

Penerapan Algoritma Hash Based untuk Analisa Pola Penjualan Obat pada Apotek Permata Tarakan

Sahira Reggina Putri¹, Fitria², Risma Sakila³

^{1,2,3}Sistem Informasi, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara
Email: ¹sahirareggina9@gmail.com, ²fitria@ppkia.ac.id, ³risma@ppkia.ac.id

Abstrak

Dalam era persaingan bisnis yang semakin ketat, pelaku usaha di bidang kesehatan seperti apotek dituntut untuk mampu memanfaatkan data transaksi secara optimal. Apotek Permata Sejahtera mengalami peningkatan volume transaksi penjualan setiap harinya, yang menyebabkan penumpukan data tanpa analisis lebih lanjut. Oleh karena itu, diperlukan metode untuk mengidentifikasi keterkaitan antar produk obat yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen guna mendukung strategi penjualan dan penataan produk. Penelitian ini menggunakan algoritma Hash Based untuk menemukan pola asosiasi dari data transaksi penjualan obat selama bulan Februari hingga September 2024. Tahapan penelitian meliputi pembentukan data tabular, penentuan minimum support, perhitungan alamat hash, penghitungan minimum confidence, evaluasi confidence, serta pembentukan aturan asosiasi (rule). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi itemset maksimal yang memenuhi minimum support sebesar 40% hanya mencapai 5-itemset, dengan satu kombinasi terakhir. Dari 41 kombinasi yang lolos seleksi nilai support, ditemukan 37 rule dengan nilai confidence minimal 80%, yang menunjukkan hubungan kuat antar produk obat. Temuan ini memberikan kontribusi nyata dalam perencanaan strategi penjualan, pengelolaan stok, dan penataan tata letak produk di apotek untuk meningkatkan efisiensi dan kepuasan pelanggan.

Kata Kunci: data mining, algoritma hash based, penjualan, obat.

Implementation of the Hash-Based Algorithm for Analyzing Drug Sales Patterns at Permata Pharmacy

Abstract

In an era of increasingly intense business competition, entrepreneurs in the healthcare sector, such as pharmacies, are required to optimize the use of transaction data. Apotek Permata Sejahtera has experienced a daily increase in sales transaction volume, resulting in an accumulation of data without further analysis. Therefore, a method is needed to identify associations between pharmaceutical products that are frequently purchased together by customers to support sales strategies and product arrangement. This study applies the Hash-Based algorithm to discover association patterns from drug sales transaction data between February and September 2024. The research stages include tabular data construction, determination of minimum support, hash address computation, calculation of minimum confidence, confidence evaluation, and formulation of association rules. The results show that the maximum itemset combination meeting the minimum support threshold of 40% reaches only up to the 5-itemset level, with a single final combination. From the 41 combinations that met the support criteria, 37 rules were identified with a minimum confidence of 80%, indicating strong relationships among pharmaceutical products. These findings offer practical contributions to sales strategy planning, inventory management, and product layout optimization in pharmacies to enhance operational efficiency and customer satisfaction.

Keywords: data mining, hash-based algorithm, sales, drug.

I. PENDAHULUAN

Dalam era persaingan di dunia bisnis yang semakin berkembang pesat ini membuat para pelaku bisnis harus lebih memperhatikan strategi untuk meningkatkan dan

mempertahankan pola penjualan bisnis atau usaha yang sedang dijalankan, khususnya bisnis di industri kesehatan seperti apotek. Apotek merupakan salah satu tempat usaha penjualan yang bergerak dibidang penyediaan obat-obatan dan peracikan

yang dilakukan oleh seorang apoteker dan akan dijual bebas kepada masyarakat maupun berdasarkan resep dari dokter. Berjalannya sebuah usaha dapat dipengaruhi oleh manajemen pengelolaan usaha termasuk penjualan[1]. Salah satu hal yang dapat diterapkan pemilik apotek untuk meningkatkan transaksi penjualan adalah dengan menata letak obat-obatan yang sesuai agar dapat mempengaruhi tingkat penjualan dengan meningkatkan pelayanan dalam hal kecepatan pencarian obat, maka dari itu pemilik harus dengan cermat menemukan pola-pola pembelian yang dilakukan oleh para konsumen.

Apotek Permata Sejahtera merupakan tempat usaha yang bergerak dalam bidang penjualan obat-obatan. Selama ini data transaksi di Apotek Permata Sejahtera hanya disimpan sebagai arsip saja sehingga terjadi penumpukan data yang besar. Padahal, data transaksi penjualan tersebut bisa dimanfaatkan dan diolah menjadi informasi untuk meningkatkan penjualan obat dan pola peletakkan obat dengan baik. Dengan memanfaatkan informasi mengenai tata letak obat maka pemilik dapat mengetahui strategi penjualan obat yang dibeli oleh konsumen secara bersamaan.

Data yang banyak akan sulit untuk dianalisis secara manual, sehingga perlu dilakukan menggunakan sistem agar mudah mendapatkan hasil pengolahan data obat untuk membantu mengetahui kombinasi obat apa saja yang sering konsumen beli secara bersamaan[2]. Teknik yang digunakan untuk menentukan pola tata letak barang adalah *Data Mining*. *Data Mining* merupakan metode untuk mengolah informasi dari sebuah data hingga dapat dianalisa dan berguna dalam mengambil keputusan.[3][4][6][7]. Salah satu metode pada data mining yaitu Algoritma Hash Based. Algoritma hash-based adalah pengembangan dari algoritma apriori yang digunakan dalam market basket analysis untuk menemukan aturan asosiasi menggunakan pendekatan “if-then” [9][10].

Penerapan Algoritma Hash Based telah digunakan pada penelitian sebelumnya yaitu penentuan pola pembelian konsumen dengan *market bisnis analysis* menggunakan metode algoritma hash based pada sistem penjualan item, sehingga dapat ditemukan pola beli konsumen dan item yang sering dibeli oleh konsumen[5]. Penelitian lainnya yaitu penerapan algoritma hash based untuk menentukan aturan asosiasi penjualan tanaman hias yang menghasilkan informasi aturan asosiasi pola penjualan yang dapat berguna dalam mengambil keputusan atas persediaan tanaman hias dan dapat membantu penjual untuk merekomendasikan tanaman hias kepada pembeli[6].

Oleh sebab itu, pada penelitian ini penulis menggunakan metode hash based untuk membentuk kandidat kombinasi item yang terjadi dengan menentukan association rule transaksi penjualan dengan menentukan *frequent itemset* dengan memanfaatkan data transaksi penjualan selama bulan Februari 2023 sampai dengan September 2024[8]. Selanjutnya, melakukan perhitungan apakah memenuhi nilai minimum *support* serta nilai minimum confidence yang ditetapkan pengguna, sehingga akhirnya dapat menjadi dasar pengambilan keputusan dengan melihat pola penjualan yang dihasilkan. [2][4].

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan jenis penelitian rekayasa perangkat lunak dengan pendekatan kuantitatif yang menerapkan metode data mining untuk menemukan pola asosiasi pada data transaksi penjualan obat

B. Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan adalah data penjualan obat dari bulan Februari hingga September 2024, yang diperoleh dari sistem transaksi apotek. Data ini berupa jumlah penjualan bulanan dari 15 jenis obat.

C. Tahapan Penelitian

Penelitian ini mengikuti alur *Knowledge Discovery in Database* (KDD) dengan tahapan sebagai berikut

1. Data Cleaning

Data transaksi yang mengandung nilai 0 atau tidak relevan disaring untuk menghilangkan *noise*. Hanya transaksi dengan nilai ≥ 20 (didapatkan dari rata-rata penjualan selama 8 bulan) yang diberi kode 1, sedangkan sisanya diberi kode 0.

2. Data Transformation

Data yang sudah dibersihkan di ubah ke bentuk tabular biner (1 dan 0), untuk mempermudah asosiasi.

3. Data Selection

Dari data biner, hanya item-item yang muncul dengan frekuensi tertentu ($\geq$ minimal support 40%) dipilih untuk diproses lebih lanjut dalam pembentukan itemset.

4. Data Mining menggunakan Algoritma Hash-Based

Penelitian ini menggunakan algoritma Hash Based untuk menemukan aturan asosiasi, dengan tahapan sebagai berikut:

1. Pencarian Kandidat 1-itemset

Dilakukan hashing untuk memasukkan itemset ke dalam hash table menggunakan rumus tertentu yaitu:

$$h(x) = (\text{order of } x) \bmod n \quad (1)$$

Keterangan:

- order of x = perwakilan nilai x
- order of y = perwakilan nilai y
- order of z = perwakilan nilai z
- h = alamat pada tabel hash
- j = banyak alamat ($j=2*m+1$, m = jumlah keseluruhan item)
- mod bilangan prima = bilangan prima yang terdekat dan lebih besar dari jumlah kombinasi (kombinasi k-itemset).

2. Pencarian Kandidat 2-itemset, dengan rumus yaitu:

$$h\{xy\} = (\text{order of } X) * 10 + (\text{order of } Y) \bmod \text{prima} \quad (2)$$

3. Rumus hash untuk pemrosesan hash table 2-itemset atau lebih jika terjadi *collision* atau terdapat nilai hash yang sama, persamaan dapat menyesuaikan jumlah itemset:

$$h\{xy\} = (\text{order of } x) * 10 + (\text{order of } y) \bmod j \quad (3)$$

4. Pencarian Kandidat 3-itemset, dengan rumus yaitu:

$$h\{xyz\} = (\text{order of } x * 100) + (\text{order of } y * 10) + \text{order of } z \text{ mod } (4) \quad (4)$$

Penggunaan rumus tersebut dapat berubah sesuai dengan jumlah kombinasi itemset, jika perhitungan hash dengan kombinasi itemset lebih dari 3 dapat menyesuaikan dengan menambah kelipatan nilai yang dikali, yang awalnya dimulai dengan 10 maka selanjutnya 100, 1000, 10000, dan seterusnya.

5. Evaluasi Aturan Asosiasi

Setiap frequent itemset yang memenuhi minimum support (40%) dihitung nilai confidence-nya untuk menentukan kekuatan asosiasi. Hanya kombinasi dengan confidence $\geq 80\%$ yang dijadikan aturan asosiasi.

6. Penyajian hasil

Hasil ditampilkan dalam bentuk tabel frequent itemset, nilai support dan confidence dan rule yang terbentuk, serta diinterpretasikan untuk mendukung pengambilan keputusan penataan tata letak obat atas pola penjualan yang didapatkan

D. Parameter Pengujian

Minimum Support	: 40%
Minimum Confidence	: 80%
Periode Data	: Feb – Sep 2024
Jumlah Item	: 15

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini penulis ingin membuat suatu rekayasa. Pada penelitian ini penulis ingin membuat suatu rekayasa aplikasi untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan obat yang laku terjual secara bersamaan, serta menata tata letak obat menggunakan Algoritma Hash Based. Adapun data transaksi penjualan obat yang digunakan adalah transaksi selama bulan Februari hingga September tahun 2024. Berdasarkan produk obat tersebut penulis memberikan nama-nama obat dengan inisial agar memudahkan proses analisa data dengan jumlah obat sebanyak 15 nama obat. Berikut tabel inisial obat, dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Inisial Obat

Nama Obat	Inisial
Amoxicillin 500mg	A
Ampicillin 500mg	B
Asam Mefenamat	C
Amlodipine 5mg	D
Cetirizine 10mg	E
Dexaharsen 0,75mg	F
Dextem Plus	G
Ibuprofen 400mg	H
Metformin 500mg	I
Omeprazole 20mg	J
Paracetamol 500mg	K
Grantusif 15mg	L
Syrup Sucralfate 100ml	M
Wiros 10mg	N
Voltadex 50mg	O

Berdasarkan tabel di atas diketahui nama-nama obat beserta inisial yang digunakan dengan tujuan untuk mempersingkat nama obat agar tidak keliru dalam proses perhitungan dan mempermudah untuk memasukkan nama obat pada data transaksi penjualan yang banyak. Berikut data transaksi penjualan obat, dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Data Transaksi Penjualan Obat

Item	Bulan							
	2	3	4	5	6	7	8	9
A	8	18	10	30	13	30	22	31
B	15	6	14	0	21	31	19	18
C	11	15	20	23	20	22	25	37
D	13	24	16	17	37	21	30	20
E	31	15	18	34	16	7	20	21
F	3	9	15	20	5	32	34	10
G	10	20	12	20	38	20	36	20
H	8	5	1	6	11	4	8	7
I	2	8	6	8	13	16	11	28
J	4	6	1	4	3	12	2	5
K	10	16	25	34	24	17	41	40
L	34	55	42	75	19	44	71	66
M	1	4	2	0	4	0	5	4
N	0	0	11	12	8	14	8	20
O	6	21	11	33	19	34	33	33

Tabel 2 menunjukkan data penjualan 15 jenis obat dari bulan Februari hingga September 2024. Tampak bahwa beberapa obat seperti Paracetamol (K), Grantusif (L), dan Asam Mefenamat (C) menunjukkan tren penjualan tinggi. Data ini menjadi dasar utama dalam menentukan pola pembelian pelanggan dan akan digunakan dalam proses pembentukan itemset. Hasilnya ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Penjualan Obat dalam bentuk Tabular

Item	Bulan							
	2	3	4	5	6	7	8	9
A	0	0	0	1	0	1	1	1
B	0	0	0	0	0	1	1	0
C	0	0	1	1	1	1	1	1
D	0	1	0	0	1	1	1	1
E	1	0	0	1	0	0	1	0
F	0	0	0	1	0	1	1	0
G	0	1	0	1	1	1	1	1
H	0	0	0	0	0	0	0	0
I	0	0	0	0	0	0	0	1
J	0	0	0	0	0	0	0	0
K	0	0	1	1	1	0	1	1
L	1	1	1	1	0	1	1	1
M	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	1
O	0	1	0	1	0	1	1	1

Transformasi data ke bentuk biner (0 dan 1) pada Tabel 3 dilakukan dengan menggunakan ambang batas penjualan rata-rata yaitu 20. Obat yang terjual ≥ 20 per bulan diberi nilai 1 sebagai indikasi “laku”, dan < 20 diberi nilai 0. Konversi ini

dilakukan untuk menyederhanakan proses mining pola pembelian dan memudahkan penggunaan algoritma hash yang membutuhkan data biner untuk proses perhitungan support dan confidence.

Tabel 4. Data Penjualan Obat setelah Cleaning

Bulan	Item
Februari	<i>E, L</i>
Maret	<i>D, G, L, O</i>
April	<i>C, K, L</i>
Mei	<i>A, C, E, F, G, K, L, O</i>
Juni	<i>B, C, D, G, K</i>
Juli	<i>A, B, C, D, F, G, L, O</i>
Agustus	<i>A, C, D, E, F, G, K, L, O</i>
September	<i>A, C, D, E, G, I, K, L, N, O</i>

Setelah proses cleaning pada Tabel 4, hanya item dengan nilai 1 yang disertakan dalam perhitungan lebih lanjut. Hal ini menghasilkan representasi lebih bersih mengenai obat-obat yang relevan untuk ditelusuri polanya. Dari sini dapat mulai dilihat kombinasi produk yang sering muncul bersama dalam bulan-bulan tertentu, misalnya item A (Amoxicillin), C (Asam Mefenamat), dan L (Grantusif) sering muncul bersama di bulan Agustus dan September.

Data dari tabel tersebut akan digunakan untuk perhitungan dengan algoritma hash-based. Langkah pertama adalah membuat L1 (large 1-itemset) dari C1 (kandidat 1-itemset) dengan menentukan nilai minimal support. Untuk jenis obat ini, minimal support yang digunakan adalah $\geq 40\%$. Hasil support pada L1 dapat dilihat di Tabel 5.

Tabel 5. Perhitungan Nilai Support

Item	Frekuensi	Support
<i>A</i>	4	$4/8 \times 100\% = 50\%$
<i>B</i>	2	$2/8 \times 100\% = 25\%$
<i>C</i>	6	$6/8 \times 100\% = 75\%$
<i>D</i>	5	$5/8 \times 100\% = 63\%$
<i>E</i>	4	$4/8 \times 100\% = 50\%$
<i>F</i>	3	$3/8 \times 100\% = 38\%$
<i>G</i>	6	$6/8 \times 100\% = 75\%$
<i>H</i>	0	$0/8 \times 100\% = 0\%$
<i>I</i>	1	$1/8 \times 100\% = 13\%$
<i>J</i>	0	$0/8 \times 100\% = 0\%$
<i>K</i>	5	$5/8 \times 100\% = 63\%$
<i>L</i>	7	$7/8 \times 100\% = 88\%$
<i>M</i>	0	$0/8 \times 100\% = 0\%$
<i>N</i>	1	$1/8 \times 100\% = 13\%$
<i>O</i>	5	$5/8 \times 100\% = 63\%$

Nilai support setiap item dihitung dengan membagi frekuensi total transaksi selama 8 bulan, kemudian dikalikan 100%. Hasil perhitungan C1 disaring berdasarkan minimal support 40%, sehingga diperoleh L1. Hasil penyaringan L1 ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Frequent Itemset (L1)

Item	Frekuensi	Support
<i>A</i>	4	50%

Item	Frekuensi	Support
<i>C</i>	6	75%
<i>D</i>	5	63%
<i>E</i>	4	50%
<i>G</i>	6	75%
<i>K</i>	5	63%
<i>L</i>	7	88%
<i>O</i>	5	63%

Tabel 6 menunjukkan item-item yang memiliki support $\geq 40\%$ dan lolos sebagai frequent 1-itemset (L1). Misalnya, item L (Grantusif) memiliki support tertinggi sebesar 88%, menunjukkan bahwa obat ini paling konsisten dibeli dalam berbagai bulan. Hal ini bisa dijadikan acuan bagi apotek untuk memastikan ketersediaan produk ini secara berkelanjutan dan dapat diprioritaskan dalam strategi display produk. Selanjutnya, kombinasi 2-itemset dibuat dari L1 dan dimasukkan ke tabel hash menggunakan rumus (2). Hasil perhitungan alamat hash 2-itemset dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Perhitungan Tabel Hash Alamat 2-itemset

No	Item	Perhitungan	Hasil
1	<i>A,C</i>	$(((1 \times 10) + 2) \text{ Mod } 29)$	12
2	<i>A,D</i>	$(((1 \times 10) + 3) \text{ Mod } 29)$	13
3	<i>A,E</i>	$(((1 \times 10) + 4) \text{ Mod } 29)$	14
4	<i>A,G</i>	$(((1 \times 10) + 5) \text{ Mod } 29)$	15
5	<i>A,K</i>	$(((1 \times 10) + 6) \text{ Mod } 29)$	16
6	<i>A,L</i>	$(((1 \times 10) + 7) \text{ Mod } 29)$	17
7	<i>A,O</i>	$(((1 \times 10) + 8) \text{ Mod } 29)$	18
8	<i>C,D</i>	$(((2 \times 10) + 4) \text{ Mod } 29)$	24
9	<i>C,E</i>	$(((2 \times 10) + 4) \text{ Mod } 29)$	24
...	...	...	...
28	<i>L,O</i>	$(((7 \times 10) + 8) \text{ Mod } 29)$	20

Saat proses hashing terjadi collision, yaitu beberapa itemset memiliki alamat hash yang sama. Untuk mengatasinya, dilakukan rehashing dengan memperbesar jumlah alamat menjadi dua kali lipat menggunakan rumus (6). Proses ini diulang hingga collision tidak terjadi lagi. Hasil akhir setelah rehashing dapat dilihat pada Tabel 8, di mana setiap alamat hanya berisi satu itemset.

Tabel 8. Perhitungan Tabel Hash Setelah Rehashing

No	Item	Perhitungan	Hasil
1	<i>A,C</i>	$(((1 \times 10) + 2) \text{ Mod } 59)$	12
2	<i>A,D</i>	$(((1 \times 10) + 3) \text{ Mod } 59)$	13
3	<i>A,E</i>	$(((1 \times 10) + 4) \text{ Mod } 59)$	14
4	<i>A,G</i>	$(((1 \times 10) + 5) \text{ Mod } 59)$	15
5	<i>A,K</i>	$(((1 \times 10) + 6) \text{ Mod } 59)$	16
6	<i>A,L</i>	$(((1 \times 10) + 7) \text{ Mod } 59)$	17
7	<i>A,O</i>	$(((1 \times 10) + 8) \text{ Mod } 59)$	18
8	<i>C,D</i>	$(((2 \times 10) + 4) \text{ Mod } 59)$	23
9	<i>C,E</i>	$(((2 \times 10) + 4) \text{ Mod } 59)$	24
...	...	...	...
28	<i>L,O</i>	$(((7 \times 10) + 8) \text{ Mod } 59)$	19

Melalui perhitungan hash 2-itemset dan proses rehashing pada Tabel 8, dapat dibentuk kombinasi pasangan obat yang

sering muncul bersamaan. Kombinasi seperti A–C, A–G, A–L memiliki support yang kuat dan bisa dijadikan dasar dalam pengelompokan produk di rak, atau dalam strategi bundling penjualan. Rehashing terbukti efektif dalam menyelesaikan masalah collision yang sering muncul pada pemetaan hash awal. Selanjutnya, nilai support dihitung dan item yang tidak mencapai minimum support dihapus. Hasil item yang memenuhi syarat (L2) ditampilkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Frequent Itemset L2

No	Alamat	Item	Basket Count	Support
1	12	A,C	4	50%
2	15	A,G	4	50%
3	17	A,L	4	50%
4	18	A,O	4	50%
5	23	C,D	4	50%
...	...	...	...	...
18	19	L,O	5	63%

Kombinasi 3-itemset dibuat dari L2 dan dimasukkan ke tabel hash menggunakan rumus (7). Proses pencarian alamat hash dilakukan hingga collision tidak terjadi lagi. Metode serupa dengan 2-itemset, hanya berbeda pada jumlah item dan faktor pengali. Hasil perhitungan 3-itemset tanpa collision dapat dilihat di Tabel 10.

Tabel 10. Perhitungan Tabel Hash Alamat 3-itemset

No	Item	Perhitungan	Hasil
1	A,C,D	$[(1 \times 100) + (2 \times 10) + 3] \text{ Mod } 479$	12
2	A,D,E	$[(1 \times 100) + (2 \times 10) + 4] \text{ Mod } 479$	13
3	A,C,G	$[(1 \times 100) + (2 \times 10) + 5] \text{ Mod } 479$	14
...	...	...	...
56	K,L,O	$[(6 \times 100) + (7 \times 10) + 8] \text{ Mod } 479$	199

Nilai support dihitung kembali, dan item yang kurang dari minimum support dihapus. Hasil item yang memenuhi syarat (L3) dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Frequent Itemset L3

No	Alamat	Item	Basket Count	Support
1	125	A,C,G	4	50%
2	127	A,C,L	4	50%
3	128	A,C,O	4	50%
...	...	...	...	...
16	99	G,L,O	5	63%

Kombinasi 4-itemset dibuat dari L3 dan dimasukkan ke tabel hash. Proses pencarian alamat hash berlanjut hingga collision tidak terjadi. Hasil perhitungan tanpa collision terlihat pada Tabel 12.

Tabel 12. Perhitungan Tabel Hash Alamat 4-itemset

No	Item	Perhitungan	Hasil
1	A,C,D,G	$[(1 \times 1000) + (2 \times 100) + (3 \times 10) + 4] \text{ Mod } 607$	20
2	A,C,D,K	$[(1 \times 1000) + (2 \times 100) + (3 \times 10) + 5] \text{ Mod } 607$	21
3	A,C,D,L	$[(1 \times 1000) + (2 \times 100) + (3 \times 10) + 6] \text{ Mod } 607$	22

No	Item	Perhitungan	Hasil
...	...	...	...
35	G,K,L,O	$[(4 \times 1000) + (5 \times 100) + (6 \times 10) + 7] \text{ Mod } 607$	218

Nilai support dihitung kembali, dan item yang tidak memenuhi minimum support dihapus. Hasil item yang lolos syarat (L4) dapat dilihat pada Tabel 13.

Tabel 13. Frequent Itemset L4

No	Alamat	Item	Basket Count	Support
1	32	ACGL	4	50%
2	33	ACGO	4	50%
3	53	ACLO	4	50%
...	...	...	...	...
6	432	DGLO	4	50%

Kombinasi itemset meningkat ke tingkat 3 dan 4 (L3 dan L4), menghasilkan pola yang lebih kompleks namun juga lebih bermakna. Kombinasi A–C–G–L adalah contoh pola kuat yang muncul dalam data. Kombinasi ini menunjukkan bahwa pelanggan cenderung membeli kelompok obat yang saling melengkapi, seperti antibiotik, antiinflamasi, dan sirup batuk. Temuan ini bisa mendasari penempatan rak yang berdekatan atau pembuatan paket obat dengan kebutuhan yang sering dikombinasikan oleh pelanggan. Kombinasi 5-itemset dibuat dari L4 dan dimasukkan ke tabel hash. Proses pencarian alamat hash berlanjut hingga tidak terjadi collision. Hasil perhitungan tanpa collision dapat dilihat di Tabel 14.

Tabel 14. Perhitungan Tabel Hash Alamat 5-itemset

No	Item	Perhitungan	Hasil
1	A,C,D,G,L	$[(1 \times 10000) + (2 \times 1000) + (3 \times 100) + (4 \times 10) + 5] \text{ Mod } 7$	4
2	A,C,D,G,O	$[(1 \times 10000) + (2 \times 1000) + (3 \times 100) + (4 \times 10) + 6] \text{ Mod } 7$	5
3	A,C,D,L,O	$[(1 \times 10000) + (2 \times 1000) + (3 \times 100) + (5 \times 10) + 6] \text{ Mod } 7$	1
...	...	...	...
6	C,D,G,L,O	$[(2 \times 10000) + (3 \times 1000) + (4 \times 100) + (5 \times 10) + 6] \text{ Mod } 7$	6

Nilai support dihitung ulang, dan item yang tidak memenuhi batas minimum support dihapus. Hasil item yang memenuhi syarat (L5) disajikan pada Tabel 15.

Tabel 15. Frequent Itemset L5

No	Alamat	Item	Basket Count	Support
1	3	A,C,G,L,O	4	50%

Kombinasi tertinggi yang ditemukan adalah 5-itemset. Tidak ditemukan kombinasi 6-itemset yang memenuhi syarat minimal support 40%, menandakan bahwa kombinasi lebih dari lima produk jarang terjadi dalam satu transaksi. Namun, temuan 5-itemset seperti A–C–G–L–O tetap sangat berharga untuk strategi penjualan karena mendukung kemungkinan penawaran diskon kombinasi atau paket khusus. Karena hanya ada 1 kombinasi hingga 5-itemset yang memenuhi batas minimum support, proses pembentukan kombinasi

dihentikan. Selanjutnya, nilai confidence dihitung menggunakan rumus (3) untuk 41 kombinasi yang memiliki support minimal 40%. Dari jumlah tersebut, hanya kombinasi dengan confidence minimal 80% yang dipilih sebagai aturan asosiasi yang kuat. Hasil perhitungan confidence ini disajikan pada Tabel 16.

Tabel 16. Perhitungan Confidence

No	Item	Antecedent	Basket Count1	Basket Count2	Conf
1	AC	A	4	4	$4/4 \times 100\% = 100\%$
2	AG	A	4	4	$4/4 \times 100\% = 100\%$
3	AL	A	4	4	$4/4 \times 100\% = 100\%$
...	...	...	...	...	...
41	A,C,G,L, O	A,C,G,L	4	4	$4/4 \times 100\% = 100\%$

Dari hasil perhitungan nilai confidence tersebut ada nilai yang tidak memenuhi minimum confidence yaitu 80% yang sudah di tentukan maka yang tidak memenuhi minimum confidence tersebut tidak dapat di proses perhitungan selanjutnya. Berikut hasil dari perhitungan confidence yang memenuhi nilai confidence $\geq 80\%$ dapat dilihat pada tabel 17.

Tabel 17. Perhitungan Confidence

No	Item	Confidence	No	Item	Confidence
1	AC	100%	20	CGLO	100%
2	ACG	100%	21	CGO	80%
3	ACGL	100%	22	CK	84%
4	ACGLO	100%	23	CKL	80%
5	ACGO	100%	24	CL	84%
6	ACL	100%	25	CLO	80%
7	ACLO	100%	26	DG	100%
8	ACO	100%	27	DGL	80%
9	AG	100%	28	DGLO	100%
10	AGL	100%	29	DGO	80%
11	AGLO	100%	30	DL	80%
12	AGO	100%	31	DLO	100%
13	AL	100%	32	DO	80%
14	ALO	100%	33	EL	100%
15	AO	100%	34	GL	84%
16	CDG	100%	35	GLO	100%
17	CG	84%	36	GO	84%
18	CGK	80%	37	KL	80%
19	CGL	80%			

Hasil dari perhitungan confidence yang memenuhi nilai minimum confidence yaitu 80% maka selanjutnya akan dibuatkan rule. Hasil pembentukan rule dapat dilihat pada tabel 18.

Tabel 18. Pembentukan Rule

No	Rule	Support	Confidence
1	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg maka akan membeli Asam Mefenamat	50%	100%
2	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Asam Mefenamat maka	50%	100%

No	Rule	Support	Confidence
	akan membeli Dexteem Plus		
3	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Asam Mefenamat , Dexteem Plus maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	100%
4	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Asam Mefenamat , Dexteem Plus , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
5	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Asam Mefenamat , Dexteem Plus maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
6	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Asam Mefenamat maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	100%
7	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Asam Mefenamat , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
8	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Asam Mefenamat maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
9	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg maka akan membeli Dexteem Plus	50%	100%
10	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Dexteem Plus maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	100%
11	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Dexteem Plus , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
12	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Dexteem Plus maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
13	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	100%
14	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%

No	Rule	Support	Confidance
15	Ketika konsumen membeli Amoxicillin 500mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
16	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat , Amlodipine 5mg maka akan membeli Dexteem Plus	50%	100%
17	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat maka akan membeli Dexteem Plus	63%	84%
18	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat , Dexteem Plus maka akan membeli Paracetamol 500mg	50%	80%
19	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat , Dexteem Plus maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	80%
20	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat , Dexteem Plus , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
21	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat , Dexteem Plus maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	80%
22	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat maka akan membeli Paracetamol 500mg	63%	84%
23	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat , Paracetamol 500mg maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	80%
24	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat maka akan membeli Grantusif 15mg	63%	84%
25	Ketika konsumen membeli Asam Mefenamat , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	80%
26	Ketika konsumen membeli Amlodipine 5mg maka akan membeli Dexteem Plus	63%	100%
27	Ketika konsumen membeli Amlodipine 5mg , Dexteem Plus maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	80%
28	Ketika konsumen membeli Amlodipine 5mg , Dexteem	50%	100%

No	Rule	Support	Confidance
	Plus , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg		
29	Ketika konsumen membeli Amlodipine 5mg , Dexteem Plus maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	80%
30	Ketika konsumen membeli Amlodipine 5mg maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	80%
31	Ketika konsumen membeli Amlodipine 5mg , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	100%
32	Ketika konsumen membeli Amlodipine 5mg maka akan membeli Voltadex 50mg	50%	80%
33	Ketika konsumen membeli Cetirizine 10mg maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	100%
34	Ketika konsumen membeli Dexteem Plus maka akan membeli Grantusif 15mg	63%	84%
35	Ketika konsumen membeli Dexteem Plus , Grantusif 15mg maka akan membeli Voltadex 50mg	63%	100%
36	Ketika konsumen membeli Dexteem Plus maka akan membeli Voltadex 50mg	63%	84%
37	Ketika konsumen membeli Paracetamol 500mg maka akan membeli Grantusif 15mg	50%	80%

Perhitungan confidence menghasilkan 37 rule yang memenuhi threshold minimal 80%, bahkan banyak di antaranya mencapai 100%. Ini mengindikasikan bahwa jika pelanggan membeli item A, hampir pasti akan membeli item C, G, dan L. Implikasi praktisnya adalah apotek dapat menyusun layout rak berdasarkan asosiasi ini, atau menggunakan data ini untuk sistem rekomendasi saat pelanggan berbelanja, baik secara langsung maupun daring. Dengan strategi berbasis data ini, efisiensi operasional dan potensi penjualan dapat ditingkatkan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dengan menerapkan Algoritma Hash Based pada data transaksi penjualan obat di Apotek Permata Sejahtera, ditemukan sebanyak 37 kombinasi itemset obat yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan, dengan tingkat support minimal 40% dan confidence minimal 80%. Temuan ini menunjukkan adanya pola pembelian yang konsisten, terutama pada obat-obatan seperti Amoxicillin, Asam Mefenamat, Dexteem Plus, Grantusif, dan Voltadex. Hasil ini tidak hanya menggambarkan keterkaitan antar obat, tetapi juga

memberikan dampak praktis yang signifikan dalam operasional apotek. Pola-pola tersebut dapat dimanfaatkan untuk menyusun tata letak obat yang lebih efisien, memudahkan proses pengambilan oleh petugas dan pelanggan, serta mempercepat layanan. Selain itu, apotek dapat merancang strategi stok dan pengadaan obat yang lebih tepat sasaran, menghindari kekosongan produk dengan tingkat permintaan tinggi. Kombinasi produk yang sering dibeli bersama juga berpotensi dijadikan dasar untuk promosi bundling atau penawaran khusus guna meningkatkan penjualan. Secara keseluruhan, penerapan metode ini mendukung pengambilan keputusan yang lebih cerdas dan berbasis data, serta berkontribusi pada peningkatan kepuasan pelanggan dan efisiensi bisnis apotek secara keseluruhan.

REFERENSI

- [1] P. M. Andini, D. Suranti, D. Sartika, and U. Dehasen, "Implementasi Algoritma Hash-Based untuk Mengetahui Pola Penjualan Obat pada Apotek Mitra Sehat Manna Bengkulu Selatan," vol. 4307, no. 4, pp. 1446–1452, 2024.
- [2] N. Febriyan and R. Juliansyah, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Hash Based Terhadap Pola Pengeluaran Obat Pada Rumah Sakit Pertamina Tarakan," vol. 7, no. 1, pp. 14–20, 2024.
- [3] R. Fauzi, A. W. Aranski, and E. Hutabri, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Pakaian dengan Algoritma FP-Growth," vol. 10, no. 2, pp. 436–445, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.5795.
- [4] S. Lailiyah and R. Andrea, "Penerapan Algoritma Hash Based Terhadap Penentuan Rule Asosiasi Transaksi Penjualan Sparepart Sepeda Motor," vol. 8, no. April, pp. 866–877, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7410.
- [5] M. F. H. Lubis, "Data Mining Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Hash Based Pada Sistem Penjualan Produk," vol. 10, pp. 163–170, 2023.
- [6] A. Triayudi, "Penerapan Algoritma Hash Based dalam Penemuan Aturan Asosiasi Penjualan Tanaman Hias," vol. 4, no. 3, pp. 1293–1300, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2626.
- [7] R. T. Aldisa, "Penerapan Data Mining Pada Analisa Pola Pembelian Obat Menerapkan Algoritma Hash Based," vol. 4, no. 4, pp. 1892–1898, 2023, doi: 10.47065/bits.v4i4.3142.
- [8] A. Saputra, H. L. Sari, and D. Sartika, "Implementasi Metode Association Rule Mining Pada Penjualan Barang Di Toko Bangunan Ada Mas Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Multidisiplin Dehasen*, vol. 2, no. 4, pp. 709–718, 2023, doi: 10.37676/mude.v2i4.4805.
- [9] B. V. Christioko, K. Khoirudin, and A. Nugroho, "Penentuan Pola Asosiatif Data Tracer Study Universitas Semarang dengan Algoritma Hash Based," *Aiti*, vol. 20, no. 2, pp. 150–166, 2023, doi: 10.24246/aiti.v20i2.150-166.
- [10] U. R. Amanda and D. P. Utomo, "Penerapan Data Mining Algoritma Hash Based Pada Data Pemesanan Buah Impor Cv. Green Uni Fruit," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 5, no. 1, pp. 86–93, 2021, doi: 10.30865/komik.v5i1.3653.