

Data Mining Menggunakan Metode Asosiasi Apriori untuk Merekomendasi Pola Obat Pada Puskesmas

Dewinta Marthadinata Sinaga^{*}, Agus Perdana Windarto, Heru Satria Tambunan, Irfan Sudahri Damanik⁴

Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar

Jl. Jendral Sudirman Blok A No.1, 2 & 3 Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹dewintamarthadinatasinaga09@gmail.com

Submitted: 19/01/2022; Accepted: 31/01/2022; Published: 31/01/2022

Abstrak—Obat merupakan salah satu komponen terpenting dalam hal kesehatan baik untuk menyembuhkan maupun mengurangi rasa sakit akibat penyakit yang diderita setiap orang, selain itu pemakaian obat juga memberikan kita informasi tentang apa saja penyakit yang diderita setiap orang sehingga informasi tersebut sangat membantu tenaga kesehatan. Untuk itu obat perlu dikelola dengan baik, efektif dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa algoritma apriori pada data keluaran obat di Puskesmas Parsoburan Pematangsiantar untuk mengetahui jenis obat apa saja yang paling banyak dibutuhkan pasien secara bersamaan dalam suatu waktu. Data yang digunakan berupa data keluaran obat pada bulan April 2021. Berdasarkan perhitungan algoritma apriori diperoleh 70 aturan asosiasi yang terbentuk dengan jumlah minimum support 90% dan minimum confidence 90%. Diharapkan hasil penelitian dapat membantu pihak Puskesmas Parsoburan Pematangsiantar mengoptimalkan pelayanan kesehatan yang berkualitas untuk perencanaan kebutuhan obat kedepannya dan menghasilkan informasi yang berguna untuk pengambilan keputusan.

Kata Kunci: Obat; Puskesmas; Data Mining; Association Rule; Apriori

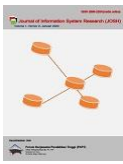
Abstract—Drugs are one of the most important components in terms of health, both to cure and reduce pain due to illness suffered by everyone, besides that the use of drugs also gives us information about what diseases everyone suffers so that the information is very helpful for health workers. For this reason, drugs need to be managed properly, effectively and efficiently. This study aims to analyze the a priori algorithm on drug output data at the Parsoburan Health Center Pematangsiantar to find out what types of drugs are most needed by patients at the same time. The data used is in the form of drug output data in April 2021. Based on the a priori algorithm calculations, 70 association rules were formed with a number minimum of support 90% and a minimum confidence of 90%. It is hoped that the results of the research can help the Parsoburan Health Center Pematangsiantar optimize quality health services for planning future drug needs and produce useful information for decision making.

Keywords: Medicine; Health Center; Data Mining; Association Rule; Apriori

1. PENDAHULUAN

Obat merupakan salah satu komponen terpenting dalam hal kesehatan baik untuk menyembuhkan maupun mengurangi rasa sakit akibat penyakit yang diderita setiap orang, selain itu pemakaian obat juga memberikan kita informasi tentang apa saja penyakit yang diderita setiap orang sehingga informasi tersebut sangat membantu tenaga kesehatan [1]. Untuk itu obat perlu dikelola dengan baik, efektif dan efisien. Perencanaan kebutuhan obat merupakan hal yang penting dilakukan untuk menjamin bahwa instansi-instansi yang terkait dengan pelayanan kesehatan, baik itu Rumah Sakit, Puskesmas, Dinas Kesehatan dan lain sebagainya dapat menyediakan dan mendistribusikan obat pada tempat dan waktu yang tepat [2]. Puskesmas merupakan suatu unit layanan kesehatan yang penting untuk masyarakat dikarenakan Puskesmas sebagai tumpuan dalam bidang kesehatan dasar [3]. Dalam kegiatan operasional setiap harinya, Puskesmas memberikan pelayanan kesehatan kepada masyarakat. Layanan pemberian obat-obatan kepada pasien berdasarkan kebutuhan penyakit yang diderita. Dalam hal pengadaannya, Apoteker Puskesmas melakukan pendataan setiap bulannya untuk menghasilkan laporan pemakaian dan permintaan obat yang ditujukan kepada Gudang Farmasi. Namun, belum adanya sistem komputerisasi yang dapat digunakan untuk mengelola persediaan obat dengan baik yang mengakibatkan banyaknya tumpukan data rekam medis hanya dijadikan sebagai arsip tanpa diolah lebih lanjut. Padahal dari kumpulan data tersebut dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan informasi yang berguna salah satunya untuk mengetahui jenis obat apa saja yang paling banyak dibutuhkan pasien secara bersamaan dalam suatu waktu. Hal ini dapat dilakukan untuk mengantisipasi terjadinya kekosongan stok obat dan adanya obat kadaluwarsa. Penelitian ini dilakukan di Puskesmas Parsoburan Pematangsiantar.

Pengelolaan obat secara komputerisasi dapat dilakukan menggunakan teknik *Data Mining*. *Data Mining* merupakan proses menemukan korelasi, pola dan tren baru yang berguna dengan mengambil sejumlah besar dari penyimpanan data menggunakan teknologi pengenalan pola seperti statistik dan teknik matematika [4]. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Apriori. Apriori merupakan algoritma pengambilan data menggunakan analisis asosiasi (*Association rule*) untuk menemukan aturan asosiasi dalam suatu kombinasi item [5]. Kelebihan dari algoritma apriori lebih sederhana dan dapat menangani data dalam jumlah yang besar dibandingkan dengan algoritma lain yang memiliki kelemahan dalam penggunaan memori ketika jumlah data yang besar dan tentunya dapat mempengaruhi banyaknya item yang diproses serta mudah untuk memahami struktur kerja dan penerapannya [6].



Penelitian terkait obat-obatan sudah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya diantaranya [7] tentang penggunaan teknik *Data Mining K-Means Clustering* dalam mengelompokkan data obat-obatan di Rumah Sakit Umum Daerah Pekanbaru. Hasil dari penelitian ini dapat digunakan sebagai referensi dalam pengambilan keputusan dalam perencanaan dan pengendalian pasokan medis dirumah sakit tersebut. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [8] tentang penjualan obat menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Hasil penelitian tersebut menyebutkan bahwa tingkat akurasi dengan nilai 88.00% dimana dalam pengujian model data, keseluruhan data set digunakan sebagai data *testing*.

Dari penjelasan sebelumnya tentang beberapa perbedaan penelitian yang dilakukan, maka perbedaan dalam penelitian ini menganalisis algoritma apriori pada data keluaran obat. Hasil dari penelitian ini berupa pola obat yang memiliki kecenderungan antara satu item dengan item lainnya. Semakin kuat pola kecenderungan yang muncul dapat dijadikan sebagai acuan dalam menjamin bahwa item tersebut dapat disediakan pada saat dibutuhkan dan persediaannya terpenuhi. Diharapkan hasil penelitian dapat membantu pihak Puskesmas Parsoburan Pematangsiantar mengoptimalkan pelayanan kesehatan yang berkualitas untuk perencanaan kebutuhan obat kedepannya dan menghasilkan informasi yang berguna untuk pengambilan keputusan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining merupakan proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* dengan cara mengekstraksi dan menemukan informasi yang berguna dari sekumpulan *database* yang besar. *Data Mining* disebut juga dengan *Knowledge Discovery in Database (KDD)* merupakan kegiatan yang meliputi pengumpulan dan penggunaan data historis untuk menemukan keteraturan, pola, atau hubungan dalam kumpulan data besar [9].

2.2 Association Rule Mining

Association Rule Mining merupakan teknik *data mining* yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi suatu kombinasi item. Tahapan analisis asosiasi banyak digunakan penelitian untuk menghasilkan algoritma yang mudah, yaitu analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*). Aturan asosiasi dapat diketahui dengan dua parameter, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* (nilai penunjang) merupakan *persentase* kombinasi item dalam *database*. Sedangkan *confidence* (nilai kepastian) merupakan kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi [10]. Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap [11] :

a) Analisis pola frekuensi tinggi

Analisa pola frekuensi tinggi digunakan untuk menemukan kombinasi item yang sesuai dengan syarat *minimum support* dalam *database* yang telah ditentukan. Nilai *support* sebuah item diperoleh dengan rumus :

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

Sedangkan nilai dari *support* 2 item diperoleh dengan rumus :

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

b) Pembentukan aturan asosiasi

Tahap ini melakukan pencarian aturan asosiatif setelah ditemukan seluruh pola frekuensi tinggi. Aturan yang dicari memenuhi syarat *minimum confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiasi “Jika A maka B”. Nilai *confidence* dari aturan “Jika A maka B”. diperoleh dari rumus :

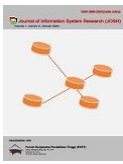
$$Confidence = P(B|A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi\ mengandung\ A} \quad (3)$$

2.3 Algoritma Apriori

Apriori merupakan jenis aturan asosiasi pada *data mining* yang digunakan untuk menemukan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi berupa pola-pola item yang ada dalam basis data yang memiliki frekuensi atau *support* diatas ambang batasan tertentu yang disebut dengan *minimum support*. Algoritma apriori hanya membutuhkan *frequent itemset* yang diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya [11]. Proses pembentukan pola kombinasi *itemsets* dan pembuatan *rules* dapat dilihat sebagai berikut [12] :

a) Pembentukan kandidat *itemset* dibentuk dari kombinasi (k-1)-*itemset* yang diperoleh dari iterasi sebelumnya. Satu cara dari algoritma apriori adanya pemangkasan kandidat k-*itemset* yang subsetnya berisi k-1 item yang tidak ada dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1.

b) Perhitungan *support* dari setiap kandidat k-*itemset*. *Support* dari tiap kandidat k-*itemset* didapat dengan memindai basis data untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item di dalam kandidat k-*itemset* tersebut. Ini juga merupakan cara dari algoritma apriori di mana diperlukan perhitungan dengan memindai seluruh basis data sebanyak k-*itemset* terpanjang.



- c) Tetapkan pola frekuensi tinggi yang memuat k-item atau k-itemset ditentukan dari kandidat k-itemset yang supportnya lebih besar dari *minimum support*.
- d) Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka k tambah satu dan kembali ke bagian 1.

2.4 WEKA (Wakaito Enviroment for Knowledge Analysis)

WEKA (Wakaito Enviroment for Knowledge Analysis) merupakan sebuah perangkat lunak *Data Mining* yang dapat digunakan dan dimodifikasi siapa pun secara gratis (*open source*) yang berbasis Java. WEKA dikembangkan oleh Universitas Waikato di Selandia Baru. Aplikasi ini menerapkan berbagai algoritma *machine learning* untuk melakukan generalisasi/formulasi dari sekumpulan data sampling [13].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengolahan Data

Penelitian ini menggunakan data dari rekam medis pasien berupa data keluaran obat di Puskesmas Parsoburan Pematangsiantar pada bulan April 2021. Adapun data keluaran obat dapat dilihat pada tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Data Keluaran Obat

Tanggal	Nama Obat
01/04/2021	Erythromycin, Paracetamol, Dexamethasone, Vitamin C, Salep Betametason, Tetracyline, Vitamin B Complex, Ferrous Sulfat, Doxycycline, Asam Mefanamat, Salep Gentamicin, Metilprednisolon, Acetylcysteine, Chlorpheniramine (CTM), Lansoprazole, Sirup Antasida, Vitamin B1, Kotrimoksazol, Amoxicilin, Sirup Cefadroxil, Prednison, Antasida, Natrium Diklofenak, Allopurinol, Kalsium Laktat, Betahistine.
03/04/2021	Amoxicilin, Dexamethasone, Paracetamol, Acetylcysteine, Retaphyl, Salep Betametason.
05/04/2021	Amoxicilin, Dexamethasone, Acetylcysteine, Vitamin C, Allopurinol, Prednison, Natrium Diklofenak, Paracetamol, Vitamin B Complex, Vitamin B1, Chlorpheniramine (CTM), Sirup Antasida, Lansoprazole, Vitamin B6, Sirup Cetirizine, Kotrimoksazol, Retaphyl, Chloramphenicol, Domperidone, Glyceril Guaiacolate, Antasida, Cetirizine.
06/04/2021	Paracetamol, Simvastatin, Natrium Diklofenak, Vitamin B1, Antasida, Metilprednisolon, Lansoprazole, Domperidone, Allopurinol, Amoxicilin, Dexamethasone, Acetylcysteine, Furosemide, Cetirizine, Sirup Cefadroxil, Amlodipine, Asam Mefanamat, Betahistine, Kotrimoksazol, Vitamin C, Cefadroxil, Tetracyline, Sirup Cetirizine, Sirup Antasida, Vitamin B6, Prednison, Vitamin B Complex, Chlorpheniramine (CTM).
...	...
29/04/2021	Natrium Diklofenak, Amlodipine, Vitamin B Complex, Lansoprazole, Salep Fusidex, Antasida, Acetylcysteine, Dexamethasone, Vitamin C, Amoxicilin, Paracetamol, Cetirizine, Cefixime, Asam Mefanamat, Chlorpheniramine (CTM), Metilprednisolon, Clindamycin, Vitamin B6, Tetracyline, Vitamin B1, Sirup Ibuprofen, Sirup Antasida, Kalsium Laktat.
30/04/2021	Sirup Ibuprofen, Sirup Cefadroxil, Amoxicilin, Cetirizine, Lansoprazole, Prednison, Vitamin C, Natrium Diklofenak, Antasida, Dexamethasone, Asam Mefanamat, Cefixime, Vitamin B Complex, Salep Bufacetine Kloramfenikol, Ferrous Sulfat, Salep Hydrocortisone, Chlorpheniramine (CTM), Sirup Antasida, Acetylcysteine, Salep 2-4, Acyclovir, Kotrimoksazol, Paracetamol.

Berdasarkan tabel 1 data keluaran obat terdiri dari 65 record yang dapat direpresentasikan pada tabel 2 sebagai berikut :

Tabel 2. Representasi Data Keluaran Obat

No	Kode Obat	Nama Obat
1	A1	Acetylcysteine
2	A2	Acyclovir
3	A3	Albendazole
...
64	V3	Vitamin B6
65	V4	Vitamin C

Representasi data keluaran obat pada tabel 2 dapat diakumulasikan berdasarkan 2 kriteria yaitu transaksi dan nama item obat yang dapat dilihat pada tabel 3 sebagai berikut:

Tabel 3. Akumulasi Data keluaran Obat

Transaksi	Nama Item Obat
T01	E1, P1, D1, V4, S5, T1, V1, F1, D3, A8, S8, M1, A1, C6, L1, S16, V2, K3, A6, S17, P3, A7, N1, A4, K1, B1.

Transaksi	Nama Item Obat
T02	A6, D1, P1, A1, R1, S5.
T03	A6, D1, A1, V4, A4, P3, N1, P1, V1, V2, C6, S16, L1, V3, S18, K3, R1, C5, D2, G1, A7, C4.
...	...
T22	N1, A5, V1, L1, S7, A7, A1, D1, V4, A6, P1, C4, C3, A8, C6, M1, C7, V3, T1, V2, S19, S16, K1.
T23	S19, S17, A6, C4, L1, P3, V4, N1, A7, D1, A8, C3, V1, S6, F1, S9, C6, S16, A1, S2, A2, K3, P1.

3.1.1 Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat *minimum support* yang telah ditentukan dalam *database*. Selanjutnya proses pembentukan 1 *itemset* dapat ditentukan dengan jumlah *minimum support* 90 % yang dapat dilihat pada tabel 4 sebagai berikut :

Tabel 4. Support setiap item

Itemset	Jumlah	Support
A1	21	21/23 91%
A2	4	4/23 17%
A3	1	1/23 4%
...
V3	8	8/23 35%
V4	21	21/23 91%

Setelah pembentukan setiap *itemset* diketahui maka selanjutnya menyeleksi *itemset* yang memenuhi syarat *minimum support* 90% yang dapat dilihat pada tabel 5 sebagai berikut :

Tabel 5. Minimum support 1 Itemset

Itemset	Jumlah	Support
A1	21	21/23 91%
A6	22	22/23 96%
C5	22	22/23 96%
D1	21	21/23 91%
P1	23	23/23 100%
V4	21	21/23 91%

Kemudian hasil dari pembentukan 1 *itemset* akan dilakukan kombinasi 2 *itemset* dengan jumlah *minimum support* 90 % yang dapat dilihat pada tabel 6 sebagai berikut :

Tabel 6. Support 2 Itemset

Itemset	Jumlah	Support
A1 A6	21	21/23 91%
A1 C5	20	20/23 87%
A1 D1	20	20/23 87%
...
D1 V4	20	20/23 87%
P1 V4	21	21/23 91%

Dari pola kombinasi 2 *itemset* diketahui ada beberapa kombinasi *itemset* yang memenuhi syarat *minimum support* 90% yang dapat dilihat pada tabel 7 berikut :

Tabel 7. Minimum support 2 Itemset

Itemset	Jumlah	Support
A1 A6	21	21/23 91%
A1 P1	21	21/23 91%
A6 C5	21	21/23 91%
...
D1 P1	21	21/23 91%
P1 V4	21	21/23 91%

Selanjutnya hasil dari pembentukan 2 *itemset* akan dilakukan kombinasi 3 *itemset* dengan jumlah *minimum support* 90 % yang dapat dilihat pada tabel 8 sebagai berikut :

Tabel 8. Support 3 Itemset

Itemset	Jumlah	Support
A1 A6 P1	21	21/23 91%
A1 A6 C5	20	20/23 87%
A1 A6 D1	20	20/23 87%
...

Itemset			Jumlah	Support
C5	P1	V4	21	21/23 91%
D1	P1	V4	20	20/23 87%

Setelah pembentukan pola kombinasi 3 *itemset* diketahui ada beberapa kombinasi *itemset* yang memenuhi syarat *minimum support* 90% yang dapat dilihat pada tabel 9 sebagai berikut :

Tabel 9. *Minimum support 3 Itemset*

Itemset			Jumlah	Support
A1	A6	P1	21	21/23 91%
A6	C5	P1	21	21/23 91%
A6	C5	V4	21	21/23 91%
...
A6	P1	V4	21	21/23 91%
C5	P1	V4	21	21/23 91%

Selanjutnya hasil dari pembentukan 3 *itemset* akan dilakukan kombinasi 4 *itemset* dengan jumlah *minimum support* 90 % yang dapat dilihat pada tabel 10 sebagai berikut :

Tabel 10. *Support 4 Itemset*

Itemset				Jumlah	Support
A1	A6	P1	C5	20	20/23 87%
A1	A6	P1	V4	20	20/23 87%
A1	A6	P1	D1	20	20/23 87%
...
A6	C5	V4	D1	20	20/23 87%
A6	D1	P1	V4	20	20/23 87%

Dari pola kombinasi 4 *itemset* diketahui ada beberapa kombinasi *itemset* yang memenuhi syarat *minimum support* 90% yang dapat dilihat pada tabel 11 sebagai berikut :

Tabel 11. *Minimum support 4 Itemset*

Itemset				Jumlah	Support
A6	C5	P1	V4	21	21/23 91%

Karena item yang tersisa tidak dapat membentuk kombinasi *itemset* selanjutnya, maka proses pencarian pola frekuensi dihentikan pada tahap kombinasi 4 *itemset*.

3.1.2 Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat *minimum confidence* aturan asosiasi “ Jika A maka B” dan jumlah *minimum confidence* 90% yang dapat dilihat pada tabel 12 sebagai berikut :

Tabel 12. Aturan Asosiasi

No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence
1	Jika A1 maka akan ada A6	21/21	100%
2	Jika A6 maka akan ada A1	21/22	95%
3	Jika A1 maka akan ada P1	21/21	100%
...
69	Jika P1 dan V4 maka akan ada A6 dan C5	21/21	100%
70	Jika A6 dan C5 maka akan ada PI dan V4	21/21	100%

Selanjutnya pembentukan aturan asosiasi final yang memenuhi syarat *minimum support* 90% dan *minimum confidence* 90% dapat dilihat pada tabel 13 sebagai berikut :

Tabel 13. Aturan Asosiasi Final

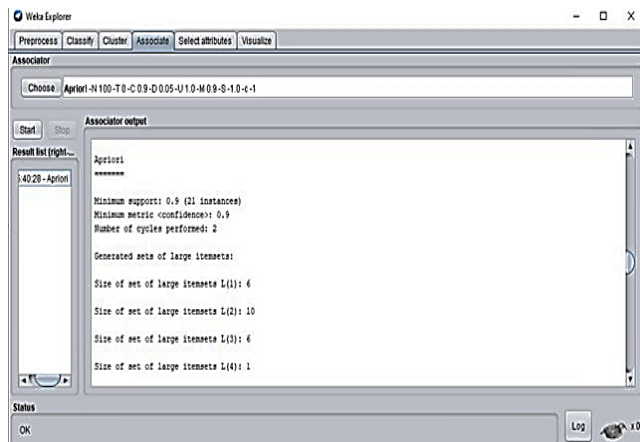
No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence
1	Jika A1 maka akan ada A6	91%	100%
2	Jika A6 maka akan ada A1	91%	95%
3	Jika A1 maka akan ada P1	91%	100%
...
69	Jika P1 dan V4 maka akan ada A6 dan C5	91%	100%
70	Jika A6 dan C5 maka akan ada PI dan V4	91%	100%

Berdasarkan tabel 13 dapat diketahui bahwa obat yang paling banyak dibutuhkan yaitu : A1 (Acetylcysteine), A6 (Amoxicilin), D1 (Dexamethasone), P1 (Paracetamol), C5 (Chlorpheniramine (CTM) dan

V4 (Vitamin C) yang menghasilkan 70 aturan asosiasi yang terbentuk dengan jumlah *minimum support* 90% dan *minimum confidence* 90%. Salah satu aturan asosiasi yang terbentuk, misalnya pada aturan : Jika A1 (Acetylcysteine) maka akan ada A6 (Amoxicilin) dengan jumlah minimum support 91% dan minimum *confidence* 100% yang berarti bahwa 91% dari seluruh transaksi yang ada memuat kedua item tersebut dan 100% dari keseluruhan transaksi obat yang memuat A1 (Acetylcysteine) juga memuat A6 (Amoxicilin). Hal ini menunjukkan bahwa kecenderungan yang muncul dapat dijadikan sebagai acuan dalam menjamin item tersebut dapat disediakan pada saat dibutuhkan dan persediannya terpenuhi.

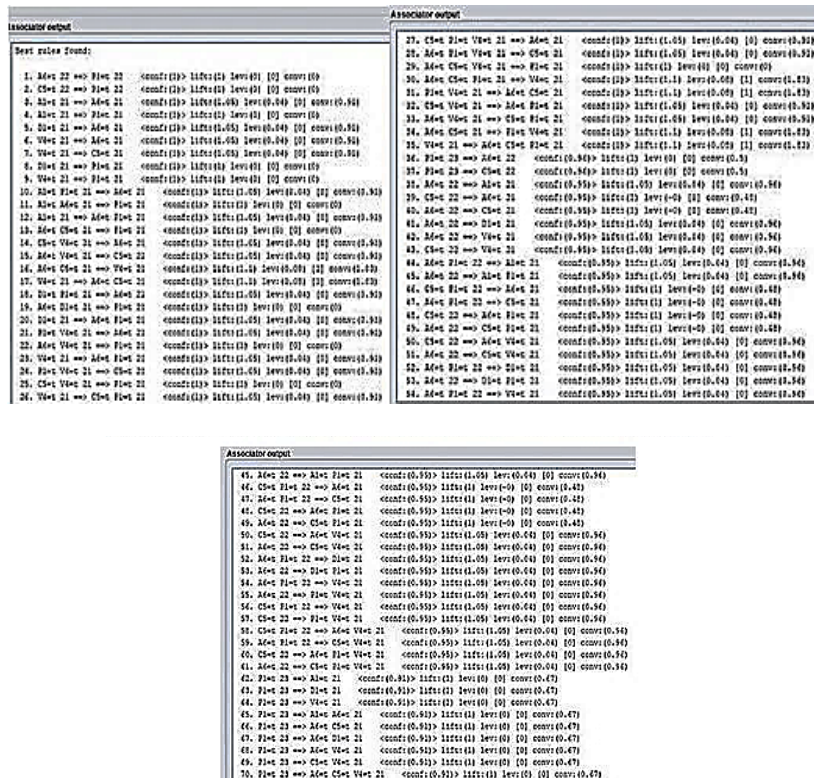
3.2 Implementasi Menggunakan WEKA 3.9.5

Setelah mendapatkan hasil akhir dari pengolahan data, selanjutnya mengimplementasikan hasil dari algoritma apriori menggunakan *software WEKA 3.9.5* untuk melihat keakuratan hasil yang diperoleh. Sehingga hasil analisis pola obat menggunakan algoritma apriori dapat dilihat pada gambar 1 sebagai berikut :



Gambar 1. Hasil Analisa Apriori

Berdasarkan gambar 1 dapat dijelaskan bahwa proses pencarian pola frekuensi dihentikan pada tahap kombinasi 4 *itemset*. Selanjutnya diketahui bahwa 70 aturan asosiasi yang terbentuk dengan jumlah *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditentukan yang dapat dilihat pada gambar 2 berikut :



Gambar 2. Hasil Analisa Apriori Rule 1-70

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan *Data Mining* menggunakan metode asosiasi apriori terbukti mampu mengetahui hasil analisis pola obat yang muncul secara bersamaan berdasarkan data keluaran obat di Puskesmas Parsoburan Pematangsiantar dengan jumlah *minimum support* 90% dan *minimum confidence* 90% menghasilkan 70 aturan asosiasi yang terbentuk. Hasil uji coba menggunakan *software WEKA* 3.9.5 sebagai alat bantu untuk membuktikan bahwa perhitungan data manual hasilnya sama dengan pengujian dilakukan menggunakan *software WEKA* 3.9.5.

REFERENCES

- [1] Suhartini, L. kerta Wijaya, and N. A. Pratiwi, “Penerapan Algoritma K-Means Untuk Pendataan Obat Berdasarkan Laporan Bulanan Pada Dinas Kesehatan Kabupaten Lombok Timur,” *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 147–156, 2020.
- [2] Taslim and Fajrizal, “Penerapan algoritma k-mean untuk clustering data obat pada puskesmas rumbai,” *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 7, no. 2, pp. 108–114, 2016, doi: 10.31849/digitalzone.v7i2.602.
- [3] C. D. Pratiwi, A. A. Rumayar, and C. K. F. Mandagi, “Hubungan Kualitas Jasa Pelayanan Kesehatan Dengan Kepuasan Pasien Di Puskesmas Mopuya Kecamatan Dumoga Utara Kabupaten Bolaang Mongondow,” *KESMAS*, vol. 7, no. 5, 2018.
- [4] K. Fatmawati and A. P. Windarto, “Data Mining: Penerapan Rapidminer Dengan K-Means Cluster Pada Daerah Terjangkit Demam Berdarah Dengue (Dbd) Berdasarkan Provinsi,” *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 3, no. 2, pp. 173–178, 2018, doi: 10.24114/cess.v3i2.9661.
- [5] L. Henando, “Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Analisa Perbandingan Data Penjualan Laptop Berdasarkan Merk Yang Diminati Konsumen (Studi Kasus : Indocomputer Payakumbuh),” *J-Click (Jurnal Sist. Inf. Dan Manaj. Inform.)*, vol. 6, no. 1, pp. 1–17, 2019.
- [6] R. Rismanto, L. Darmawan, and A. Prasetyo, “Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Pembelian Konsumen Di Kafe Hidden Toast And Float,” *Teknol. Inform. dan Terap.*, vol. 04, no. 02, pp. 97–102, 2017.
- [7] Gustientiedina, M. H. Adiya, and Y. Desnelita, “Penerapan Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Obat-Obatan Pada RSUD Pekanbaru,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 17–24, 2019, doi: 10.25077/teknosi.v5i1.2019.17-24.
- [8] H. D. Wijaya and S. Dwiasnati, “Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes pada Penjualan Obat,” *J. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–7, 2020, doi: 10.31311/ji.v7i1.6203.
- [9] Y. A. M. W. Choiriah, and Akmal, “Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Association Rule Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Pola Penjualan Barang,” *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 193–198, 2019, doi: 10.33330/jurteks.v5i2.362.
- [10] E. Budiyati, Humningsih, and M. D. Lusita, “Implementasi Metode Algoritma Apriori Untuk Penempatan Buku Pada Rak Perpustakaan Stmik Jakarta Sti&K,” *J. Inf. Syst. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 30–39, 2020.
- [11] A. Rahmadsyah, Hartono, and R. Rosnelly, “Analisa Association Rule Pada Algoritma Apriori Untuk Minat Pembelian Alat Kesehatan,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, pp. 280–286, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2658.
- [12] F. A. K. Wardani and T. Kristiana, “Implementasi Data Mining Penjualan Produk Kosmetik Pada PT. Natural Nusantara Menggunakan Algoritma Apriori,” *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 22, no. 1, pp. 85–90, 2020, doi: 10.31294/p.v2i1i2.
- [13] N. Rahmawati, Y. Novianto, and Jasmir, “Klasifikasi Kondisi Gizi Balita Menggunakan Metode Naive Bayes (Studi Kasus Posyandu Melati IV),” *J. Ilm. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 3, pp. 257–268, 2020.