

Analisa Metode Association Rule Untuk Penjualan Skincare Menggunakan Algoritma Pincer Serach

Nadia Indah Tarakanita¹, Yusni Amaliah², Anto³

^{1,2,3} Sistem Informasi, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara
Email: ¹nadiaindah735@gmail.com, ²lily@ppkia.ac.id, ³anto@ppkia.ac.id

Abstrak

Rumah Masker Tarakan adalah badan usaha dalam bidang penjualan produk kosmetik dan skincare. Masalah yang sering terjadi pada rumah masker adalah posisi penempatan produk seringkali mengakibatkan kesulitan dalam menemukan produk yang sejenis. Sehingga diperlukan sebuah metode untuk mengatur tata letak jenis skincare yang sering dibeli bersamaan. Hal ini dapat memudahkan konsumen dalam memilih produk yang diinginkan. Algoritma Pincer Search ini dinamakan Two-Way Search karena memakai dua cara pendekatan, yaitu Top Down serta Bottom Up. Dalam prosesnya, arah pencarian utama Pincer search adalah Bottom Up. Maximum Frequent Set adalah sekumpulan maksimal itemset - itemset yang tergolong frequent. Guna dari Maximum Frequent Set adalah untuk mengurangi (pruning) jumlah kandidat Frequent Itemset yang perlu diperiksa secara Bottom Up. Berdasarkan hasil penelitian menggunakan metode Algoritma Pincer Search dengan data penjualan periode Januari s/d Juni 2022 dengan total 148 data diperoleh 72 data transaksi menghasilkan nilai sebesar 0.028% pada kandidat 3 itemset. Hal ini membuktikan bahwa penjualan terbaik berada pada kombinasi 3 itemset.

Kata Kunci: Association Rule, Penjualan, Pincer Search, Skincare.

Analysis of Association Rule Methods for Skincare Sales Using the Pincer Search Algorithm

Abstract

Rumah Masker Tarakan is a business entity in the field of selling cosmetic and skincare products. A common problem faced by Rumah Masker is the placement of products, which often leads to difficulties in finding similar products. Therefore, a method is needed to organize the layout of skincare products that are frequently purchased together, making it easier for customers to select the products they want. The Pincer Search Algorithm, also known as the Two-Way Search, uses two approaches: Top-Down and Bottom-Up. In its process, the primary direction of the Pincer Search is Bottom-Up. The Maximum Frequent Set is a collection of maximal itemsets that are classified as frequent. The purpose of the Maximum Frequent Set is to reduce (prune) the number of candidate Frequent Itemsets that need to be examined in the Bottom-Up process. Based on research conducted using the Pincer Search Algorithm with sales data from January to June 2022, involving a total of 148 data points, it was found that 72 transactions yielded a value of 0.028% for a candidate of 3 itemsets. This demonstrates that the best sales performance occurs with a combination of 3 itemsets.

Keywords: Association Rule, Pincer Search, Sales, Skincare.

I. PENDAHULUAN

Kesadaran akan pentingnya merawat dan menjaga kesehatan kulit serta keelokan wajah bagi pria maupun wanita, baik muda maupun tua, semakin diperhatikan dan menjadi fokus utama, terutama di kalangan milenial. Skincare tidak lagi sekadar menjadi tren fashion atau gaya hidup. Selain itu, perkembangan industri skincare di Indonesia saat ini sangat pesat. Indonesia dianggap sebagai penyumbang terbesar kedua untuk perawatan kulit di dunia. Mayoritas masyarakat

Indonesia memiliki kulit sawo matang yang cenderung berkulit kuning langsung. Skincare, sebagai salah satu jenis produk kecantikan, dapat digunakan oleh berbagai kalangan, mulai dari bayi, remaja, hingga dewasa. Bagi wanita, skincare telah menjadi bagian penting dari kehidupan sehari-hari untuk merawat kulit dan kecantikan.

Rumah Masker, yang beralamat di Kr. Anyar, Jl. Jendral Sudirman, depan Hotel Makmur, samping toko sepatu dan buah, adalah toko yang menyediakan berbagai jenis produk

perawatan kulit seperti pelembab wajah (Moisturizer), sunscreen, serum, pembersih wajah (Cleansing Water), sabun wajah (Cleansing Foaming), dan lainnya. Masalah yang sering terjadi di Rumah Masker adalah banyaknya jenis produk yang dijual tidak selalu sesuai dengan kebutuhan konsumen. Umumnya, konsumen tidak hanya membeli satu jenis produk saja, tetapi karena jarak antar produk yang berjauhan, mereka sering membatalkan pembelian kedua. Posisi produk yang berjauhan ini membuat konsumen mengurungkan niat untuk membeli dua jenis produk atau lebih, sehingga keuntungan yang diperoleh pemilik toko tidak maksimal.

Permasalahan penempatan produk skincare di Rumah Masker ini serupa dengan permasalahan serupa juga diangkat oleh Imam Ahmad Ashari dalam penelitiannya yang berjudul Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail (2022)[1].

Berdasarkan kasus-kasus tersebut, penulis menggunakan metode association rule dengan algoritma Pincer Search untuk mengetahui pola atau kebiasaan pengambilan barang yang dibutuhkan oleh konsumen. Dengan demikian, sistem dapat mengetahui barang apa saja yang sering dicari bersama oleh konsumen. Tujuannya adalah untuk menentukan tata letak rak barang berdasarkan jenis barang yang sering diambil bersamaan oleh konsumen. Algoritma Pincer Search digunakan untuk mempercepat proses pencarian itemset atau data barang, sehingga dapat memudahkan konsumen dalam proses pengambilan barang dengan menggunakan sistem penentu tata letak berbasis metode association rule[2].

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Market Basket Analysis

Market Basket Analysis adalah teknik yang sangat berguna dalam dunia pemasaran, yang bertujuan untuk mengidentifikasi produk-produk yang sering dibeli bersama oleh pelanggan. Nama metode ini berasal dari kebiasaan pelanggan menempatkan barang-barang ke dalam keranjang belanja mereka[1][3]. Dengan mengetahui pola pembelian ini, pedagang atau perusahaan dapat menata produk yang sering terjual bersamaan dalam satu area, atau mengatur tata letak katalog dan situs e-commerce secara lebih efektif untuk meningkatkan penjualan. Manfaat ini menjadikan metode ini sangat penting dalam strategi pemasaran. Selain mengidentifikasi produk yang sering dibeli bersamaan, Market Basket Analysis juga memungkinkan penggunaan informasi tersebut untuk melakukan pemesanan ulang (re-order) untuk dua produk atau lebih sekaligus. Metode ini bermanfaat bagi manajer tingkat atas untuk menganalisis data pembelian pelanggan, sehingga dapat mengidentifikasi pelanggan tetap atau mereka yang paling sering melakukan pembelian. Informasi ini dapat digunakan untuk merencanakan strategi penjualan yang lebih efektif dan meningkatkan loyalitas pelanggan.

B. Association Rule

Association rule mining adalah prosedur untuk menemukan hubungan antar item dalam suatu data set yang telah ditentukan. Proses ini terdiri dari dua tahap[4]:

1. Mencari kombinasi yang paling sering terjadi dalam itemset tertentu.

2. Mendefinisikan Condition dan Result (untuk conditional association rule).

Dua ukuran kepercayaan (interestingness measure) yang umum digunakan dalam menentukan suatu association rule adalah:

1. Support: Mengukur seberapa dominan suatu item/itemset dalam keseluruhan transaksi. Ukuran ini menentukan apakah suatu item/itemset layak untuk dianalisis lebih lanjut, khususnya untuk menghitung nilai confidence-nya. Nilai support sebuah item dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{support}(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

Sedangkan nilai support dari 2 item diperoleh dengan rumus berikut

$$\text{Support}(A, B) = (A \cap B)$$

$$\text{support}(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

2. Confidence

Confidence adalah ukuran yang menunjukkan seberapa sering dua item memiliki hubungan kondisional. Misalnya, ini mengukur seberapa sering item B dibeli ketika item A juga dibeli. Ukuran ini berguna untuk menentukan "interesting association rules" dengan membandingkannya terhadap batasan tertentu (threshold). Ukuran confidence ini membantu mengidentifikasi pola pembelian yang kuat di antara item-item dalam sebuah dataset yang ditentukan oleh user[1][5]. Batasan tersebut umumnya terdiri dari min_support dan min_confidence. Bila memenuhi kedua batasan maka sebuah rule dapat disebut interesting rule. Dengan rumus berikut.

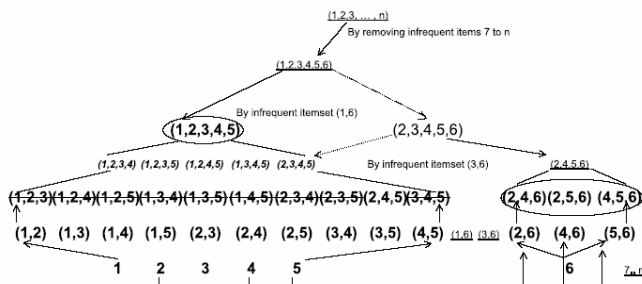
$$\text{Confidence} = P\left(\frac{B}{A}\right) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi}} \quad (3)$$

C. Algoritma Pincer Search

Pincer-Search, yang dikembangkan oleh Dao-I Lin dan Zvi M. Kedem pada tahun 1997, merupakan algoritma yang dikenal dengan nama Two-Way Search. Algoritma ini menggunakan dua pendekatan utama: Top Down dan Bottom Up. Dalam pelaksanaannya, Pincer Search terutama mengandalkan pendekatan Bottom Up, yang memanfaatkan Algoritma Apriori untuk menemukan Frequent Itemsets. Namun, berbeda dengan pendekatan Bottom Up, Pincer Search secara bersamaan juga menerapkan pendekatan Top Down untuk menemukan Maximum Frequent Candidate Set (MFCS), yang kemudian menghasilkan Maximum Frequent Set (MFS)[6]. MFS terdiri dari sekumpulan itemset maksimal yang termasuk dalam kategori frequent. Tujuan dari MFS adalah untuk mengurangi jumlah kandidat Frequent Itemsets yang perlu diperiksa dengan pendekatan Bottom Up. Selain memadukan dua pendekatan, yaitu Bottom Up dan Top Down,

Pincer Search juga memanfaatkan dua properti khusus: Downward Closure Property dan Upward Closure Property. Kedua properti ini berfungsi untuk memangkas kandidat set, sehingga mempercepat proses perhitungan. Metode memangkas ini dilakukan sebagai berikut:

- Setelah semua Maximal Frequent Itemsets ditemukan melalui pendekatan Top Down, itemset tersebut dapat digunakan untuk mengeliminasi banyak kandidat dari proses Bottom Up. Semua subset dari itemset ini pasti termasuk dalam kategori frequent.
- Ketika semua infrequent itemsets teridentifikasi dalam proses Bottom Up, informasi ini dapat digunakan untuk menghapus kandidat yang telah ditemukan dalam proses Top Down hingga titik tersebut .



Gambar 1. Cara Kerja Algoritma Pincer Search

Keterangan Gambar:

- Tulisan bercetak tebal adalah kandidat yang frequent
- Tulisan bergaris bawah adalah kandidat yang infrequent
- Tulisan bercetak miring adalah kandidat yang dihilangkan (prune) dengan MFCS
- Tulisan dengan coretan ditengahnya mewakili kandidat yang frequent tapi tidak perlu digunakan untuk membuat (generate) kandidat itemset yang baru
- Itemset dengan garis yang melingkarinya mewakili Maximum Frequent Itemset.

Keterangan Variabel Untuk Parameter:

1. L : Item yang menjadi satu set dari beberapa item yang berbeda (L1, L2, ..., Lm)
2. Support Count (S) : frekuensi total tampilan pola tertentu dalam database
3. Frequent Itemset: Itemset yang jumlah lebih besar dari atau sama dengan minimum support yang ditentukan oleh pengguna
4. Infrequent Itemset : Itemset yang jumlah lebih kecil dari minimum support yang ditentukan oleh pengguna
5. Panjang Itemset (K) : jumlah item pada itemset. Itemset dari panjang 'k'disebut sebagai k-itemset.
6. Maximal Frequent Candidate Set (MFCS) = Menghitung support item set dari beberapa item set dengan menggunakan pendekatan top-down
7. Maximum Frequent Set (MFS) : Himpunan semua MFS
8. Candidate Itemsets (C) : Satu set itemset, yang akan diuji untuk menentukan apakah sering atau jarang terjadi.

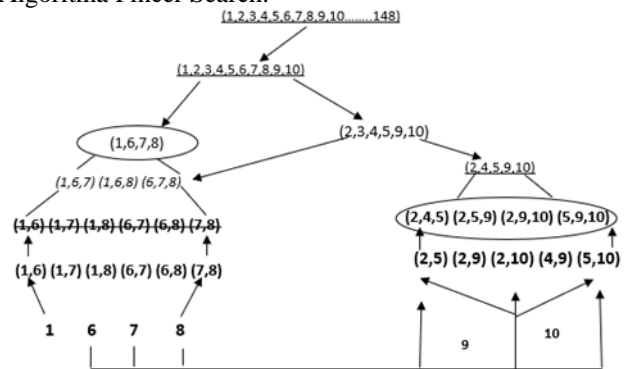
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini untuk tahapan pertama peneliti mengambil data transaksi penjualan dari Rumah Masker. Data yang didapatkan sebanyak 148 data Skincare dan 72 transaksi. Langkah selanjutnya adalah menyiapkan data transaksi dengan jenis material IN, penjualan Skincare yang sudah diambil dari Rumah Masker tersebut. Berikut data transaksi

Tabel 1. Data Barang

Kode	Nama Barang
IN001	Brush set Face washing 3in1
IN002	Wash off Mask deluna(Banana)
IN003	Wash off Mask deluna(Mangga)
IN004	Wash off Mask deluna(Mung bean)
IN005	Body Serum Grace N Glow (B.Opium)
IN006	Lulur Rempah Kayu Bangkal
IN007	Grace N Glow 2in1 Body Wash (Miss moisture)
IN008	Geamorre Parfume Spray(Peach OH) 30ML
IN009	Parfum Kala 30ml(English Pear)
IN010	Parfum Kala 30ml(Femme Sweet)
....
IN146	Adara Bee Clear Obat Total Jerawat (Pink-Extra Formula)
IN147	Moisturizer Gel Day & Night(Centella asiatica)
IN148	White glow perfect mask

Transaksi penjualan Skincare sebanyak 72 transaksi pada Rumah Masker berdasarkan kode Skincare, selanjutnya akan dilakukan perhitungan dengan metode Pincer Search. Berikut ini adalah gambar kode transaksi barang dari Algoritma Pincer Search.



Gambar 2. Cara Kerja Algoritma Pincer Search

Berikutnya membentuk kombinasi dari item seperti tabel berikut.

Tabel 2. Kombinasi 1 Itemset

Kode	Total Transaksi
IN001	2
IN002	7
IN003	2

IN004	2
IN005	3
IN006	2
IN007	2
IN008	2
IN009	2
IN010	2
....
IN146	1
IN147	1
IN148	1

Langkah 1 : $L_0 = \emptyset$, $k = 1$;
 $C_1 = \{\{IN001\}, \{IN002\}, \{IN003\}, \{IN004\}, \{IN005\}, \{IN006\}, \{IN007\}, \{IN008\}, \{IN009\}, \{IN010\} \dots \{IN148\}\}$

Dari transaksi di atas menentukan kandidat itemset untuk membentuk kombinasi 1 itemset dan hitung berapa kali kemunculan kode. Kombinasi 1 itemset ditentukan dari hasil $min_support = 2$, jika dibawah nilai 2 tidak termasuk pada 1 itemset. Berikut hasil kombinasi 1 itemset. Seperti tabel berikut.

Tabel 2. Kombinasi 1 Itemset

Kode	Total Transaksi
IN001	2
IN006	7
IN007	2
IN008	2
IN011	3
IN013	2
IN015	2
IN019	2
IN020	2
IN021	2
IN098	2
IN109	2
IN125	2
IN129	2
IN130	2
IN131	2
IN135	2
IN136	2
IN138	2
IN139	2

Bentuk MFCS Yang Berisi Seluruh Kandidat Item

MFCS : $\{IN001, IN006, IN007, IN008, IN011, IN013, IN015, IN019, IN020, IN021, IN025, IN028, IN039, IN044, IN045, IN047, IN048, IN051, IN054, IN056, IN060, IN063, IN064, IN065, IN066, IN067, IN068, IN069, IN072, IN073, IN079, IN082, IN083, IN084, IN085, IN087, IN094, IN098, IN109, IN125, IN129, IN130, IN131, IN135, IN136, IN138, IN139\}$.

Berikutnya hitung nilai support dari kandidat 1 itemset pada 1 itemset dibentuk dari MFCS yang telah ditentukan

$min_support = 2$. Confidence bernilai 1 jika terdapat data barang maka nilainya 1. Perhitungan support didapat dari $min_support$ pada 1 itemset dibagi dengan jumlah transaksi sebanyak 72. Untuk menentukan Association rule menggunakan support dan confidence. Hasil perhitungan dari support dan confidence dikalikan. Berikut dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 3. Support Kombinasi 1 Itemset

Kode	Min Support	Confidence	Support	Support x Confidence
IN001	2	1	0,028	0,028
IN006	7	1	0,097	0,097
IN007	2	1	0,028	0,028
IN008	2	1	0,028	0,028
IN011	3	1	0,042	0,042
IN013	2	1	0,028	0,028
IN015	2	1	0,028	0,028
IN019	2	1	0,028	0,028
IN020	2	1	0,028	0,028
IN021	2	1	0,028	0,028
...
IN098	2	1	0,028	0,028
IN109	2	1	0,028	0,028
IN125	2	1	0,028	0,028
IN129	2	1	0,028	0,028
IN130	2	1	0,028	0,028
IN131	2	1	0,028	0,028
IN135	2	1	0,028	0,028
IN136	2	1	0,028	0,028
IN138	2	1	0,028	0,028
IN139	2	1	0,028	0,028
IN098	2	1	0,028	0,028
IN109	2	1	0,028	0,028

Saat ini, daftar itemset L_1 berisi berbagai itemset individual. Dalam proses analisis, akan menghitung nilai support untuk setiap itemset di dalam L_1 . Support diukur berdasarkan frekuensi kemunculan setiap itemset dalam dataset transaksi. Untuk setiap itemset dalam L_1 , hitung frekuensi kemunculannya dalam dataset transaksi. Hitung nilai support sesuai persamaan (1), misalnya, jika itemset $\{IN001\}$ muncul dalam 2 transaksi dari total 72 transaksi, maka support-nya adalah $2/72 = 0.028$ % sehingga hasil mengindikasikan adanya kandidat dengan kombinasi 3 itemset yang memenuhi kriteria. Begitu juga untuk mendapatkan nilai support lainnya. Setelah menghitung nilai support, kemudian tentukan kandidat yang terbilang *frequent* dan *infrequent*. Baris yang diarsir merupakan kandidat *frequent*, sedangkan yang tidak diarsir merupakan kandidat *infrequent*. Berikutnya hitung nilai kandidat 2 itemset, Dalam proses pencarian kandidat frequent, jika ditemukan kandidat frequent pada tahap kombinasi 1 itemset, maka akan melanjutkan ke tahap kombinasi 2 itemset. Jika tidak ditemukan kandidat frequent, maka yang

ditemukan adalah kandidat infrequent. Pada tahap pertama, setelah mengidentifikasi bahwa semua kandidat dari kombinasi 1 itemset adalah frequent, melanjutkan dengan mencari kombinasi 2 itemset. Kombinasi 2 itemset ini dibentuk dengan menggunakan kode dari itemset pertama sebagai kunci awal, kemudian dipasangkan dengan setiap itemset yang ada di bawahnya hingga semua kemungkinan pasangan habis terbentuk. Untuk menghitung *min_support* dari kombinasi 2 itemset, menggunakan jumlah kemunculan pasangan item tersebut dalam dataset Nilai *confidence* dihitung dengan membagi *min_support* dari kombinasi 2 itemset dengan *min_support* dari 1 itemset yang menjadi dasar kombinasinya. Dalam hal ini, jumlah transaksi adalah 72. Dengan nilai *support* yang telah dihitung, dapat menentukan apakah kombinasi 2 itemset tersebut memenuhi syarat sebagai kandidat frequent. Jika ya, maka kombinasi 2 itemset tersebut akan digenerate sebagai kandidat selanjutnya dalam proses analisis asosiasi. Jika terdapat nilai diatas minimum *support* akan dilanjutkan ke itemset berikutnya. Pada penelitian ini itemset berhenti di 3. Berikut hasil akhir 3 itemset berpasangan dapat dilihat pada tabel.

Tabel 4. Hasil Akhir

No.	Kode	Nama Barang
1	IN066	Lameila Gold Edition Matte Lipstick(03)
	IN067	Lameila Gold Edition Matte Lipstick(02)
	IN068	Liptint Lameila
2	IN135	Masker Lea Gloria (Greentea Clay)
	IN136	Masker Lea Gloria (Ice sorbet whitening)
	IN138	Masker Lea Gloria (Strowberry shuffle)
3	IN135	Masker Lea Gloria (Greentea Clay)
	IN136	Masker Lea Gloria (Ice sorbet whitening)
	IN139	Masker Lea Gloria(Chocolate melted)
4	IN135	Masker Lea Gloria (Greentea Clay)
	IN138	Masker Lea Gloria(Strowberry shuffle)
	IN139	Masker Lea Gloria(Chocolate melted)
5	IN136	Masker Lea Gloria (Ice sorbet whitening)
	IN138	Masker Lea Gloria(Strowberry shuffle)
	IN139	Masker Lea Gloria(Chocolate melted)

Hasil perhitungan pada tabel 4 menunjukkan bahwa algoritma berhasil mengidentifikasi kombinasi itemset baru yang sering muncul bersama, yaitu {IN066, IN067, IN068}. Kombinasi ini terdiri dari produk Lameila Gold Edition Matte Lipstick (03), Lameila Gold Edition Matte Lipstick (02), dan Liptint Lameila. Karena kombinasi itemset ini memenuhi syarat sebagai frequent itemset, dan tidak ada lagi kandidat lain yang perlu diuji, algoritma pun berhenti. Hasil ini mengindikasikan bahwa produk-produk tersebut sering dibeli bersama dan bisa ditempatkan berdekatan untuk meningkatkan efisiensi pemasaran atau penjualan.

IV. KESIMPULAN

Berikut adalah kesimpulan dari penelitian dan analisis yang dilakukan mengenai penggunaan metode association rule untuk penjualan skincare dengan Algoritma Pincer Search. Algoritma Pincer Search yang diterapkan pada data penjualan Rumah Masker menunjukkan nilai 0,028%, yang mengindikasikan adanya kandidat dengan kombinasi 3 itemset yang memenuhi kriteria. Periode Penjualan dari Januari 2022 hingga Juni 2022 dianalisis menggunakan Algoritma Pincer Search. Dari 148 data barang yang dikumpulkan, ditemukan 72 data transaksi yang relevan. Data ini menjadi dasar untuk analisis metode association rule, di mana kombinasi 3 itemset dianggap signifikan dalam penjualan skincare. Analisis Kombinasi Itemset menunjukkan bahwa kombinasi maksimal yang dianalisis adalah dengan 2 itemset. Hasil yang diperoleh dari metode Pincer Search, dengan menggunakan minimum *support* sebesar 2, mendukung kesimpulan bahwa kombinasi 2 itemset adalah optimal untuk analisis ini.

REFERENSI

- [1] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. Nugroho Triwibowo, and P. Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 3, pp. 701–709, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.
- [2] M. Mustopa, I. Junaedi, and A. Z. Sianipar, "Sistem Informasi Penjualan Dan Pengendalian Stock Barang Bangunan Pada Toko Bangunan Delima," *J. Manajemen Inform. Jayakarta*, vol. 1, no. 2, p. 105, 2021, doi: 10.52362/jmijayakarta.v1i2.447.
- [3] F. Firmansyah and A. Yulianto, "Market Basket Analysis for Books Sales Promotion using FP Growth Algorithm, Case Study: Gramedia Matraman Jakarta," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 383–392, 2021, doi: 10.31289/jite.v4i2.4539.
- [4] S. S. R. D. K. M. R. Septiadi3, "IMPLEMENTASI ANALISIS KERANJANG BELANJA DENGAN ATURAN ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA PENJUALAN SUKU CADANG MOTOR Abstrak," vol. 6, no. 2, pp. 270–278, 2023.
- [5] F. Z. Ghassani, Asep Jamaludin, and Agung Susilo Yuda Irawan, "Market Basket Analysis Using the Fp-Growth Algorithm To Determine Cross-Selling," *J. Inform. Polinema*, vol. 7, no. 4, pp. 49–54, 2022, doi: 10.33795/jip.v7i4.508.
- [6] P. Ratih Wulandari, I. Made Agus Dwi Suarjaya, and N. Kadek Dwi Rusjayanthi, "Komparasi Algoritma Pincer Search dan Algoritma FP-Growth pada Stok Barang di Toko X Comparison of Pincer Search Algorithm and FP-Growth Algorithm on Goods Stock at Shop X," vol. 21, no. 2, pp. 280–291, 2022.