bagaimana performa *FP-Growth* dalam menemukan aturan asosiasi untuk menentukan tata letak obat di Apotek Segar. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data pada bulan Juli-Desember tahun 2020 dengan total data berjumlah 269 *data records*. Metodologi penelitian yang digunakan adalah metodologi *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Penelitian ini menghasilkan 22 aturan asosiasi dengan nilai *support* 25% dan *confidence* 95%. Untuk uji evaluasi aturan asosiasi yang telah terbentuk menggunakan nilai *lift ratio* dimana semua aturan asosiasi yang terbentuk memiliki nilai lebih dari satu (>1) yang artinya aturan asosiasi yang terbentuk kuat dan valid untuk dijadikan acuan dalam menentukan tata letak obat. Sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma *FP-Growth* telah berhasil menganalisis keterkaitan obat antara satu dengan yang lainnya untuk menentukan tata letak obat pada Apotek Segar Karawang.

Kata kunci: Obat, Apotek, Aturan Asosiasi, Data Mining, *FP-Growth*, KDD.

ABSTRACT

Apotek Segar provides various kinds of medicines, from traditional medicines, cosmetics and medical devices. Apotek Segar places the layout of drugs by category of drugs in alphabetical order. This often makes employees difficult to find drugs that related to each other, because the layout between drugs that are often purchased together are located far apart. Improving the quality service at Apotek Segar can be done by structuring the layout of drugs in accordance with consumer buying patterns. This study presents the analysis of the FP-Growth Algorithm in finding the relationship between one drug and another which will be used as a reference for determine the drugs layout. This study purposes are to find association rules that formed in consumer buying patterns at Apotek Segar and to find out how FP-Growth performs at finding association rules to determine the drugs layout at Apotek Segar. The data used in this study is data from July-December 2020 with a total of 269 data records. The research methodology used is the Knowledge Discovery in Database (KDD) methodology. The results of this

study produces 22 association rules with 25% support value and confidence 95%. For the evaluation test of the association rules that have been formed using the lift ratio value where all the association rules formed have a value of more than one (> 1) which means the association rules formed are strong and valid to be used as a reference in determining the layout of the drug. So it can be concluded that the FP-Growth algorithm has succeeded in analyzing the drug relationship between one another to determine the layout of the drug at Apotek Segar Karawang.

Keywords: Drug, Drugstore, Association Rules, Data Mining, FP-Grwoth, KDD.

1. PENDAHULUAN

Menurut Menteri Kesehatan Republik Indonesia tahun 2017, Apotek adalah fasilitas pelayanan kefarmasian tempat apoteker melakukan praktik kefarmasian. Apoteker harus seseorang yang memiliki gelar sarjana farmasi yang telah lulus dan telah mengucap sumpah sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku. Pelayanan kefarmasian adalah pelayanan langsung yang bertanggung jawab kepada pasien berkaitan dengan ketersediaan farmasi dengan tujuan hasil yang jelas untuk perbaikan kualitas hidup pasien. Contoh sediaan farmasi adalah obat, bahan obat, obat tradisional dan kosmetika (Menkes, 2017).

Apotek Segar adalah apotek yang berada di Kota Karawang yang sudah berdiri lebih dari 25 tahun lamanya. Apotek Segar menyediakan berbagai macam obat-obatan, mulai dari obat tradisional, kosmetika dan alat kesehatan. Kegiatan transaksi yang dilakukan Apotek Segar berawal dari konsumen yang membeli obat, baik menggunakan resep maupun obat yang dijual bebas. Kemudian diberikan pelayanan oleh pegawai apotek kepada konsumen yang hendak membeli obat non resep atau pegawai apotek memberitahu apoteker jika konsumen hendak membeli obat dengan resep tertentu. Obat yang sudah dibeli akan dicatat melalui kasir lalu konsumen akan membayar sesuai dengan harga yang tertera pada struk belanja. Diketahui juga pada Apotek Segar hanya menempatkan

tata letak obat berdasarkan kategori obat sesuai dengan urutan abjad. Hal ini kerap membuat pegawai merasa sedikit kesulitan mencari obat yang berhubungan satu sama lain, seperti tata letak antara obat yang sering dibeli bersamaan letaknya berjauhan, kesamaan warna pada kemasan obat juga terkadang membuat pegawai salah saat mengambil obat.

Data mining merupakan proses menemukan pengetahuan dari transaksi dalam data dengan jumlah besar yang biasanya disimpan dalam *database*, *data warehouse* menggunakan prosedur statistik atau *machine learning* dari *data training* untuk mendapatkan informasi yang tepat untuk mengambil keputusan di masa yang akan datang atau dapat berupa hasil analisis yang tidak selalu ditampilkan secara *real-time* yang dapat menjadi informasi atau pengetahuan penelitian (Sihachack dan Yu, 2016.) Untuk mendapatkan pola tata letak obat yang strategis, kita dapat melihat pola belanja konsumen untuk menganalisis intensitas pembelian obat yang saling berhubungan. Misalnya jika konsumen membeli obat A maka konsumen tersebut juga akan membeli obat B. Salah satu teknik pada *data mining* adalah menemukan *association rule* yang digunakan untuk menemukan pola belanja konsumen pada apotek sehingga didapatkan informasi bermanfaat untuk nantinya dimanfaatkan pegawai atau apoteker untuk meningkatkan kualitas pelayanan pada Apotek Segar.

Perhitungan nilai *support* dan *confidence* dijelaskan sebagai berikut (Afdal & Rosadi, 2019):

1) *Support* satu item

$$\frac{\sum \text{transaksi mengandung } X}{\sum \text{total transaksi}} \times 100 \quad (1)$$

2) *Support* dua item

$$\frac{\sum \text{transaksi mengandung } X \text{ dan } Y}{\sum \text{total transaksi}} \times 100 \quad (2)$$

3) Confidence

$$\frac{\sum \text{transaksi mengandung } X \text{ dan } Y}{\sum \text{transaksi mengandung } X} \times 100 \quad (3)$$

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Maslihatin, T., Sulehu, M. dan Darmansyah (2020) berjudul Sistem Asosiasi Penyusunan Obat pada Apotek Balai Rehabilitasi Badan Narkotika Nasional Baddoka menggunakan Algoritma Apriori menyatakan bahwa program aplikasi asosiasi obat dapat menghasilkan asosiasi obat sesuai dengan perhitungan secara manual berdasarkan hasil algoritma Apriori dengan nilai *minimum support* 3 dan nilai *minimum confidence* 3 menunjukkan bahwa hasil yang diperoleh sama dengan nilai akurasi sebesar 90-98%. Oleh karena itu, sistem asosiasi obat dapat digunakan untuk menentukan asosiasi obat berdasarkan obat yang sering digunakan secara bersamaan.

Salah satu algoritma alternatif yang biasa digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul pada sebuah *database* adalah algoritma *FP-Growth*. *FP-Growth* menggunakan konsep *FP-Tree* saat mencari *frequent itemset*. *Frequent itemset* dibentuk berdasarkan *FP-Tree*, *FP-Tree* terbentuk dengan memindai data di tabel transaksi (Firmadiyanti, 2019). Algoritma *FP-Growth* membagi dua tahap dalam menentukan *frequent itemset*, yaitu: membuat *FP-Tree* dan penerapan algoritma *FP-Growth*. Tahap pengaplikasian algoritma *FP-Growth* dalam menentukan *frequent itemset* adalah perluasan dari tahap sebelumnya yaitu *FP-Tree*. Algoritma *FP-Growth* akan mengekstrak *frequent itemset* dari *FP-Tree* yang dibentuk dengan prinsip *divide and conquer* (Sinaga, 2017).

Berdasarkan uraian diatas, penulis tertarik untuk meneliti dengan judul "Analisis Pola Belanja Konsumen untuk Menentukan Tata Letak Obat

Menggunakan Algoritma *FP-Growth*". Tujuan penelitian ini adalah untuk menemukan hubungan asosiasi yang terbentuk dalam pola belanja konsumen di Apotek Segar dan mengetahui bagaimana performa *FP-Growth* dalam menemukan aturan asosiasi untuk menentukan tata letak obat di Apotek Segar. Pemilihan algoritma *FP-Growth* dilakukan berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Sepri, D. dan Afdal, M., 2017). Dilakukan perbandingan antara dua algoritma yaitu Apriori dan *FP-Growth* untuk mendapatkan algoritma terbaik dalam menemukan *frequent itemset*. Hasilnya, algoritma *FP-Growth* terbukti lebih baik dalam menemukan *frequent itemset* karena algoritma *FP-Growth* menggunakan sistem *FP-Tree* untuk mencari *frequent itemset*, sehingga tidak perlu melakukan pemindaian *database* berulang jika sebelumnya sudah ditemukan kombinasi *itemset* tersebut (Maslihatin, Sulehu & Darmansyah, 2020).

2. METODOLOGI

Metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian ini menggunakan metodologi *Knowledge Discovery in Database* (KDD). KDD adalah proses pemindaian pola yang ada pada *database*, untuk menemukan keterkaitan dalam data yang hasilnya dapat dijadikan acuan untuk menentukan keputusan di masa depan (Mujiasih, 2011). Untuk menyelesaikan permasalahan analisis data dan memberikan solusi tata letak obat dengan algoritma *FP-Growth*, dimana setiap langkah yang diambil berdasarkan pada model *data mining*, dimana langkah-langkah yang diambil adalah sebagai berikut.

A. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, kita harus memiliki data yang hendak kita olah. Data yang

diolah pada penelitian ini berupa data transaksi pembelian obat tahun 2020 pada bulan Juli sampai Desember di Apotek Segar.

B. Data Selection

Data yang sudah diperoleh dari pegawai apotek atau apoteker di Apotek Segar akan dilakukan pemilihan data atau di seleksi lagi. Karena data yang diperoleh belum tentu semua atributnya akan digunakan, atribut yang digunakan hanya atribut yang sesuai untuk dianalisis.

C. Data Cleaning

Tahap *data cleaning* (pembersihan data) dilakukan setelah kita mendapatkan data transaksi pembelian obat sepanjang tahun 2020 yang diberikan oleh pegawai apotek atau apoteker di Apotek Segar, data yang akan digunakan adalah data pola belanja konsumen di Apotek Segar yang memiliki keterkaitan antar atribut dan akan dianalisis sesuai dengan kebutuhan. Karena tidak semua data yang diberikan berisi lengkap, bisa saja ada *data outlier*, atribut yang kosong atau tidak relevan, dll. Maka dilakukan pembersihan data agar data yang digunakan relevan atau konsisten untuk digunakan sebagai data yang akan dianalisis nanti. Data yang dibersihkan juga akan mempengaruhi kinerja *data mining* karena data yang diolah sudah berkurang kompleksitasnya.

D. Data Transformation

Data yang sudah melalui pembersihan data selanjutnya dilakukan transformasi atau perubahan bentuk menjadi data tabular. Data yang sudah didapatkan diubah menjadi bentuk biner 1 dan 0 dimana 1 artinya membeli dan 0 artinya tidak membeli. Tujuan dilakukannya perubahan bentuk data ini adalah untuk memudahkan proses pengelolaan *data mining*.

E. Data Mining

Dataset yang telah terbentuk dari transaksi-transaksi pada Apotek Segar dieksplorasi dan dianalisis untuk menemukan pola atau informasi yang bermanfaat, dalam penelitian ini adalah pola belanja konsumen yang saling berhubungan satu sama lain sehingga dapat dibentuk pola tata letak obat pada Apotek Segar.

F. Minimum Support dan Confidence

Dalam tahap ini, merupakan hasil dari teknik *data mining* berupa pola-pola belanja konsumen yang khas diprediksi dan dievaluasi untuk menilai apakah hipotesis yang ada memang tercapai. Pola yang sudah terbentuk disaring lagi apakah pola tersebut memenuhi nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* yang sudah ditentukan.

Jika hasilnya belum sesuai, maka proses akan diulang lagi ke proses sebelumnya. Dalam tahap ini juga hasil pola tata letak obat yang telah diperoleh akan diukur untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (*association rule*) yang telah terbentuk.

G. Pattern Evaluation

Aturan asosiasi yang telah terbentuk memiliki nilai *lift ratio*. *Lift ratio* adalah suatu ukuran untuk menentukan kuat atau tidaknya suatu aturan asosiasi yang telah terbentuk sebelumnya. Biasanya nilai *lift ratio* digunakan untuk menentukan valid atau tidaknya suatu aturan asosiasi yang terbentuk.

3. HASIL PENELITIAN

3.1 Data Selection

Pada tahapan ini, data yang telah diperoleh dilakukan proses *data selection*, dimana akan dipilih atribut-atribut yang relevan dengan tujuan penelitian (Alfiqra dan Alfarizi, 2018). Data yang digunakan berasal dari pengelola database transaksi obat pada Apotek Segar. Sebelumnya,

data yang diperoleh memiliki banyak atribut yaitu nomer/id, tanggal, pabrik, jenis obat, jenis transaksi, qty, customer, nama obat

Tabel 1. Data sebelum mengalami seleksi atribut.

no	tg	pabrik	JENIS OBAT	JENIS TRAN...	QTY...	CUST...	NAMA OBAT	MORL...
152070	Jul 1, 2020	MOLEX AYUS	DT1	1	1	AWI	ALPARA 10'S/...	T
152125	Jul 1, 2020	PRIFA	DT1	1	1	AWI	PARATUSIN ...	T
152132	Jul 1, 2020	SAWBE	DT1	1	1	AWI	SANMOL 500...	T
152153	Jul 1, 2020	BIOMEDIS	DT1	1	1	AWI	NEW DIATAB...	T
152216	Jul 1, 2020	GENERIK	TP	1	1	S2	PIROXICAM 2...	T
152385	Jul 1, 2020	GENERIK	Ta	1	1	?	AMBROXOL 3...	T
152447	Jul 1, 2020	GENERIK	DT1	1	1	?	PARACETAM...	T
152503	Jul 1, 2020	KALBE FARMA	TH	1	1	?	NEURALGIN ...	T
152602	Jul 1, 2020	BIOMEDIS	DT1	1	1	?	ALPARA 10'S/...	T

dan month. Berikut adalah data sebelum seleksi atribut pada Tabel 1 dibawah ini.

Tidak semua atribut yang ada pada data relevan dengan tujuan penelitian, oleh karena itu dilakukan seleksi untuk memilih atribut yang bermanfaat bagi penelitian. Berikut adalah Atribut yang akan digunakan pada penelitian ini adalah tanggal, customer, jenis transaksi dan nama obat.

Berikut adalah hasil dari data yang telah diseleksi pada Tabel 2 dibawah ini.

Tabel 3. Data setelah mengalami seleksi atribut.

tgl	JENIS TRAN...	CUSTOMER	NAMA OBAT
Jul 1, 2020	1	AWI	ALPARA 10'S/...
Jul 1, 2020	1	AWI	PARATUSIN ...
Jul 1, 2020	1	AWI	SANMOL 500...
Jul 1, 2020	1	AWI	NEW DIATAB...
Jul 1, 2020	1	S2	PARATUSIN ...
Jul 1, 2020	1	S2	PIROXICAM 2...
Jul 1, 2020	1	?	AMBROXOL 3...
Jul 1, 2020	1	?	PARACETAM...
Jul 1, 2020	1	?	NEURALGIN ...
Jul 1, 2020	1	?	ALPARA 10'S/...

3.2 Data Cleaning

Sebelum data diolah, akan dilakukan proses *data cleaning*, yaitu menghilangkan data-data yang mengandung *data outlier* atau *missing values* (Alfarizqi dan Alfizi, 2018). Diketahui pada atribut *customer*

terdapat banyak *missing values* sebanyak 4.553 data. Penangan atribut yang terdapat *missing values* dilakukan dengan menghapus atau menghilangkan data

Tabel 2. Data sebelum mengalami *cleaning data*.

tg	JENIS TRAN...	CUSTOMER	NAMA OBAT
Jul 1, 2020	1	AWI	ALPARA 10'S/...
Jul 1, 2020	1	AWI	PARATUSIN ...
Jul 1, 2020	1	AWI	SANMOL 500...
Jul 1, 2020	1	AWI	NEW DIATAB...
Jul 1, 2020	1	S2	PARATUSIN ...
Jul 1, 2020	1	S2	PIROXICAM 2...
Jul 1, 2020	1	?	AMBROXOL 3...
Jul 1, 2020	1	?	PARACETAM...
Jul 1, 2020	1	?	NEURALGIN ...
Jul 1, 2020	1	?	ALPARA 10'S/...
Jul 1, 2020	1	?	ALPARA 10'S/...
Jul 1, 2020	1	?	ALPARA 10'S/...
Jul 1, 2020	1	?	HALOETHY ...
Jul 1, 2020	1	?	SANMOL 500...
Jul 1, 2020	1	?	AMBROXOL 3...
Jul 1, 2020	1	?	ONDANSETR...

tersebut. Hasil data sebelum dan sesudah dilakukan *cleaning data* terdapat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

tg	JENIS TRAN...	CUSTOMER	NAMA OBAT
Jul 1, 2020	1	AWI	ALPARA 10'S/...
Jul 1, 2020	1	AWI	PARATUSIN ...
Jul 1, 2020	1	AWI	SANMOL 500...
Jul 1, 2020	1	AWI	NEW DIATAB...
Jul 1, 2020	1	S2	PARATUSIN ...
Jul 1, 2020	1	S2	PIROXICAM 2...
Jul 2, 2020	1	S2	NEURALGIN ...
Jul 2, 2020	1	S2	NEURALGIN ...
Jul 2, 2020	1	S2	NOVALGIN S...
Jul 3, 2020	1	S2	PARACETAM...
Jul 3, 2020	1	S2	NEOZEP FO...
Jul 3, 2020	1	S2	PIROXICAM 2...
Jul 4, 2020	1	S2	NEURALGIN ...
Jul 4, 2020	1	S2	OBH OMBEL...
Jul 4, 2020	1	S2	SANMOL 500...

Tabel 4. Data setelah mengalami *cleaning data*.

3.3 Data Transformation

Data yang sudah melalui proses seleksi dan *cleaning data* selanjutnya akan dilakukan proses transformasi. Tujuan dilakukannya transformasi data adalah untuk memudahkan algoritma dan *software* yang akan digunakan pada pengolahan data (Alfarizqi dan Alfizi, 2018). Pada tahap ini dilakukan perubahan bentuk data menjadi tabel dengan nilai biner. Atribut

tanggal transaksi dan *customer* akan disusun secara horizontal dan semua jenis obat akan disusun secara vertikal dengan nilai biner 0 dan 1, dimana 0 artinya tidak membeli dan 1 berarti membeli. Perubahan bentuk data ini dilakukan untuk memudahkan proses *data mining*. Berikut adalah hasil transformasi data pada Tabel 5 di bawah ini.

Tabel 5. Hasil transformasi data.

Tgl	Sanmol	OBH	Panadol
01/07	1	0	1
02/07	0	1	1
03/07	1	1	0
03/07	0	0	1
04/07	0	1	0
04/07	1	1	1
05/07	1	0	0

3.4 Data Mining

Pada tahap ini akan dilakukan implementasi algoritma yang akan digunakan yaitu algoritma *FP-Growth* dengan menggunakan *tools* RapidMiner 9.8 untuk mempermudah proses *data mining* menemukan pola aturan asosiasi pada penjualan obat yang hasilnya akan digunakan untuk acuan tata letak obat bagi apotek Segar.

Pada penelitian ini, untuk menentukan nilai *support* dan *confidence* akan dilakukan secara *trial and error*, dimana akan dilakukan percobaan-percobaan sampai ditemukan nilai *support* dan *confidence* yang sesuai. Hal pertama yang akan dilakukan adalah menseleksi nilai *support* dari masing-masing item yang nantinya akan dikombinasikan dengan nilai *confidence*. Berikut adalah nilai *support* dari masing-masing item pada Tabel 6.

Setelah dilakukan beberapa percobaan, penelitian ini akan menetapkan nilai *support* sebesar 25% dan nilai *confidence* sebesar 95% dan dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin kecil nilai *support* dan *confidence* maka semakin banyak aturan asosiasi yang terbentuk. Dipilihnya nilai *support* dan nilai *confidence* tersebut karena aturan asosiasi yang terbentuk mencakup sebagian besar nama obat yang dirasa cukup untuk dijadikan

skema tata letak obat. Berikut adalah hasil pengujian dengan nilai *support* 25% dan nilai *confidence* sebesar 95% pada Gambar 1.

Tabel 6. Nilai *support* masing-masing item.

Nama Obat	Nilai Support
Sanmol	29,36
Paracetamol	18,58
Panadol	5,57
Meloxicam	26,76
Neuralgin	27,50
Piroxican	11,89
Alpara	13,75
Paratusin	13,01
Nalgestan	2,6
Ambroxol	14,12
OBH	8,17
Epexol	1,85
Liodia	12,63
New Diatab	9,66
Lopamid	3,71
Ondansetron	8,55
Primperan	6,69
Domperidone	5,57

Association Rules

```

Association Rules
[New Diatab (Dr), Ondansetron (H)] --> [Alpara (F)] (confidence: 0.952)
[Paratusin (F), Meloxicam (F)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.953)
[OBH (H)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.955)
[Paratusin (F), Paracetamol (D)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.955)
[Alpara (F), Meloxicam (F)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.955)
[Alpara (F), Paracetamol (D)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.956)
[Ondansetron (H)] --> [Alpara (F)] (confidence: 0.957)
[Ondansetron (H)] --> [Paratusin (F), Alpara (F)] (confidence: 0.957)
[Paratusin (F), Ondansetron (H)] --> [Alpara (F)] (confidence: 0.957)
[Meloxicam (F)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.958)
[Paracetamol (D)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.960)
[Neuralgin (F), Meloxicam (F)] --> [Alpara (F)] (confidence: 0.960)
[Sanmol (D), Liodia (Dr)] --> [Paratusin (F)] (confidence: 0.962)
[Sanmol (D), Paracetamol (D)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.964)
[Paratusin (F), Ambroxol (D)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 0.970)
[Ondansetron (H)] --> [Paratusin (F)] (confidence: 1.000)
[New Diatab (Dr), Ondansetron (H)] --> [Paratusin (F)] (confidence: 1.000)
[Sanmol (D), Ambroxol (D)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 1.000)
[Neuralgin (F), Meloxicam (F)] --> [New Diatab (Dr)] (confidence: 1.000)
[Alpara (F), Ondansetron (H)] --> [Paratusin (F)] (confidence: 1.000)
[Sanmol (D), Ondansetron (H)] --> [Paratusin (F)] (confidence: 1.000)
[Sanmol (D), Ondansetron (H)] --> [Alpara (F)] (confidence: 1.000)
    
```

Gambar 1. Hasil aturan asosiasi dengan nilai *support* 25% dan *confidence* 95%.

3.5 Pattern Evaluation

Pada subbab ini akan dibahas mengenai evaluasi dari aturan asosiasi yang telah terbentuk pada model yang sudah dibuat sebelumnya dengan menggunakan nilai *lift ratio*.

Sebelumnya telah dilakukan pengujian keseluruhan data dengan *tool* RapidMiner dengan membuat model *data mining*

sedemikian rupa yang kemudian ditentukan nilai *support* dan *confidence* maka telah terbentuklah aturan asosiasi. Dari hasil pengujian pada Gambar 1 telah diketahui aturan asosiasi apa saja yang terbentuk. Untuk semua aturan asosiasi yang telah terbentuk memiliki nilai *lift ratio* lebih dari satu (>1). Hal ini menunjukkan semua aturan asosiasi yang telah terbentuk kuat dan valid untuk digunakan sebagai acuan dalam menentukan tata letak obat.

3.6 Pembahasan

Pada penelitian yang berjudul “Analisis Pola Belanja Konsumen untuk Menentukan Tata Letak Obat menggunakan Algoritma *FP-Growth*” dengan metodologi *Knowledge Discovery in Database* atau biasa disebut KDD yang terdiri dari tahapan *data selection*, *data preprocessing*, *data transformation*, *data mining* dan *pattern evaluation* telah diterapkan. Pada tahapan *data mining* diterapkan algoritma *FP-Growth* untuk proses pembentukan *frequent itemset* yang selanjutnya akan dibentuk aturan asosiasi.

Berdasarkan hasil pengujian yang

dilakukan pada data obat di Apotek Segar Karawang dengan menggunakan *tool* RapidMiner dapat dinyatakan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat digunakan untuk menentukan tata letak obat. Berikut hasil dari pengolahan data dalam membentuk aturan asosiasi data penjualan obat pada Tabel di bawah ini.

Berdasarkan Tabel , dapat ditarik kesimpulan dari aturan asosiasi yang telah terbentuk, diantaranya:

- 1) Jika membeli obat New Diatab dan Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 7,4% pembeli juga akan membeli obat Alpara dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,2%.
- 2) Jika membeli obat Paratusin dan Meloxicam, maka kemungkinan sebesar 22,7% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,3%.
- 3) Jika membeli obat OBH, maka kemungkinan sebesar 7,8% pembeli juga akan membeli obat New Diatab

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
1.	New Diatab, Ondansetron	Alpara	7,4%	95,2%	1,104
2.	OBH	New Diatab	7,8%	95,5%	1,057
3.	OBH	New Diatab	7,8%	95,5%	1,057
4.	Paratusin, Paracetamol	New Diatab	15,6%	95,5%	1,057
5.	Alpara, Meloxicam	New Diatab	23,8%	95,5%	1,057
6.	Alpara, Paracetamol	New Diatab	16%	95,6%	1,058
7.	Ondansetron	Alpara	8,2%	95,7%	1,109
8.	Ondansetron	Paratusin, Alpara	8,2%	95,7%	1,274
9.	Paratusin, Ondansetron	Alpara	8,2%	95,7%	1,109
10.	Meloxicam	New Diatab	25,7%	95,8%	1,061
11.	Paracetamol	New Diatab	17,8%	96%	1,063
12.	Neuralgin, Meloxicam	Alpara	8,9%	96%	1,113
13.	Sanmol, Lidodia	Paratusin	9,3%	96,2%	1,105
14.	Sanmol, Paracetamol	New Diatab	10%	96,4%	1,067
15.	Paratusin, Ambroxol	New Diatab	11,9%	97%	1,073
16.	Ondansetron	Paratusin	8,6%	100%	1,150
17.	New Diatab, Ondansetron	Paratusin	7,8%	100%	1,150
18.	Sanmol, Ambroxol	New Diatab	8,9%	100%	1,107
19.	Neuralgin, Meloxicam	New Diatab	9,3%	100%	1,107
20.	Alpara, Ondansetron	Paratusin	8,2%	100%	1,150
21.	Sanmol, Ondansetron	Paratusin	6,3%	100%	1,150
22.	Sanmol, Ondansetron	Alpara	6,3%	100%	1,159

Tabel 7. Hasil aturan asosiasi.

- dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,5%.
- 4) Jika membeli obat Paratusin dan Paracetamol, maka kemungkinan sebesar 15,6% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,5%.
 - 5) Jika membeli obat Alpara dan Meloxicam, maka kemungkinan sebesar 23,8% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,5%.
 - 6) Jika membeli obat Alpara dan Paracetamol, maka kemungkinan sebesar 16% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,6%.
 - 7) Jika membeli obat Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 8,2% pembeli juga akan membeli obat Alpara dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,7%.
 - 8) Jika membeli obat Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 8,2% pembeli juga akan membeli obat Paratusin dan Alpara dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,7%.
 - 9) Jika membeli obat Paratusin dan Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 8,2% pembeli juga akan membeli obat Alpara dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,7%.
 - 10) Jika membeli obat Meloxicam, maka kemungkinan sebesar 25,7% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 95,8%.
 - 11) Jika membeli obat Paracetamol, maka kemungkinan sebesar 17,8% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 96%.
 - 12) Jika membeli obat Neuralgin dan Meloxicam, maka kemungkinan sebesar 8,9% pembeli juga akan membeli obat Alpara dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 96%.
 - 13) Jika membeli obat Sanmol dan Liodia, maka kemungkinan sebesar 9,3% pembeli juga akan membeli obat Paratusin dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 96,2%.
 - 14) Jika membeli obat Sanmol dan Paracetamol, maka kemungkinan sebesar 10% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 96,4%.
 - 15) Jika membeli obat Paratusin dan Ambroxol, maka kemungkinan sebesar 11,9% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 97%.
 - 16) Jika membeli obat Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 8,6% pembeli juga akan membeli obat Paratusin dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 100%.
 - 17) Jika membeli obat New Diatab dan Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 7,8% pembeli juga akan membeli obat Paratusin dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 100%.
 - 18) Jika membeli obat Sanmol dan Ambroxol, maka kemungkinan sebesar 8,9% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 100%.
 - 19) Jika membeli obat Neuralgin dan Meloxicam, maka kemungkinan sebesar 9,3% pembeli juga akan membeli obat New Diatab dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 100%.

- 20) Jika membeli obat Alpara dan Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 8,2% pembeli juga akan membeli obat Paratusin dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 100%.
- 21) Jika membeli obat Sanmol dan Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 6,3% pembeli juga akan membeli obat Paratusin dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 100%.
- 22) Jika membeli obat Sanmol dan Ondansetron, maka kemungkinan sebesar 6,3% pembeli juga akan membeli obat Alpara dengan ukuran kepercayaan pada pola yang terbentuk sebesar 100%.

Setelah proses pembentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth*, selanjutnya aturan asosiasi yang terbentuk akan dievaluasi dengan meninjau nilai *lift ratio*. Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa semua aturan asosiasi yang terbentuk memiliki nilai *lift ratio* lebih dari satu. Maka dapat disimpulkan bahwa semua aturan asosiasi yang terbentuk kuat dan valid untuk digunakan sebagai acuan tata letak obat.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan sehingga didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Berdasarkan data yang digunakan pada bulan Juli sampai Desember tahun 2020, pada penelitian ini telah dilakukan analisis pola belanja konsumen pada Apotek Segar Karawang menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan metode *Knowledge Discovery in Database* (KDD), menghasilkan informasi mengenai obat yang dibeli secara bersamaan dalam satu kali transaksi. Maka dapat

disimpulkan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat menemukan aturan asosiasi pada transaksi pembelian obat di Apotek Segar Karawang.

- 2) Pada penelitian yang telah dilakukan yaitu menganalisis pola belanja konsumen menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menentukan tata letak barang, telah berhasil diterapkan pada penelitian ini dimana aturan asosiasi hasil penelitian dapat digunakan sebagai acuan untuk menentukan tata letak obat pada Apotek Segar Karawang.

Dari hasil penelitian yang dilakukan, maka saran-saran yang diberikan untuk referensi penelitian selanjutnya yaitu:

- 1) Kategori yang dilakukan pada penelitian ini adalah keterkaitan obat yang satu dengan yang lainnya yang nantinya akan dijadikan acuan dalam menentukan tata letak obat. Untuk kedepannya dapat dilakukan pengkategorian yang lebih luas lagi, misalnya mendeteksi penyakit dengan menganalisa gejala-gejala yang dirasakan dll.
- 2) Untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data yang lebih banyak agar pengujian yang dihasilkan lebih luas dan lebih akurat lagi.
- 3) Diharapkan untuk penelitian selanjutnya menerapkan algoritma asosiasi lain selain *FP-Growth* seperti algoritma Apriori.

DAFTAR PUSTAKA

- Afdal, M. dan Rosadi, M., 2019. Penerapan Association Rule Mining Untuk Analisis Penempatan Tata Letak Buku Di Perpustakaan Menggunakan Algoritma Apriori. Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi, pp. 99-108.

- Alfiqra dan Alfizi, F. Y., 2018. Penerapan *Market Basket Analysis* Menggunakan Proses KDD (*Knowledge Discovery in Database*) Sebagai Strategi Penjualan Produk Swalayan (Studi Kasus: Swalayan X). Seminar Nasional IENACO, 509-516.
- Astuti, E., 2015. Metode Rough Set Dalam Pengurusan Perizinan Tempat Usaha (Studi Kasus: Badan Pelayanan Terpadu dan Penanaman Modal Dumai). Seminar Nasional Informatika, 462-466.
- Diah Firmadiyanti., 2019. Penerapan Algoritma DBScan dan FP-Growth untuk Tata Letak Obat di Apotek Bunda. (Skripsi). Retrieved from UIN Suska Riau Repository.
- Hartomo, K. D., Yulianto, S. & Suharjo, R. A., 2020. Prediksi Stok dan Pengaturan Tata Letak Barang menggunakan Kombinasi Algoritma Triple Exponential Smoothing dan FP-Growth. *Jurnal Teknologi Informasi dan Informatika*, 869-878.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. 2017. Peraturan Menteri Kesehatan tentang Apotek (Permenkes Nomor 09 Tahun 2017). [ebook]. Jakarta, DKI: Nafsiah Mboi. Tersedia melalui <https://dinkes.kedirikab.go.id/...ttg_Apotek_.pdf> [Diakses 04 Maret 2021]
- Masihatin, T., Sulehu, M dan Darmansyah., 2020. Sistem Asosiasi Penyusunan Obat pada Apotik Balai Rehabilitasi Badan Narkotika Nasional Badokka Menggunakan Algoritma Apriori. *Celebes Computer Science Journal*, 27-38.
- Mujiasih, S., 2011. Penerapan Data Mining Untuk Prakiraan Cuaca. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 189-195.
- Sepri, D. dan Afdal, M., 2017. Analisa dan Perbandingan Metode Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Mencari Pola Daerah Strategis Pengenalan Kampus Studi Kasus di STKIP Adzkie Padang. *Jurnal Sistem Informasi Kaputama*, 47-55.
- Vinondang M. G. A. S., 2017. Rekomendasi Pemilihan Mata Kuliah Departemen Statistika ITS dengan Algoritma Apriori dan FP-Growth. (Skripsi). Retrieved from Institut Teknologi Sepuluh Nopember Repository.
- Sihachack, T. dan Yu, L., 2016. Analysis of User's Behavior on Borrowed Book Record in National Central Library University of Laos. *Transactions on Machine Learning and Artificial Intelligence*, 28-35.