

# Implementasi Data Mining Dalam Menentukan Pola Pembelian Obat Menggunakan Metode Apriori

Lidya Rosnita<sup>1\*</sup>, Zara Yunizar<sup>2</sup>, Elma Fitria Ananda<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe

\*Koresponden email: lidyarosnita@unimal.ac.id

Diterima: 29 Mei 2024

Disetujui: 7 Juni 2024

## Abstract

The fierce competition in the pharmacy industry requires sellers to continue to improve their sales strategies to increase sales of medicines. The availability of different types of medicines that consumers need is one step in overcoming this. This research uses an a priori algorithm to determine drug purchasing patterns. By using a priori algorithms in pharmacies, a system can be created to determine drug purchasing patterns, which is useful in determining drug purchasing targets well and can improve sales strategies. The data studied are one year's retail and wholesale transaction data. The pattern of drug purchasing associations obtained with a minimum support of 5% and a minimum confidence of 60% produces 8 association rules. The association rule with the highest confidence of 96.1% is that if consumers buy pseudoephedrine 30 mg and amoxicillin trihydrate 500 mg, they will also buy paracetamol 500 mg. Drug types that meet the minimum support and minimum confidence are Pseudoephedrine 30mg, Amoxicillin Trihydrate 500mg, Mefenamic Acid 500mg, Prednisone Triman 5mg pot, Cetirizine Hcl 10mg, Cefadroxil Monohydrate 500mg and Paracetamol 500mg.

**Keywords:** *apriori algorithm, pharmacy, association rules, support, confidence*

## Abstrak

Ketatnya persaingan dalam industri apotek mengharuskan para penjual untuk terus meningkatkan strategi penjualan yang berguna menaikkan penjualan obat. Dengan tersedianya beragam jenis obat yang dibutuhkan konsumen merupakan salah satu langkah dalam mengatasi hal tersebut. Penelitian ini menggunakan algoritma apriori untuk menentukan pola pembelian obat. Dengan memanfaatkan algoritma apriori pada apotek dapat dibuat sebuah sistem penentuan pola pembelian obat yang berguna dalam menentukan sasaran pembelian obat dengan baik dan dapat meningkatkan strategi penjualan. Data yang diteliti berupa data transaksi satu tahun dalam bentuk eceran dan grosir. Pola asosiasi pembelian obat yang didapatkan dengan *minimum support* 5% dan *minimum confidence* 60% menghasilkan 8 aturan asosiasi. Aturan asosiasi dengan *confidence* tertinggi sebesar 96,1% yaitu jika konsumen membeli Pseudoefedrin 30 mg dan Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Paracetamol 500 Mg. Jenis obat yang memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence* diantaranya Pseudoefedrin 30 mg, Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, Asam Mefenamat 500 Mg, Prednisone Triman 5Mg Pot, Cetirizine Hcl 10 Mg, Cefadroxil Monohydrate 500 Mg dan Paracetamol 500 Mg.

**Kata Kunci:** *algoritma apriori, apotek, aturan asosiasi, support, confidence*

## 1. Pendahuluan

Kuatnya persaingan dalam industri apotek, mengharuskan para penjual demi terus meningkatkan rencana penjualan jitu guna menaikkan penjualan obat. Dengan tersedianya beragam jenis obat yang dibutuhkan konsumen merupakan salah satu langkah dalam mengatasi hal tersebut. Algoritma apriori bisa menunjang terbentuknya gabungan item, yang berguna demi memahami jenis obat apa saja yang dibeli konsumen [1]. Dilakukan pengujian kepada kombinasi item menggunakan algoritma apriori guna mengetahui kombinasi yang diperoleh memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence* yang merupakan nilai ambang dari user [2]. Apabila parameter *support* dan *confidence* memenuhi [3], lalu dengan demikian hasil tersebut bisa digunakan untuk penentuan pola pembelian obat serta berguna untuk tata letak obat menurut frekuensi pembelian obat konsumen. Dalam penerapannya data mining dapat digunakan pada bidang kesehatan. Perkembangan teknologi informasi pada bidang kesehatan menjadi hal umum dilakukan, hal ini disebabkan karena penerapan teknologi semakin efektif dan efisien [4].

Merliani dkk., [5] dengan penelitian yang berjudul "Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman". Penelitian ini membahas perlunya inovasi menu pada Warung Tenda guna memberikan pelayanan yang optimal kepada pelanggan dengan

memanfaatkan teknik data mining berupa algoritma Apriori. Algoritma apriori bisa dimanfaatkan guna menemukan rekomendasi kombinasi menu yang kerap kali muncul pada himpunan data. Penelitian menggunakan aplikasi Rapidminer dalam menganalisis data. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa terdapat 11 aturan asosiasi yang terbentuk dengan nilai tertinggi berupa menu Es Teh Manis, Mendoan sebesar *Support* 50% dan *Confidence* 76%. Berdasarkan hasil aturan asosiasi tersebut bisa dijadikan sebagai acuan untuk pemilik Warung Tenda dalam merekomendasikan daftar menu kepada pelanggan.

Penelitian menurut Tarigan dkk., [6] dengan judul “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus : Toko Sinar Harahap)”. Penelitian ini membahas tentang kebutuhan pelanggan dan persediaan barang toko dengan memanfaatkan data mining. Algoritma yang digunakan berupa algoritma apriori. Data penelitian berupa data transaksi penjualan pada bulan Mei 2021. Penelitian memanfaatkan aplikasi Rapidminer untuk menganalisis data. Hasil penelitian menunjukkan barang yang sering dibeli berupa beras dan telur dengan *support* 62% dan *confidence* 62%. Dengan demikian prediksi hasil penjualan barang pada Toko Sinar Harahap guna mendapati barang yang kerap dibeli pelanggan dan barang yang harus di stok dapat diterapkan memanfaatkan data mining melalui algoritma apriori.

Berdasarkan uraian diatas penulis tertarik untuk mengusulkan sebuah sistem penentuan pola pembelian obat yang dapat memudahkan pegawai dalam melakukan pengelolaan persediaan obat serta mengatur tata letak obat berdasarkan kecenderungan pembelian obat. Data yang akan dianalisis ialah data transaksi penjualan obat selama setahun pada tahun 2023. Data transaksi yang digunakan berupa transaksi dalam jumlah banyak (grosir) dan sedikit (eceran). Dimana sasaran penelitian yaitu mendapatkan association rule dengan ketentuan nilai lebih atau sama dari batasan *minimum confidence*. Input berupa data nama obat, tanggal pembelian dan kode transaksi sedangkan output yang dihasilkan yaitu menampilkan hasil analisa pola pembelian obat berdasarkan kecenderungan obat yang sering dibeli secara bersamaan. Hasil penelitian didapatkan berupa aturan asosiasi yang bisa dimanfaatkan menjadi rekomendasi bagi Apotek guna melaksanakan pengambilan keputusan manajerial, baik penentuan pola pembelian obat maupun menentukan tata letak obat yang sering dibeli konsumen secara bersamaan.

## 2. Metode Penelitian

Algoritma apriori ialah salah satu algoritma data mining yang melacak frequent item di data transaksional. Apriori berguna demi menghitung aturan asosiasi antar objek dengan melacak pola kaitan antar satu atau lebih item pada suatu dataset [7]. Itemset merupakan kumpulan item. Itemset yang terdapat k items disebut k-itemsets. Kumpulan item seperti (paracetamol, amoxicillin) merupakan 2-itemsets. Frequent, *support* count atau count itemset merupakan sering munculnya itemset dalam sejumlah transaksi [8]. Penjabaran pola frequent tinggi merupakan salah satu tahap penjabaran asosiasi yang membuat peneliti tertarik untuk mewujudkan algoritma yang efisien. Suatu asosiasi diketahui penting tidaknya melalui 2 tolak ukur, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* atau nilai penunjang ialah gabungan item pada bentuk persentase, sedangkan *confidence* atau nilai kepastian ialah eratnya kaitan antar item pada aturan asosiasi [9].

Batas *minimum support* dan *minimum confidence* dapat ditetapkan dengan melakukan sejumlah percobaan pada data yang dimiliki. Dengan menentukan nilai *minsup* dan *minconf* secara sesuai dapat mewujudkan aturan asosiasi yang efisien [10]. Algoritma apriori ialah algoritma memperkirakan nilai *support* k-itemset yang menghasilkan item terkini dari k-itemset dan dari *frequent* itemset di tahap sebelumnya. Nilai *support* dari itemset yang tidak terpenuhi *minsup* akan dihapus. Pada saat tidak ditemukan *frequent* itemset terkini yang didapatkan maka algoritma akan berhenti [11].

Aturan asosiasi pada algoritma apriori memiliki beberapa tahap [12], yaitu :

- 1) Mencari frequent itemset. Hasil yang didapat berupa beberapa itemset memiliki nilai *support* lebih besar atau sama dengan *minimum support* yang ditetapkan. Nilai *support* itemset (A) dicari dengan menggunakan rumus berikut.

Persamaan (1) ialah rumus menghitung nilai *support*.

$$Support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

Dimana : Demi mendapatkan *Support* di satu itemset, jumlah transaksi yang terdapat item A dibagi dengan total transaksi yang ada pada dataset.

Persamaan (2) adalah rumus mencari nilai *support* dari kombinasi item (A, B).

$$Support(A,B) = \frac{\sum \text{Transaksi A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Dimana : Demi mendapatkan *Support* dari dua kombinasi itemset, jumlah transaksi yang terdapat item A dan B dibagi dengan total transaksi yang ada pada dataset.

Persamaan (3) adalah rumus menghitung nilai *support* dari kombinasi item (A, B dan C).

$$Support(A, B, C) = \frac{\sum \text{Transaksi A,B dan C}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (3)$$

Dimana : Untuk menentukan nilai *support* pada tiga itemset atau lebih, jumlah transaksi yang terdapat item A, B dan C dibagi dengan total transaksi yang ada pada dataset.

- 2) Menentukan aturan asosiasi dari frequent itemset. Hasil dari proses berupa aturan yang memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence*. Nilai *confidence* dihitung dengan menggunakan persamaan berikut [13].

$$Confidence = P(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi Terdapat A dan B}}{\sum \text{Transaksi Terdapat A}} \times 100\% \quad (4)$$

Dimana : Untuk menentukan *confidence*, jumlah transaksi yang terdapat item A dan B dibagi dengan jumlah transaksi yang terdapat item A.

- 3) Menentukan kuat tidaknya aturan asosiasi. Salah satu cara yang lebih baik untuk mengetahui kuatnya aturan asosiasi adalah dengan menghitung lift ratio. Ketika nilai >1 maka menandakan nilai kuat (korelasi positif), jika nilai <1 maka menandakan nilai tidak terlalu kuat (korelasi negatif), dan jika nilai = 1 maka menandakan nilai tidak memiliki pengaruh. Cara perhitungan pada metode ini adalah membagi *confidence* dengan *expected confidence*.

Lift Ratio dapat dihitung menggunakan persamaan berikut [14].

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence}{Expected\ Confidence} \quad (5)$$

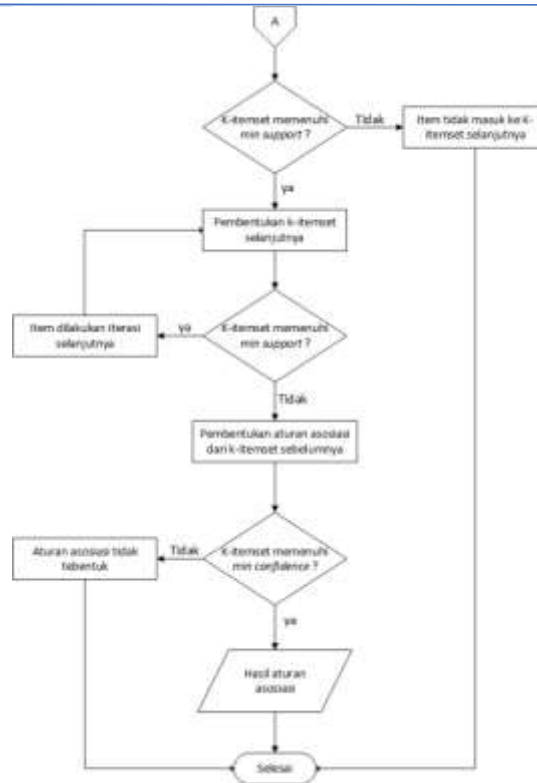
Dimana : Untuk menentukan *lift ratio*, *confidence* dibagi dengan *expected confidence*.

Persamaan (6) adalah rumus menghitung nilai *Expected Confidence* [15] untuk mendapatkan nilai lift ratio.

$$Expected\ Confidence = \frac{\text{Transaksi Item B}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (6)$$

Dimana : Untuk menentukan *Expected confidence*, transaksi yang terdapat item B dibagi dengan total transaksi.





Gambar 1. Skema Sistem

Gambar 1 merupakan skema sistem yang menggambarkan proses perancangan sistem dari tahap mulai hingga selesai.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Data transaksi yang digunakan sebanyak 1414 data penjualan obat pada kategori grosir dan eceran. Dari data penjualan obat selama setahun yaitu Januari–Desember 2023 dengan studi kasus di Apotek Dewantara Farma, maka dilakukan perhitungan pola penjualan obat. Item transaksi yang dihitung yaitu nama obat, tanggal transaksi, kode transaksi dengan menggunakan algoritma apriori.

Tabel 1. Data Transaksi

No	Transaksi	Ket
1	Pseudoefedrin 30 mg	Eceran
2	Fiesta Strawberry 3s	Eceran
3	Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, Paracetamol 500 Mg	Eceran
4	Grafalin 2, Miradene 20 Kapsul, Novamox 500, Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, Cetirizine Hcl 10 Mg, Asam Mefenamat 500 Mg, Omeprazole 20 Mg Eta, Prednisone Triman 5Mg Pot	Grosir
5	Miradene 20 Kapsul, Quantidex Kaplet, Atorvastatin Calcium 20 Mg Hj, Furosemide 40 Mg Kf, Vosea Tablet, Adem Sari Kotak 5s	Grosir
6	Paracetamol 500 Mg, Cetirizine Hcl 10 Mg, Amoxicillin Trihydrate 500 Mg	Eceran
7	Fresh Care Green Tea 10 ml	Eceran
8	Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, Pseudoefedrin 30 mg, Paracetamol 500 Mg	Eceran
...	...	...
1411	Aciclovir 400 Mg Phapros, Piroxicam 10 Mg, Cefadroxil Monohydrate 500 Mg, Paracetamol 500 Mg, Asam Mefenamat 500 Mg, Kaditic 50, Omeprazole 20 Mg Eta, Prednisone Triman 5Mg Pot	Grosir
1412	Gabapentin 300 Mg Actavis, Meloxicam 15 Mg Hj, Kalnex, Paracetamol 500 Mg, Simvastatin 10 Mg, Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, Methylprednisolone 4 Mg	Grosir
1413	Paracetamol 500 Mg, Cetirizine Hcl 10 Mg, Amoxicillin Trihydrate 500 Mg	Eceran
1414	Salbutamol 4 Mg, Dextromethorphan HBr 15 mg, Ambroxol Hcl 30 Mg	Eceran

Tabel 1 berisi data penjualan obat yang akan dibuat tabular dimana bilangan biner terdiri dari nol (0) dan satu (1).

**Tabel 2.** Tabular Data Transaksi

No	Amlodi- pine	Amoxi- cillin	Asam Mefe- namat	Cefa- droxil	Cetirizine	...	Parace- tamol	Zoralin
1	0	0	0	0	0	...	0	0
2	0	0	0	0	0	...	0	0
3	1	0	0	0	0	...	1	0
4	0	1	1	0	1	...	0	0
5	0	0	0	0	0	...	0	0
6	0	1	0	0	1	...	1	0
7	0	0	0	0	0	...	0	0
8	0	1	0	0	0	...	1	0
9	0	1	0	0	0	...	1	0
10	0	0	0	0	0	...	0	0
11	0	0	0	0	0	...	0	0
12	1	1	0	0	0	...	1	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
1411	0	0	1	1	0	...	1	0
1412	0	1	0	0	0	...	1	0
1413	0	1	0	0	1	...	1	0
1414	0	0	0	0	0	...	0	0
Total	135	390	194	143	224	...	384	110

Pada **Tabel 2** terdapat tabel tabular yang dapat mempermudah dalam mengetahui item yang terdapat dalam setiap transaksi. Dalam perhitungan tabel biner jika nama produk terdapat dalam transaksi maka nilainya satu (1) sedangkan jika nama produk tidak terdapat dalam transaksi maka nilai binernya nol (0). seluruh item di jumlahkan frekuensinya dengan tabel tabular diatas kemudian dibentuk C1 atau 1 itemset dengan rumus *support* dan jumlah *minimum support* = 5%.

#### A. Pembentukan 1 Itemset

**Tabel 3.** Support dari Setiap Item

Item	Jumlah frekuensi	Support
Acetylcysteine	30	2,12%
Aciclovir	72	5,09%
Acyclovir 5 % Cream	54	3,82%
Adem Sari Kotak 5s	12	0,82%
Albendazole 400 Mg	9	0,64%
Alerzin	10	0,71%
Alkohol 70 % 300 MI	8	0,57%
Alkohol 70 % 100 MI	13	0,92%
Allopurinol 100 Mg	10	0,71%
Alofar 100	12	0,85%
Amlodipine 5 Mg	135	9,55%
Amoxicillin	390	27,58%
Cefadroxil	143	10,11%
Cetirizine	224	15,84%
Paracetamol	384	27,16%
Prednisone 5 Mg	136	9,62%
...	...	...
Zoline	12	0,85%
Zoralin Tablet	110	7,78%

Pada **Tabel 3** berhasil diketahui item yang memenuhi *minsup*, diantaranya Pseudoefedrin 30 Mg, Dexaharsen 0.5, Aciclovir 400 Mg Phapros, Amoxicillin, Asam Mefenamat, Prednisone 5 Mg, Cefadroxil, Cetirizine, Kaditic, Omeprazole, Methylprednisolone 4 Mg, Amlodipine 5 Mg, Paracetamol dan Zoralin Tablet. Kemudian dilakukan kombinasi 2 *itemset*.

B. Pembentukan 2 Itemset

**Tabel 4.** Support dari 2 Itemset

Item 1	Item 2	Jumlah frekuensi	support
Pseudoefedrin	Amoxicillin	77	5,45%
Pseudoefedrin	Paracetamol	83	5,87%
Pseudoefedrin	Cetirizine	5	0,35%
Pseudoefedrin	Asam Mefenamat	11	0,78%
Pseudoefedrin	Omeprazole	2	0,14%
...	...	...	...
Aciclovir	Cefadroxil	12	0,85%
Aciclovir	Zoralin	25	1,77%
Cefadroxil	Zoralin	19	1,34%

Pada **Tabel 4** berhasil didapatkan kombinasi 2 *itemset* yang memenuhi *minsup* kemudian dilakukan kombinasi 3 *itemset*.

C. Pembentukan 3 Itemset

**Tabel 5.** Support dari 3 Itemset

Item 1	Item 2	Item 3	Jumlah frekuensi	Support
Pseudoefedrin	Amoxicillin	Paracetamol	74	5,23%

Pada **Tabel 5** berhasil didapatkan 1 kombinasi 3 *itemset* yang memenuhi *minsup*, maka pembentukan aturan asosiasi dapat diambil kombinasi 2 *itemset* dan 3 *itemset* yang memenuhi *minsup*. Aturan asosiasi dibentuk dengan menghitung *confidence* dari seluruh pola frekuensi tinggi (*support*) yang muncul dengan ketentuan *minimum confidence* = 60%.

D. Pembentukan Aturan Asosiasi

**Tabel 6.** Aturan Asosiasi

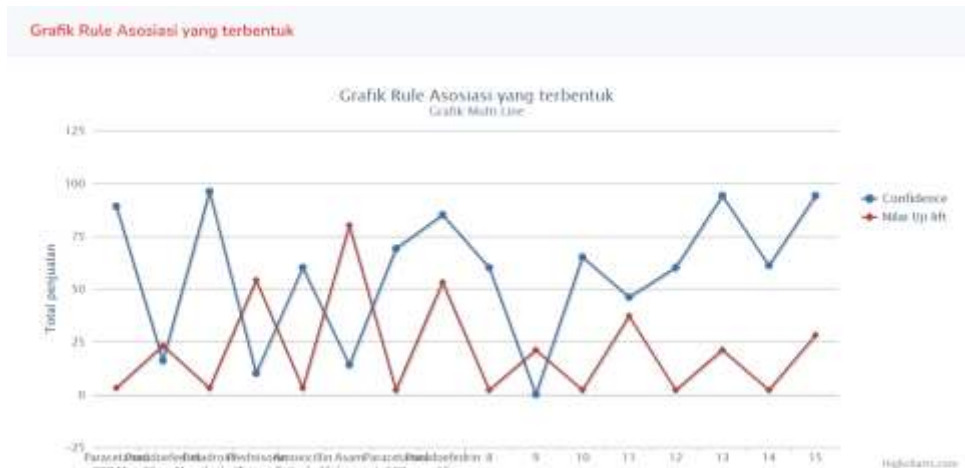
Aturan	Jumlah Item A dan B	Jumlah Item A	Confidence
Jika konsumen membeli Paracetamol dan Pseudoefedrin, maka juga akan membeli Amoxicillin	74	83	89,16%
Jika konsumen membeli Pseudoefedrin 30 mg dan Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Paracetamol 500 Mg	74	77	96,1%
Jika konsumen membeli Cefadroxil Monohydrate 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Cetirizine Hcl 10 Mg	86	143	60,14%
Jika konsumen membeli Prednisone Triman 5 Mg Pot, maka konsumen juga akan membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg	95	136	69,85%
Jika konsumen membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Paracetamol 500 Mg	234	390	60%
Jika konsumen membeli Asam Mefenamat 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg	127	194	65,46%
Jika konsumen membeli Paracetamol 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg	234	384	60,94%
Jika konsumen membeli Pseudoefedrin 30 mg, maka konsumen juga akan membeli Paracetamol 500 Mg	83	134	61,94%

Pada **Tabel 6** berhasil didapatkan 8 aturan asosiasi dari kombinasi 2 *itemset* dan 3 *itemset*. Aturan asosiasi yang sudah dibentuk dapat di ukur kuat atau tidaknya aturan yang diperoleh dengan menggunakan *lift ratio*.

Tabel 7. Lift Ratio

Aturan	Confidence	Expected Confidence	Lift Ratio	Korelasi Rule
Paracetamol, Pseudoefedrin => Amoxicillin	89,16	27,58	(3,23)	korelasi positif
Pseudoefedrin, Amoxicillin => Paracetamol	96,1	27,16	(3,54)	korelasi positif
Cefadroxil => Cetirizine	60,14	15,84	(3,8)	korelasi positif
Prednisone => Amoxicillin	69,85	27,58	(2,53)	korelasi positif
Amoxicillin => Paracetamol	60	27,16	(2,21)	korelasi positif
Asam Mefenamat => Amoxicillin	65,46	27,58	(2,37)	korelasi positif
Paracetamol => Amoxicillin	60,94	27,58	(2,21)	korelasi positif
Pseudoefedrin => Paracetamol	61,94	27,16	(2,28)	korelasi positif

Pada **Tabel 7** Lift ratio dari semua aturan asosiasi memiliki nilai korelasi positif atau lebih besar dari 1 (>1). Dengan demikian menunjukkan bahwa semua aturan asosiasi yang terbentuk bersifat kuat dan valid untuk digunakan sebagai acuan dalam menentukan pola pembelian obat.



Gambar 2. Grafik Lift Ratio

**Gambar 2** Merupakan grafik lift ratio dari hasil aturan asosiasi yang bertujuan untuk menentukan kuat tidaknya suatu aturan asosiasi.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menentukan pola pembelian obat berdasarkan kecenderungan obat yang sering dibeli secara bersamaan menggunakan metode algoritma apriori. Berdasarkan hasil dilakukan beberapa pengujian dengan nilai yang berbeda-beda pada *minimum support* dan *minimum confidence* maka didapatkan *minimum support* yang tepat, yaitu sebesar 5% dan *minimum confidence* 60%. Penelitian ini didapatkan hasil berupa jika konsumen membeli Pseudoefedrin 30 mg dan Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Paracetamol 500 Mg dengan *support* 5,23% dan *confidence* 96,1%. Jika konsumen membeli Cefadroxil Monohydrate 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Cetirizine Hcl 10 Mg dengan *support* 6,08% dan *confidence* 60,14%. Jika konsumen membeli Prednisone Triman 5 Mg Pot, maka konsumen juga akan membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg dengan *support* 6,72% dan *confidence* 69,85%. Jika konsumen membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Paracetamol 500 Mg dengan *support* 16,55% dan *confidence* 60%. Jika konsumen membeli Asam Mefenamat 500 Mg, maka konsumen juga akan membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg dengan *support* 8,98% dan *confidence* 65,46%. Jika konsumen membeli Paracetamol 500 Mg, maka konsumen juga akan

membeli Amoxicillin Trihydrate 500 Mg dengan *support* 16,55% dan *confidence* 60,94% dan jika konsumen membeli Pseudoefedrin 30 mg, maka konsumen juga akan membeli Paracetamol 500 Mg dengan *support* 5,87% dan *confidence* 61,94%.

## 5. Referensi

- [1] Saefudin and S. DN, "Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Ikan," *J. Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 110–114, 2019, [Online]. Available: <https://doi.org/10.30656/jsii.v6i2.1587>.
- [2] S. Al Syahdan and A. Sindar, "Data Mining Penjualan Produk Dengan Metode Apriori Pada Indomaret Galang Kota," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 56–63, 2018, [Online]. Available: <https://doi.org/10.32672/jnkti.v1i2.771>.
- [3] A. Mardiah and Yulia, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Motor," *J. Ilmu Komput.*, vol. 14, no. 2, pp. 125–134, 2021, [Online]. Available: <https://doi.org/10.24843/JIK.2021.v14.i02.p07>.
- [4] Z. Yunizar and Nurarifah, "Sistem Monitoring Revass (Revanue Assurance) Pelanggan Pasang Baru Di PT. PLN ULP Krueng Geukuh Lhokseumawe," *J. Teknol. Terap. Sains*, vol. 2, no. 1, 2021.
- [5] N. N. Merliani, N. I. Khoerida, N. T. Widiawati, L. A. Triana, and P. Subarkah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 08, no. 01, pp. 9–16, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i1.2022.9-16>.
- [6] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, and R. Winanjaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus : Toko Sinar Harahap)," *J. Sist. Informasi, Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 12, no. 2, pp. 51–61, 2022.
- [7] M. Afdal and M. Rosadi, "Penerapan Association Rule Mining Untuk Analisis Penempatan Tata Letak Buku Di Perpustakaan Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 99–108, 2019, doi: <http://dx.doi.org/10.24014/rmsi.v5i1.7379>.
- [8] S. F. Rodiyansyah, "Algoritma Apriori untuk Analisis Keranjang Belanja pada Data Transaksi Penjualan," *Infotech J.*, vol. 1, no. 2, pp. 36–39, 2015.
- [9] H. Kusumo, E. Sedyono, and M. Marwata, "Analisis Algoritma Apriori Untuk Mendukung Strategi Promosi Perguruan Tinggi," *Walisono J. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 51–62, 2019, [Online]. Available: <https://doi.org/10.21580/wjit.2019.1.1.4000>.
- [10] A. W. O. Gama, I. K. G. D. Putra, and I. P. A. Bayupati, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Frequent Itemset Dalam Keranjang Belanja," *Teknol. Elektro*, vol. 15, no. 2, pp. 27–32, 2016, doi: <http://dx.doi.org/10.24843/MITE.1502.04>.
- [11] Nurdin and D. Astika, "Penerapan Data Mining Untuk Menganalisis Penjualan Barang Dengan Menggunakan Metode Apriori Pada Supermarket Sejahtera Lhokseumawe," *Techsi*, vol. 6, no. 1, pp. 133–155, 2015.
- [12] M. Fauzy, K. R. S. W, and I. Asror, "Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung," *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 3, pp. 1–6, 2015.
- [13] S. Qomariah, Basrie, and S. F. Pa'a, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Produk Asesoris CV Princes Diary Samarinda," *J. Sains Terap. Teknol. Inf.*, vol. 12, no. 2, pp. 31–37, 2020, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.46964/justti.v12i2.321>.
- [14] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: [10.29408/edumatic.v4i1.2081](https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i1.2081).
- [15] M. I. Ramdhani, G. Gata, B. D. Andah, and D. Mahdiana, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Tata Letak Penjualan Di Toko Swalayan," *Semin. Nas. Mhs. Fak. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 1032–1040, 2023, [Online]. Available: <https://senafiti.budiluhur.ac.id/index.php/senafiti/index>.