

## ANALISIS POLA PEMBELIAN PELANGGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK STRATEGI PROMOSI

Zulfikar Reza Pahlevi<sup>1\*</sup>, Wiwin Winarti<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Universitas Pamulang  
Fikarreza183@gmail.com<sup>1</sup>, dosen02374@unpam.ac.id<sup>2</sup>

*Submitted January 19, 2026; Revised April 2, 2026; Accepted April 5, 2026*

### Abstrak

Penelitian ini dilakukan pada sebuah kafe yang berlokasi di Kota Tangerang Selatan. Meskipun kafe ini tergolong populer, pengelolaan strategi promosinya masih dilakukan secara konvensional dan belum memanfaatkan data transaksi yang tersedia secara optimal. Hal ini menyebabkan penentuan paket promosi seringkali tidak tepat sasaran dan kurang mencerminkan preferensi pelanggan. Penelitian ini menerapkan teknik *Data Mining* dengan algoritma Apriori untuk mengekstraksi pola pembelian tersembunyi dari data transaksi. Penelitian ini menggunakan perangkat lunak Altair AI Studio dengan dataset skala besar sebanyak 27.251 transaksi periode Januari–Mei 2025, yang mengintegrasikan tahap *pre-processing* di Microsoft Excel dengan transformasi biner otomatis untuk mendapatkan aturan asosiasi yang lebih presisi. Hasil dari Proses analisis menggunakan parameter *minimum support* 1% dan *minimum confidence* 10% berhasil mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan. Temuan utama menunjukkan adanya hubungan sangat kuat antara pembelian Nasi Goreng Seafood dan Air Mineral dengan nilai *lift ratio* tertinggi sebesar 2,698 dan *confidence* 35,7%. Selain itu, ditemukan pola keterkaitan antara menu camilan (*French Fries*) dengan varian kopi tertentu yang memiliki korelasi positif (*lift* > 1).

**Kata Kunci** : Algoritma Apriori, Altair Ai Studio, *Data Mining*, *Association Rules*

### Abstract

*This research was conducted at a cafe located in South Tangerang City. Although the cafe is quite popular, its promotional strategy management is still carried out conventionally and has not optimally utilized the available transaction data. This results in the determination of promotional packages often missing the target and failing to reflect customer preferences accurately. This research applies data mining techniques using the Apriori algorithm to extract hidden purchasing patterns from transaction data. The research utilized Altair AI Studio software with a large-scale dataset consisting of 27,251 transactions from the period of January to May 2025. The research integrated a pre-processing stage in Microsoft Excel with automatic binary transformation to obtain more precise association rules. The analysis process, using a minimum support of 1% and a minimum confidence of 10%, successfully identified significant purchasing patterns. The main findings reveal a very strong association between the purchase of Nasi Goreng Seafood and Air Mineral, with the highest lift ratio of 2.698 and a confidence value of 35.7%. In addition, patterns of association were found between snack menus (French Fries) and certain coffee variants that showed a positive correlation (lift > 1).*

**Keywords** : *Apriori Algorithm, Altair AI Studio, Data Mining, Association Rules*

## 1. PENDAHULUAN

Industri kuliner di Indonesia menunjukkan perkembangan yang sangat pesat, ditandai dengan meningkatnya jumlah kafe dan usaha makanan yang tidak hanya menawarkan minuman, tetapi juga berbagai pilihan makanan guna menarik minat pelanggan. Kondisi ini menyebabkan

tingkat persaingan antar pelaku usaha semakin ketat, sehingga diperlukan strategi penjualan dan promosi yang tepat dan efektif untuk meningkatkan daya saing serta volume penjualan. Strategi promosi merupakan kegiatan yang direncanakan untuk memengaruhi konsumen agar melakukan pembelian dengan tujuan

meningkatkan penjualan perusahaan [1]. Salah satu strategi promosi yang banyak diterapkan dalam industri kuliner adalah *bundling menu*, yaitu penggabungan beberapa produk ke dalam satu paket dengan harga yang lebih menarik dibandingkan pembelian secara terpisah [2].

Kafe yang menjadi tempat penelitian, merupakan salah satu kafe yang berlokasi di sekitar Universitas Pamulang dengan target pasar utama mahasiswa, dosen, dan masyarakat umum. Meskipun memiliki jumlah pelanggan yang cukup banyak dan data transaksi penjualan yang terus bertambah, penyusunan *bundling menu* yang diterapkan masih bersifat umum dan belum didasarkan pada analisis data transaksi pelanggan. Akibatnya, paket *bundling* yang disusun belum sepenuhnya mencerminkan pola dan kebiasaan pembelian pelanggan.

Pola pembelian pelanggan merupakan kombinasi item yang memiliki kecenderungan untuk dibeli secara bersamaan oleh pelanggan [3]. Ini merupakan informasi berharga yang dapat digunakan oleh praktisi bisnis sehingga efektivitas strategi promosi yang diterapkan belum dapat dievaluasi secara optimal.

Dengan berkembangannya teknologi informasi, Memungkinkan para pelaku bisnis untuk memanfaatkan data transaksi penjualan untuk menghasilkan informasi yang bernilai bagi pengambilan keputusan bisnis. *Data mining* merupakan proses untuk mengekstraksi pola, hubungan, dan pengetahuan yang berguna dari kumpulan data dalam jumlah besar [4]. Salah satu teknik *data mining* yang sering digunakan dalam analisis transaksi penjualan adalah *association rules mining*, yang bertujuan untuk menemukan keterkaitan antar item yang sering dibeli secara bersamaan dalam suatu transaksi [5].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan algoritma Apriori dan *association rules mining* untuk menganalisis pola pembelian pelanggan. Styawati yang menerapkan algoritma Apriori pada 1.625 transaksi penjualan di Toko Diengva menggunakan RapidMiner 7.1 dengan *minimum support* 2% dan *confidence* 30%, dan menghasilkan empat aturan asosiasi yang dimanfaatkan sebagai dasar rekomendasi strategi pemasaran [6]. Penelitian oleh Zaenal Abidin yang menganalisis data penjualan suku cadang kendaraan roda dua sebanyak 750 transaksi menggunakan algoritma Apriori berbasis Python, dan menghasilkan 13 aturan asosiasi valid dengan nilai *lift ratio* lebih dari satu untuk optimalisasi pengelolaan stok barang [7].

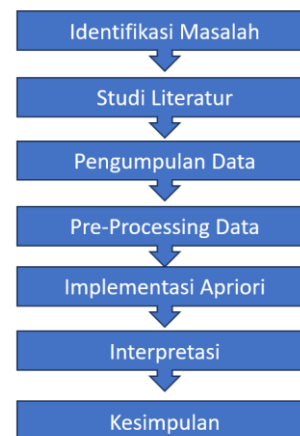
Penelitian lain dilakukan oleh Intan Pratiwi pada 22.121 transaksi penjualan paket kuota di PT. XL Axiata Tegal menggunakan algoritma Apriori melalui RapidMiner dan Microsoft Excel, yang menghasilkan tujuh aturan asosiasi dengan nilai *confidence* tertinggi mencapai 93% sebagai dasar strategi penjualan dan pengelolaan stok [8]. Selain itu, Feberlian Elisabeth Gulo menerapkan algoritma FP-Growth pada data transaksi ritel dan menghasilkan 14 aturan asosiasi valid dengan nilai *lift ratio* lebih dari satu yang digunakan untuk rekomendasi promosi *bundling* dan penataan stok produk [9]. Penelitian terbaru oleh Bagus Nurislaha menerapkan algoritma Apriori pada 120 transaksi di toko online Elite Sport menggunakan RapidMiner 10.3 dengan *minimum support* 30% dan *confidence* 60%, yang menghasilkan 11 aturan asosiasi (seperti produk Pompa dan Bola Voli) untuk mengatasi inventaris tidak terjual dan meningkatkan strategi pemasaran [10].

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa *association rules* dengan algoritma Apriori maupun FP-Growth efektif digunakan untuk

mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan mendukung pengambilan keputusan bisnis. Karena teknik *association rules mining* dapat digunakan untuk mengetahui hubungan atau keterkaitan antar data. Teknik ini banyak diterapkan pada data transaksi penjualan untuk mengetahui pola pembelian konsumen, seperti penempatan produk yang sering dibeli secara bersamaan agar dapat meningkatkan peluang penjualan [11].

Permasalahan yang dihadapi oleh Kafe adalah belum optimalnya pemanfaatan data transaksi penjualan dalam penyusunan *bundling menu*, sehingga strategi yang diterapkan masih bersifat subjektif dan belum adanya analisis pola pembelian pelanggan secara nyata. Hal ini menyebabkan analisis yang lebih komprehensif diperlukan untuk mengidentifikasi hubungan antar item menu yang sering dibeli secara bersamaan sebagai dasar untuk pengambilan keputusan yang lebih tepat. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian pelanggan pada data transaksi menggunakan algoritma Apriori dengan bantuan Altair AI Studio. Algoritma Apriori dianggap relevan karena mampu menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* untuk mengungkap hubungan antar item dalam data transaksi. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam penerapan *data mining* pada usaha kuliner, khususnya dalam menghasilkan rekomendasi *bundling menu* berbasis data yang lebih efektif serta mendukung pengambilan keputusan strategi promosi secara lebih akurat.

## 2. METODE PENELITIAN



Sumber : Dokumen Pribadi

**Gambar 1. Alur Penelitian**

Penelitian ini menggunakan teknik *data mining* berupa *association rules mining* untuk menganalisis pola pembelian pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan. Alur penelitian dirancang secara sistematis mulai dari mengidentifikasi masalah pada Kafe, kemudian dilanjutkan dengan studi literatur untuk membangun kerangka teoritis mengenai perilaku konsumen dan teknik analisis data. Teknis analisis data dalam penelitian ini mengikuti prosedur standar *Knowledge Discovery in Databases* (KDD).

Prosedur standar *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang meliputi pengumpulan data, *pre-processing*, transformasi, implementasi, hingga interpretasi hasil [12]. dimulai dari pengumpulan data, di mana data transaksi penjualan diperoleh langsung dari sistem *Point of Sale* (POS) pada kafe. Setelah data terkumpul, dilakukan *pre-processing*, yang mencakup seleksi data untuk memastikan hanya data yang relevan dengan tujuan penelitian yang digunakan, pembersihan data duplikat, penyeragaman penamaan item menu, serta penyesuaian format transaksi. Tahap *pre-processing* ini dilakukan menggunakan Microsoft Excel untuk memudahkan pengolahan dan pengecekan konsistensi data.

Selanjutnya, data ditransformasikan ke dalam bentuk tabular atau transaksi biner agar dapat diproses oleh algoritma Apriori. Transformasi dilakukan menggunakan microsoft excel. Tahap implementasi Apriori dilakukan menggunakan perangkat lunak Altair AI Studio, algoritma digunakan untuk menghasilkan frequent itemset dan aturan asosiasi berdasarkan dua matriks utama yaitu *support* dan *confidence* [13]. Untuk menghitung nilai *support* sebuah item didapatkan dari rumus berikut:

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Berisi A}}{\text{Total Transaksi}}$$

Sedangkan nilai *support* dari dua buah item didapatkan dari rumus berikut:

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

$$Support(A, B) = \frac{\Sigma \text{Transaksi Berisi A dan B}}{\Sigma \text{Transaksi}}$$

Nilai *confidence* diperoleh dengan rumus berikut:

$$C = P(B|A) = \frac{\Sigma \text{Transaksi Berisi A dan B}}{\Sigma \text{Transaksi A}} \times 100\%$$

$C = Confidence$

Untuk memastikan aturan yang dihasilkan valid dan tidak terjadi secara kebetulan, dilakukan pengujian *lift ratio* dengan rumus:

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)}$$

Aturan dianggap valid dan memiliki korelasi positif jika nilai *lift* > 1 [14].

Tahap selanjutnya adalah interpretasi hasil, yaitu menganalisis aturan asosiasi yang dihasilkan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan, yang selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam merancang strategi *bundling menu* yang lebih efektif. Kekuatan aturan asosiasi terletak pada kemampuannya menemukan keterkaitan tersembunyi, yang dapat membantu pelaku bisnis mengoptimalkan operasional dan pengalaman pelanggan [15]. Hasil analisis ini selanjutnya digunakan untuk

merumuskan rekomendasi strategi *bundling menu* sebelum ditarik kesimpulan akhir.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### Persiapan Data

Data penelitian bersumber dari sistem *Point of Sale* (POS) kafe yang mencakup nomor transaksi, tanggal, dan daftar item yang dibeli. Tahap ini berfokus pada seleksi data untuk memastikan relevansi terhadap tujuan penelitian, dengan hanya menyertakan atribut ID transaksi dan item menu. Dari total populasi data, dihasilkan 27.251 data transaksi dari rentang waktu Januari sampai Mei 2025 yang representatif dan siap diolah lebih lanjut. Sampel dataset hasil seleksi disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1. Data Transaksi**

No	Id Transaksi	Item
1.	1O4S42	Vanilla Latte (Large)
2.	1O4S43	Relatif Coffee (Large) x 2, Mix Platter, Nasi Goreng Seafood, Brownie (Cheese)
3.	3BO9IH	Relatif Coffee (Regular), Vanilla Latte (Regular) 0
4.	3BO9II	Air Mineral
5.	3BO9IJ	Funky Monkey Mocha (Regular), French Fries, Relatif Coffee (Regular)
6.	3BO9IK	Butterscotch Latte (Large)
7.	3BO9IL	Chocolate (Reguler ice)
8.	3BO9IM	Matcha (Large ice), French Fries
...	...	...
27.251	BLCV33	Relatif Coffee (Regular), Pisang Keju, Mix Platter, Matcha (Large ice)

Sumber : Dokumen Pribadi

Data transaksi pada Tabel 1 menunjukkan bahwa dalam satu transaksi pelanggan dapat membeli satu atau lebih item menu. Pola yang ada pada transaksi dapat disebut sebagai pola pembelian pelanggan yang merepresentasikan kebiasaan pelanggan dalam membeli. ini menjadi dasar untuk penerapan algoritma Apriori dalam menemukan keterkaitan antar item menu yang sering dibeli secara bersamaan.

### Pre-processing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan agar data transaksi siap dianalisis. Data yang sudah diseleksi kemudian dibersihkan dari data duplikat dan penamaan item menu diseragamkan. Selain itu, keterangan jumlah seperti “x 2” dihapus supaya setiap item dihitung sebagai satu keberadaan dalam transaksi.

Selanjutnya, data yang semula berisi banyak item dalam satu baris (seperti pada Tabel 1) disusun ulang menjadi satu baris untuk satu item. Dengan format ini, satu ID transaksi bisa muncul lebih dari satu kali sesuai jumlah produk yang dibeli. Hal ini dilakukan agar proses perhitungan *support*, *confidence*, dan *lift ratio* di Altair AI Studio dapat berjalan maksimal. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2. Hasil Pre-Processing**

No	Id Transaksi	Item
1.	1O4S42	Vanilla Latte (Large)
2.	1O4S43	Relatif Coffee (Large)
3	1O4S43	Mix Platter
4	1O4S43	Nasi Goreng Seafood
5	1O4S43	Brownie (Cheese)
6	3BO9IH	Relatif Coffee (Regular)
7	3BO9IH	Vanilla Latte (Regular)
8	3BO9II	Air Mineral
9	3BO9II	Funky Monkey Mocha (Regular)
10	3BO9II	French Fries

Sumber : Dokumen Pribadi

Format satu baris satu item pada Tabel 2 bertujuan agar setiap menu yang dibeli dapat dihitung dengan benar. Susunan data seperti ini merupakan format yang paling sesuai untuk diubah menjadi bentuk tabular (biner) pada tahap berikutnya, di mana setiap item akan dipisahkan menjadi kolom-kolom tersendiri.

### Transformasi

Setelah tahap *pre-processing*, data transaksi pada Tabel 2 ditransformasikan ke dalam format tabular menggunakan Microsoft Excel. Setiap item menu diubah menjadi kolom tersendiri dengan nilai biner. Data hasil transformasi ini kemudian di-*import* ke dalam perangkat lunak Altair AI Studio. Di dalam Altair, sistem secara otomatis membaca format tabular tersebut menjadi nilai "true" (jika item dibeli) dan "false" (jika item tidak ada). Proses ini sangat penting agar algoritma Apriori dapat menghitung frekuensi kemunculan item secara akurat. Tampilan data yang telah terbaca dalam format biner pada Altair AI Studio dapat dilihat pada Gambar 2.

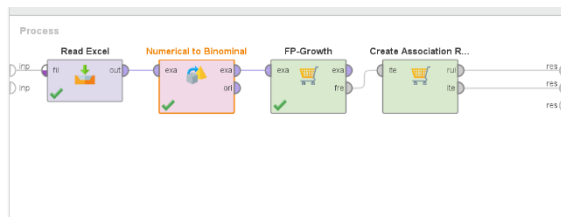
The screenshot shows a software interface with a table of data. The table has columns for 'Item No.', 'ID Transaksi', and several columns representing different items with binary values (true/false). The interface includes a menu bar with options like 'Table Prep', 'Auto Model', and 'Interactive Analysis'. The table content is partially visible, showing rows of data with 'true' and 'false' values.

Sumber : Dokumen Pribadi

**Gambar 2. Hasil Transformasi**

### Implementasi Apriori

Setelah data siap dalam format biner, tahap selanjutnya adalah menjalankan proses analisis menggunakan Altair AI Studio. Gambar 3 menunjukkan alur kerja (*workflow*) yang disusun untuk mengekstraksi aturan asosiasi dari data transaksi.



Sumber : Dokumen Pribadi

**Gambar 3. Proses Analisis Dengan Altair Ai Studio**

Proses yang dilakukan dalam perangkat lunak ini melibatkan beberapa operator utama sebagai berikut:

1. *Read Excel* (*import* dari microsoft excel Excel)
2. *Numerical to Binominal* (transformasi data)
3. *Fp-Growth* (Operator Algoritma)
4. *Create Association rules* (Operator Pembentuk Aturan Asosiasi)

Pada penelitian ini, parameter yang digunakan adalah *minimum support* sebesar 1% (0.01) dan *minimum confidence* sebesar 10% (0.1). Hasil akhir berupa aturan asosiasi yang terbentuk dari proses ini dapat dilihat pada Gambar 4.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Gain	p-value	Lift
13	French Fries	Relatif Coffee (Regular)	0.015	0.142	0.917	-0.199	0.001	1.096
14	French Fries	Relatif Coffee (Large)	0.016	0.149	0.918	-0.198	0.001	1.059
15	Mix Platter	Air Mineral	0.015	0.157	0.927	-0.175	0.002	1.189
16	Mix Platter	Relatif Coffee (Large)	0.017	0.179	0.929	-0.173	0.004	1.259
17	Nasi Goreng Seafood	Air Mineral	0.014	0.357	0.976	-0.053	0.009	2.698

Sumber : Dokumen Pribadi

**Gambar 4. Hasil Aturan Asosiasi**

### Interpretasi Hasil

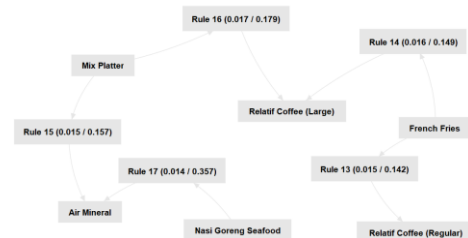
Berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan algoritma Apriori, ditemukan beberapa aturan asosiasi (*association rules*) yang mencerminkan perilaku pembelian pelanggan pada kafe. Penilaian kekuatan aturan didasarkan pada nilai *Lift ratio*; jika nilai *lift* > 1, maka aturan tersebut dinyatakan valid dan memiliki korelasi positif.

Hasil interpretasi dari aturan-aturan utama disajikan sebagai berikut:

1. Kategori Camilan dan Kopi  
Pelanggan yang membeli *French Fries* memiliki kecenderungan membeli *Relatif Coffee* baik ukuran *Regular* (*lift* 1,096) maupun *Large*

(*lift* 1,059). Hal ini menunjukkan bahwa camilan asin merupakan pendamping utama bagi menu kopi favorit.

2. Kategori Makanan Berat dan Minuman  
Ditemukan asosiasi yang sangat kuat antara *Nasi Goreng Seafood* dan *Air Mineral* dengan nilai *confidence* 0,357 dan *lift ratio* tertinggi sebesar 2,698. Angka ini menunjukkan bahwa pelanggan yang memesan makanan berat hampir pasti membutuhkan minuman netral seperti air mineral.
3. Kategori Menu Sharing(berbagi)  
*Mix Platter* memiliki hubungan yang kuat dengan *Relatif Coffee (Large)* dengan nilai *lift* 1,269. Pola ini mengindikasikan bahwa menu *sharing* cenderung dibeli bersamaan dengan minuman ukuran besar, yang kemungkinan dikonsumsi dalam durasi waktu berkunjung yang lebih lama.



Sumber : Dokumen Pribadi

**Gambar 5. Hasil Aturan Asosiasi Dalam Bentuk Grafik**

Visualisasi hasil ini disajikan dalam Gambar 4 (Tabel Aturan) dan Gambar 5 (Grafik Asosiasi) yang saling melengkapi. Gambar 4 memberikan detail nilai numerik, sementara Gambar 5 mempermudah identifikasi pola secara visual melalui ketebalan garis hubungan antar-menu. Berdasarkan hasil yang didapat dari *graph* dan *description* menunjukkan hasil yang konsisten, di mana asosiasi item paling kuat

dengan nilai *confidence* dan *lift ratio* tertinggi adalah jika pelanggan membeli Nasi Goreng Seafood, maka akan membeli juga Air Mineral secara bersamaan dengan nilai *support* sebesar 1,4% (0.014) dan *confidence* sebesar 35,7% (0.357). Aturan ini merupakan temuan paling signifikan dengan nilai *lift ratio* sebesar 2,698. Sementara itu, aturan asosiasi terendah yang masih memenuhi kriteria adalah jika pelanggan membeli French Fries, maka akan membeli juga Relatif Coffee (Large) secara bersamaan dengan nilai *confidence* sebesar 14,9% dan *lift ratio* sebesar 1,059. Perbandingan ini memberikan gambaran jelas mengenai kuat atau lemahnya hubungan antar-item menu yang dapat dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan strategi pemasaran.

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma Apriori menggunakan Altair AI Studio berhasil mengungkap pola pembelian pelanggan pada kafe yang terdiri dari 27.251 data transaksi. Hasil analisis menunjukkan bahwa keterkaitan antar-item menu yang paling kuat (dominan) adalah kombinasi antara Nasi Goreng Seafood dan Air Mineral dengan nilai *support* 1,4%, *confidence* 35,7%, dan *lift ratio* tertinggi sebesar 2,698. Nilai *lift ratio* yang lebih besar dari 1 menunjukkan bahwa aturan ini sangat valid dan memiliki korelasi positif yang kuat.

Dampak signifikan dari penelitian ini terhadap tujuan awal adalah tersedianya landasan ilmiah berbasis data untuk menggantikan pengambilan keputusan yang sebelumnya bersifat subjektif. Dengan diketahuinya pola pembelian ini, pihak manajemen dapat merancang strategi pemasaran yang lebih akurat, seperti pembuatan paket *bundling menu* yang relevan dengan kebiasaan pelanggan dan pengaturan tata letak menu pada sistem

POS. Hasil ini diharapkan dapat meningkatkan efektivitas promosi serta mengoptimalkan volume penjualan pada kafe secara berkelanjutan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Annisa, R. Roswaty, dan B. Setiawan, "Pengaruh Strategi Promosi terhadap Keputusan Konsumen dalam Pembelian Kosmetik Sari Ayu di Outlet Mall Palembang Icon," *Jurnal Nasional Manajemen Pemasaran & SDM*, vol. 1, no. 2, hlm. 56–65, Des 2020, doi: 10.47747/jnmpsdm.v1i2.127.
- [2] Y. Aditya, H. F. Ramadhan, R. P. Asikin, A. Rahmawati, dan B. Cahyo Baskoro, "Pengaruh Bundling Mainan terhadap Penjualan Makanan Cepat Saji: Happy Meal McD," *JoSES: Journal of Sharia Economics Scholar*, vol. 2, no. 3, hlm. 59–71, Des 2024, doi: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14460060>.
- [3] E. C. Vidiya dan G. Testiana, "Analisis Pola Pembelian di Lathansa Cafe & Ramen dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth Berbantuan RapidMiner," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 3, hlm. 1118–1126, Jul 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i3.2739.
- [4] B. G. Sudarsono, M. I. Leo, A. Santoso, dan F. Hendrawan, "Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner," *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, vol. 4, no. 1, Apr 2021, doi: 10.30813/jbase.v4i1.2729.
- [5] A. Rahmadsyah, H. Hartono, dan R. Rosnelly, "Analisa Association Rule Pada Algoritma Apriori Untuk Minat Pembelian Alat Kesehatan," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 1, hlm.

- 280, Jan 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2658.
- [6] Styawati, Nurkholis Andi, dan Anjumi Krisma Nur, “Analisis Pola Transaksi Pelanggan Menggunakan Algoritme Apriori,” *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, hlm. 619–626, Sep 2021, doi: 10.30645/j-sakti.v5i2.362.
- [7] Z. Abidin, A. Kharisma Amartya, dan A. Nurdin, “Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo),” *JURNAL TEKNOINFO*, vol. 16, no. 2, hlm. 225–232, Jul 2022, doi: 10.33365/jti.
- [8] I. Pratiwi, N. Suarna, dan T. Suprapti, “Implementasi Association Rules Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Paket Kuota Perdana Pelanggan XI Menggunakan Algoritma Apriori,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, hlm. 162–169, Feb 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8339.
- [9] F. E. Gulo, F. A. Azhari, L. Setiawan, dan L. A. Pratiwi, “Penerapan Aturan Asosiasi di Darvina Mart untuk Menentukan Pola Pembelian Pelanggan,” *Journal of Industrial Innovation and Safety Engineering (JINSENG)*, vol. 1, no. 2, hlm. 92–100, Agu 2023, doi: 10.35718/jinseng.v1i2.897.
- [10] B. Nurislah, G. Dudih, dan G. Seliwati, “Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Pelanggan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori,” *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra*, vol. 10, no. 1, hlm. 44–52, Mar 2024, doi: 10.52005/rekayasa.v10i1.427.
- [11] S. Lestari, Yulmaini, Aswin, dan Sylvia, *Data Mining, Algoritma dan Contoh Implementasi*. Bandar Lampung: Darmajaya Press, 2021.
- [12] D. Sitanggang, M. Turnip, Y. Laia, dan S. P. Tamba, *Algoritma Apriori*, vol. 1. Unpri Press, 2023.
- [13] G. Maulani dkk., *Penerapan Data Mining Di Berbagai Bidang*, 1 ed. Padang: CV HEI PUBLISHING INDONESIA, 2024.
- [14] A. Wanto dkk., *Data Mining : Algoritma dan Implementasi*. Yayasan Kita Menulis, 2020.
- [15] J. Kumar, *Data Warehouse and Data Mining: Concepts, techniques and real life applications*. BPB Online, 2024. [Daring]. Tersedia pada: [www.bpbonline.com](http://www.bpbonline.com)