

## Analisis Pola Ko-Kemunculan Produk Berbasis Waktu Menggunakan Algoritma Apriori pada Data Penjualan Pitch 19

**Muhammad Rizky Maulana<sup>\*</sup>, Muhammad Arifin, R. Rhoedy Setiawan**

Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus, Kudus, Indonesia  
 Email: <sup>1,\*</sup>rm7631835@gmail.com, <sup>2</sup>arifin.m@umk.ac.id, <sup>3</sup>rhoedy.setiawan@umk.ac.id  
 Email Penulis Korespondensi: rm7631835@gmail.com<sup>\*</sup>

Submitted: 18/05/2026; Accepted: 02/06/2026; Published: 30/06/2026

**Abstrak-** Penelitian ini menganalisis pola ko-kemunculan produk Pitch 19 periode Januari-April 2026 menggunakan *market basket analysis* dan algoritma Apriori. Data bersumber dari rekap penjualan harian pada *sheet* January-April, sehingga satu tanggal diperlakukan sebagai satu *basket* harian, bukan nota transaksi pelanggan. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing*, transformasi data ke format *long*, pembentukan *basket* harian, segmentasi bulan dan jenis hari, penerapan Apriori, evaluasi *support*, *confidence*, dan *lift*, serta penyusunan rekomendasi. Hasil *preprocessing* menghasilkan 4.872 baris data dan 120 *basket* harian. Produk dominan meliputi Ayam Blackpepper, Ayam Asam Manis, Mineral Water, Cafe Latte, Americano, Golden Palm, Lychee Tea, Wing Feast, Red Velvet, dan Original Tea. Penjualan tertinggi terjadi pada Maret sebesar 9.692 item, sedangkan *weekend* mencapai 15.780 item dan lebih tinggi dibanding *weekday* sebesar 14.958 item. Penerapan Apriori pada 25 produk teratas dengan minimum *support* 0,30, minimum *confidence* 0,60, dan panjang *itemset* maksimum dua menghasilkan 276 *frequent itemset*. Banyak aturan menunjukkan ko-kemunculan produk dengan Mineral Water, tetapi nilai *lift* 1,000 menandakan hubungan tersebut bersifat umum karena Mineral Water muncul pada seluruh *basket*. Karena itu, hasil penelitian lebih tepat digunakan untuk pengelolaan stok, promosi *weekend*, paket produk terlaris, dan perbaikan pencatatan transaksi harian.

**Kata Kunci:** Algoritma Apriori; Association Rule; *Market Basket Analysis*; Ko-Kemunculan Produk; Segmentasi Waktu; *Basket* Harian; Pitch 19

**Abstract-** This study analyzes time-based product co-occurrence patterns at Pitch 19 from January to April 2026 using *market basket analysis* and the Apriori algorithm. The data were obtained from daily sales recaps in the January-April *sheets*; therefore, one date was treated as one daily *basket* rather than an individual customer transaction. The stages include *preprocessing*, *long-format* transformation, daily *basket* formation, segmentation by month and day type, Apriori implementation, evaluation of *support*, *confidence*, and *lift*, and recommendation formulation. The *preprocessing* stage produced 4,872 rows and 120 daily *baskets*. The dominant products were Ayam Blackpepper, Ayam Asam Manis, Mineral Water, Cafe Latte, Americano, Golden Palm, Lychee Tea, Wing Feast, Red Velvet, and Original Tea. The highest monthly sales occurred in March with 9,692 items, while *weekend* sales reached 15,780 items, higher than *weekday* sales of 14,958 items. Applying Apriori to the top 25 products with a minimum *support* of 0.30, minimum *confidence* of 0.60, and a maximum *itemset* length of two generated 276 *frequent itemsets*. Many rules indicated co-occurrence with Mineral Water, but a *lift* value of 1.000 shows that the relationship is general because Mineral Water appeared in all *baskets*. Therefore, the findings are more suitable for stock management, *weekend* promotion, top-product bundling, and daily transaction recording improvement.

**Keywords:** Apriori Algorithm; Association Rule; *Market Basket Analysis*; Product Co-occurrence; Time Segmentation; Daily *Basket*; Pitch 19

### 1. PENDAHULUAN

Pitch 19 merupakan *sports bar* yang menggabungkan layanan kafe, biliar, permainan, dan ruang interaksi pelanggan. Karakter usaha tersebut membuat pola kunjungan dan penjualan produk dapat dipengaruhi oleh periode waktu, terutama bulan dan jenis hari. Data penjualan yang tercatat secara historis dapat dimanfaatkan untuk mengetahui produk dominan, perubahan volume penjualan, serta kecenderungan produk yang muncul pada hari yang sama. Permasalahan utama pada penelitian ini adalah data penjualan Pitch 19 masih lebih banyak digunakan sebagai rekap operasional, belum dimanfaatkan secara sistematis untuk mendukung keputusan bisnis. Akibatnya, strategi stok, promosi, penataan menu, dan penyusunan paket produk masih berpotensi bergantung pada perkiraan, bukan pada informasi terukur dari data historis.

Batasan penting penelitian ini terletak pada struktur data. Data yang tersedia bukan nota transaksi pelanggan, melainkan rekap penjualan produk per tanggal. Oleh karena itu, satu tanggal diperlakukan sebagai satu *basket* harian. Hasil analisis tidak ditafsirkan sebagai pola pembelian pelanggan dalam satu nota, tetapi sebagai pola ko-kemunculan produk pada hari yang sama.

Pendekatan yang digunakan adalah *market basket analysis* melalui *association rule mining*. Konsep aturan asosiasi digunakan untuk menemukan keterkaitan kemunculan item pada kumpulan transaksi atau *basket* [1], [2]. Dalam penelitian ini, algoritma Apriori diterapkan untuk membentuk *frequent itemset* dan aturan asosiasi berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*. Algoritma Apriori dipilih karena prosedurnya jelas dan sesuai untuk menemukan kombinasi item

yang sering muncul. *Support* menunjukkan proporsi kemunculan *itemset* terhadap seluruh *basket*, *confidence* menunjukkan kekuatan aturan  $A \rightarrow B$ , sedangkan *lift* digunakan untuk melihat apakah hubungan A dan B lebih kuat daripada kemunculan acak. Nilai *lift* mendekati 1 perlu ditafsirkan hati-hati karena dapat menunjukkan hubungan yang bersifat umum.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma Apriori dan metode *association rule mining* telah banyak digunakan untuk menganalisis pola pembelian pada berbagai bidang. Setiawan dan Mulyanti menerapkan *market basket analysis* pada transaksi e-commerce untuk mendukung rekomendasi produk [3]. Merliani et al. menggunakan algoritma Apriori pada transaksi penjualan makanan dan minuman sebagai dasar rekomendasi menu [4]. Sunarti, Handayanna, dan Irfiani juga membuktikan bahwa Apriori dapat digunakan untuk menemukan pola penjualan makanan yang berguna dalam penyusunan strategi penjualan [5].

Pada penelitian lain, Fahrudin, Maulana, dan Barmawi menerapkan pendekatan berbasis waktu untuk mengoptimalkan bundling produk toko roti [6]. Wulandari, Suseno, dan Kholilurrahman membandingkan penggunaan FP-Growth dan Apriori pada data transaksi penjualan distro [7]. Maulana dan Rohman menerapkan Apriori pada e-marketplace pertanian untuk membangun sistem rekomendasi produk berbasis pola transaksi [8].

Penelitian yang lebih dekat dengan objek kuliner juga telah dilakukan pada coffee shop dan kafe. Amsury, Kurniawati, dan Fahdia menggunakan Apriori untuk menentukan pola pemilihan menu di The Gade Coffee & Gold [9]. Amanda, Setiawan, dan Trisnawati menerapkan Apriori untuk menganalisis minat beli konsumen di coffee shop [10]. Kurniana, Lestari, dan Oktaviani menerapkan Apriori pada Cafe Sakuyan Side untuk mendukung strategi paket menu dan *cross-selling* [11].

Selain itu, beberapa studi menekankan aspek teknis dalam penerapan *association rule mining*. Pujiharto, Kusri, dan Nasiri membandingkan kinerja algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dalam menemukan pola frekuensi [12]. Mardani dan Gunawan mengintegrasikan Apriori dengan sistem rekomendasi berbasis konten [13]. Samboteng et al. menunjukkan bahwa *market basket analysis* dapat digunakan untuk membaca pola pembelian konsumen [14]. Putra et al. menggunakan algoritma aturan asosiasi untuk mengidentifikasi kombinasi produk populer pada pesanan makanan [15].

Gap penelitian ini terletak pada konteks dan bentuk data yang digunakan. Sebagian besar penelitian terdahulu menganalisis data transaksi per nota, sedangkan penelitian ini menganalisis rekap penjualan harian Pitch 19 dengan segmentasi bulan serta *weekday* dan *weekend*. Dengan demikian, novelty penelitian ini berada pada penerapan Apriori untuk membaca pola ko-kemunculan produk harian pada usaha kuliner hiburan lokal yang memiliki karakter *sports bar*.

Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini diarahkan untuk menghasilkan informasi operasional yang realistis sesuai struktur data yang tersedia. Hasil analisis diharapkan dapat membantu Pitch 19 menentukan prioritas stok, merancang promosi berbasis waktu, dan menguji paket produk terlaris tanpa mengabaikan keterbatasan data *basket* harian.

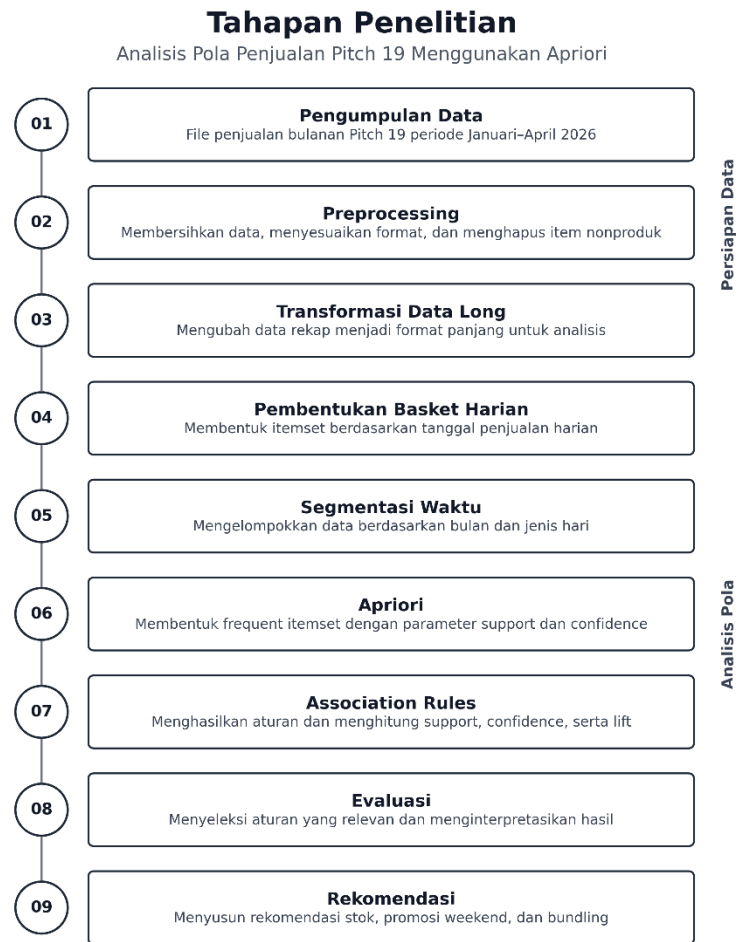
Penelitian ini bertujuan menganalisis pola ko-kemunculan produk penjualan Pitch 19 periode Januari-April 2026 menggunakan algoritma Apriori, menghasilkan *frequent itemset* dan aturan asosiasi berdasarkan *support*, *confidence*, dan *lift*, serta memberikan rekomendasi pengelolaan stok, promosi *weekend*, bundling produk, dan perbaikan pencatatan transaksi.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif dengan metode *data mining*. Menurut Han, Kamber, dan Pei, *data mining* merupakan proses menemukan pola, hubungan, atau pengetahuan yang berguna dari kumpulan data berukuran besar [16]. Pendekatan deskriptif digunakan untuk menggambarkan pola penjualan dan ko-kemunculan produk, sedangkan pendekatan kuantitatif digunakan karena analisis dilakukan melalui perhitungan *support*, *confidence*, dan *lift*.

Tahapan penelitian disusun secara berurutan agar rekap penjualan harian dapat diolah menjadi informasi bisnis. Alurnya meliputi pengumpulan data penjualan Pitch 19, studi dokumentasi, studi pustaka, *preprocessing*, transformasi data dari bentuk *wide-to-long*, pembentukan *basket* harian, segmentasi waktu berdasarkan bulan dan jenis hari, penerapan Apriori, pembentukan *association rules*, evaluasi aturan, interpretasi hasil, dan penyusunan rekomendasi strategi.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

## 2.2 Objek dan Sumber Data

Objek penelitian ini adalah Pitch 19 - *Sports Bar* (Cafe, Billiard & Games) yang beralamat di Jl. Bhakti No.74, Burikan, Rendeng, Kec. Kota Kudus, Kabupaten Kudus, Jawa Tengah 59311. Objek ini dipilih karena memiliki aktivitas penjualan produk dan karakteristik usaha yang dipengaruhi oleh waktu kunjungan pelanggan.

Data utama penelitian diperoleh dari dokumen penjualan Pitch 19 periode Januari-April 2026. Data tersebut berbentuk file *spreadsheet* Data\_Penjualan\_PITCH19\_Jan\_Apr\_2026 yang memiliki beberapa *sheet*, yaitu January, February, March, April, dan Jadwal Tayangan PITCH19. Pada penelitian ini, *sheet* yang digunakan adalah January, February, March, dan April, sedangkan *sheet* Jadwal Tayangan PITCH19 tidak digunakan karena memiliki struktur data yang berbeda dari data penjualan. Literatur berupa jurnal, prosiding, buku, dan artikel ilmiah digunakan sebagai dasar teori serta pembandingan dengan penelitian terdahulu.

## 2.3 Data Penelitian

Data penelitian awal memiliki struktur lebar dengan kolom Category, Items, Total, dan kolom tanggal penjualan. Kolom Category menunjukkan kategori produk, kolom Items menunjukkan nama produk, kolom Total menunjukkan jumlah agregat, sedangkan kolom tanggal menunjukkan jumlah penjualan produk pada tanggal tertentu. Karena bentuk awal data belum sesuai untuk Apriori, data diubah menjadi format *long* dengan kolom kategori, produk, bulan, tanggal, jumlah, nama\_hari, jenis\_hari, bulan\_angka, dan nama\_bulan. Analisis Apriori menggunakan *basket* harian, yaitu satu tanggal dianggap sebagai satu *basket* yang berisi daftar produk yang muncul pada tanggal tersebut.

**Tabel 1.** Struktur Data Setelah Transformasi *Long*

Kolom	Keterangan
kategori	Kategori produk dari data penjualan
produk	Nama produk atau menu yang terjual

Kolom	Keterangan
bulan	Sheet asal data, yaitu January sampai April
tanggal	Tanggal penjualan setelah dikonversi ke format datetime
jumlah	Jumlah penjualan produk pada tanggal tersebut
jenis_hari	Keterangan <i>Weekday</i> atau <i>Weekend</i> berdasarkan tanggal

## 2.4 Preprocessing Data

*Preprocessing* dilakukan untuk memastikan data siap dianalisis. Tahap ini meliputi membaca *sheet* January sampai April, menggabungkan data antar*sheet*, merapikan nama kolom, mengubah data dari format lebar menjadi format *long*, menghapus baris kosong, mengubah nilai jumlah menjadi numerik, menghapus data dengan jumlah nol, mengubah kolom tanggal menjadi format tanggal, serta menyeragamkan penulisan nama produk dan kategori.

Dalam proses validasi, kolom Total diperlakukan sebagai nilai agregat dan tidak diinterpretasikan sebagai produk. Hal ini penting karena apabila Total ikut terbaca sebagai item, algoritma Apriori akan menghasilkan aturan yang tidak bermakna secara bisnis. Oleh karena itu, temuan yang digunakan dalam interpretasi penelitian difokuskan pada produk riil seperti Mineral Water,Americano, Cafe Latte, Golden Palm, Lychee Tea, Red Velvet, dan produk menu lainnya.

Selain pembersihan data, penelitian ini menambahkan atribut nama\_hari dan jenis\_hari. Jenis hari dibedakan menjadi *weekday* dan *weekend*. Atribut ini digunakan untuk membandingkan pola penjualan hari kerja dan akhir pekan, sedangkan atribut bulan digunakan untuk melihat tren penjualan Januari, Februari, Maret, dan April.

## 2.5 Segmentasi Waktu

Segmentasi waktu disesuaikan dengan struktur data yang tersedia. Karena data yang diolah merupakan rekap penjualan harian dan tidak memuat jam transaksi per nota, segmentasi tidak dilakukan berdasarkan pagi, siang, sore, dan malam. Segmentasi yang digunakan adalah bulan penjualan serta jenis hari. Segmentasi bulan digunakan untuk melihat perubahan volume penjualan dari Januari sampai April 2026, sedangkan segmentasi *weekday* dan *weekend* digunakan untuk melihat perbedaan penjualan antara hari kerja dan akhir pekan. Segmentasi ini tetap relevan karena strategi promosi dan pengelolaan stok pada usaha kuliner dapat dipengaruhi oleh periode dan jenis hari [6].

## 2.6 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori diterapkan setelah data diubah menjadi *basket* harian. Apriori merupakan metode dalam *association rule mining* yang digunakan untuk menemukan pola hubungan antaritem berdasarkan kemunculan *itemset* dalam data transaksi [16]. Dalam penelitian ini, satu tanggal diperlakukan sebagai satu *basket*, sehingga daftar produk yang muncul pada tanggal tersebut menjadi *itemset*. *Basket* harian kemudian diubah ke bentuk *one-hot encoding* menggunakan *TransactionEncoder*. Nilai True menunjukkan produk muncul pada tanggal tersebut, sedangkan nilai False menunjukkan produk tidak muncul.

Pemilihan parameter dilakukan untuk menyeimbangkan keterbacaan hasil dan efisiensi komputasi. Penelitian ini menggunakan 25 produk teratas berdasarkan jumlah penjualan agar analisis berfokus pada produk yang paling relevan secara bisnis. Parameter yang digunakan adalah TOP\_N\_PRODUK = 25, MIN\_SUPPORT = 0,30, MIN\_CONFIDENCE = 0,60, dan MAX\_LEN = 2. Nilai minimum *support* 0,30 dipilih agar *itemset* yang dianalisis muncul pada proporsi *basket* yang cukup besar, minimum *confidence* 0,60 digunakan untuk mempertahankan aturan dengan kekuatan kemunculan yang memadai, sedangkan MAX\_LEN = 2 dipilih agar kombinasi produk lebih mudah diinterpretasikan. Pembatasan produk, *support*, dan panjang *itemset* juga diperlukan karena proses Apriori dapat menjadi lebih berat ketika jumlah item dan kandidat *itemset* meningkat [17].

Rumus evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

$$\text{operatornameSupport}(A) = \frac{\text{Jumlah basket yang mengandung } A}{\text{Total basket}}$$

$$\text{operatornameSupport}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah basket yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total basket}}$$

$$\text{operatornameConfidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah basket yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Jumlah basket yang mengandung } A}$$

$$\text{operatornameLift}(A \rightarrow B) = \frac{\text{operatornameConfidence}(A \rightarrow B)}{\text{operatornameSupport}(B)}$$

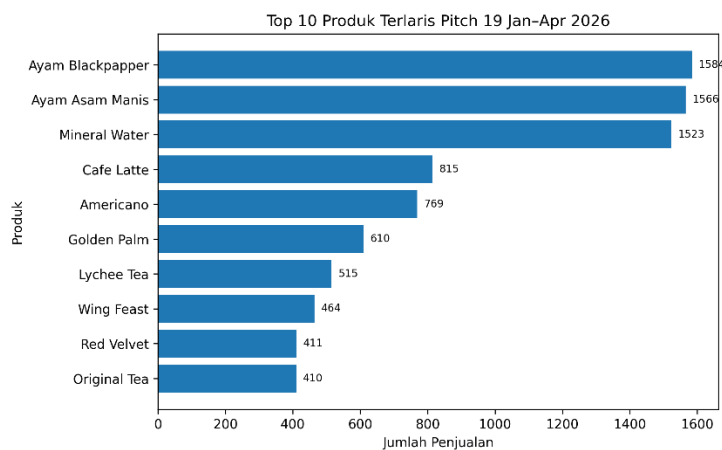
## 2.7 Evaluasi Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi dievaluasi berdasarkan nilai *support*, *confidence*, *lift*, dan relevansi bisnis. Aturan dengan *support* tinggi menunjukkan kombinasi produk sering muncul dalam *basket* harian. Aturan dengan *confidence* tinggi menunjukkan consequent sering muncul ketika antecedent muncul. Santoso menerapkan association rule dengan algoritma Apriori untuk menemukan pola penjualan, sehingga penelitian tersebut mendukung penggunaan *support* dan *confidence* dalam menganalisis hubungan antarproduk [18]. Nilai *lift* digunakan untuk menilai apakah hubungan antarproduk lebih kuat dibandingkan kondisi acak. Dalam penelitian ini, aturan dengan *lift* 1,000 diinterpretasikan secara hati-hati karena menunjukkan bahwa hubungan tersebut tidak lebih kuat dari kemunculan umum consequent.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Deskripsi Data Transaksi

Data yang berhasil diolah berasal dari *sheet* January, February, March, dan April pada file penjualan Pitch 19. Setelah data digabungkan dan ditransformasikan ke format *long*, diperoleh 4.872 baris data penjualan dengan periode 1 Januari 2026 sampai 30 April 2026. Data tersebut merupakan rekam penjualan produk per tanggal, sehingga hasil Apriori dibaca sebagai pola ko-kemunculan produk harian, bukan pola pembelian pelanggan dalam satu nota transaksi.



**Gambar 2.** Top 10 Produk Terlaris Pitch 19 Periode Januari-April 2026

Berdasarkan Gambar 2, produk dengan jumlah penjualan tertinggi selama periode Januari-April 2026 adalah Ayam Blackpepper, Ayam Asam Manis, dan Mineral Water. Hasil ini menunjukkan bahwa makanan utama dan minuman dasar menjadi produk dominan dalam data penjualan Pitch 19.

**Tabel 2.** Ringkasan Data Penelitian

Uraian	Hasil
<i>Sheet</i> yang digunakan	January, February, March, April
<i>Sheet</i> yang tidak digunakan	Jadwal Tayangan PITCH19
Jumlah baris setelah transformasi	4.872 baris
Periode data	1 Januari 2026 - 30 April 2026
Bentuk <i>basket</i> Apriori	<i>Basket</i> harian
Jumlah <i>basket</i> harian	120 <i>basket</i>

#### 3.2 Hasil Preprocessing Data

Hasil *preprocessing* menunjukkan bahwa data berhasil dibaca dan digabungkan dari empat *sheet* bulanan. Proses transformasi *wide-to-long* menghasilkan struktur data yang lebih sesuai untuk analisis karena setiap baris mewakili kombinasi produk, tanggal, bulan, dan jumlah penjualan. Setelah itu, nilai kosong pada kolom produk, tanggal, atau jumlah ditangani, dan nilai jumlah dikonversi menjadi numerik. Data dengan jumlah nol dikeluarkan agar *basket* harian hanya memuat produk yang benar-benar muncul pada tanggal tertentu.

*Preprocessing* juga menemukan bahwa elemen Total dapat terbaca sebagai daftar produk apabila tidak difilter. Total bukan produk yang dijual, melainkan agregasi jumlah penjualan. Oleh karena itu, Total dikeluarkan dari interpretasi agar aturan asosiasi tidak bias dan rekomendasi bisnis hanya didasarkan pada produk riil.

### 3.3 Produk dan Kategori Terlaris

Berdasarkan agregasi jumlah penjualan periode Januari-April 2026, produk dengan jumlah penjualan tertinggi adalah Ayam Blackpepper sebanyak 1.584 item, Ayam Asam Manis sebanyak 1.566 item, dan Mineral Water sebanyak 1.523 item. Produk minuman seperti Cafe Latte, Americano, Golden Palm, Lychee Tea, Red Velvet, dan Original Tea juga termasuk kelompok produk dominan. Temuan ini menunjukkan bahwa penjualan Pitch 19 tidak hanya didominasi makanan utama, tetapi juga minuman dan produk pendamping.

**Tabel 3.** Produk Terlaris Periode Januari-April 2026

No	Produk	Jumlah
1	Ayam Blackpepper	1.584
2	Ayam Asam Manis	1.566
3	Mineral Water	1.523
4	Cafe Latte	815
5	Americano	769
6	Golden Palm	610
7	Lychee Tea	515
8	Wing Feast	464
9	Red Velvet	411
10	Original Tea	410

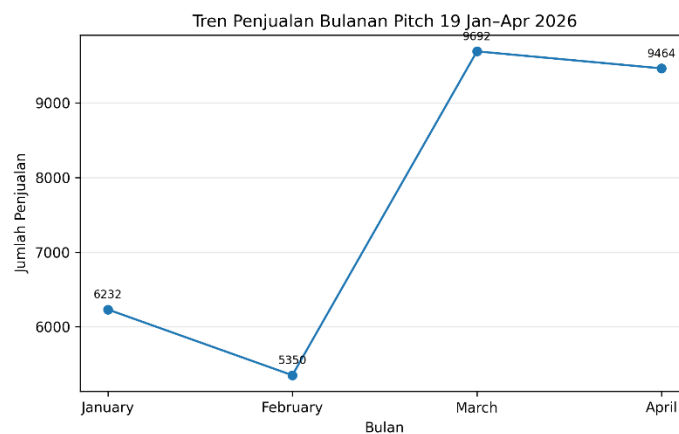
Pada tingkat kategori, hasil agregasi menunjukkan bahwa kategori promo dan minuman memiliki kontribusi besar. Kategori Jumat Berkah mencapai 3.150 item, Rebound Refreshment 2.502 item, Ready Beverages 2.117 item, dan Basic Coffee 1.701 item. Dominasi kategori tersebut dapat menjadi dasar untuk menyusun strategi promosi yang mempertahankan produk unggulan sekaligus memperkuat produk pendamping.

**Tabel 4.** Kategori Dominan Periode Januari-April 2026

No	Kategori	Jumlah
1	Jumat Berkah	3.150
2	Rebound Refreshment	2.502
3	Ready Beverages	2.117
4	Basic Coffee	1.701

### 3.4 Tren Penjualan Berdasarkan Bulan dan Jenis Hari

Tren bulanan menunjukkan bahwa penjualan meningkat pada Maret dan tetap tinggi pada April. Januari mencatat 6.232 item, Februari 5.350 item, Maret 9.692 item, dan April 9.464 item. Maret menjadi bulan dengan penjualan tertinggi, sedangkan Februari menjadi bulan dengan penjualan terendah. Hasil ini menunjukkan bahwa kebutuhan stok dan aktivitas promosi pada Maret dan April perlu direncanakan lebih kuat dibandingkan Januari dan Februari.



**Gambar 3.** Tren Penjualan Bulanan Pitch 19 Periode Januari-April 2026

Berdasarkan Gambar 3, penjualan mengalami peningkatan pada bulan Maret dan tetap tinggi pada bulan April. Kondisi ini menjadi dasar bagi Pitch 19 untuk memperkirakan kebutuhan stok dan merancang promosi pada periode dengan volume penjualan lebih tinggi.

**Tabel 5.** Tren Penjualan Per Bulan

Bulan	Jumlah Penjualan
-------	------------------

January	6.232
February	5.350
March	9.692
April	9.464

Berdasarkan jenis hari, penjualan *weekend* mencapai 15.780 item, sedangkan *weekday* mencapai 14.958 item. Nilai *weekend* yang lebih tinggi menunjukkan bahwa akhir pekan memiliki potensi penjualan lebih besar. Hal ini sesuai dengan karakter Pitch 19 sebagai tempat makan dan hiburan yang dapat menarik kunjungan kelompok pada akhir pekan.

**Tabel 6.** Perbandingan Penjualan *Weekday* dan *Weekend*

Jenis Hari	Jumlah Penjualan
<i>Weekend</i>	15.780
<i>Weekday</i>	14.958

### 3.5 Penerapan Algoritma Apriori

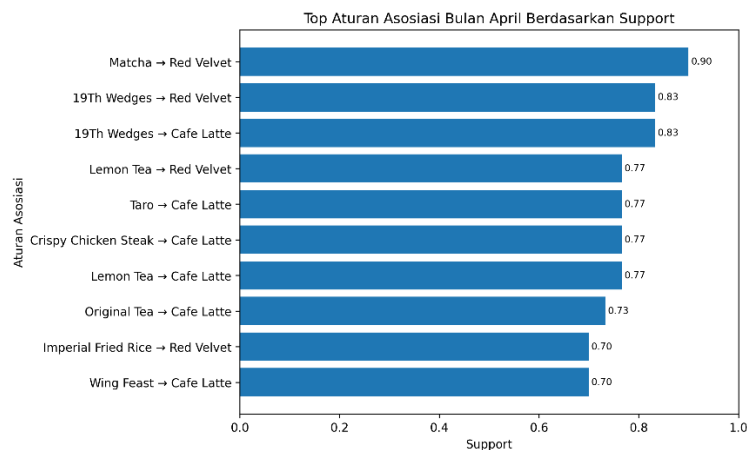
Apriori diterapkan pada *basket* harian dengan 120 *basket* dan 25 produk teratas. Ukuran matriks *basket* harian adalah 120 x 25. Dengan parameter minimum *support* 0,30, minimum *confidence* 0,60, dan panjang *itemset* maksimum dua, diperoleh 276 *frequent itemset*. Hasil ini menunjukkan bahwa sejumlah produk muncul secara konsisten dalam rekap penjualan harian selama periode penelitian.

**Tabel 7.** Parameter Apriori

Parameter	Nilai
Jumlah produk yang digunakan	25 produk teratas
Jumlah <i>basket</i>	120 <i>basket</i> harian
Ukuran matriks <i>basket</i>	120 x 25
Minimum <i>support</i>	0,30
Minimum <i>confidence</i>	0,60
Maksimum panjang <i>itemset</i>	2
Jumlah <i>frequent itemset</i>	276

### 3.6 Frequent Itemset

*Frequent itemset* yang terbentuk menunjukkan produk dan kombinasi produk yang sering muncul pada *basket* harian. Mineral Water memiliki *support* 1,000 karena muncul pada seluruh *basket* harian. Americano memiliki *support* 0,975, Golden Palm 0,958, Cafe Latte 0,925, dan Lychee Tea 0,925. Kombinasi Americano dan Mineral Water juga memiliki *support* 0,975, sedangkan Golden Palm dan Mineral Water memiliki *support* 0,958. Temuan ini menunjukkan bahwa produk minuman dan produk pendamping muncul sangat konsisten dalam data harian Pitch 19.



**Gambar 4.** Top Aturan Asosiasi Bulan April Berdasarkan Nilai *Support*

Gambar 4 menampilkan aturan asosiasi dengan nilai *support* tertinggi pada data bulan April. Aturan tersebut menunjukkan pola ko-kemunculan produk harian yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan rekomendasi. Namun, hasil ini perlu dipahami sebagai pola berdasarkan rekap penjualan harian, bukan transaksi per nota pelanggan.

**Tabel 8.** Contoh *Frequent Itemset* Produk Riil

No	Itemset	Support
1	{Mineral Water}	1,000
2	{Americano}	0,975
3	{Americano, Mineral Water}	0,975
4	{Golden Palm}	0,958
5	{Golden Palm, Mineral Water}	0,958
6	{Golden Palm,Americano}	0,933
7	{Cafe Latte}	0,925
8	{Cafe Latte, Mineral Water}	0,925
9	{Lychee Tea}	0,925
10	{Lychee Tea, Mineral Water}	0,925
11	{Red Velvet, Mineral Water}	0,892
12	{Matcha, Mineral Water}	0,883
13	{Chocolate, Mineral Water}	0,867
14	{Nutella Popstar, Mineral Water}	0,867

### 3.7 Pembentukan Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi dibentuk dari *frequent itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* dan minimum *confidence*. Hasil aturan menunjukkan banyak produk memiliki consequent Mineral Water dengan *confidence* 1,000. Contohnya,Americano -> Mineral Water memiliki *support* 0,975, *confidence* 1,000, dan *lift* 1,000. Golden Palm -> Mineral Water memiliki *support* 0,958, *confidence* 1,000, dan *lift* 1,000. Cafe Latte -> Mineral Water dan Lychee Tea -> Mineral Water masing-masing memiliki *support* 0,925 dengan *confidence* 1,000 dan *lift* 1,000.

**Tabel 9.** Contoh Aturan Asosiasi Produk Riil

No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence	Lift	Interpretasi
1	Americano -> Mineral Water	0,975	1,000	1,000	Americano dan Mineral Water sering muncul pada hari yang sama.
2	Golden Palm -> Mineral Water	0,958	1,000	1,000	Golden Palm muncul bersama Mineral Water pada sebagian besar <i>basket</i> harian.
3	Cafe Latte -> Mineral Water	0,925	1,000	1,000	Cafe Latte dapat menjadi bagian dari kelompok minuman dominan.
4	Lychee Tea -> Mineral Water	0,925	1,000	1,000	Lychee Tea memiliki ko-kemunculan tinggi dengan Mineral Water.
5	Red Velvet -> Mineral Water	0,892	1,000	1,000	Red Velvet dan Mineral Water sering muncul pada <i>basket</i> harian.
6	Matcha -> Mineral Water	0,883	1,000	1,000	Matcha dapat dipertimbangkan dalam promosi minuman.
7	Chocolate -> Mineral Water	0,867	1,000	1,000	Chocolate termasuk produk yang konsisten muncul bersama Mineral Water.

8	Butter Beer -> Mineral Water	0,775	1,000	1,000	Butter Beer memiliki ko-kemunculan harian dengan Mineral Water.
---	------------------------------	-------	-------	-------	---

Walaupun nilai *confidence* pada aturan tersebut tinggi, nilai *lift* sebesar 1,000 menunjukkan bahwa hubungan tersebut tidak lebih kuat dibandingkan kemunculan umum Mineral Water. Kondisi ini terjadi karena Mineral Water muncul pada seluruh *basket* harian. Dengan demikian, aturan tersebut tidak boleh langsung ditafsirkan sebagai hubungan pembelian yang kuat antarproduk, tetapi lebih tepat dibaca sebagai indikator bahwa Mineral Water merupakan produk dasar yang sangat konsisten dan perlu dijaga ketersediaannya.

### 3.8 Pembahasan Berdasarkan Segmentasi Waktu

Hasil segmentasi bulan menunjukkan bahwa Maret dan April memiliki jumlah penjualan lebih tinggi dibanding Januari dan Februari. Interpretasinya, kebutuhan stok pada dua bulan tersebut perlu dipersiapkan lebih kuat. Pitch 19 dapat menggunakan informasi ini untuk memperkirakan persediaan bahan baku dan menentukan intensitas promosi pada bulan dengan potensi penjualan tinggi.

Hasil segmentasi jenis hari menunjukkan bahwa *weekend* memiliki jumlah penjualan lebih tinggi dibanding *weekday*. Interpretasinya, strategi promosi akhir pekan dapat lebih diprioritaskan. Promosi *weekend* dapat diarahkan pada paket kelompok, menu nonton bareng, atau paket makanan dan minuman yang sesuai dengan karakter Pitch 19 sebagai *sports bar* dan tempat hiburan.

Hasil Apriori menunjukkan dominasi Mineral Water dalam *basket* harian. Kondisi ini dapat diinterpretasikan sebagai sinyal bahwa Mineral Water merupakan produk yang stabil dan hampir selalu dibutuhkan. Namun, karena data yang digunakan adalah *basket* harian, bukan nota transaksi, temuan ini belum dapat menyatakan bahwa pelanggan yang membeli produk tertentu pasti membeli Mineral Water dalam transaksi yang sama. Oleh karena itu, rekomendasi yang dihasilkan perlu disesuaikan dengan keterbatasan data.

Produk seperti Americano, Golden Palm, Cafe Latte, Lychee Tea, Red Velvet, Matcha, Chocolate, dan Nutella Popstar muncul dengan *support* tinggi. Produk-produk tersebut dapat menjadi fokus strategi promosi minuman dan menu pendamping. Kombinasi antara produk terlaris makanan seperti Ayam Blackpepper dan Ayam Asam Manis dengan produk minuman dominan dapat diuji sebagai paket promosi, tetapi keputusan final tetap perlu mempertimbangkan margin, ketersediaan bahan, dan hasil observasi pelanggan.

### 3.9 Rekomendasi Strategi untuk Pitch 19

Rekomendasi pertama adalah penguatan stok produk utama. Produk dengan penjualan tinggi seperti Ayam Blackpepper, Ayam Asam Manis, Mineral Water, Cafe Latte, Americano, Golden Palm, Lychee Tea, Wing Feast, Red Velvet, dan Original Tea perlu menjadi prioritas dalam perencanaan stok. Mineral Water perlu mendapat perhatian khusus karena muncul pada seluruh *basket* harian.

Rekomendasi kedua adalah promosi berbasis *weekend*. Karena jumlah penjualan *weekend* lebih tinggi daripada *weekday*, Pitch 19 dapat menyusun paket akhir pekan yang menggabungkan makanan utama, minuman, dan produk pendamping. Paket ini dapat disesuaikan dengan karakter pengunjung yang datang untuk makan, bermain biliard, atau menonton pertandingan.

Rekomendasi ketiga adalah penyusunan paket berdasarkan produk terlaris. Produk makanan dominan seperti Ayam Blackpepper dan Ayam Asam Manis dapat dipasangkan dengan minuman populer seperti Cafe Latte, Americano, Lychee Tea, Red Velvet, atau Original Tea. Paket ini perlu diuji secara operasional untuk melihat respons pelanggan dan dampaknya terhadap penjualan.

Rekomendasi keempat adalah perbaikan struktur data. Agar analisis *market basket analysis* menjadi lebih kuat, Pitch 19 perlu menyimpan data dalam bentuk nota transaksi yang memiliki ID transaksi, tanggal, jam, daftar produk dalam satu nota, jumlah, dan harga. Dengan data per nota, aturan asosiasi dapat menggambarkan pola pembelian pelanggan secara lebih akurat dibandingkan *basket* harian.

### 3.10 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Dibandingkan penelitian terdahulu, penelitian ini memiliki kesamaan pada penggunaan *association rule mining* untuk menemukan pola penjualan. Penelitian Setiawan dan Mulyanti [3], Merliani et al. [4], dan Sunarti et al. [5] menunjukkan bahwa Apriori dapat menghasilkan aturan asosiasi yang berguna untuk rekomendasi produk atau menu. Penelitian pada coffee shop dan kafe juga menunjukkan bahwa aturan asosiasi dapat digunakan untuk membuat paket menu dan meningkatkan strategi penjualan [9], [11]. Kesamaan tersebut memperkuat relevansi algoritma Apriori untuk objek Pitch 19.

Perbedaan utama penelitian ini adalah bentuk data yang digunakan. Beberapa penelitian terdahulu menggunakan data transaksi per nota, sedangkan penelitian ini menggunakan data rekap penjualan harian. Oleh karena itu, hasil penelitian ini lebih tepat disebut sebagai analisis ko-kemunculan produk harian. Meskipun demikian, hasilnya tetap bermanfaat untuk pengelolaan stok, promosi berbasis waktu, dan identifikasi produk dominan.

Novelty penelitian ini terletak pada penerapan Apriori pada data penjualan Pitch 19 dengan pembahasan segmentasi bulan serta *weekday* dan *weekend*. Objek Pitch 19 memiliki karakteristik berbeda karena menggabungkan layanan kafe, biliar, permainan, dan suasana *sports bar*. Oleh karena itu, perilaku penjualan dapat dipengaruhi oleh periode waktu dan jenis hari. Pendekatan ini dapat menjadi contoh penerapan *market basket analysis* yang kontekstual untuk usaha kuliner hiburan skala lokal.

### 3.11 Keterbatasan Penelitian

Keterbatasan penelitian ini terletak pada struktur data yang digunakan. Data yang tersedia merupakan rekap penjualan harian, sehingga satu *basket* merepresentasikan satu tanggal, bukan satu nota transaksi pelanggan. Akibatnya, aturan asosiasi tidak dapat langsung diartikan sebagai hubungan pembelian dalam satu transaksi. Selain itu, munculnya elemen Total pada hasil awal menunjukkan bahwa *preprocessing* harus dilakukan secara teliti agar nilai agregat tidak terbaca sebagai produk. Penelitian berikutnya disarankan menggunakan data transaksi kasir yang memuat ID transaksi dan jam transaksi agar segmentasi waktu dapat dilakukan berdasarkan pagi, siang, sore, dan malam.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengolah data penjualan Pitch 19 periode Januari-April 2026 menjadi 4.872 baris data format *long* dan 120 *basket* harian. Produk dominan yang ditemukan meliputi Ayam Blackpepper, Ayam Asam Manis, Mineral Water, Cafe Latte, Americano, Golden Palm, Lychee Tea, Wing Feast, Red Velvet, dan Original Tea. Segmentasi waktu menunjukkan bahwa penjualan tertinggi terjadi pada Maret sebesar 9.692 item dan April sebesar 9.464 item. Berdasarkan jenis hari, penjualan *weekend* sebesar 15.780 item lebih tinggi dibanding *weekday* sebesar 14.958 item. Temuan ini menunjukkan bahwa promosi dan pengelolaan stok dapat difokuskan pada periode dengan potensi penjualan lebih tinggi, terutama *weekend* serta bulan Maret dan April. Penerapan Apriori pada 25 produk teratas dengan minimum *support* 0,30, minimum *confidence* 0,60, dan panjang *itemset* maksimum dua menghasilkan 276 *frequent itemset*. Banyak aturan menunjukkan ko-kemunculan produk dengan Mineral Water pada *basket* harian. Namun, nilai *lift* sebesar 1,000 menunjukkan bahwa hubungan tersebut bersifat umum karena Mineral Water muncul pada seluruh *basket*, sehingga hasil ini tidak boleh ditafsirkan sebagai bukti pola pembelian pelanggan dalam satu nota. Rekomendasi utama bagi Pitch 19 adalah menjaga ketersediaan produk utama, menyusun promosi *weekend*, menguji paket produk berdasarkan produk terlaris, dan memperbaiki pencatatan transaksi. Penelitian berikutnya sebaiknya menggunakan data nota transaksi yang memuat ID transaksi dan jam transaksi agar *market basket analysis* dapat menggambarkan pola pembelian pelanggan secara lebih akurat serta memungkinkan segmentasi waktu berdasarkan jam kunjungan.

## REFERENCES

- [1] R. Agrawal and R. Srikant, "Fast Algorithms for Mining Association Rules," in *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB)*, VLDB Endowment, 1994, pp. 487–499.
- [2] R. Agrawal, T. Imieliński, and A. Swami, "Mining association rules between sets of items in large databases," in *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, New York, NY, USA: ACM, Jun. 1993, pp. 207–216. doi: 10.1145/170035.170072.
- [3] A. Setiawan and R. Mulyanti, "Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori pada Ecommerce Toko Busana Muslim Trendy," *JUITA J. Inform.*, vol. 8, no. 1, p. 11, May 2020, doi: 10.30595/juita.v8i1.4550.
- [4] N. N. Merliani, N. I. Khoerida, N. T. Widiawati, L. A. Triana, and P. Subarkah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Untuk Rekomendasi Menu Makanan Dan Minuman," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 1, pp. 9–16, May 2022, doi: 10.25077/TEKNOSI.v8i1.2022.9-16.
- [5] S. Sunarti, F. Handayanna, and E. Irfiani, "Analisa Pola Penjualan Makanan Dengan Penerapan Algoritma Apriori," *Techno.Com*, vol. 20, no. 4, pp. 478–488, Nov. 2021, doi: 10.33633/tc.v20i4.4715.
- [6] N. F. Fahrudin, R. Maulana, and M. M. Barmawi, "Optimasi Bundling Produk Toko Roti berbasis Waktu menggunakan Algoritma FP-Growth," *J. Rekayasa Hijau*, vol. 8, no. 3, pp. 297–308, Dec. 2024, doi: 10.26760/jrh.v8i3.297-308.
- [7] U. M. Wulandari, A. T. Suseno, and M. Kholilurrahman, "Market Basket Analysis Using FP-Growth and Apriori on Distro Store Sales Transaction," *MATICS J. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf. (Journal Comput. Sci. Inf. Technol.)*, vol. 17, no. 1, pp. 12–18, Mar. 2025, doi: 10.18860/mat.v17i1.28820.
- [8] H. A. Maulana and A. N. Rohman, "Apriori-Based Association Rule Mining Approach for Developing a Product Recommendation System in an Agricultural E-Marketplace," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 14, no. 4, pp. 566–572, Oct. 2025, doi: 10.32736/sisfokom.v14i4.2486.
- [9] F. Amsury, I. Kurniawati, and M. Rizki Fahdia, "IMPLEMENTASI ASSOCIATION RULES MENENTUKAN POLA PEMILIHAN MENU DI THE GADE COFFEE & GOLD MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI," *INFOTECH J.*, vol. 9, no. 1, pp. 279–286, Jun. 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i1.5357.
- [10] S. M. A. Ade Irma Amanda, Debi Setiawan, and Liza Trisnawati, "Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menganalisis Pola Minat Beli Konsumen Di Coffee Shop," *JEKIN - J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 25–32, Jul. 2023, doi:

- 10.58794/jekin.v3i1.483.
- [11] T. Kurniana, A. Lestari, and E. D. Oktaviani, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan Berbasis Web pada Cafe Sakuyan Side," *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 13–23, Jun. 2023, doi: 10.24002/konstelasi.v3i1.7005.
- [12] E. W. Pujiharto, K. Kusri, and A. Nasiri, "Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori, FP-Growth dan Eclat dalam menemukan Pola Frekuensi pada Dataset INA-CBG'S," *CogITO Smart J.*, vol. 9, no. 2, pp. 340–354, Dec. 2023, doi: 10.31154/cogito.v9i2.547.340-354.
- [13] L. D. Mardani and W. Gunawan, "Implementasi Rekomendasi Content Based Filtering dan Apriori Berbasis Android," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 10, no. 2, p. 312, Aug. 2024, doi: 10.26418/jp.v10i2.74383.
- [14] L. Samboteng, R. Rulinawaty, K. Rachmat, M. Basit, and R. Rahim, "Market basket analysis of administrative patterns data of consumer purchases using data mining technology," *J. Appl. Eng. Sci.*, vol. 20, no. 2, pp. 339–345, 2022, doi: 10.5937/jaes0-32019.
- [15] R. A. Putra, M. A. M. Putri, S. M. Sinaga, S. F. Octavia, and R. C. Rachman, "Implementation of Association Rules Algorithm to Identify Popular Topping Combinations in Orders," *Public Res. J. Eng. Data Technol. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 95–101, 2024, doi: 10.57152/predatecs.v1i2.1361.
- [16] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Waltham, MA: Morgan Kaufmann, 2012.
- [17] H.-B. Wang and Y.-J. Gao, "Research on parallelization of Apriori algorithm in association rule mining," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 183, pp. 641–647, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.02.109.
- [18] M. H. Santoso, "Application of Association Rule Method Using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom," *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 2, pp. 54–66, Dec. 2021, doi: 10.47709/brilliance.v1i2.1228.