

ANALISIS POLA MINAT KONSUMEN DENGAN ALGORITMA APRIORI

Faisal Nuryawan¹, Evangs Mailoa²

^{1,2}Teknik Informatika, Universitas Satya Wacana Salatiga

e-mail: 672020077@student.uksw.edu¹ evangs.mailoa@uksw.edu²

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 16 – Juli 2024

Received in revised form : 26 – Juli - 2024

Accepted : 13 – Agustus - 2024

Available online : 1 – September - 2024

ABSTRACT

Gunthem Coffee is a cafe located in Semarang as well as a foodtruck when there is an event. Gunthem Coffee provides 20 coffee menus. The large number of coffee menus that spoil consumers, Gunthem Coffee decided to make policies for marketing strategies. Based on the problems experienced by Gunthem Coffee, it is necessary to conduct research on consumer interest patterns so that it will benefit both Gunthem Coffee and consumers. This research uses the a priori algorithm based on field data that can be calculated objectively. The results obtained from the apriori algorithm calculation are to get two (2) association rules with a minimum support of 30% and a minimum confidence of 60%, namely if you buy Black Pink, you will buy Kopi Susu Sanger with a support value of 50% and a confidence value of 67% and if you buy Sanger Milk Coffee, you will buy Black Pink with a support value of 50% and a confidence value of 87%.

Keywords: *Gunthem Coffee, Marketing Strategy, Apriori Algorithm*

1. PENDAHULUAN

Kafe adalah salah satu bagian *food and beverages*. Kata kafe berasal dari bahasa Perancis yang berarti kopi. Dalam konteks tempat, kafe merujuk pada kedai kopi yang biasanya sederhana dan terletak di pinggir jalan[1].

Gunthem Coffee merupakan Kafe yang terletak di Semarang sekaligus *foodtruck* ketika ada suatu *event*. Gunthem Coffee memiliki menu kopi sebanyak 20. Banyaknya menu minuman yang akan memanjakan konsumen, pihak Gunthem Coffee memutuskan untuk membuat sebuah strategi pemasaran untuk memasarkan produknya, maka dari itu dibutuhkan sebuah penelitian mengenai pola minat konsumen sehingga akan memberikan keuntungan baik kepada pihak Gunthem Coffee maupun pihak konsumen.

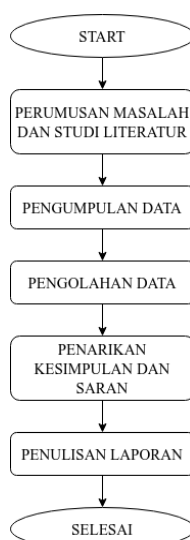
Data transaksi penjualan yang terjadi di Gunthem Coffee dapat menjadi variabel dalam bentuk *itemset* untuk mencari pola minat konsumen. dijadikan *itemset* yang akan digunakan sebagai variabel untuk digunakan dalam mencari pola minat konsumen. Pada penelitian ini menggunakan algoritma apriori dengan berdasarkan data lapangan yang dapat dihitung secara objektif. Algoritma apriori digunakan sebagai pencarian *frequent itemset* untuk mendapatkan aturan asosiasi. *Frequent itemset* merupakan kumpulan *item-item* yang kerap kali muncul secara bersamaan[2]. Algoritma apriori menggunakan pendekatan secara *iterative* atau *level-wish search* untuk mencari (k+1) *itemset* dengan menggunakan *k-itemset*[3]. Algoritma apriori memungkinkan membantu pihak Gunthem Coffee dalam mengetahui apa yang sering dibeli konsumen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian terdahulu yang berjudul “Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Perilaku dan Gaya Hidup Terhadap Penderita Hipertensi”. Penelitian tersebut bertujuan untuk mendiagnosa pola perilaku dan gaya hidup terhadap penderita hipertensi menggunakan metode algoritma apriori. Berdasarkan hasil perhitungan algoritma apriori dapat diketahui pola kombinasi *itemset* dari data penderita hipertensi dengan *lift ratio* tertinggi 2, support 30% dan confidence 88%[4]. Penelitian lain yang berjudul “Analisis Pola Penjualan Produk Makanan dan Minuman Menggunakan Algoritma Apriori”, membahas mengenai pola minat penjualan produk makanan dan minuman pada kafe Aksara. Melalui data transaksi selama satu bulan yang telah terbentuk bahwa produk makanan yang sering dijual bersamaan adalah Dimsum Ayam, Taro, Fried Fries, Lemon Tea dan Red Velvet dengan persentase 81.2% sampai dengan 94.1%[5]. Penelitian berjudul “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Pada Customer (Studi Kasus: Toko Bakoel Sembako)”, membahas mengenai salah satu toko ritel yang belum memanfaatkan data untuk diolah dengan algoritma apriori agar dapat pengetahuan baru yang dapat dimanfaatkan pihak toko. Hasil dari penelitian ini, diperoleh 30 transaksi yang memenuhi minimum *support* 3 dan minimum *confidence* 70% diperoleh 1 aturan yang terbentuk yaitu jika pelanggan membeli produk Sedaap mie goreng maka akan membeli telur 250gr[6]. Pada penelitian ini yang membedakan dari penelitian sebelumnya yaitu objek dan penggunaan *tools*. Objek yang digunakan pada penelitian ini adalah minuman dan *tools* yang digunakan yaitu Google Sheets. Google Sheets adalah sebuah program *spreadsheet* berbasis web milik Google yang berfungsi dalam membuat dan mengubah *file* secara *realtime* serta penggunaannya memerlukan akses internet[7].

Hasil yang diperoleh dari perhitungan algoritma apriori dapat sebagai bahan pertimbangan dalam membuat kebijakan untuk strategi pemasaran, dengan mengetahui jumlah dan kombinasi *item* menu yang banyak terjual secara bersamaan.

3. METODOLOGI PENELITIAN



Gambar 1. Metode Penelitian

Berdasarkan gambar 1, awal penelitian dilakukan dengan perumusan masalah untuk menentukan tujuan dari penelitian serta ruang lingkup penelitian yang akan dilakukan. Guna mendapatkan wawasan atau pengetahuan mengenai masalah yang diteliti, *studi literatur* dilakukan baik dari jurnal dan buku. Pada tahap pengumpulan data, penulis melakukan wawancara kepada pihak Gunthem Coffee untuk berdiskusi mengenai masalah yang sedang dialami serta mengumpulkan data. Penulis mengambil data transaksi penjualan satu tahun yang ada pada Gunthem Coffee. Data tersebut dianalisis dengan menggunakan pendekatan berdasarkan aturan asosiasi. Asosiasi merupakan suatu proses menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum *support* dan minimum *confidence* pada data[8]. *Support* adalah persentase kombinasi *item* sedangkan *confidence* yaitu kuatnya hubungan antar *item* dalam aturan asosiasi yang terbentuk oleh metode asosiasi dalam *data mining*[9]. Agar dapat menemukan nilai *support* dan *confidence* akan menggunakan rumus sebagai berikut[10].

$$Support(A) = \frac{\Sigma_{transaksi A}}{\Sigma_{transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

Pada rumus diatas untuk pembentukan satu (1) *itemset* dengan jumlah minimum *support* yaitu 30%. Bila semua kombinasi memenuhi akan dilanjut dalam pembentukan dua (2) *itemset* dengan rumus di bawah ini[10].

$$Support(A, B) = P(A \cap B) \\ Support(A) = \frac{\Sigma_{transaksi A dan B}}{\Sigma_{transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Dalam pembentukan tiga (3) *itemset* menggunakan rumus di bawah ini.

$$Support(A, B, C) = P(A \cap B \cap C) \\ Support(A) = \frac{\Sigma_{transaksi A, B, dan C}}{\Sigma_{transaksi}} \times 100\% \quad (3)$$

Apabila pembentukan *itemset* telah terbentuk, selanjutnya pembentukan *confidence* dengan menggunakan rumus di bawah ini[11].

$$Confidence = P(B \div A) = \frac{\Sigma_{transaksi A dan B}}{\Sigma_{transaksi A}} \times 100\% \quad (4)$$

Setelah menentukan nilai *support* dan *confidence*, langkah selanjutnya yaitu pembentukan aturan asosiasi *final*. Aturan asosiasi *final* diambil berdasarkan nilai *support* dan nilai *confidence* yang telah ditentukan. Kandidat *itemset* dibentuk dengan dua proses utama yang dilakukan algoritma apriori yaitu *Join Step* (Penggabungan) dan *Prune Step* (Pemangkasan). *Join Step* merupakan proses mengkombinasikan setiap *item* dengan *item* lainnya hingga tidak dapat terbentuk kombinasi lagi. *Prune Step* merupakan proses memangkas *item* yang telah dikombinasikan dengan menggunakan jumlah minimum *support* yang telah ditentukan. Berikut merupakan *pseudocode* dari algoritma apriori[12].

```

Procedure Apriori_Algorithm()
Input: D, a database of transactions; min_sup, the minimum support count threshold
Output: L, frequent itemsets in D = {frequent items};
Steps:
(1) L1 = find_frequent_1-itemsets(D);
(2) for (k = 2; Lk-1 ≠ ∅; k++) {
(3)   Ck = apriori_gen(Lk-1);
(4)   for each transaction t { // scan D for counts
(5)     Ct = subset(Ck, t; // get the subsets of t that are candidates
(6)       for each candidate c ∈ Ct
(7)         c.count++;
(8)       endfor
(9)     Lk = { c ∈ Ck | c.count ≥ min_sup }
(10)  endfor
(11)  return L = ∪k Lk;
Procedure apriori_gen(Lk-1: frequent (k-1)-itemsets)
(1) for each itemset l1 ∈ Lk-1
(2)   for each itemset l2 ∈ Lk-1
(3)    if (l1[1] = l2[1]) ∧ (l1[2] = l2[2]) ∧ ... ∧ (l1[k-2] = l2[k-2]) ∧ (l1[k-1] < l2[k-1]) then {
(4)      c = l1 X l2; // join step generate candidates
(5)      if has_infrequent_subset(c, Lk-1) then
(6)        delete c; // prune step: remove unfruitful candidate
(7)      else add c to Ck;
(8)    }
(9)  return Ck;
Procedure has_infrequent_subset(c: candidate k-itemset; Lk-1: frequent (k-1)-itemsets); //use priorknowledge
(1) for each (k-1)-subset s of c
(2)  if s ∈ Lk-1 then
(3)    return TRUE;
(4) return FALSE;

```

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam tahap berikut data diolah dengan menyeleksi data untuk mengetahui *item-item* yang paling banyak diminati. Berdasarkan data yang didapat pada transaksi bulan Januari hingga bulan Desember 2023, data tersebut diolah sehingga dapat ditemukan dengan mengikuti aturan asosiasi pada tabel 1.

Tabel 1. Data Penjualan Kopi

Bulan	Itemset
1	Black Pink, Hazelnut Latte, Kopi Susu Sanger
2	Black Pink, Cappuccino, Kopi Susu Sanger
3	Rum Coffee, Hazelnut Latte, Kopi Susu Sanger
4	Black Pink, Cappuccino, Hazelnut Latte
5	Black Pink, Hazelnut Latte, Kopi Susu Sanger
6	Black Pink, Rum Coffee, Kopi Susu Sanger
7	Black Pink, Cappuccino, Kopi Susu Sanger
8	Black Pink, Cappuccino, Rum Coffee
9	Cappuccino, Rum Coffee, Hazelnut Latte
10	Black Pink, Rum Coffee, Hazelnut Latte
11	Black Pink, Hazelnut Latte, Kopi Susu Sanger
12	Cappuccino, Rum Coffee, Hazelnut Latte

Data yang telah diolah diubah dalam bentuk format tabular, dengan membentuk data menggunakan konsep dari bilangan biner yaitu 0 dan 1. 1 berarti ada transaksi dan 0 tidak ada transaksi. Data tersebut diperoleh dari data rekapitulasi. Data yang telah berbentuk format tabular akan seperti tabel 2.

Tabel 2. Tabular Transaksi Penjualan Kopi

Bulan	Item Yang Dibeli				
	Black Pink	Cappuccino	Rum Coffee	Hazelnut Latte	Kopi Susu Sanger
1	1	0	0	1	1
2	1	1	0	0	1
3	0	0	1	1	1
4	1	1	0	1	0
5	1	0	0	1	1
6	1	0	1	0	1
7	1	1	0	0	1
8	1	1	1	0	0
9	0	1	1	1	0
10	1	0	1	1	0
11	1	0	0	1	1
12	0	1	1	1	0
ΣItemset	9	6	6	8	7

Pada tabel 3 merupakan hasil perhitungan pembentukan satu (1) *itemset* dengan nilai *support* 30% dan menggunakan rumus:

$$Support(A) = \frac{\Sigma transaksi A}{\Sigma transaksi} \times 100\%.$$

Tabel 3. Pembentukan 1 ItemSet

No	Item	ΣTransaksi	Support (%)
1	Black Pink	9	75
2	Cappuccino	6	50
3	Rum Coffee	6	50
4	Hazelnut Latte	8	66.66666667
5	Kopi Susu Sanger	7	58.33333333

Dikarenakan nilai *support* 30%, maka kelima *item* yakni Black Pink, Cappuccino, Rum Coffee, Hazelnut Latte, dan Kopi Susu Sanger telah memenuhi *support* dan dilanjut untuk perhitungan dua (2)

itemset. Pembentukan dua (2) *itemset* dengan mengkombinasikan *item-item* yang telah memenuhi minimum *support* dan menggunakan rumus:

$$Support(A, B) = P(A \cap B)$$

$$Support(A) = \frac{\Sigma \text{transaksi } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{transaksi}} \times 100\%$$

Tabel 4. Perhitungan 2 ItemSet

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Black Pink - Cappuccino	4	33%
2	Black Pink - Rum Coffee	3	25%
3	Black Pink - Hazelnut Latte	5	42%
4	Black Pink - Kopi Susu Sanger	6	50%
5	Rum Coffee - Kopi Susu Sanger	3	25%
6	Cappuccino - Hazelnut Latte	3	25%
7	Cappuccino - Kopi Susu Sanger	3	25%
8	Rum Coffee - Hazelnut Latte	4	33%
9	Rum Coffee - Kopi Susu Sanger	2	16%
10	Hazelnut Latte - Kopi Susu Sanger	4	33%

Pada tabel 4, kombinasi yang tidak memenuhi nilai *support* yaitu 30% akan dihilangkan yakni Black Pink - Rum Coffee, Rum Coffee - Kopi Susu Sanger, Cappuccino - Hazelnut Latte, Cappuccino - Kopi Susu Sanger, Rum Coffee - Kopi Susu Sanger. Maka akan didapatkan data seperti tabel 5.

Tabel 5. Pembentukan 2 ItemSet

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Black Pink - Cappuccino	4	33%
2	Black Pink - Hazelnut Latte	5	42%
3	Black Pink - Kopi Susu Sanger	6	50%
4	Rum Coffee - Hazelnut Latte	4	33%
5	Hazelnut Latte - Kopi Susu Sanger	4	33%

Kelima *item* pada tabel 5 telah memenuhi nilai *support* dan dilanjut untuk perhitungan tiga (3) *itemset*. Pembentukan tiga (3) *itemset* dengan mengkombinasikan *item-item* yang telah memenuhi minimum *support* dan menggunakan rumus:

$$Support(A, B) = P(A \cap B \cap C)$$

$$Support(A) = \frac{\Sigma \text{transaksi } A, B, \text{ dan } C}{\Sigma \text{transaksi}} \times 100\%$$

Tabel 6. Pembentukan 3 ItemSet

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Black Pink - Cappuccino - Rum Coffee	1	8%
2	Black Pink - Cappuccino - Hazelnut Latte	2	17%
3	Black Pink - Cappuccino - Kopi Susu Sanger	3	25%
4	Cappuccino - Rum Coffee - Hazelnut Latte	1	8%
5	Cappuccino - Rum Coffee - Kopi Susu Sanger	1	8%
6	Rum Coffee - Hazelnut Latte - Kopi Susu Sanger	0	0%
7	Rum Coffee - Hazelnut Latte - Black Pink	1	8%

Berdasarkan tabel 6 tidak ada kombinasi yang memenuhi, maka proses pembentukan *itemset* dihentikan dan dilanjutkan dengan langkah selanjutnya yaitu pembentukan aturan asosiasi. Pembentukan aturan asosiasi menggunakan rumus:

$$Confidence = P(B \div A) \frac{\Sigma \text{transaksi } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{transaksi } A} \times 100\%$$

Tabel 7. Pembentukan Aturan Asosiasi

No	Aturan	Confidence
1	Jika membeli Black Pink, maka akan membeli Cappuccino	4/9 44%
2	Jika membeli Cappuccino, maka akan membeli Black Pink	4/6 67%
3	Jika membeli Black Pink, maka akan membeli Hazelnut Latte	5/9 56%
4	Jika membeli Hazelnut Latte, maka akan membeli Black Pink	5/8 63%
5	Jika membeli Black pink, maka akan membeli Kopi Susu Sanger	6/9 67%
6	Jika membeli Kopi Susu Anger, maka akan membeli Black Pink	6/7 86%
7	Jika membeli Rum Coffee, maka akan membeli Hazelnut Latte	4/6 67%
8	Jika membeli Hazelnut Latte, maka akan membeli Rum Coffee	4/8 50%
9	Jika membeli Kopi Susu Sanger, maka akan membeli Hazelnut Latte	4/7 57%
10	Jika membeli Hazelnut Latte, maka akan membeli Kopi Susu Sanger	4/8 50%

Tabel 7 menunjukkan ada keempat *item* yang telah memenuhi minimum *confidence* yaitu 60% maka *item* yang tidak memenuhi minimum *confidence* akan dihapus dan menjadi seperti tabel 8.

Tabel 8. Pembentukan Aturan Asosiasi

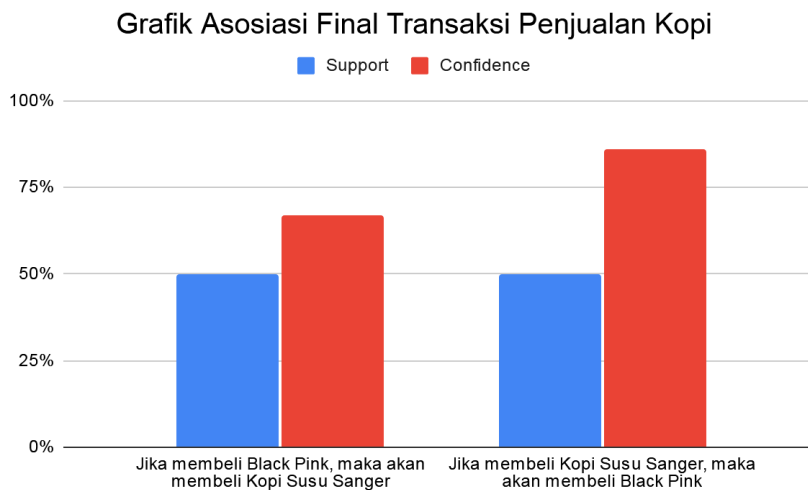
No	Aturan	Confidence
1	Jika membeli Cappuccino, maka akan membeli Black Pink	4/6 67%
2	Jika membeli Hazelnut Latte, maka akan membeli Black Pink	5/8 63%
3	Jika membeli Black pink, maka akan membeli Kopi Susu Sanger	6/9 67%
4	Jika membeli Kopi Susu Anger, maka akan membeli Black Pink	6/7 86%
5	Jika membeli Rum Coffee, maka akan membeli Hazelnut Latte	4/6 67%

Aturan asosiasi *final* terurut berdasarkan minimum *support* dan minimum *confidence* yang telah ditentukan, dapat dilihat pada tabel 9.

Tabel 9. Pembentukan Aturan Asosiasi Final

Aturan	Support	Confidence
Jika membeli Black Pink, maka akan membeli Kopi Susu Sanger	50%	67%
Jika membeli Kopi Susu Sanger, maka akan membeli Black Pink	50%	86%

Berdasarkan nilai akhir yang ditemukan, pada tabel 9 ditemukan 2 aturan asosiasi yaitu jika membeli Black Pink, maka Kopi Susu Sanger juga akan dibeli dengan nilai *support* 50% dan nilai *confidence* 67%, dan jika membeli Kopi Susu Sanger, maka Black Pink dibeli dengan nilai *support* 50% dan nilai *confidence* 86%. Dengan mengetahui banyaknya produk minuman yang terjual, pihak Gunthem Coffee dapat memanfaatkannya untuk memasarkan produk minumannya.



Gambar 2. Grafik Asosiasi Final

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini, algoritma apriori berhasil diterapkan dalam pencarian pola minat konsumen pada kafe Gunthem Coffee. Hal tersebut dapat dijelaskan berdasarkan perhitungan algoritma apriori, data transaksi penjualan selama 1 tahun dapat ditemukan 2 aturan asosiasi yaitu apabila konsumen membeli Black Pink, maka akan membeli Kopi Susu Sanger dengan nilai *support* 50% dan nilai *confidence* 67% dan bila membeli Kopi Susu Sanger maka akan membeli Black Pink dengan nilai *support* 50% dan nilai *confidence* 87%. Hasil tersebut menjelaskan bahwa kemungkinan besar bila konsumen membeli Kopi Susu Sanger, konsumen juga akan membeli Black Pink dalam satu transaksi. Penggunaan parameter aturan asosiasi yaitu nilai minimum *support* 30% dan nilai minimum *confidence* 60% dapat memberikan pedoman dalam mengidentifikasi pola minat konsumen. Informasi tersebut dapat membantu pihak Gunthem Coffee dalam mengembangkan strategi pemasaran. Adanya penelitian ini, diharapkan ada perbaikan maupun pengembangan pada penerapan algoritma apriori data transaksi Gunthem Coffee dan saran dari penelitian yang dilakukan yaitu pengembangan berupa program berbasis web dan aplikasi berbasis android agar lebih mudah ketika digunakan.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Puji, A. Mentari, and Y. P. Kristiutami, "STRATEGI PEMASARAN DI CAFÉ COLADA ANTAPANI PASCA PANDEMI COVID 19," *Jurnal Manajemen Jasa*, vol. 2, no. 2, 2022. Available: <http://ejournal.ars.ac.id/index.php/jsj>
- [2] A. Musthafa and A. Wibowo, "Analisis Pola Penjualan Produk Vitamin Menggunakan Algoritma Apriori," *Prosiding Seminar Nasional Riset Dan Information Science (SENARIS)*, vol. 2, pp. 62–74, 2020.
- [3] L. Sunardi, Y. Waruwu, A. Anto, T. Susilo, and Y. Waruwu, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA DATA PENJUALAN KOSMETIK DI TOKO SHARLY KOTA LUBUKLINGGAU," *Jurnal Teknik Informatika Musirawas) Andri Anto Tri Susilo*, vol. 4, no. 2, 2019.
- [4] H. Novina Putri, E. Budianita, F. Syafria, and F. Insani, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Perilaku Dan Gaya Hidup Terhadap Penderita Hipertensi," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 3, 2022.
- [5] Boby, Solikhun, and Z. A. Siregar, "Analisis Pola Penjualan Produk Makanan dan Minuman Menggunakan Algoritma Apriori," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 2, no. 2, 2022, Accessed: Jul. 03, 2024. Available: <https://hostjournals.com/jimat/article/view/161>
- [6] A. N. Rahmi and A. Mikola, "IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN PADA CUSTOMER (STUDI KASUS : TOKO BAKOEL SEMBAKO)," *Universitas Amikom Yogyakarta*, vol. 4, no. 1, 2021. Available: <https://jurnal.amikom.ac.id/index.php/infos/article/view/561>
- [7] I. A. Kamal and A. B. Cahyono, "Pemanfaatan Chatbot Berbasis Dialogflow dan Google Sheet Api untuk Penyimpanan Laporan Komplain Konsumen Toko Online," *Journal Portal Indonesia - Universitas Islam Indonesia*, vol. 3, no. 2, 2022. Available: <https://journal.uui.ac.id/AUTOMATA/article/view/24201>
- [8] R. P. Tulodo, W. Wahyudin, and M. A. Syafii, "Peningkatan Penjualan Oriental Cafe Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Pendidikan dan Kewirausahaan*, vol. 9, no. 1, pp. 284–296, Sep. 2021, doi: 10.47668/pkwu.v9i1.236.
- [9] A. Wijaya, A. Faqih, D. Solihudin, C. L. Rohmat, and S. E. Permana, "PENERAPAN ASSOCIATION RULES MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK IDENTIFIKASI POLA PEMBELIAN," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 6, 2023. Available: <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/8270>
- [10] I. Haidar and S. Hidayat, "Implementasi Algoritma Apriori pada Transaksi Penjualan untuk Meningkatkan Minat Beli pada Restoran XYZ," *Journal Portal Indonesia - Universitas Islam Indonesia*, vol. 2, no. 1, 2021. Available: <https://journal.uui.ac.id/AUTOMATA/article/view/17357>
- [11] A. ichlas, I. Rasyid Munthe, and M. Nirmala Sari Hasibuan, "Aturan Asosiasi untuk Analisis Data Penjualan Produk Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Teknik Informatika Unika*, vol. 6, no. 1, pp. 2657–1501, 2021. Available: <https://media.neliti.com/media/publications/441263-none-fdbccdd2.pdf>
- [12] K. S. Adewole, A. G. Akintola, A. R. Ajiboye, and S. O. Abdulsalam, "Frequent Pattern and Association Rule Mining from Inventory Database Using Apriori Algorithm," *Afr J Comput Ict*, vol.

7, no. 3, 2014. Available: <https://uilspace.unilorin.edu.ng/items/27b50fdb-bb3d-488f-aeb3-498f4cbb6d97>