

PENINGKATAN MODEL POLA PENJUALAN OBAT DI APOTEK VAZA FARMA MENGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Selpiana Damayanti¹, Ade Irma Purnamasari², Agus Bahtiar³, Edi Wahyudin⁴

^{1,2}Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

³Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon

⁴Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI Cirebon

Email : ¹silviadamayanti555@gmail.com, ²irma2974@yahoo.com, ³agusbahtiar038@gmail.com, ⁴ediwahyudin@gmail.com

^{1,2,3}STMIK IKMI Cirebon

Jl. Perjuangan No. 10 B Majasem Kec. Kesambi Kota Cirebon

ABSTRAK

Penggunaan teknologi dalam sektor kesehatan, khususnya untuk manajemen stok dan penjualan obat, sangat penting untuk meningkatkan efisiensi operasional apotek. Penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth* tujuannya adalah untuk mengidentifikasi pola penjualan obat di Apotek Vaza Farma. *FP-Growth* dikenal sebagai pendekatan efektif untuk menemukan pola frekuensi tinggi dalam data transaksi, membantu pengambilan keputusan pengelolaan stok yang lebih baik. Masalah yang dihadapi termasuk pengelolaan stok obat yang kurang efisien dan prediksi kebutuhan stok yang kurang akurat, yang sering menyebabkan kelebihan atau kekurangan stok. Metode penelitian melibatkan pengumpulan data transaksi penjualan obat dari sistem manajemen Apotek Vaza Farma selama satu bulan terakhir. Data yang diperoleh mencakup *invoice no, trans date, due date, customer name, location, PLU, item name, QTY, unit, item price, discount, tax, subtotal* dan *status*. Analisis dimulai dengan tahapan *preprocessing*, yaitu pembersihan dan transformasi data agar sesuai untuk diterapkan dengan algoritma *fp-growth*. Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk menemukan *itemset* yang sering muncul bersamaan. Untuk meningkatkan efisiensi analisis, proses ini dilakukan menggunakan *RapidMiner*. Hasil penelitian ini menunjukkan *FP-Growth* berhasil mengidentifikasi beberapa pola pembelian obat diantaranya Erphaflam box sering dibeli bersama dengan Rhemafar box dengan nilai support 0.005 dan nilai confidence 0.298. hubungan lain ditemukan antara Rhemafar box dan Renadinac box dengan nilai support 0.006 dan nilai confidence 0.319, serta Ersolon box dan Erphaflam box dengan nilai support 0.004, dan nilai confidence 0.400 dengan nilai lift 22.664. Pola- pola ini memberikan wawasan penting untuk pengelolaan stok membantu mengurangi risiko kelebihan dan kekurangan stok serta meningkatkan kepuasan pelanggan. Hasil penelitian ini menggunakan algoritma data mining seperti *FP-Growth* dapat menjadi solusi yang efektif untuk tantangan manajemen stok obat.

Keywords: Algoritma *FP-Growth*, pola penjualan obat, data mining, manajemen stok, Apotek Vaza Farma

ABSTRACT

The use of technology in the health sector, especially for stock management and drug sales, is very important to improve the operational efficiency of pharmacies. This study uses the *FP-Growth* algorithm and the goal is to identify drug sales patterns at Vaza Farm Pharmacy. *FP-Growth* is known as an effective approach to finding high-frequency patterns in transaction data, aiding in better stock management decision-making. The problems faced include inefficient management of drug stocks and inaccurate predictions of stock needs, which often lead to overstocks or shortages. The research method involves collecting data on drug sales transactions from the Vaza Farma Pharmacy management system for the past month. The data obtained includes *invoice no, trans date, due date, customer name, location, PLU, item name, QTY, unit, item price, discount, tax, subtotal* and *status*. The analysis begins with the *preprocessing* stage, namely cleaning and transforming the data to be suitable for application with the *FP-Growth* algorithm. The *fp-growth* algorithm is used to find *itemsets* that frequently appear together. To improve the efficiency of the analysis, this process is carried out using *RapidMiner*. The results of this study show that *fp-growth* has succeeded in identifying several drug purchase patterns, including Erphaflam boxes with a support value of 0.005 and a confidence value of 0.298. other relationships were found between Rhemafar box and Renadinac box with a support value of 0.006 and a confidence value of 0.319, as well as the Ersolon box and Erphaflam box with a support value of 0.004, and a confidence value of 0.400 with and elevator value of 22.664. These patterns provide important insights for stock management, helping to reduce the risk of over-and understocking, and improve customer satisfaction. The results of this study using data mining algorithms such as *FP-Growth* can be an effective solution to the challenge of drug stock management.

Keywords: Algoritma *FP-Growth*, pola penjualan obat, data mining, manajemen stok, Apotek Vaza Farma

1. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat dibidang teknologi informasi dan komunikasi telah mempengaruhi berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam bidang teknologi, bisnis, Pendidikan, dan Kesehatan. Proses- proses penting dalam industri bisnis telah diintegrasikan oleh revolusi digital dalam beberapa dekade terakhir. Ini memungkinkan bisnis untuk meningkatkan produktivitas dan daya saing melalui otomatisasi dan analisis data [1]. Pengelolaan data menjadi semakin penting di sektor Kesehatan, terutama di industri farmasi, untuk memastikan pelayanan yang cepat dan akurat. Terutama dalam penjualan obat yang semakin kompleks [2], [3]. Dengan menggunakan teknologi informasi seperti *data mining*, para pelaku industri dapat mengelola dan menganalisis sejumlah data besar untuk menghasilkan pola- pola yang membantu pengambilan Keputusan strategis [4]. Algoritma *fp- growth* muncul sebagai salah satu Solusi potensial untuk mengatasi peningkatan kompleksitas data dan kebutuhan akan pelayanan yang lebih baik. Algoritma ini dapat membantu apotek modern mengidentifikasi pola penjualan obat dan meningkatkan efisiensi operasional mereka [5].

Salah satu permasalahan yang sering dihadapi oleh apotek adalah sering kesulitan dalam memprediksi kebutuhan obat pelanggan dan biayanya karena tidak adanya sistem yang dapat secara efektif menganalisis pola pembelian dan kebutuhan obat pelanggan. Akibatnya, *overstock* atau *stockout* terjadi, yang merugikan biaya dan kepuasan pelanggan [4]. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa sistem manajemen persediaan yang efektif membutuhkan teknologi informasi, terutama analisis data untuk mengidentifikasi pola pembelian berulang [2]. Tantangan utama yang dihadapi apotek vaza farma adalah bagaimana menggunakan data transaksi penjualan yang sangat besar untuk menemukan pola yang dapat diandalkan untuk meningkatkan ketersediaan stok obat sesuai dengan kebutuhan pelanggan. Mengingat tren terbaru dalam industri farmasi yang mengutamakan digitalisasi dan otomatisasi untuk meningkatkan efisiensi operasional, masalah ini menjadi semakin penting. Menurut penelitian yang dilakukan oleh [5], algoritma *data mining* seperti *fp- growth* dapat membantu menyelesaikan masalah ini dengan memberikan hasil yang lebih cepat dan akurat untuk memetakan pola penjualan. Banyak penelitian telah melihat algoritma ini digunakan dalam berbagai industri, seperti ritel dan *e-commerce*, tetapi sangat sedikit penelitian yang meneliti bagaimana menggunakannya di industri farmasi, terutama di apotek skala menengah seperti vaza farma. Akibatnya, celah ini memberikan peluang bagi penelitian untuk membantu mengembangkan model yang lebih sesuai dengan kebutuhan apotek. Selain itu, kesalahan dalam manajemen stok obat dapat menyebabkan layanan pelanggan yang buruk, yang dapat mengurangi kepercayaan pelanggan terhadap apotek. Untuk meningkatkan kinerja apotek dan mengurangi kerugian, masalah ini harus diselesaikan dalam lingkungan bisnis yang kompetitif. Apotek dapat meningkatkan efisiensi dan profitabilitas dalam jangka Panjang dengan menerapkan algoritma *fp- growth* untuk menyesuaikan persediaannya dengan kebutuhan pasar [6].

Penelitian terdahulu terkait algoritma *fp- growth* dilakukan oleh [7] terkait “Penerapan Metode Asosiasi untuk menemukan pola transaksi penjualan obat menggunakan algoritma *FP- Growth*” mengungkapkan bahwa berdasarkan eksperimen yang dilakukan hasilnya menunjukkan bahwa Hufagrip BP Syr kerap dibeli bersamaan dengan Becom C Kaplet, serta Licodexon kaplet dengan novalgin kaplet, masing- masing dengan tingkat *confident* 100% yang dapat membantu dalam merencanakan kebutuhan obat secara lebih efisien. sementara penelitian yang dilakukan oleh [8] terkait “Penerapan data mining menggunakan algoritma *FP- Growth* untuk menganalisa pola penjualan obat” mengungkapkan bahwa metode data mining dengan algoritma *fp- growth* mampu mengidentifikasi 36 kombinasi obat yang sering dibeli bersamaan dengan tingkat *confidence* minimal 40%, salah satunya adalah kombinasi alpapa tab dan uifagesic tab dengan *confidence* sebesar 62%. penelitian selanjutnya dilakukan oleh [6] terkait Implementasi Data Mining menggunakan algoritma apriori untuk meningkatkan pola penjualan obat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma apriori mampu mengidentifikasi pola pembelian obat yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Pola- pola tersebut memberikan wawasan bagi apotek untuk mengenali kombinasi obat yang sering dibeli bersamaan, sehingga memungkinkan perencanaan tata letak obat yang lebih strategis dan efisien.

Dengan menggunakan algoritma *fp-growth*, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model pola penjualan obat di apotek vaza farma. Model ini diharapkan dapat membantu apotek mengelola persediaan obat secara lebih efisien dengan mengidentifikasi pola pembelian obat yang berulang dan relevan. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya memberikan dasar teoritis untuk pengembangan penggunaan algoritma *data mining* dalam industri farmasi, tetapi juga mengisi celah dalam literatur yang masih terbatas tentang penggunaan algoritma ini secara khusus pada skala apotek menengah. Secara lebih luas, penelitian ini memperluas penggunaan algoritma *fp-growth* dalam berbagai konteks, membuka jalan bagi pengembangan aplikasi serupa di bidang lain [5]. Peningkatan efisiensi operasional apotek dapat meningkatkan kepuasan pelanggan dan mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan stok obat, yang selama ini menjadi tantangan utama bagi industri farmasi [2].

Dalam penelitian ini, algoritma *fp-growth* digunakan untuk menganalisis data penjualan obat di apotek vaza farma. Algoritma *fp-growth* akan diterapkan menggunakan platform analisis data rapidminer yang dipilih karena kemampuannya untuk menangani *dataset* yang besar dan kompleks, yang sering terjadi dalam transaksi penjualan obat di apotek. Data transaksi yang digunakan mencakup periode waktu satu bulan dan mencakup informasi tentang *invoice no*, *trans date*, *due date*, *customer name*, *location*, *PLU*, *item name*, *QTY*, *unit*, *item price*, *discount*, *tax*, *subtotal* dan *status*. Pola pembelian yang sering muncul bersamaan dapat dengan cepat diidentifikasi dengan algoritma ini, yang memungkinkan manajemen apotek untuk menyelesaikan persediaan secara lebih efisien [7]. Tujuan penelitian ini adalah untuk meningkatkan efektivitas manajemen persediaan dengan memprediksi pola pembelian secara akurat. Selain itu, metode ini menggabungkan Teknik *data mining* dan analisis komputasi. Ini sangat sesuai dengan tantangan informatika kontemporer dalam pengolahan data berskala besar [3]. Hasil dari metode ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang perilaku pelanggan dan kebutuhan stok obat di apotek vaza farma.

Hasil dari penelitian ini diharapkan apotek vaza farma mampu mengelola stok dan penjualan obat dengan lebih efisien, mengurangi kemungkinan *overstock* atau *stockout*. Karena ketersediaan obat yang selalu dapat disesuaikan dengan kebutuhan pelanggan, efisiensi ini menghasilkan biaya operasional yang lebih rendah dan layanan pelanggan yang lebih memuaskan. Penelitian ini juga dapat memberikan wawasan lebih lanjut tentang penggunaan algoritma *fp-growth* dalam konteks yang lebih khusus di sektor Kesehatan. Hasil- hasil ini juga memperkuat bukti bahwa algoritma ini dapat disesuaikan dengan berbagai jenis data transaksi farmasi. Hasil ini dapat digunakan oleh praktisi farmasi lain untuk menerapkan model serupa agar meningkatkan kinerja operasional dan mendukung teknologi manajemen persediaan dalam lingkungan yang sangat dinamis [2]. Penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi untuk penelitian lebih lanjut yang berfokus pada penggunaan algoritma *data mining* dalam industri Kesehatan dan farmasi, membantu perkembangan teknologi informasi yang lebih maju di bidang ini. Temuan ini dapat diterapkan tidak hanya di apotek, tetapi juga dapat dikembangkan untuk rumah sakit atau klinik yang membutuhkan sistem manajemen stok yang lebih otomatis dan akurat. Akibatnya, penelitian ini benar- benar meningkatkan pemahaman kita tentang cara *data mining* dapat membantu proses pengambilan Keputusan di industri farmasi dan informatika.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Mining

Data mining adalah proses mengekstraksi informasi penting dari Kumpulan data melalui berbagai proses yang kompleks, seperti Teknik statistik, matematika, pembelajaran machine, dan kecerdasan buatan. Tujuan dari proses ini adalah untuk menemukan dan mengambil informasi penting dari basis data yang sangat besar. Data mining adalah disiplin ilmu yang berkembang dari kecerdasan buatan (AI) dan rekayasa pengetahuan (*Knowledge Engineering*). Ini memiliki dasar dalam pembelajaran mesin dan statistika, tetapi telah berkembang ke berbagai bidang ilmu computer dan disiplin ilmu lainnya, seperti biologi, lingkungan, keuangan, jaringan dan sebagainya [9]. Data mining merupakan salah satu komponen dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang melibatkan serangkaian tahapan, antara lain *Data Selection*, *Preprocessing*, *Transformation*, *Data Mining*, dan

Evaluation. Secara umum, KDD juga sering merujuk pada suatu konsep yang lebih luas yang berkaitan dengan pengelolaan dan eksplorasi data dalam basis data [10].

2.2 Algoritma FP-Growth

FP-Growth adalah salah satu algoritma dalam data mining yang berfokus pada asosiasi. Algoritma ini digunakan untuk menemukan himpunan item yang sering muncul (Frequent Itemsets) dalam kumpulan data [11]. Tujuan utama dari Teknik ini serupa dengan *association rule mining*, yaitu untuk mengungkapkan keterkaitan antar item dalam transaksi. Namun, FP-Growth memiliki keunggulan dalam hal kecepatan dan efisiensi penggunaan memori dibandingkan dengan algoritma lainnya, seperti Apriori. Karena alasan tersebut, FP-Growth sering diterapkan dalam aplikasi data mining yang melibatkan dataset transaksi besar dan kompleks. FP-Growth juga merupakan pengembangan dari algoritma apriori, FP-Growth mampu dengan efisien menentukan *frequent itemsets* dalam sebuah Kumpulan data dengan mengakses *database* asli dalam jumlah yang minimal [12].

2.3 Asosiasi

Asosiasi merupakan salah satu Teknik data mining yang tujuannya adalah untuk mengidentifikasi pola asosiasi antara item- item dalam suatu dataset. Proses utama dalam asosiasi adalah untuk mengukur frekuensi kemunculan kombinasi item dalam basis data, yang dikenal dengan istilah *frequent pattern*. Pentingnya suatu aturan asosiasi dapat dinilai melalui dua parameter utama, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* mengukur sejauh mana kombinasi item muncul dalam dataset, sementara *confidence* mengukur kekuatan hubungan antara item dalam aturan asosiasi tersebut. Apabila *support itemset* dari suatu kombinasi item memenuhi ambang batas *minimum support* yang telah ditetapkan, maka kombinasi tersebut dapat dianggap sebagai *frequent k-itemset*. Secara umum, *frequent k-itemset* dilambangkan dengan LK. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa nilai *confidence* merupakan persentase perbandingan antara *support* (A U B) dengan *support* (A), dimana A merupakan itemset utama dan B adalah itemset yang direkomendasikan. Berikut adalah rumus untuk menghitung *support*:

$$\text{Support } (S) = |U||T| \times 100\% \quad (1)$$

Dimana U adalah himpunan transaksi yang mengandung itemset S , $|U|$ adalah jumlah elemen dalam U , dan $|T|$ adalah jumlah total transaksi yang terjadi. Rumus ini digunakan untuk menemukan item mana yang sering dijual bersama dalam satu transaksi.

Confidence dalam asosiasi adalah rasio antara nilai *support* dari himpunan item yang mendahului suatu item. Sebagai contoh, pada aturan “jika X dan Y maka Z”, maka nilai *confidence* dari asosiasi tersebut dapat dihitung dengan rumus:

$$\text{Confidence } (R) = \frac{\text{Support}\{X,Y,Z\}}{\text{Support}\{X,Y\}} \times 100\% \quad (2)$$

Dari rumus diatas, dapat disimpulkan bahwa baik *support* maupun *confidence* memiliki peran penting dalam menilai sejauh mana suatu *itemset* memiliki hubungan yang signifikan dan relevan [13].

2.4 Obat

Obat adalah istilah yang mengacu pada bahan atau campuran bahan, termasuk produk biologi, yang digunakan untuk mengubah atau mempelajari sistem fisiologis atau kondisi patologis untuk diagnosis, pencegahan, pengobatan, pemulihan, meningkatkan Kesehatan, dan untuk keperluan kontrasepsi [14].

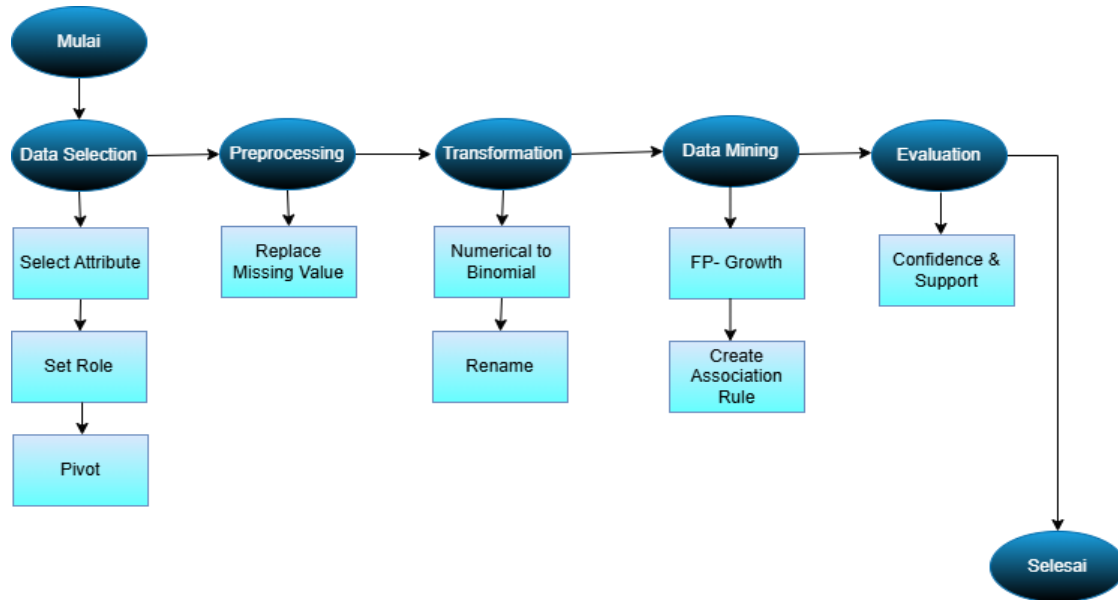
2.5 Apotek

Menurut Keputusan Menteri Kesehatan republik Indonesia No. 1332/MENKES/SK/X/2002, apotek didefinisikan sebagai suatu fasilitas yang digunakan untuk melaksanakan kegiatan kefarmasian, serta penyaluran sediaan farmasi dan perbekalan Kesehatan lainnya di Masyarakat. Sementara itu,

berdasarkan peraturan pemerintah republik Indonesia No. 51 Tahun 2009 tentang pekerjaan kefarmasian, pasal 1, apotek diartikan sebagai sarana pelayanan kefarmasian yang menjadi tempat dilakukannya praktik kefarmasian oleh seorang apoteker.

3. METODE PENELITIAN

Prosedur analisis data yang diterapkan dalam penelitian ini menggunakan pendekatan Teknik Knowledge Discovery in Database (KDD), proses ini mencakup beberapa tahapan, mulai dari pemilihan data (*Data Selection*), pra-pemrosesan data (*preprocessing*), transformasi data (*Transformation*), penggalian data (*Data Mining*), dan *Evaluation*. Berikut merupakan rincian dari tahapan teknik analisis data:



Gambar 1. Tahapan *Knowledge Discovery in Database*

Berikut merupakan penjelasan Teknik analisis data dengan pendekatan Teknik KDD:

1. Data Selection adalah memilih data yang relevan dari semua data transaksi yang dikumpulkan, dengan penekanan pada *Invoice No*, dan *Item Name*. Pada tahap ini akan menggunakan operator select attributes, set role, dan pivot.
 - a. Select Attributes

Adalah proses pemilihan atribut- atribut yang akan digunakan pada tahap pengolahan data. Tujuan utama proses ini adalah untuk menemukan dan memilih subset atribut yang akan mendukung analisis atau pembuatan model yang akan dilakukan. Dengan memilih atribut yang tepat, kualitas hasil analisis dapat ditingkatkan sementara kompleksitas atau kerumitan model dapat diminimalkan, sehingga pengolahan data menjadi lebih mudah.
 - b. Set Role

Adalah proses mengatur peran atau fungsi suatu atribut dalam dataset. Misalnya menentukan apakah suatu atribut akan digunakan sebagai label (target yang diprediksi) atau feature (atribut yang membantu membuat prediksi).
 - c. Pivot

Mengorganisasikan data kedalam format yang sesuai untuk analisis lebih lanjut, seperti mengelompokkan data transaksi berdasarkan itemsets.
2. Preprocessing

Adalah proses membersihkan data untuk menghilangkan nilai yang hilang, menghapus duplikat, dan memastikan data dalam format yang sesuai untuk dianalisis. Pada tahap ini peneliti

menggunakan operator *replace missing value* yang fungsinya adalah untuk mengisi nilai yang hilang atau menghapus data yang tidak lengkap untuk memastikan bahwa data bersih dan dapat diandalkan. Untuk meningkatkan akurasi hasil analisis dan mengurangi bias, Langkah ini sangat penting.

3. Transformation

Adalah tahap untuk mengubah data kedalam format yang sesuai untuk proses analisis. Pada tahap ini akan dilakukan proses sebagai berikut:

a. Numerical to binomial

Mengubah data numerik menjadi data binomial, atau kategori biner, berdasarkan standar tertentu. Contohnya, mengubah nilai umur menjadi kategori “Muda” atau “Tua” berdasarkan ambang batas tertentu.

b. Rename

Adalah proses mengubah nama atribut atau kolom dalam Kumpulan data untuk membuatnya lebih deskriptif atau sesuai dengan tujuan analisis.

4. Data Mining

Pada tahap ini algoritma FP- Growth digunakan untuk menemukan frequent itemsets dan pola pembelian obat yang sering muncul dalam data transaksi. Algoritma ini sangat efisien dalam memproses data yang besar dan menemukan hubungan antar item.

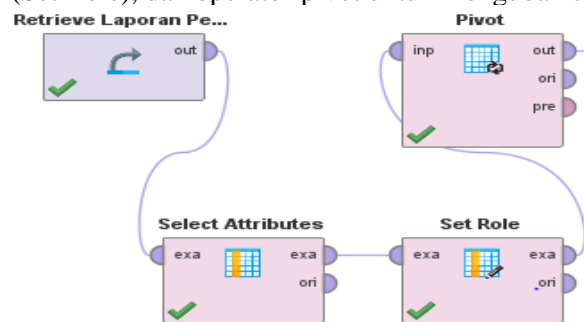
5. Evaluation

Pada tahap ini setelah model data mining selesai, hasilnya di evaluasi untuk memastikan bahwa pola atau model yang ditemukan berguna dan akurat. ini menghitung nilai *support* dan *confidence* dari pola yang ditemukan untuk mengevaluasi hasil analisis. Sementara *support* mengukur seberapa sering itemset muncul dalam dataset, *confidence* mengukur keandalan aturan asosiasi yang dibuat. Hasil evaluasi ini membantu dalam menentukan pola mana yang paling cocok dan menguntungkan untuk manajemen stok obat.

4. PEMBAHASAN

4.1 Data Selection

Pada tahap ini adalah mempersiapkan dataset transaksi penjualan obat selama 1 bulan di apotek vaza farma khususnya bulan September 2024. Dataset yang peneliti miliki diambil dari sistem manajemen apotek vaza farma dan disajikan dalam bentuk excel dengan jumlah 5133 data transaksi. Dataset penjualan obat ini memiliki 14 atribut diantaranya *Invoice No*, *Trans Date*, *Due Date*, *Customer Name*, *Location*, *PLU*, *Item Name*, *QTY*, *Unit*, *Item Price*, *Discount*, *Tax*, *Subtotal*, dan status. Pada gambar 2 menjelaskan tentang tahapan *data selection* yang meliputi: pengambilan dataset laporan penjualan (Retrieve), pemilihan atribut yang relevan (Select Attributes), penentuan peran atribut seperti ID (Set Role), dan operator pivot untuk mengubah struktur tabel.



Gambar 2. Proses data selection

Data selection diawali dengan operator *retrieve data* yang tujuannya adalah untuk mengimpor data ke lembar kerja. Langkah selanjutnya menambahkan operator select attributes

yang tujuannya adalah menyeleksi atribut, dari 14 atribut dipilih menjadi 7 atribut diantaranya *Invoice No*, *Item Name*, *Item Price*, *Due Date*, *Trans Date*, *PLU* dan atribut *QTY*. Langkah selanjutnya menambahkan operator set role yang berfungsi untuk menentukan ID pada atribut, dalam hal ini atribut invoice no dijadikan sebagai ID. Langkah terakhir di dalam proses data selection adalah menambahkan atribut pivot, yang berfungsi untuk meringkas atau menyederhanakan data. Tabel 1 menunjukkan hasil *data selection* yang dimana terdapat 2.663 record, 1 atribut khusus, dan 1.618 atribut reguler.

Tabel 1. Hasil Data Selection

No	Uraian Hasil	Keterangan
1.	Record	2,663
2.	Special attribute	1
3.	Regular attribute	1,618
4.	Attribute	
	Invoice No	Nominal
	Count(Item Name)_FOLAVIT TAB 400 MCG BOX 100 TAB	Integer
	Count(Item Name)_(BANDED) AKURAT STRIP + SENSITIF STRIP	Integer
	Count(Item Name)_(BANDED) GENEROS BOX ISI 2 BOTOL	Integer
	Count(Item Name)_(OOT) COLFIN SYRUP 60 ML	Integer
	Count(Item Name)_(OOT) KONIDIN TAB 50 STR @ 4 TAB	Integer

	Count(Item Name)_(OOT) MIXAGRIP FLU & BATUK HIJAU 25 STR @4 KAPLET	Integer

4.2 Preprocessing

Preprocessing adalah tahap penting dalam analisis data yang bertujuan untuk memastikan bahwa data yang akan dianalisis bersih, konsisten, dan dalam format yang sesuai. Tahap ini penting untuk memastikan kualitas data karena data yang kotor atau tidak lengkap dapat mempengaruhi hasil analisis dan interpretasi. Gambar 3 menjelaskan penggunaan operator *Replace Missing Values*, yang bertujuan untuk menangani data yang memiliki nilai kosong.



Gambar 3. Operator missing value

Langkah selanjutnya adalah mengubah bagian default pada parameter dengan memilih “zero”, tujuannya adalah untuk mengisi nilai kosong tersebut dengan angka 0. Pada gambar 4 menjelaskan sebelum preprocessing bahwa masih terlihat banyak missing, dan pada gambar 5 menjelaskan tahapan sesudah preprocessing dan terlihat bahwa data nya sudah bersih.

Name	Type	Missing	Statistics	Filter
Invoice No	Polynomial	0	Sum: 81-AVF012409/46620 (1) RV-AVF012409/06969 RV-AVF012409/06969	
count(Item Name)_FOLAVIT T...	Integer	2562	Min: 1 Max: 1 Average: 1	
count(Item Name)_BANDED...	Integer	2562	Min: 1 Max: 1 Average: 1	
count(Item Name)_BANDED...	Integer	2562	Min: 1 Max: 1 Average: 1	
count(Item Name)_OOT COL...	Integer	2548	Min: 1 Max: 1 Average: 1	
count(Item Name)_OOT KONI...	Integer	2562	Min: 1 Max: 1 Average: 1	
count(Item Name)_OOT LAPL...	Integer	2569	Min: 1 Max: 1 Average: 1	
count(Item Name)_OOT MIXA...	Integer	2554	Min: 1 Max: 1 Average: 1	

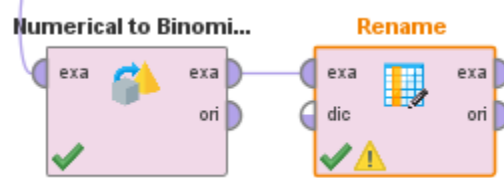
Gambar 4. Data Sebelum Preprocessing

Name	Type	Missing	Statistics	Filter
Invoice No	Polynomial	0	Sum: 81-AVF012409/46620 (1) RV-AVF012409/06969 RV-AVF012409/06969	
count(Item Name)_FOLAVIT TA...	Integer	0	Min: 0 Max: 1 Average: 0.000	
count(Item Name)_BANDED) A...	Integer	0	Min: 0 Max: 1 Average: 0.000	
count(Item Name)_BANDED) G...	Integer	0	Min: 0 Max: 1 Average: 0.000	
count(Item Name)_OOT COLFI...	Integer	0	Min: 0 Max: 1 Average: 0.006	
count(Item Name)_OOT KONI...	Integer	0	Min: 0 Max: 1 Average: 0.000	
count(Item Name)_OOT LAPBI...	Integer	0	Min: 0 Max: 1 Average: 0.002	
count(Item Name)_OOT MIXA...	Integer	0	Min: 0 Max: 1 Average: 0.003	

Gambar 5. Data Sesudah Preprocessing

4.3 Transformation

Transformasi adalah tahap dalam analisis data di mana data yang telah melalui tahap preprocessing diubah ke dalam format yang sesuai untuk digunakan oleh algoritma tersebut, pada gambar 6 menjelaskan didalam algoritma *Fp- growth* memerlukan tipe data binomial sedangkan di dalam dataset masih terdapat data yang bertipe numerik maka dari itu perlu diubah dengan menambahkan operator numerical to binomial. Langkah selanjutnya adalah mengubah nama atribut. Tujuannya adalah untuk membuat proses penyederhanaan nama atribut agar mudah di baca dengan menggunakan operator *rename* pada rapidminer.



Gambar 6. Proses Transformasi

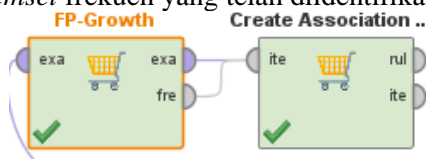
Berikut adalah hasil dari proses transformasi dapat dilihat pada tabel 2 menunjukkan hasil transformasi data, dimana tipe data integer diubah menjadi polynominal dan binominal agar sesuai dengan algoritma *fp-growth*. Selain itu, nama item disederhanakan dengan menghilangkan awalan yang tidak perlu, sehingga lebih mudah dibaca dan diproses.

Tabel 2. Hasil Proses Transformasi

Dataset	Sebelum Transformation	Sesudah Transformation
Type Data	Integer	Polynominal
		Binominal
Item Name	count(Item Name)_ALKOHOL 70% 100 ML	ALKOHOL 70% 100 ML

4.4 Data Mining

Pada tahap ini melibatkan dua buah operator diantaranya adalah menerapkan operator *FP-Growth* dan *Create Association*. Pada gambar 7 menjelaskan Operator *FP-Growth* digunakan untuk menerapkan algoritma, sedangkan operator *Create Association Rule* digunakan untuk membangun aturan asosiasi berdasarkan *itemset* frekuensi yang telah diidentifikasi.



Gambar 7. Proses Data Mining

Hasil dari operator diatas telah terjadi pembentukan *itemset* sebanyak 2-*itemset* dengan jumlah 119 item. Pembentukan itemset dimulai dari 1-itemset yang terbentuk sebanyak 116 item. Tabel 3 menunjukkan Dari hasil analisis pembentukan frequent 1-itemset, diketahui bahwa Amlodipine tab 10mg hj 10 str@10tab mendapatkan nilai *support* tertinggi yaitu sebesar 0.020 atau 2%. Disisi lain, item dengan nilai *support* terendah yaitu zevask 5 mg 10 str @10 kaplet hanya mendapatkan nilai sebesar 0.003 atau 0.3%.

Tabel 3. Hasil dari 1-itemset

Size	Support	Item 1
1	0.020	Amlodipine tab 10mg hj 10 str@ 10 tab
1	0.018	Erphaflam box 5 str @ 10 tab
1	0.018	Rhemafar 4 mg box 10 str@ 10 tab
1	0.017	Amlodipine tab 5mg hj box 10 str@10 tab
1
1	0.003	zevask 5 mg 10 str @10 kaplet

Tabel 4 menunjukkan hasil Proses pembentukan *frequent 2-itemset* yang terbentuk sebanyak 3 kombinasi. Kombinasi tersebut terbentuk dengan melibatkan item set sebelumnya dalam frequent 1- itemset. Dari hasil pembentukan *frequent 2-itemset*, kombinasi item yang mendapatkan nilai *support* tertinggi yaitu Erphaflam box 5 str @ 10 tab dan Rhemafar 4 mg box 10 str @ 10 tab sebesar 0.005 atau 0.5%. sedangkan kombinasi item yang mendapatkan nilai *support* terendah yaitu Rhemafar 4 mg box 10 str @ 10 tab dan Renadinac tab 50mg box 10 str @ 10 tab sebesar 0.006 atau 0.6%.

Tabel 4. Hasil dari 2-itemset

Size	Support	Item 1	Item 2
2	0.005	Erphaflam box 5 str@10 tab	Rhemafar 4 mg box 10 str @ 10 tab
2	0.004	Erphaflam box 5 str@ 10 tab	Ersolon tab 4mg box 10 str @ 10 tab
2	0.006	Rhemafar 4 mg box 10 str @ 10 tab	Renadinac tab 50mg box 10 str

Tabel 5 menunjukkan hasil analisis asosiasi produk, dimana setiap aturan mencakup produk awal (*premises*) dan produk terkait (*conclusion*). Metrik meliputi Support (frekuensi: 0,005-0,006), confidence (0,298- 0,400), lift (kekuatan hubungan: 16,877- 22,664) dan LaPlace (probabilitas bersyarat: 0,988- 0,994).

Tabel 5. Hasil operator Create Association

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	LaPlace
2	Erphaflam box 5 str@10 tab	Rhemafar 4mg box 10 str @ 10 tab	0.005	0.298	16.877	0.988

3	Rhemafar 4mg box 10 str @ 10 tab	Erphaflam box 5 str@10 tab	0.005	0.298	16.877	0.988
4	Rhemafar 4mg box 10 str @ 10 tab	Renadinac tab 50 mg box 10 str	0.006	0.319	19.316	0.988
5	Renadinac tab 50 mg box 10 str	Rhemafar 4mg box 10 str @ 10 tab	0.006	0.341	19.316	0.989
6	Ersolon tab 4mg box 10 str@ 10 tab	Erphaflam box 5 str@10 tab	0.004	0.400	22.664	0.994

Tabel 6 menyajikan hasil analisis *association rule*, yang menunjukkan terdapat 6 aturan asosiasi, dan obat yang memiliki hubungan yang paling kuat adalah ersolon tab 4mg box 10 str@10 tab, yang sering dibeli bersamaan dengan erphaflam box 5 str@ 10 tab memiliki nilai *confidence* tertinggi sebesar 0,400 atau 40%. Ini menunjukkan bahwa hubungan antara kedua obat tersebut merupakan yang paling kuat dibandingkan dengan asosiasi lainnya dalam tabel.

Tabel 6. Hasil *Association Rule*

Nama Obat	Nilai Confidence
Erphaflam box 5 str@10 tab → Ersolon tab 4mg box 10 str@10 tab	0.213
Erphaflam box 5 str@10 tab → Rhemafar 4mg box 10 str@ 10 tab	0.298
Rhemafar 4mg box 10 str@ 10 tab → Erphaflam box 5 str@10 tab	0.298
Rhemafar 4mg box 10 str@ 10 tab → Renadinac tab 50 mg box 10str	0.319
Renadinac tab 50 mg box 10str → Rhemafar 4mg box 10 str@ 10 tab	0.341
Ersolon tab 4mg box 10 str@10 tab → Erphaflam box 5 str@10 tab	0.400

4.5 Evaluation

Pada tahap evaluasi menggunakan algoritma fp-growth, teridentifikasi sejumlah pola hubungan antar produk berdasarkan data transaksi. Aturan pertama “jika Erphaflam box 5 str@ 10 tab dan Rhemafar 4mg box 10 str @ 10 tab” memiliki nilai *support* sebesar 0.005 dan *confidence* sebesar 0.298 yang mengindikasikan bahwa produk Rhemafar sering kali dibeli bersamaan dengan Erphaflam pada 0.5% dari total transaksi dengan tingkat *confidence* 29.8%. aturan lain yang ditemukan, seperti “jika Rhemafar 4 mg box 10 str @ 10 tab dan Renadinac tab 50mg box 10 str@ 10 tab”, menunjukkan bahwa nilai *support* sebesar 0.006 dan *confidence* sebesar 0.319 yang menggambarkan persentase transaksi yang mengandung pola tersebut. Meski nilai *support* relatif rendah, pola ini tetap signifikan berkat nilai lift yang tinggi, seperti yang terlihat pada aturan “Renadinac tab 50 mg box 10 str@ 10 tab → Rhemafar 4mg box 10 str@ 10 tab” dengan nilai lift sebesar 19,316, yang mengindikasikan adanya hubungan yang kuat antara kedua produk tersebut. Aturan lain dengan nilai *confidence* tertinggi, seperti “jika Ersolon tab 4 mg box 10 str@10 tab dan Erphaflam box 5 str@ 10 tab” mencapai 40%. Temuan ini dapat digunakan sebagai dasar untuk pengambilan keputusan strategis, seperti penempatan produk yang memiliki asosiasi kuat berdekatan di rak atau penerapan strategi pemasaran melalui paket promosi guna meningkatkan penjualan dan memaksimalkan keuntungan.

5. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

1. Dengan menerapkan algoritma *FP-Growth* dapat menghasilkan model pola Penjualan obat di Apotek Vaza Farma. Algoritma ini berfokus pada hubungan antara produk yang sering dibeli bersama. Informasi tentang obat- obatan yang sering dibeli bersama, seperti Erphaflam, Rhemafar, Renadinac, dan Ersolon, sangat berguna untuk strategi pemasaran dan pengelolaan stok. Dalam hal ini, Ersolon dan Erphaflam menunjukkan hubungan dengan confidence tertinggi sebesar 0.400 atau 40%, sementara Rhemafar dan Renadinac menunjukkan hubungan dengan nilai *support* tertinggi sebesar 0.006 atau 6%. Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk meningkatkan manajemen stok dan strategi pemasaran, seperti menempatkan barang yang sering dibeli bersama disimpan dalam rak yang sama, dan juga dapat dimanfaatkan untuk membuat paket promosi.
2. Dari keakuratan hasil identifikasi pola Penjualan obat dipengaruhi oleh beberapa faktor penting, termasuk variasi produk yang tersedia di apotek, jumlah data transaksi, dan nilai *support* dan *confidence*. Agar analisis dapat menghasilkan pola yang akurat dan relevan dan meningkatkan pemahaman tentang perilaku pelanggan dalam membeli produk, faktor- faktor ini perlu di pertimbangkan dengan cermat.
3. Hasil analisis model pola Penjualan obat menunjukkan bahwa obat Erphaflam dan Rhemafar sering dibeli secara bersamaan, menunjukkan permintaan tinggi terhadap keduanya. Apotek dapat menggunakan temuan ini untuk meningkatkan stok kedua obat tersebut dan membuat paket promosi. Algoritma *FP-Growth* memberikan dasar yang kuat untuk strategi pemasaran yang lebih baik dan pengelolaan stok yang lebih efisien di apotek.

5.2 Saran

Berdasarkan Kesimpulan diatas, berikut adalah beberapa saran untuk peneliti selanjutnya diantaranya:

1. Penelitian ini menggunakan data transaksi selama satu bulan. Penelitian lanjutan yang menggunakan data transaksi dengan periode waktu yang lebih lama diharapkan dapat menghasilkan pola perilaku konsumen yang lebih stabil dan representatif, terutama untuk menemukan pola pembelian jangka Panjang atau tren musiman. Selain itu dengan menggunakan data lebih dari satu bulan nantinya akan ada perbandingan.
2. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan perbandingan kinerja algoritma lain, seperti Apriori atau Eclat, dalam menganalisis pola penjualan. Diharapkan hasilnya nanti lebih optimal dengan menyesuaikan algoritma yang digunakan terhadap karakteristik data apotek yang dianalisis.
3. Mengingat bahwa pola pembelian yang dapat mengalami perubahan seiring berjalannya waktu, disarankan untuk melakukan evaluasi dan analisis data secara berkala.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. R. Chang, Y. S. Chen, C. K. Lin, and M. F. Cheng, "Advanced data mining of SSD quality based on FP-growth data analysis," *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 4, pp. 1–15, 2021, doi: 10.3390/app11041715.
- [2] F. Firmansyah and O. Nurdian, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Frequent Pattern - Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Produk Chemicals," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 547–551, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6371.
- [3] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/RMSI/article/view/13253>
- [4] R. Aditiya, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, "Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritma FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan," *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 2, no. 3, pp. 67–73, 2020, doi: 10.37034/infec.v2i3.44.
- [5] F. Z. Ghassani, Asep Jamaludin, and Agung Susilo Yuda Irawan, "Market Basket Analysis Using the Fp-Growth Algorithm To Determine Cross-Selling," *J. Inform. Polinema*, vol. 7, no. 4, pp. 49–54, 2022, doi: 10.33795/jip.v7i4.508.
- [6] S. Ramadani and A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [7] P. R. Wulandhari, N. Rahaningsih, I. Ali, and C. L. Rohmat, "Penerapan Metode Asosiasi Untuk Menemukan Pola Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Algoritma FP-Growth," *JATI J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 619–630, 2023.
- [8] S. Muntari, "DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENGANALISA," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [9] B. G. Sudarsono, M. I. Leo, A. Santoso, and F. Hendrawan, "Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner," *JBASE - J. Bus. Audit Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, pp. 13–21, 2021, doi: 10.30813/jbase.v4i1.2729.
- [10] C. Zai, "Implementasi Data Mining Sebagai Pengolahan Data," *J. Portal Data*, vol. 2, no. 3, pp. 1–12, 2022, [Online]. Available: <http://portaldata.org/index.php/portaldata/article/view/107>
- [11] A. R. Wibowo and A. Jananto, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 2, p. 200, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.
- [12] Y. Syach Putra, R. Kurniawan, and Y. Arie Wijaya, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sembako," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 561–567, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8391.
- [13] I. A. Rahman *et al.*, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Toko Sembako Dengan Algoritma Apriori," *eProceedings ...*, vol. 9, no. 2, pp. 638–643, 2022, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/17628>
- [14] A. Nadhifa, M. Zakaria, and D. Irwansyah, "Analisis Metode Abc (Always, Better, Control) Dan Eoq (Economic Order Quantity) Dalam Pengendalian Persediaan Obat Pada Klinik Vinca Rosea," *Ind. Eng. J.*, vol. 11, no. 2, 2022, doi: 10.53912/iej.v11i2.945.