

Penerapan Metode Algoritma *Apriori* dan *FP-Tree* Pada Penentuan Pola Pembelian Obat

Rizal Rachman¹, Nanang Hunaifi²

¹ STMIK Nusa Mandiri
e-mail: rizalkhaizuran@gmail.com

² Universitas Bina Sarana Informatika
e-mail: masnaing@gmail.com

Abstrak — Dewasa ini perkembangan industri kesehatan khususnya farmasi meningkat. Itu bisa dilihat dari kemunculan Prodi farmasi di berbagai Akademika civitas. Seiring pertumbuhan industri, informasi tentang produknya menjadi kebutuhan bagi perusahaan. Salah satu kebutuhan penting adalah informasi tentang penjualan obat-obatan dan informasi tentang persiapan atau produksi obat-obatan. Informasi mengenai berapa banyak obat yang akan diproduksi merupakan hal yang sangat penting karena hal ini berkaitan dengan berapa banyak penjualan yang terjadi dalam kurun waktu tertentu atau target pasar yang akan dicapai. Algoritma priori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Aturan yang menyatakan hubungan antara berbagai atribut sering disebut analisis afinitas atau analisis pasar basket. Analisis asosiasi atau asosiasi aturan penambangan adalah teknik penambangan data untuk menemukan aturan kombinasi item. Dan FP-Tree adalah struktur penyimpanan data terkompresi. FP-Tree dibangun dengan memetakan setiap catatan transaksi ke setiap jalur spesifik di FP-tree. Berdasarkan data transaksi penjualan obat di pabrik Farma kimia Jakarta, dilakukan analisis menggunakan algoritma Apriori dengan dukungan parameter minimum 10% dan kepercayaan minimum 50%. Hasil penelitian menghasilkan 7 aturan Asosiasi dengan kombinasi item terbesar hingga 2 item.

Kata Kunci: Penambangan Data, Aturan Asosiasi, Analisis Keranjang Pasar, Apriori, FP-Tree

Abstract - Nowadays the development of the health industry especially pharmaceuticals is increasing. That can be seen from the emergence of pharmacy study programs in various academic communities. As the industry grows, information about its products becomes a necessity for the company. One important requirement is information about drug sales and information about drug preparation or production. Information about how many drugs will be produced is very important because this relates to how many sales occur within a certain period or target market to be achieved. The priori algorithm includes the type of association rule in data mining. Rules that state the relationship between various attributes are often called affinity analyzes or basketball market analysis. Association analysis or association of mining rules is a data mining technique to find the combination of items. And FP-Tree is a compressed data storage structure. FP-Tree is built by mapping each transaction record to each specific path in FP-tree. Based on data on drug sales transactions at the Jakarta Farma chemical factory, an analysis was carried out using the Apriori algorithm with a minimum parameter support of 10% and a minimum confidence of 50%. The results of the study resulted in 7 Association rules with the largest combination of items up to 2 items.

Keywords: Data Mining, Association Rules, Market Basket Analysis, Apriori, FP-Tree

PENDAHULUAN

Dewasa ini perkembangan industri kesehatan terutama farmasi meningkat. Hal ini dapat dilihat dari bermunculannya prodi-prodi farmasi di berbagai civitas akademika. Seiring meningkatnya dunia industri maka informasi mengenai produk-produknya menjadi kebutuhan bagi perusahaan. Salah satu yang menjadi kebutuhan penting yaitu informasi mengenai penjualan obat dan informasi mengenai persediaan atau produksi obat. Informasi mengenai berapa banyak obat yang akan diproduksi merupakan hal yang sangat penting karena hal ini berkaitan dengan

berapa banyak penjualan yang terjadi dalam kurun waktu tertentu atau target pasar yang akan dicapai (Yay & Keçeli, 2009).

Perkembangan teknologi informasi yang begitu maju saat ini, menyebabkan tingkat akurasi suatu data sangat dibutuhkan dalam kehidupan sehari-hari. Setiap informasi yang ada menjadi suatu hal penting untuk menentukan setiap keputusan dalam situasi tertentu (Kamagi & Hansun, 2014).

Data mining berguna untuk memberikan solusi kepada para pemilik perusahaan untuk mengambil keputusan guna meningkatkan bisnis perusahaan. Dengan menggunakan analisis asosiasi dan algoritma

apriori dapat menghasilkan suatu rekomendasi yang di harapkan dapat membantu manager dalam mendukung keputusan strategi penjualan (Sholik & Salam, 2018).

Algoritma *apriori* termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut *affinity analysis* atau *market basket analysis*. Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah teknik data mining untuk menemukan aturan suatu kombinasi item. Penting tidaknya suatu asosiasi dapat diketahui dengan dua tolak ukur, yaitu : *support* dan *confidence* (Sujaini, 2016).

FP-Tree merupakan struktur penyimpanan data yang dimampatkan. *FP-tree* dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam *FP-tree*. Karena dalam setiap transaksi yang dipetakan, mungkin ada transaksi yang memiliki item yang sama, maka lintasannya memungkinkan untuk saling menimpa. Semakin banyak data transaksi yang memiliki item yang sama, maka proses pemampatan dengan struktur data *FP-tree* semakin efektif (Meilani & Azmuri, 2015).

Penelitian yang dilakukan oleh (Sulardi, Hendro, & Umbara, 2017) “Prediksi Kebutuhan Obat Menggunakan Regresi Linier” Pada penelitian system prediksi kebutuhan obat ini system digunakan oleh distributor dan apotik. Data yang diolah berupa data pesanan atau pembelian dan data penjualan. Distributor dapat mengelola fungsi surat pesanan, prediksi dan obat. Data surat pesanan yang berasal dari apotik dijadikan input yang kemudian diprediksi dengan data penjualan yang dimiliki oleh distributor. Kemudian akan diprediksi sehingga akan menghasilkan persamaan dan nilai prediksi. Namun jika persamaan garis regresi bernilai minus maka hasil prediksinya akan di anggap 0.

Penelitian yang dilakukan oleh (Kamagi & Hansun, 2014) “Implementasi Data Mining Dengan Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa” Pada penelitian data mining dengan algoritma C4.5 dapat diimplementasi untuk memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa dengan empat kategori yaitu lulus cepat, lulus tepat, lulus terlambat dan *drop out*.

Penelitian yang dilakukan oleh (Sholik & Salam, 2018) “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Mencari Asosiasi Barang Yang Dijual Di E-Commerce OrderMas” Data Mining Apriori dapat memproses dan di implementasikan dengan menggunakan database transaksi penjualan *online retail* barang, karena dapat menemukan kecenderungan pola kombinasi antara *itemsets* sehingga dapat dijadikan informasi yang sangat penting dalam pengambilan keputusan yang berguna untuk mempersiapkan jenis stok barang apa yang diperlukan kedepannya.

Penelitian yang dilakukan oleh (Iriandi, 2017) “Analisis Asosiasi Pada Transaksi Obat Menggunakan Algoritma Apriori (Study Kasus

:Apotik Trimulya)” Algoritma *apriori* dalam data *mining* dapat membantu kinerja penggunaan di dalam merekap transaksi dengan lebih efektif dan efisien jika dibandingkan dengan cara manual.

Penelitian yang dilakukan oleh (Meilani & Azinar, 2015) “Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penerimaan Kartu Jaminan Kesehatan Masyarakat” Berdasarkan dari hasil pola yang didapat akan digunakan untuk acuan atau informasi sebagai data penunjang pengambil keputusan penerimaan kartu Jamkesmas

Penelitian yang dilakukan oleh (Lestari, 2015) “Penerapan Data Mining menggunakan Algoritma *FP-Tree* Dan *FP-Growth* Pada Data Transaksi Penjualan Obat” Data mining dengan algoritma *FP-Growth* dapat diimplementasikan dengan menggunakan database penjualan obat karena dapat menemukan pola kombinasi *itemsets*. Sehingga informasi tersebut dapat membantu mengembangkan strategi penjualan terhadap konsumen.

Penelitian yang dilakukan oleh (Samuel, 2017) “Penerapan Struktur *FP-Tree* Dan Algoritma *FP-Growth* Dalam Optimasi Penentuan *Frequent Itemset*” *FP-Tree* yang terbentuk dapat memanfaatkan data transaksi yang memiliki *item* yang sama, sehingga penggunaan memori komputer lebih sedikit dan proses pencarian *Frequent itemset* menjadi lebih cepat.

Penelitian yang dilakukan oleh (Yanto & Khoiriah, 2015) “Implementasi Data mining Dengan Metode Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Pembelian Obat” Proses penentuan pola pembelian obat dapat dilakukan dengan menerapkan data mining dengan metode algoritma Apriori. Dengan metode tersebut penentuan pola pembelian dapat dilakukan dengan melihat hasil dan kecenderungan konsumen membeli obat berdasarkan kombinasi 2 *itemset*.

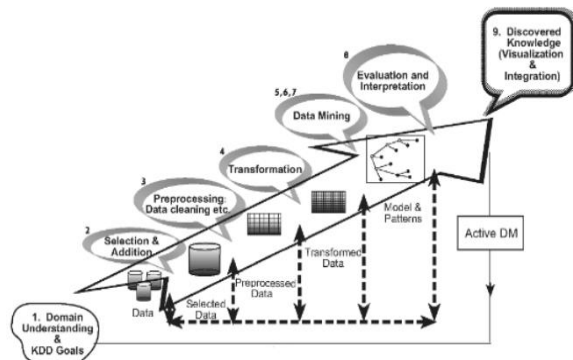
Penelitian yang dilakukan oleh (Nurchalifatun, 2016) “Penerapan Metode Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Kombinasi Antar *Itemset* Pada Pondok Kopi” Penerapan algoritma Apriori pada teknik data mining sangat efisien dan dapat mempercepat proses pembentukan kecenderungan pola kombinasi *itemset*.

Penelitian yang dilakukan oleh (Despitaria, Sujaini, & Tursina, 2016) “Analisis Asosiasi Pada Transaksi Obat Menggunakan Data Mining Dengan Algoritma Apriori” Algoritma Apriori dalam data mining dapat digunakan sebagai metode analisis asosiasi untuk mendapatkan kaidah atau aturan yang berisi kombinasi antar obat yang saling berkaitan.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian merupakan serangkaian kegiatan yang berisi langkah-langkah ataupun tahapan-tahapan yang dilakukan secara terencana dan sistematis untuk mendapatkan suatu jawaban dari suatu

permasalahan. Penelitian dilakukan dengan konsep dari data mining menggunakan *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yakni sebuah kerangka kerja sebagai bahan acuan dalam pengkajian dibidang data mining.



Sumber : (Dhika & Akhirina, 2015)

Gambar 3.1

Proses KDD (Knowledge Discovery In Databases)

Menurut (Agustin, ., & Luthfi, 2017) Secara garis besar *Knowledge Discovery in Database (KDD)* dapat dijelaskan sebagai berikut :

1) *Data Selection*

Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil selksi yang akan digunakan untuk proses data mining, disimpan dalam suatu berkas terpisah dari basis data operasional.

2) *Pre-Processing/Cleaning*

Proses cleaning antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten dan memperbaiki kesalahan pada data. Pada proses ini dilakukan juga proses enrichment, yaitu prosesmemperkaya data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk KDD.

3) *Transformation*

Coding adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih sehingga data tersebut sesuai untuk proses data mining.

4) *Data Mining*

Data Mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu.

5) *Interpretation/Evaluation*

Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining diterjemahkan menjadi bentuk yang lebih mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan.

Perhitungan dengan Algoritma Apriori:

1. Mencari 3 nilai terbesar yang paling banyak terjual.
 - a) Menentukan daftar nama obat
 - b) Menentukan data penjualan obat
2. Melakukan Pengelompokan 2 nama obat yang paling laku terjual.

3. Melakukan Representasi data transaksi.

Setelah pengelompokan 2 nama obat yang dilakukan pada tahap 2 selanjutnya data juga dapat di representasikan

4. Pembuatan Format Tabular

Bila sudah di ketahui nilai penjualan terbesar setiap bulannya maka di buatlah format tabular agar dapat di analisis dengan algoritma apriori

5. Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support sebuah item di peroleh dengan rumus sebagai berikut.

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi}}$$

Sementara itu, rumus 2 *itemset* di peroleh dengan rumus.

$$Support(A,B) = \frac{\Sigma \text{transaksi mengandung A dan B}}{\Sigma \text{transaksi}}$$

Dalam pencarian pola frekuensi tinggi akan di hentikan apabila kombinasi sudah tidak memenuhi syarat support yang sudah di tentukan.

6. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi di temukan, barulah kita cari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence atau asosiasi A B.

Dengan minimum confidence 50%

Nilai confidence dari aturan A → B di peroleh dari rumus berikut:

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\Sigma \text{transaksi mengandung A dan B}}{\Sigma \text{transaksi mengandung A}}$$

Pencarian nilai confidence juga di lakukan sampai nilai sudah tidak memnuhi syarat minimum confidence lagi.

7. Aturan Asosiasi Final

Dari analisis yang telah di lakukan dalam tahap ini akan terlihat asosiasi yang terbentuk dengan menggunakan perhitungan algoritma apriori.

Pengelolaan Data dengan Perhitungan FP-Tree

FP-Tree merupakan struktur penyimpanan data yang dimampatkan, di bangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu dalam *FP-Tree*. Karena dalam setiap transaksi yang dipetakan, mungkin ada transaksi yang memiliki item yang sama, maka lintasanya memungkinkan untuk saling menimpa.

Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan aplikasi database yaitu *Microsoft Excel 2013*. Data real transaksi penjualan kemudian disusun kedalam bentuk tabular data, maka data real transaksi penjualan obat dikonversikan ke dalam bentuk 1 dan 0 atau bentuk biner. dimana 1 adalah jika obat dibeli dan 0 jika obat tidak di beli. hasil proses konversi data transaksi penjualan dalam bentuk tabular.

HASIL DAN PEMBAHASAN
Pengolahan Data

Data penjualan yang di pilih merupakan data penjualan obat pada PT. Kimia Farma Plant Jakarta selama 1 tahun, dimulai pada Januari 2018 sampai Desember 2018. Berikut ini merupakan data penjualan selama 1 tahun :

Tabel 4.1 Data Transaksi Penjualan Obat

Tanggal	Nama Produk	Kode Produk	DO BAP	Batch	Qty	Sh	Nota/Prasman Pz	Moner Cok
01-Jan-18	ACYCLOVIR CREAM 5% (DUS 25 TUBE @ 5 GRAM)	A3	130057622	K7043P	21,260	0273	440001218	800003805
01-Jan-18	ALPRAZOLAM 1 MG (DUS 100 TAB)	A6	130057642	17154F	993,700	1438	440001218	800003805
01-Jan-18	CLORAMFECORT H CREAM (TUBE 10 GRAM)	A17	130057629	K7047J	16,781	1138	440001218	800003805
01-Jan-18	DIVALIGAN TABLET	A40	100059609	J7058J	86,520	1401	440001218	800003811
01-Jan-18	ACYCLOVIR 300 MG (DUS 100 TAB)	A1	100057713	J7054J	264,200	1401	440001202	800003806
01-Jan-18	ALPRAZOLAM 1 MG (DUS 100 TAB)	A6	130057642	17154F	993,700	1438	440001218	800003811
01-Jan-18	ACYCLOVIR 300 MG (DUS 100 TAB)	A1	100057713	J7054J	264,200	1401	440001218	800003758
01-Jan-18	ALPRAZOLAM 1 MG (DUS 100 TAB)	A6	130057642	17154F	993,700	1438	440001218	800003804
01-Jan-18	BONNESCAN KAEF	A11	100058118	J7060J	500	11	440001218	800003747
01-Jan-18	CLORAMFECORT H CREAM (TUBE 10 GRAM)	A17	130057629	K7047J	16,781	1138	440001218	800003855
01-Jan-18	CLORAMFECORT H CREAM (TUBE 10 GRAM)	A17	130057611	K7047J	16,742	1138	440001218	800003728
01-Jan-18	CODECAF 10 MG TABLET	A23	100069883	E8166J	793,000	1401	440001218	800003789
01-Jan-18	CODEPRONT KAPSL (100)	A24	100068178	J2054J	152,800	0928	440001218	800003746
01-Jan-18	ACYCLOVIR 300 MG (DUS 100 TAB)	A1	100057713	J7054J	264,200	1401	440001218	800003841
01-Jan-18	ALPRAZOLAM 1 MG (DUS 100 TAB)	A6	130057642	17154F	993,700	1438	440001218	800003808
01-Jan-18	BONNESCAN KAEF	A11	100058118	J7060J	500	11	440001218	800003822
01-Jan-18	CODECAF 10 MG TABLET	A23	100069883	E8166J	793,000	1401	440001218	800003749
01-Jan-18	CODEPRONT KAPSL (100)	A24	100068178	J2054J	152,800	0928	440001218	800003748
01-Jan-18	ACYCLOVIR 300 MG (DUS 100 TAB)	A1	100057657	J7058J	48,800	0928	440001218	800003662
01-Jan-18	ALPRAZOLAM 1 MG (DUS 100 TAB)	A6	100057655	J2058J	48,420	1401	440001218	800003817
01-Jan-18	BONNESCAN KAEF	A11	100057650	J2058J	56,260	1401	440001218	800003818
01-Jan-18	CLORAMFECORT H CREAM (TUBE 10 GRAM)	A17	100057629	K7047J	48,800	0928	440001218	800003662
01-Jan-18	CODECAF 10 MG TABLET	A23	100057653	K7058J	48,420	1401	440001218	800003806
01-Jan-18	CODECAF 20 MG TABLET	A26	100057655	K7057J	197,500	1401	440001218	800003808
01-Jan-18	CODEPRONT KAPSL (100)	A24	100057657	K7058J	197,700	1401	440001218	800003807
01-Jan-18	ACYCLOVIR 300 MG (DUS 100 TAB)	A1	100057649	K7059J	56,100	0928	440001218	800003828
01-Jan-18	ALPRAZOLAM 1 MG (DUS 100 TAB)	A6	100057649	K7059J	57,800	0928	440001218	800003838
01-Jan-18	BONNESCAN KAEF	A11	100057661	K7061J	490,700	1401	440001218	800003864
01-Jan-18	CLORAMFECORT CREAM (TUBE 10 GRAM)	A16	100057661	J2052J	166,140	1401	440001218	800003851
01-Jan-18	CETIRIZINE 10 MG (DUS 100 TAB)	A30	100057683	J7065J	87,800	0928	440001218	800003802
01-Jan-18	CODECAF 10 MG TABLET	A23	100057663	K7061J	490,700	1401	440001218	800003838
01-Jan-18	CODEPRONT CUS EXPEKTORAN SIRUP	A22	100057678	K7064J	37,000	0928	440001218	800003830
01-Jan-18	CODEPRONT KAPSL (100)	A26	100057680	K7061J	198,700	1401	440001218	800003839

Sumber : Data Transaksi Penjualan PT. Kimia Farma Plant Jakarta (2018)

Tahap dalam menganalisa data dengan algoritma apriori pada penjualan obat dimulai dengan menyeleksi dan membersihkan data-data yang akan dianalisis, kemudian dicari semua jenis item produk asuransi yang ada didalam transaksi penjualan. Selanjutnya dicari jumlah setiap item yang ada pada transaksi penjualan. Berikut ini merupakan data obat yang sudah di jelaskan Digambar, diberi kode obat agar memudahkan dalam menghitung.

Tabel IV.2 Tabel Data Kode Obat

NO	NAMA OBAT	KODE OBAT
1	ACYCLOVIR 200 MG (DUS 100 TAB)	A1
2	ACYCLOVIR 400 MG (DUS 100 TAB)	A2
3	ACYCLOVIR CREAM 5%(DUS 25 TUBE @ 5 GRAM)	A3
4	ALERGINE 10 MG TABLET SALUT SELAPUT	A4
5	ALPRAZOLAM 0,5 MG (DUS 100 TAB)	A5
6	ALPRAZOLAM 1 MG (DUS 100 TAB)	A6
7	AMOXICILLIN 500 MG (DUS 100 TAB)	A7
8	AMPICILLIN 500 MG (DUS 100 TAB)	A8
9	ANTASIDA DOEN SUSPENSI (BTL 60 ML)	A9
10	AZITHROMYCIN 500 MG (DUS 20 TAB)	A10
11	BONNESCAN KAEF	A11
12	CARDIOSCAN KAEF	A12
13	CEFADROXIL 500 MG (DUS 50 KAPS)	A13
14	CEFIXIME 100 MG (DUS 30 KAPS)	A14
15	CETIRIZINE 10 MG (DUS 30 TAB)	A15
16	CHLORAMFECORT CREAM (TUBE 10 GRAM)	A16
17	CHLORAMFECORT H CREAM (TUBE 10 GRAM)	A17
18	CIPROFLOXACIN 500 MG (DUS 50 TAB)	A18
19	CIPROFLOXACIN 500 MG TSS (EXPORT)	A19
20	CODEINE 10 MG (DUS 100 TAB)	A20
21	CODEINE 15 MG TAB (DUS 100 TAB)	A21

Tabel IV.3 Pola Transaksi Penjualan Obat

TRANSAKSI	BARANG YANG DIBELI
1	A3, A6, A17, A36
2	A1, A6
3	A1, A6, A11, A16, A17, A23, A29
4	A1, A6, A11, A23, A29
5	A1, A6, A11, A17, A23, A25, A29
6	A1, A6, A11, A16, A20, A23, A27, A29
7	A1, A6, A11, A16, A22, A23, A27, A29
8	A1, A6, A11, A16, A23, A29
9	A1, A6, A10, A11, A16, A23, A27, A28, A29, A30
10	A1, A5, A6, A10, A11, A16, A23, A27, A29, A31
11	A1, A6, A10, A11, A16, A17, A23, A29, A31
12	A1, A2, A6, A7, A11, A17, A20, A22, A23, A28, A29, A32, A35
13	A2, A7, A11, A12, A17, A23, A24, A29, A30, A33
14	A2, A7, A12, A24, A30, A34
15	A2, A7, A10, A12, A17, A20, A24, A30, A35
16	A2, A7, A12, A24, A30, A36
17	A2, A7, A10, A12, A17, A20, A22, A24, A25, A37
18	A2, A7, A12, A24, A25
19	A2, A7, A12, A16, A22, A24, A26, A29
20	A2, A7, A10, A12, A16, A24, A27
21	A2, A7, A12, A16, A24, A28
22	A2, A7, A12, A16, A20, A22, A24, A29

Format Tabular data transaksi penjualan, bila dibentuk akan tampak seperti Tabel IV. 4 berikut ini :

Tabel IV.4 Tabel Format Tabular Data Transaksi

A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16	A17	A18	A19	A20	A21	A22	A23	A24	A25	A26	A27	A28	A29	A30	A31	A32	A33	A34	A35	A36	A37		
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

1. Pembentukan 1 Itemset
Proses pembentukan C1 atau disebut dengan 1 itemset dengan jumlah minimum support = 10% Dengan rumus sebagai berikut :

$$Support(A) = \frac{\sum \text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\sum \text{Total transaksi}} * 100\%$$

Berikut merupakan perhitungan pembentukan 1 itemset :

$$S(A1) = \frac{\sum \text{Transaksi A1}}{\sum 273} = \frac{30}{273} * 100\% = 11\%$$

$$S(A2) = \frac{\sum \text{Transaksi A2}}{\sum 273} = \frac{63}{273} * 100\% = 23\%$$

$$S(A3) = \frac{\sum \text{Transaksi A3}}{\sum 273} = \frac{82}{273} * 100\% = 30\%$$

Berdasarkan uraian diatas, maka dapat dibuat table IV.5 :

Tabel IV.5 Support Dari Tiap Itemset

KODE OBAT	JUMLAH	SUPPORT	KODE OBAT	JUMLAH	SUPPORT
A1	30	11%	A20	51	19%
A2	63	23%	A21	24	9%
A3	82	30%	A22	27	10%
A4	51	19%	A23	51	19%
A5	38	14%	A24	53	19%
A6	50	18%	A25	41	15%
A7	82	30%	A26	61	22%
A8	65	24%	A27	37	14%
A9	55	20%	A28	34	12%
A10	55	20%	A29	60	22%
A11	36	13%	A30	56	21%
A12	34	12%	A31	46	17%
A13	72	26%	A32	39	14%
A14	68	25%	A33	23	8%
A15	50	18%	A34	26	10%
A16	84	31%	A35	44	16%
A17	46	17%	A36	40	15%
A18	42	15%	A37	27	10%
A19	23	8%			

Dari proses pembentukan item pada tabel 4 dengan minimum *support* 10% dapat diketahui yang memenuhi standar minimum *support* yaitu ada 31 jenis, dari ke 31 jenis tersebut kemudian dibentuk kombinasi 2 item. Gambar berikut merupakan jenis item yang memenuhi standart minimum support :

Tabel III.6 Data Yang Memenuhi Minimal Support 1 Itemset 10%

KODE OBAT	JUMLAH	SUPPORT	KODE OBAT	JUMLAH	SUPPORT
A1	30	11%	A17	46	17%
A2	63	23%	A18	42	15%
A3	82	30%	A19	51	19%
A4	51	19%	A20	51	19%
A5	38	14%	A21	53	19%
A6	50	18%	A22	41	15%
A7	82	30%	A23	61	22%
A8	65	24%	A24	37	13%
A9	55	20%	A25	34	12%
A10	55	20%	A26	60	22%
A11	36	13%	A27	56	20%
A12	34	12%	A28	46	17%
A13	72	26%	A29	39	14%
A14	68	25%	A30	44	16%
A15	50	18%	A31	40	15%
A16	84	31%			

2. Kombinasi 2 itemset

Proses pembentukan C2 atau disebut dengan 2 itemset dengan jumlah ,minimum *support* = 10%

Dapat diselesaikan dengan rumus sebagai berikut :

$$Support(A,B) = P(A \cap B)$$

Berikut merupakan perhitungan pembentukan C2 atau 2 itemset :

$$Support(A,B) = \frac{\sum \text{Jumlah transaksi mengandung A,B}}{\sum \text{Total transaksi}} * 100\%$$

$$Support(A1,A2) = \frac{\sum \text{Jumlah transaksi A1,A2}}{\sum 273} = \frac{3}{273} * 100\% = 1\%$$

$$Support(A1,A3) = \frac{\sum \text{Jumlah transaksi A1,A3}}{\sum 273} = \frac{0}{273} * 100\% = 0\%$$

$$Support(A1,A4) = \frac{\sum \text{Jumlah transaksi A1,A4}}{\sum 273} = \frac{3}{273} * 100\% = 1\%$$

Berdasarkan uraian diatas, maka dapat dibuat Tabel IV.7 :

Tabel IV.7 Calon 2 Itemset

NO	ITEMSET	JUMLAH	SUPPORT	NO	ITEMSET	JUMLAH	SUPPORT
1	A1-A2	3	1%	51	A2-A26	23	8%
2	A1-A3	0	0%	52	A2-A27	6	2%
3	A1-A4	3	1%	53	A2-A28	11	4%
4	A1-A5	4	1%	54	A2-A29	11	4%
5	A1-A6	12	4%	55	A2-A30	8	3%
6	A1-A7	8	3%	56	A2-A31	6	2%
7	A1-A8	12	4%	57	A2-A32	4	1%
8	A1-A9	2	1%	58	A2-A35	5	2%
9	A1-A10	4	1%	59	A2-A36	6	2%
10	A1-A11	11	4%	60	A3-A4	4	1%
11	A1-A12	5	2%	61	A3-A5	13	5%
12	A1-A13	0	0%	62	A3-A6	4	1%
13	A1-A14	0	0%	63	A3-A7	11	4%
14	A1-A15	0	0%	64	A3-A8	25	9%
15	A1-A16	16	6%	65	A3-A9	24	9%
16	A1-A17	9	3%	66	A3-A10	13	5%
17	A1-A18	0	0%	67	A3-A11	8	3%
18	A1-A20	10	4%	68	A3-A12	3	1%
19	A1-A23	12	4%	69	A3-A13	43	16%
20	A1-A24	0	0%	70	A3-A14	17	6%
21	A1-A25	5	2%	71	A3-A15	13	5%

Minimal *Support* yang ditentukan adalah 10%, jadi kombinasi 2 itemset yang tidak memenuhi minimal *support* akan dihilangkan, terlihat seperti Tabel IV.7 dibawah ini :

Tabel IV.8 Minimal Support 2 Itemset 10%

NO	ITEMSET	JUMLAH	SUPPORT
35	A2-A7	31	11%
69	A3-A13	43	16%
74	A3-A18	31	11%
86	A3-A35	28	10%
172	A7-A14	30	11%
179	A7-A24	28	10%
185	A7-A30	28	10%
197	A8-A16	40	15%

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, baru dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum *Confidence* dengan menghitung *Confidence* aturan asosiatif A→B.

$$\text{Minimal Confidence} = 50\%$$

Nilai *Confidence* dari aturan A→B diperoleh dengan rumus sebagai berikut :

$$Confidence P(A/B) = \frac{\sum \text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi A}} * 100\%$$

Berikut merupakan perhitungan *Confidence* :

$$\text{Confidence } P(A2, A7) = \frac{\sum \text{Transaksi } A2 \text{ dan } A7}{\sum A2} = \frac{31}{63} * 100\% = 49\%$$

$$\text{Confidence } P(A7, A2) = \frac{\sum \text{Transaksi } A7 \text{ dan } A2}{\sum A7} = \frac{31}{82} * 100\% = 38\%$$

$$\text{Confidence } P(A3, A13) = \frac{\sum \text{Transaksi } A3 \text{ dan } A13}{\sum A3} = \frac{43}{82} * 100\% = 52\%$$

Dari kombinasi 2 itemset yang telah ditemukan, dapat dilihat besarnya *confidence* dari calon aturan asosiasi seperti tampak pada Tabel IV.8 di bawah ini :

Tabel IV.9 Calon Aturan Asosiasi

NO	ITEMSET	JUMLAH	CONFIDENCE
1	A2-A7	(31/63)*100	49%
2	A7-A2	(31/82)*100	38%
3	A3-A13	(43/82)*100	52%
4	A13-A3	(43/72)*100	60%
5	A3-A18	(31/82)*100	38%
6	A18-A3	(31/42)*100	74%
7	A3-A35	(28/82)*100	34%
8	A35-A3	(28/44)*100	64%
9	A7-A14	(30/82)*100	37%
10	A14-A7	(30/68)*100	44%
11	A7-A24	(28/53)*100	53%
12	A24-A7	(28/82)*100	34%
13	A7-A30	(28/82)*100	34%
14	A30-A7	(28/56)*100	50%
15	A8-A16	(40/65)*100	62%
16	A16-A8	(40/84)*100	48%

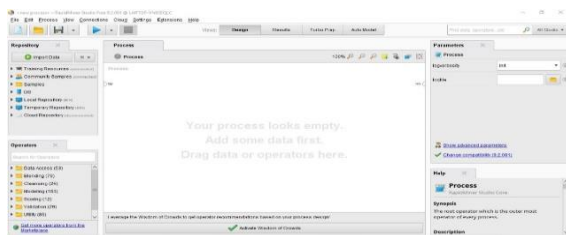
Berdasarkan dari calon aturan asosiasi pada Tabel IV.8 maka yang memenuhi minimal *confidence* 50% dapat dilihat pada Tabel IV.9 dibawah ini :

Tabel IV.10 Aturan Asosiasi Final

NO	ITEMSET	JUMLAH	CONFIDENCE
1	Jika menjual A18 maka akan menjual A3	(42/31)*100	74%
2	Jika menjual A35 maka akan menjual A3	(44/28)*100	64%
3	Jika menjual A8 maka akan menjual A16	(65/40)*100	62%
4	Jika menjual A13 maka akan menjual A3	(72/43)*100	60%
5	Jika menjual A24 maka akan menjual A7	(53/28)*100	53%
6	Jika menjual A3 maka akan menjual A13	(82/43)*100	52%
7	Jika menjual A30 maka akan menjual A7	(56/28)*100	50%

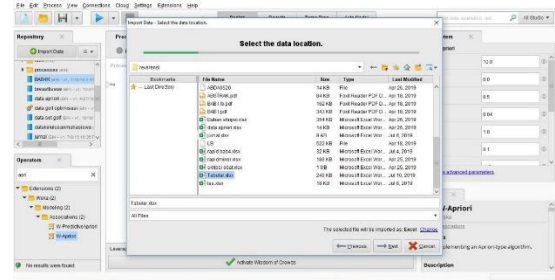
Pengolahan Data Dengan Rapidminer

Setelah hasil perhitungan algoritma *apriori* di dapat dengan perhitungan manual maka akan lebih akurat dengan *software Rapidminer*. Dengan cara menginput tabel tabular ke dalam *Ms.Excel* yang kemudian di masukan ke *software Rapidminer*, hasil proses konversi data transaksi penjualan dalam bentuk tabular data dapat dilihat pada Tabel IV.4. Kemudian buka aplikasi *Rapidminer* dan pilih impor data untuk memasukan tabular.



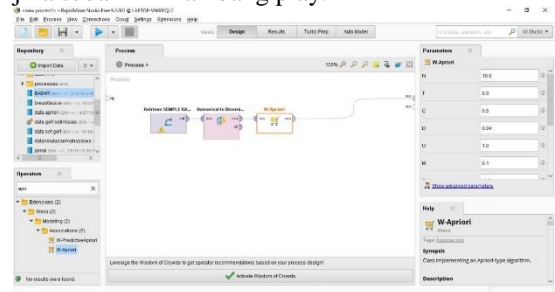
Gambar IV.5 Tampilan Rapidminer

Kemudian akan tampil seperti berikut ini, pilih data tabular yang akan digunakan lalu next hingga finish

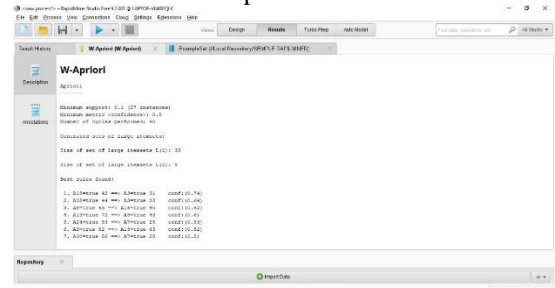


Gambar IV.6 Tampilan Import Data

Kemudian drag dataset yang akan digunakan ke design, lalu tambahkan *Numerical to Binominal* dan tambahkan algoritma *apriori*, lalu hubungkan semua, jika sudah klik lambang play.



Akan muncul hasil seperti ini



Pengolahan Data Dengan Perhitungan FP-Tree

Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan aplikasi database yaitu *Microsoft Excel 2013*. Data real transaksi penjualan kemudian disusun kedalam bentuk tabular. Hasil proses konversi data transaksi penjualan dalam bentuk tabular data dapat dilihat pada Tabel IV.4. Kemudian menentukan frekuensi setiap item dari keseluruhan transaksi.

Tabel IV.11 Frekuensi *Fp-Tree* Dari Keseluruhan Transaksi

NO	KODE OBAT	JUMLAH	NO	KODE OBAT	JUMLAH
1	A16	84	20	A31	46
2	A3	82	21	A35	44
3	A7	82	22	A18	42
4	A13	72	23	A25	41
5	A14	68	24	A36	40
6	A8	65	25	A32	39
7	A2	63	26	A5	38
8	A26	61	27	A27	37
9	A29	60	28	A11	36
10	A30	56	29	A12	34
11	A9	55	30	A28	34
12	A10	55	31	A1	30
13	A24	53	32	A22	27
14	A4	51	33	A37	27
15	A20	51	34	A34	26
16	A23	51	35	A21	24
17	A6	50	36	A19	23
18	A15	50	37	A33	23
19	A17	46			

Agar memudahkan Pembangunan Tree, dipilih 10 jenis obat terlaris.

Tabel IV.12. 10 Obat Terlaris

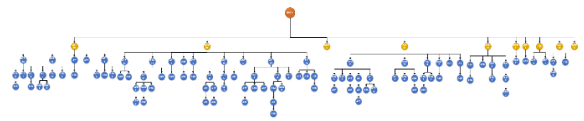
NO	KODE OBAT	JUMLAH
1	A16	84
2	A3	82
3	A7	82
4	A13	72
5	A14	68
6	A8	65
7	A2	63
8	A26	61
9	A29	60
10	A30	56

Kemudian urutkan item pada tiap transaksi berdasarkan frekuensi paling tinggi.

Tabel IV.13 Data Transaksi Setelah Proses Filter

TRANSAKSI	BARANG YANG DIBELI	TRANSAKSI	BARANG YANG DIBELI
1	A3	51	A14, A26
3	A16, A29	52	A14, A26
4	A29	53	A14, A26
5	A29	54	A26
6	A16, A29	55	A16, A3
7	A16, A29	60	A29
8	A16, A29	61	A26
9	A16, A29, A30	66	A26, A29
10	A16, A29	67	A26
11	A16, A29	68	A16
12	A7, A2, A29	69	A16
13	A7, A2, A29, A30	70	A16
14	A7, A2, A30	71	A16
15	A7, A2, A30	72	A16, A2, A26
16	A7, A2, A30	73	A16
17	A7, A2	74	A16, A2
18	A7, A2	75	A16, A2
19	A16, A7, A2, A26, A29	76	A16, A30
20	A16, A7, A2	77	A16, A26, A30
21	A16, A7, A2	78	A16
22	A16, A7, A2, A29	80	A2
23	A16, A7, A2, A30	81	A2
24	A16, A3, A7, A8, A2	82	A26
25	A16, A3, A13, A8, A30	84	A7
26	A3, A13, A8	90	A8
27	A16, A3, A13, A8	91	A7
28	A3, A13, A8	92	A8, A30
29	A16, A3, A13, A8	94	A7
30	A16, A3, A13, A8	95	A7, A2
31	A3, A13, A8	96	A8, A2, A30
32	A3, A13, A8	97	A2

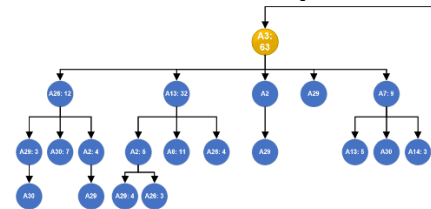
Pembangunan Tree dari seluruh transaksi tersebut adalah:



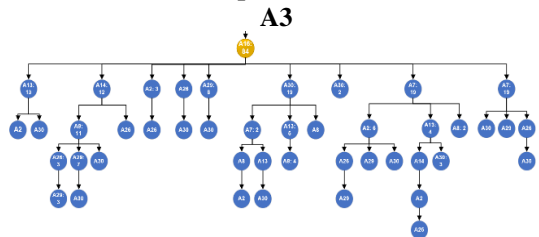
Gambar IV.9 Tampilan Hasil Dari Seluruh Transaksi



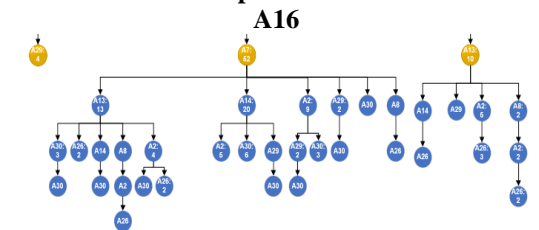
Gambar IV.10 Tampilan Hasil Dari Seluruh Transaksi Terbanyak



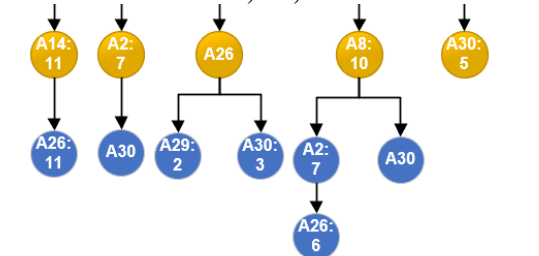
Gambar IV.11 Tampilan Hasil Dari Transaksi A3



Gambar IV.12 Tampilan Hasil Dari Transaksi A16



Gambar IV.13 Tampilan Hasil Dari Transaksi A29, A7, A13



Gambar IV.14 Tampilan Hasil Dari Transaksi A14, A2, A26, A8, A30

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisa dan pengujian terhadap analisis asosiasi pada transaksi obat dapat

menghasilkan pola kombinasi itemset dan rules sebagai ilmu pengetahuan dan informasi yang bermanfaat dari data penjualan atau transaksi pada suatu toko atau perusahaan, serta dapat diimplementasikan dengan menggunakan database penjualan obat karena dapat menemukan pola kombinasi itemset. Sehingga informasi tersebut dapat membantu mengembangkan strategi penjualan terhadap konsumen.

REFERENSI

- Agustin, Y. H., . K., & Luthfi, E. T. (2017). Klasifikasi Penerimaan Mahasiswa Baru Menggunakan Algoritma C4.5 Dan Adaboost (Studi Kasus: STMIK XYZ). *CSRID (Computer Science Research and Its Development Journal)*, 9(1), 1. <https://doi.org/10.22303/csrid.9.1.2017.1-11>
- Despitaria, Sujaini, H., & Tursina. (2016). Analisis Asosiasi Pada Transaksi Obat Menggunakan Data Mining Dengan Menggunakan Algoritma Apriori. *Analisis Asosiasi*, 2.
- Dhika, H., & Akhirina, T. Y. (2015). Kajian Penerapan Algoritma Data Mining Terhadap Pemilihan Mitra Kerja Penyedia Jasa Transportasi, 6–8.
- Iriandi, D. (2017). Analisis Asosiasi Pada Transaksi Obat Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Apotek Trimulya). *Analisis Asosiasi*, 3.
- Kamagi, D. H., & Hansun, S. (2014). Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal ULTIMATICS*, 6(1), 15–20. <https://doi.org/10.31937/ti.v6i1.327>
- Lestari , Y. D. (2015). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Tree dan FP-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat. *Penerapan Data Mining*, 60.
- Meilani, B. D., & Azmuri, W. (2015). Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penerima Kartu Jaminan Kesehatan Masyarakat (JAMKESMAS) Menggunakan Metode FP-Growth. *Seminar Nasional "Inovasi Dalam Desain Dan Teknologi,"* 424–431.
- Nurchalifatun, F. (2016). Penerapan Metode Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Kombinasi Antar Itemset Pada Pondok Kopi. *Penerapan Metode Asosiasi*, 2-3.
- Samuel, D. (2017). Penerapan Struktur FP-Tree Dan Algoritma FP-Growth dalam optimasi Penentuan Frequent Itemset. *Penerapan Dstruktur FP-Tree*, 1-2.
- Sholik, M., & Salam, A. (2018). Implementasi Algoritma Apriori untuk Mencari Asosiasi Barang yang Dijual di E-commerce OrderMas. *Techno.Com*, 17(2), 158–170.
- Sujaini, H. (2016). Analisis Asosiasi pada Transaksi Obat Menggunakan, 1(1). Retrieved from [https://scholar.google.co.id/scholar?hl=id&as_sdt=0%2C5&q=%28Iriandi%2C+2017%29+\"](https://scholar.google.co.id/scholar?hl=id&as_sdt=0%2C5&q=%28Iriandi%2C+2017%29+\) Analisis+Asosiasi+Pada+Transaksi+Obat+Menggunakan+Algoritma+Apriori+%28Study+Kasus+%3AApotik+Trimulya%29&btnG=
- Sulardi, P., Hendro, T., & Umbara, F. R. (2017). Prediksi Kebutuhan Obat Menggunakan Regresi Linier. *Prediksi*, 57.
- Yanto, R., & Khoiriah, R. (2015). Implementasi Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Pembelian Obat. *Implementasi Data Mining* , 103.
- Yay, G. G., & Keçeli, S. (2009). The intersectoral linkage effects in Turkish economy: An application of static leontief model. *Panoeconomicus*, 56(3), 301–326. <https://doi.org/10.2298/PAN0903301G>

PROFIL PENULIS

Penulis Pertama

Rizal Rachman, memperoleh gelar sarjana sains (S.Si), jurusan matematika bidang minat ilmu komputer Unpad , Magister manajemen (M.M) Universitas BSI, Magister komputer di LIKMI Sedang proses.

Penulis Kedua

Nanang Hunaifi, memperoleh gelar sarjana sains (S.Si), jurusan matematika bidang minat ilmu komputer Unpad , Magister manajemen (M.M) Universitas BSI, Magister komputer di LIKMI Sedang proses.