
Implementasi Association Rule Mining pada Penentuan Pola Tata Letak Barang Menggunakan Metode Frequent Pattern Growth

Virra Ayu Andira¹, Fitria², Lies Hartono³, Risma Sakila⁴

^{1,2,4} Sistem Informasi, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara

³ Teknik Informatika, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara

Email: ^{1*}virraayu8@gmail.com, ²fitria@ppkia.ac.id, ³lies@ppkia.ac.id, ⁴risma@ppkia.ac.id

Abstrak

CV. HKA (CV. Harapan Kaltim Abadi) merupakan distributor yang menjual beberapa produk perawatan kulit, perawatan rambut, parfum, deodorant, dan perawatan bayi, yang akan didistribusikan ke pelanggan. CV. HKA belum memiliki pengaturan pola tata letak barang di gudang sehingga penyimpanan barang di gudang tidak teratur. Pengaturan pola tata letak barang diperlukan untuk mempercepat kinerja *helper* sehingga dapat mempersingkat waktu dan memudahkan dalam pengambilan barang. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang dapat membantu dalam menentukan pola tata letak barang dengan menerapkan data mining. *Association rule* digunakan untuk mencari dan menemukan hubungan antar item yang ada pada suatu dataset. Penerapan data mining dengan aturan asosiasi bertujuan menemukan informasi item-item yang saling terhubung dalam bentuk aturan. *Frequent Pattern-Growth (FP-Growth)* adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent item set*) dalam sebuah kumpulan data. Metode ini bertujuan untuk mengetahui penentuan tata letak barang sering diambil oleh *helper*. Hasil aplikasi dengan menggunakan metode FP-Growth adalah *rules* yang menerangkan kecenderungan *helper* dalam mengambil barang-barang secara bersamaan, *rules* tersebut akan menentukan penempatan barang-barang di gudang. Berdasarkan sistem analisa yang telah dibuat menghasilkan 10 *rules* dari kombinasi 2 item dengan nilai *confidence* tertinggi 0,63 yaitu merek Caplang item MKP dan merek Mandom item MR sehingga kedua merek tersebut dapat direkomendasikan diletakan berdekatan. Selain itu dihasilkan nilai lift rasio lebih dari 1 yaitu 1.21, semakin tinggi nilai lift rasio maka semakin kuat aturan asosiasi yang dihasilkan.

Kata Kunci: implementasi, association rule, fp-growth, tata letak.

Implementation of Association Rule Mining in Determining Goods Layout Patterns Using The Frequent Pattern Growth Method

Abstract

CV. HKA (CV. Harapan Kaltim Abadi) is a distributor that sells several skin care, hair care, perfume, deodorant and baby care products, which will be distributed to customers. CV. HKA does not yet have a layout pattern for goods in the warehouse so that the storage of goods in the warehouse is irregular. Arranging the layout pattern of goods is needed to speed up the helper's performance so that it can shorten time and make it easier to pick up goods. Therefore, we need a system that can help determine item layout patterns by applying data mining. Association rules are used to search and find relationships between items in a dataset. The application of data mining with association rules aims to find information on items that are related to each other in the form of rules. Frequent Pattern-Growth (FP-Growth) is a method that can be used to determine the data set that appears most frequently (*frequent item set*) in a data set. This method aims to determine the layout decisions often taken by the helper. The results of the application using the FP-Growth method are rules that explain the helper's tendency to take goods simultaneously. These rules will determine the placement of goods in the warehouse. Based on the analysis system that has been created, it produces 10 rules from a combination of 2 items with the highest confidence value of 0.63, namely the Caplang brand item MKP and the Mandom brand item MR so that the two brands can be recommended to be placed close together. Apart from that, the resulting lift ratio value is more than 1, namely 1.21, the higher the lift ratio value, the stronger the resulting association rule.

Keywords: implementation, association rule, fp-growth, layout.

I. PENDAHULUAN

Menentukan strategi bisnis menuntut pengambilan keputusan yang didukung oleh data agar perusahaan mampu bersaing [1]. CV. HKA (CV. Harapan Kaltim Abadi) merupakan distributor produk perawatan bayi, seperti perawatan kulit, rambut, pewangi, dan produk bayi lainnya. Permasalahan yang dihadapi saat ini adalah tata letak barang di gudang yang belum teratur dan tidak disesuaikan dengan pola pembelian konsumen. Akibatnya, helper atau petugas gudang membutuhkan waktu lebih lama dalam menemukan barang, terutama ketika konsumen membeli lebih dari satu jenis produk karena barang yang sering dibeli bersamaan ditempatkan berjauhan.

Tata letak barang di gudang CV. HKA memengaruhi efisiensi operasional [2]. Dengan menyesuaikan tata letak berdasarkan kebiasaan pembelian konsumen, proses pencarian barang oleh helper dapat dipercepat dan pelayanan kepada pelanggan meningkat. Data transaksi di CV. HKA dapat dianalisis menggunakan data mining [3], khususnya Association Rule Mining (ARM), untuk menemukan produk yang sering dibeli bersama. Pola ini dapat menjadi dasar penataan barang di gudang sesuai kebiasaan pembelian konsumen [4].

Dalam association rule, pola relevan disaring menggunakan support, confidence, dan lift ratio. Support menunjukkan seberapa sering suatu kombinasi item muncul dalam transaksi, sehingga hanya pola dengan frekuensi signifikan yang dijadikan dasar penataan barang.

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A}{\text{Jumlah Transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{Support}(A,B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \cap B}{\text{Jumlah Transaksi}} \quad (2)$$

Confidence menunjukkan seberapa kuat hubungan antar produk dalam transaksi, sehingga aturan asosiasi yang dihasilkan dapat menjadi acuan penataan barang.

$$\text{Confidence}(A,B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \cap B}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A} \quad (3)$$

Lift ratio digunakan untuk menilai kekuatan dan validitas aturan asosiasi, sehingga hanya hubungan antar produk yang relevan dijadikan dasar penataan barang.

$$\text{Benchmark Confidence} = \frac{\text{Transaksi dengan item dalam consequent}}{\text{Jumlah Transaksi}} \quad (4)$$

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

Penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan pola item yang sering muncul dalam data transaksi [5]. FP-Growth membangun FP-Tree untuk mencari frequent itemset secara efisien, berbeda dengan Apriori, sehingga lebih cepat [6].

Penelitian sebelumnya menggunakan FP-Growth untuk menentukan tata letak obat di apotek berdasarkan pola pembelian [7]. Dengan support 3–15% dan confidence 45%, diperoleh dua aturan asosiasi yang menunjukkan obat Tremenza, Bintamox, dan CTM 1oz paling sering dibeli bersama, sehingga sebaiknya diletakkan berdekatan.

Berdasarkan uraian tersebut, penerapan algoritma FP-Growth digunakan untuk menemukan association rule dari data transaksi penjualan yang mencerminkan kebiasaan belanja konsumen. Informasi yang dihasilkan dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam penyusunan pola tata letak barang yang lebih efektif, sehingga memudahkan proses pencarian oleh helper serta meningkatkan kepuasan pelanggan. Dengan demikian, penelitian ini berfokus pada pemanfaatan teknik association rule mining dalam menentukan pola tata letak barang secara optimal berdasarkan pola pembelian konsumen.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari transaksi penjualan barang di CV. HKA. Dataset yang diperoleh mencakup 50 transaksi yang terjadi antara Juni 2020 hingga Juli 2022, meliputi 9 jenis barang, yaitu Minyak Kayu Putih, Minyak Rambut, Bedak, Sabun Mandi, Balsem, Parfum, Deodorant, Minyak Urut, dan Cologne.

B. Penghitungan Frekuensi

Frekuensi dihitung dari seluruh transaksi penjualan dengan menghitung berapa kali setiap barang muncul. Jumlah kemunculan ini digunakan sebagai frekuensi untuk menyusun ulang barang dalam transaksi. Barang dengan frekuensi rendah atau yang tidak memenuhi minimum support akan dihapus atau tidak dimasukkan dalam perhitungan algoritma.

C. Penyusunan Ulang Data Transaksi

Penyusunan ulang data transaksi dilakukan dengan mengurutkan barang berdasarkan frekuensi dari yang tertinggi ke terendah. Tujuannya agar barang dengan frekuensi tinggi selalu dilalui oleh transaksi lain, dan barang yang serupa dapat menempati jalur yang sudah ada sebelumnya [4].

D. Pembentukan Tree

FP-Growth menggunakan algoritma tree yang disebut FP-Tree. FP-Tree dibangun dengan memetakan setiap transaksi ke jalur tertentu dalam tree, sehingga semakin banyak transaksi dengan item sama, proses pemetaan menjadi lebih efisien [8]. Tree dibuat dari data transaksi yang telah disusun ulang berdasarkan frekuensi barang, dimulai dari root, kemudian membentuk simpul atau node berikutnya sesuai urutan transaksi dari yang paling lama hingga terbaru [4].

E. Pencarian Frequent Item

Pencarian frequent item dimulai dengan menelusuri tree dari simpul terbawah hingga mencapai root[9]. Proses ini

akan membentuk jalur yang berisi beberapa barang, yang nantinya dijadikan frequent item. Frequent item tersebut kemudian diseleksi berdasarkan nilai minimum support dan minimum confidence [10].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data Transaksi

Tahap adalah mengumpulkan data transaksi untuk mengetahui item apa saja yang sering diambil. Data transaksi yang dikumpulkan berjumlah 50 transaksi dengan 9 jenis item. Data yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Tabel Transaksi

Transaksi	Tanggal	Item
TID001	02/06/2022	Balsem, Bedak, Minyak Kayu Putih, Minyak Rambut, Sabun Mandi
TID002	03/06/2022	Balsem, Bedak, Parfum, Cologne, Deodorant, Minyak Kayu Putih, Minyak Rambut, Minyak Urut, Sabun Mandi
TID003	06/06/2022	Balsem, Bedak, Minyak Kayu Putih, Minyak Rambut, Sabun Mandi
TID004	07/06/2022	Bedak, Minyak Kayu Putih
TID005	09/06/2022	Parfum, Cologne, Deodorant
TID006	10/06/2022	Balsem, Minyak Kayu Putih, Minyak Urut
TID007	11/06/2022	Balsem, Bedak, Parfum
TID008	12/06/2022	Parfum, Minyak Kayu Putih, Minyak Urut, Sabun Mandi
.....
TID050	28/07/2022	Balsem, Bedak, Parfum, Minyak Kayu Putih, Minyak Urut

B. Pencarian Kemunculan Item

Tahap selanjutnya adalah menentukan frekuensi kemunculan setiap item yang ada pada transaksi dan diurutkan berdasarkan frekuensi yang tertinggi dengan *minimum support count* : 10. Tabel Kemuncul Item dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel Kemunculan Item

Kode	ID	Merek	Item	Kemunculan	Prioritas
BRG001	MKP	Caplang	Minyak Kayu Putih	27	1
BRG002	MR	Mandom	Minyak Rambut	26	2
BRG003	BD	Jhonsons Baby	Bedak	22	3
BRG004	SM	Jhonsons Baby	Sabun Mandi	21	4
BRG005	B	Caplang	Balsem	18	5
BRG006	P	Mandom	Parfum	17	6
BRG007	D	Mandom	Deodorant	16	7
BRG008	MU	Caplang	Minyak Urut	15	8
BRG009	C	Jhonsons Baby	Cologne	11	9

C. Pengurutan Transaksi

Tahap selanjutnya adalah mengurutkan data transaksi dari transaksi dengan nilai frekuensi tertinggi hingga terendah. Tabel transaksi yang telah diurutkan dapat dilihat pada Tabel 3.

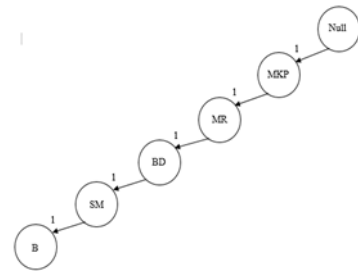
Tabel 3. Tabel Transaksi setelah diurutkan

Transaksi	Tanggal	Item
TID001	02/06/2022	MKP, MR, BD, SM, B
TID002	03/06/2022	MKP, MR, BD, SM, B, P, D, MU, C
TID003	06/06/2022	MKP, MR, BD, SM, B
TID004	07/06/2022	MKP, BD
TID005	09/06/2022	P, D, C
TID006	10/06/2022	MKP, B, MU
TID007	11/06/2022	BD, B, P
TID008	12/06/2022	MKP, SM, P, MU
.....
TID050	28/07/2022	MKP, BD, B, P, MU

Setelah disusun berdasarkan frekuensi tertinggi, maka yang dilakukan selanjutnya adalah membangun *FP-Tree*, berikut hasil dari pembentukan *FP-Tree* dari transaksi 1, 2, 3, dan 4.

a. Pembentukan TID 1

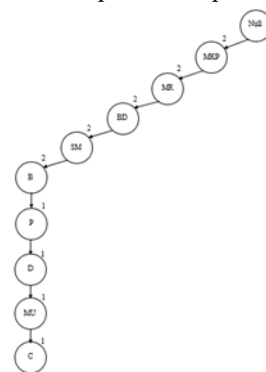
Pada TID 1 {MKP, MR, BD, SM, B} akan membuat 6 simpul sehingga terbentuk lintasan seperti Gambar 1 dengan support count awal bernilai satu.



Gambar 1. FP-Tree setelah Pembacaan TID 1

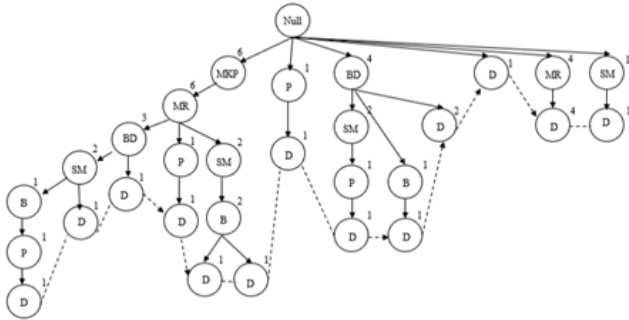
b. Pembentukan TID 2

Setelah pembacaan TID 1, selanjutnya membaca TID 2 yaitu {MKP,MR, BD, SM, B, P, D, MU, C}. Karena memiliki *prefix path* (lintasan prefix) yang sama dengan lintasan TID 1 yaitu item MKP, MR, BD, SM, dan B maka lintasan terbentuk pada TID 2 bisa dipadatkan pada lintasan TID 1. Setelah itu tambahkan *support count* pada item MKP, MR, BD, SM, dan B menjadi 2 karena telah melewati sebanyak 2 kali dan lintasan baru untuk item P, D, MU, dan C dengan *support count* bernilai satu. Pembentukan TID 2 dapat dilihat pada gambar 2.



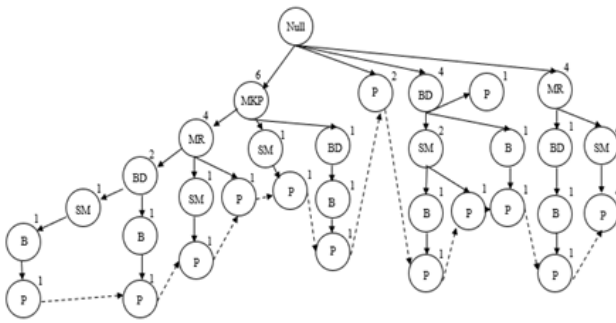
Gambar 2. FP-Tree setelah Pembacaan TID 2

c. *FP-Tree* yang diakhiri oleh item Deodorant (D) dapat dilihat pada Gambar 8 dibawah ini.



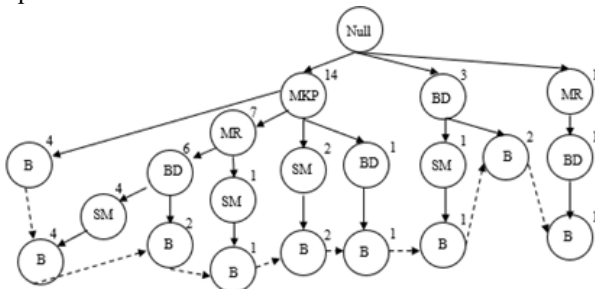
Gambar 8. *FP-Tree* yang diakhiri item Deodorant (D).

d. *FP-Tree* yang diakhiri oleh item Parfum (P) dapat dilihat pada Gambar 9 dibawah ini.



Gambar 9. *FP-Tree* yang diakhiri item Parfum (P).

e. *FP-Tree* yang diakhiri oleh item Balsem (B) dapat dilihat pada Gambar 10 dibawah ini.



Gambar 10. *FP-Tree* yang diakhiri item Balsem (B).

Selanjutnya, *conditional pattern base* dapat dilihat pada Tabel 3 dibawah ini.

Tabel 3. Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
C	{MKP, MR, BD, SM, B, P, D, MU : 1}, {MKP, MR, BD, SM, D, MU : 1}, {MKP, MR, BD : 1}, {SM : 1}, {P, D : 1}, {P : 1}, {BD, D : 1}, {BD : 1}, {D : 1}, {MR, D, MU : 1}, {MR, D : 1}
MU	{MKP, MR, BD, SM, B, P, D : 1}, {MKP, MR, BD, SM, B : 1}, {MKP, MR, BD, SM, D : 1}, {MKP, MR, BD, B : 1}, {MKP, MR, SM, P : 1}, {MKP, MR, SM, B, D : 1}, {MKP, MR : 1}, {MKP, B : 1}, {MKP, SM, P : 1}, {MKP, BD, B, P : 1}, {MKP : 1}, {MR, SM, P : 2}, {MR, D : 1}, {SM, D : 1}

D	{MKP, MR, BD, SM, B, P : 1}, {MKP, MR, BD, SM : 1}, {MKP, MR, BD : 1}, {MKP, MR, SM, B : 1}, {MKP, MR, P : 1}, {P : 1}, {BD, SM, P : 1}, {BD, B : 1}, {BD : 2}, {MR : 4}, {SM : 1}
P	{MKP, MR, BD, SM, B : 1}, {MKP, MR, BD, B : 1}, {MKP, MR, SM : 1}, {MKP, MR : 1}, {MKP, SM : 1}, {MKP, BD, B : 1}, {BD, SM : 1}, {BD, SM, B : 1}, {BD, B : 1}, {BD : 1}, {MR, BD, B : 1}, {MR, SM : 4}
B	{MKP, MR, BD, SM : 4}, {MKP, MR, BD : 2}, {MKP, MR, SM : 1}, {MKP, SM : 2}, {MKP, BD : 1}, {MKP : 4}, {BD, SM : 1}, {BD : 2}, {MR, BD : 1}
SM	{MKP, MR, BD : 6}, {MKP, MR : 3}, {MKP : 3}, {BD : 3}, {MR : 4}
BD	{MKP, MR : 10}, {MKP : 2}, {MR : 1}
MR	{MKP : 17}

2. Tahap Pembangkitan *Conditional FP-Tree*.

Pencarian *conditional FP-Tree* dilakukan dengan menjumlahkan support count pada setiap lintasan. Dalam kasus ini, minimum support count yang digunakan adalah 3, sehingga lintasan dengan support count kurang dari 3 tidak akan dimasukkan dalam *conditional FP-Tree*. *Conditional FP-Tree* dapat dilihat pada Tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. Conditional FP-Tree

Item	Conditional FP-Tree
C	{MKP : 3, MR : 3, BD : 3}
MU	{MKP : 12, MR : 7, BD : 4, SM : 3}, {MR : 3}
D	{MKP : 5, MR : 5, BD : 3}, {BD : 4}, {MR : 4}
P	{MKP : 6, MR : 4}, {MR : 5, SM : 4}, {BD : 4}
B	{MKP : 14, MR : 7, BD : 6, SM : 4}, {BD : 3}
SM	{MKP : 12, MR : 9, BD : 6}, {MR : 4}, {BD : 3}
BD	{MKP : 12, MR : 10}
MR	{MKP : 17}

3. Pencarian *Frequent Item Set*

Tahap selanjutnya adalah melakukan *subsets* dari *conditional FP-Tree* terhadap item sehingga menghasilkan *Frequent Item Set*. *Frequent Item Set* dapat dilihat pada Tabel 5 dibawah ini.

Tabel 5. Frequent Item Set

Item	Frequent Itemset
C	{MKP, C : 3}, {MR, C : 3}, {BD, C : 3}, {MKP, MR, C : 3}, {MKP, BD, C : 3}, {MR, BD, C : 3}
MU	{MKP, MU : 11}, {MR, MU : 10}, {BD, MU : 4}, {SM, MU : 3}, {MKP, MR, MU : 7}, {MKP, BD, MU : 4}, {MKP, SM, MU : 3}, {MR, BD, MU : 4}, {MR, SM, MU : 3}, {BD, SM, MU : 3}
D	{MKP, D : 5}, {MR, D : 5}, {BD, D : 7}, {MKP, MR, D : 5}, {MKP, BD, D : 3}, {MR, BD, D : 3}
P	{MKP, P : 6}, {MR, P : 9}, {BD, P : 4}, {SM, P : 4}, {MKP, MR, P : 4}, {MKP, BD, P : 4}, {MKP, SM, P : 4}, {MR, BD, P : 4}, {MR, SM, P : 4}, {BD, SM, P : 4}
B	{MKP, B : 14}, {MR, B : 7}, {BD, B : 9}, {SM, B : 4}, {MKP, MR, B : 7}, {MKP, BD, B : 6}, {MKP, SM, B : 4}, {MR, BD, B : 6}, {MR, SM, B : 4}, {BD, SM, B : 4}
SM	{MKP, SM : 12}, {MR, SM : 13}, {BD, SM : 9}, {MKP, MR, SM : 9}, {MKP, BD, SM : 6}, {MR, BD, SM : 6}
BD	{MKP, BD : 12}, {MR, BD : 10}, {MKP, MR, BD : 10}
MR	{MKP, MR : 17}

4. Pencarian *Association Rule*

Setelah pembahasan *FP-Tree* dan *FP-Growth*, selanjutnya dilakukan penerapan *association rule*. Nilai

support dihitung menggunakan rumus (2) dan confidence menggunakan rumus (3) dengan minimum confidence 0,34. Kemudian nilai lift ratio dihitung untuk menguji kekuatan association rule yang terbentuk dari support dan confidence menggunakan rumus (4) dan (5). Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 6 di bawah ini.

Tabel 6. Support, Confidence dan Lift Rasio 2 Itemset

Item	Total	Support	Confidence	Lift Rasio
MKP MU	11	0,22	0,41	1,36
MKP B	14	0,28	0,52	1,44
MKP SM	12	0,24	0,44	1,06
MKP BD	12	0,24	0,44	1,01
MKP MR	17	0,34	0,63	1,21
MR MU	10	0,20	0,38	1,28
MR SM	13	0,26	0,50	1,19
MR BD	10	0,20	0,38	0,87
BD B	9	0,18	0,41	1,14
BD SM	9	0,18	0,41	0,97

Selanjutnya, nilai support, confidence, dan lift ratio untuk kombinasi 3 itemset dihitung menggunakan rumus yang sama seperti kombinasi 2 itemset sebelumnya. Hasil perhitungannya dapat dilihat pada Tabel 7 di bawah ini.

Tabel.7 Support, Confidence dan Lift Rasio 2 Itemset

Item	Total	Support	Confidence	Lift Ratio
MKP MR BD	10	0,2	0,37	0,84

Dari hasil penerapan algoritma FP-Growth, dapat disimpulkan pola pembelian konsumen untuk kombinasi 2 itemset yang dapat diletakkan berdekatan di gudang adalah sebagai berikut:

1. Caplang (MKP) → MU: support = 0,22, confidence = 0,41, lift = 1,36
2. Caplang (MKP) → B: support = 0,28, confidence = 0,52, lift = 1,44
3. Caplang (MKP) → Johnson's Baby (SM): support = 0,24, confidence = 0,44, lift = 1,06
4. Caplang (MKP) → Johnson's Baby (BD): support = 0,24, confidence = 0,44, lift = 1,01
5. Caplang (MKP) → Mandom (MR): support = 0,34, confidence = 0,63, lift = 1,21
6. Mandom (MR) → Caplang (MU): support = 0,20, confidence = 0,38, lift = 1,28
7. Mandom (MR) → Johnson's Baby (SM): support = 0,26, confidence = 0,50, lift = 1,19
8. Mandom (MR) → Johnson's Baby (BD): support = 0,20, confidence = 0,38, lift = 0,87
9. Johnson's Baby (BD) → Caplang (B): support = 0,18, confidence = 0,41, lift = 1,14
10. Johnson's Baby (BD) → SM: support = 0,18, confidence = 0,41, lift = 0,97

Sedangkan kesimpulan untuk kombinasi 3 itemset agar dapat diletakkan berdekatan dalam gudang yaitu :

1. Caplang (MKP) + Mandom (MR) → Johnson's Baby (BD): support = 0,20, confidence = 0,37, lift = 0,84

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis dapat disimpulkan bahwa penelitian ini mampu menghasilkan aturan asosiasi yang menggambarkan kecenderungan pengambilan barang secara bersamaan, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam penentuan tata letak gudang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penentuan pola tata letak barang yang diusulkan dapat meningkatkan efektivitas kerja helper dalam proses pengambilan barang. Rekomendasi tata letak barang untuk CV. HKA disusun berdasarkan kombinasi item dengan nilai lift ratio lebih dari 1, yang menunjukkan adanya aturan asosiasi yang kuat, di mana semakin tinggi nilai lift ratio, semakin kuat hubungan antaritem tersebut. Selain itu, penentuan tata letak barang mempertimbangkan nilai minimum support ≥ 3 dan minimum confidence sebesar 0,37, sehingga diperoleh 10 aturan asosiasi untuk kombinasi 2 itemset dan 1 aturan asosiasi untuk kombinasi 3 itemset yang digunakan sebagai rekomendasi peletakan barang secara berdekatan.

REFERENSI

- [1] S. P. Pratama, "Analisis Data Mining Asosiasi FP-Growth Pada Penjualan Produk di Toko Ritel Agung," *J. Tekincom (Teknik Inf. dan Komput.,* vol. 6, no. 1, pp. 63–71, 2023, doi: 10.37600/tekincom.v6i1.744.
- [2] E. Munanda and S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.,* vol. 7, no. 2, pp. 173–184, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/RMSI/article/view/13253>
- [3] R. Fauzi, A. W. Aranski, and E. Hutabri, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Pakaian dengan Algoritma," vol. 10, no. 2, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.5795.
- [4] M. Y. Ardianto and S. Adinugroho, "Penentuan Tata Letak Produk menggunakan Algoritma FP-Growth pada Toko ATK," vol. 5, no. 9, pp. 3826–3832, 2021.
- [5] A. Febiyanto *et al.*, "PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENENTUKAN POLA," vol. 7, no. 6, 2023.
- [6] P. Studi, T. Informatika, U. B. Darma, and D. Mining, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan TIN : Terapan Informatika Nusantara," vol. 1, no. 9, pp. 438–444, 2021.
- [7] S. Nasional, T. Elektro, S. Informasi, and T. Informatika, "Penentuan Tata Letak Obat pada Apotek Prima Anugerah Menggunakan Metode FP-Growth," pp. 32–39, 2025.
- [8] A. F. Boy, S. Yakub, I. Ishak, and Z. Azmi, "Implementasi Data Mining Pada Pengaturan Distribusi Barang Dengan Menggunakan Algoritma Fp-Growth,"

- J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 2, p. 431, 2022, doi: 10.54314/jssr.v5i2.947.
- [9] S. Muntari, "Data Mining Menggunakan Algoritma Fp=growth untuk menganalisa Pola Penjualan Obat", Vol. 12 No. 3, pISSN: 2303-0577 eISSN: 2830-7062, 2024.
- [10] A. Anisa and B. Meilani, "Implementasi Algoritma FP-Growth untuk Menentukan Pola Pengadaan Obat", vol. 5, p. 51-58, 2025, doi: 10.31284/p.snestik.2025.6903, ISSN: 2775-5126.