

## **Analisis Pola Penjualan pada *Coffee Shop* Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Kopislashtea)**

### ***Sales Pattern Analysis at a Coffee Shop Using the Apriori Algorithm (Case Study: Kopislashtea)***

**Rahmad Junianto<sup>1</sup>, Hendri Mahmud Nawawi<sup>2\*</sup>**

Program Studi Informatika, Universitas Nusa Mandiri, Indonesia<sup>12</sup>

rahmadj2806@gmail.com<sup>1</sup>, hendri.hiw@nusamandiri.ac.id<sup>2</sup>

#### **Abstrak**

Pola pembelian konsumen merupakan informasi penting bagi bisnis untuk menyusun strategi penjualan yang lebih efektif. Kopislashtea, sebuah coffee shop yang sedang berkembang, memerlukan analisis mendalam mengenai produk-produk yang kerap dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen di Kopislashtea melalui penerapan algoritma Apriori, serta memberikan rekomendasi strategis berdasarkan hasil analisis tersebut. Algoritma Apriori dikenal efektif dalam menemukan keterkaitan antar produk dengan mengidentifikasi frequent itemset dan aturan asosiasi yang relevan. Dalam penelitian ini, algoritma Apriori diterapkan pada data transaksi harian Kopislashtea dengan menetapkan nilai minimum support sebesar 10% dan minimum confidence sebesar 20%. Hasil analisis menunjukkan kombinasi produk populer, seperti French Fries dan Iced Aren Latte, yang memiliki tingkat confidence sebesar 36%, serta Chicken Wing Hot Truffle Parmesana dan French Fries dengan confidence sebesar 29%. Temuan ini mengindikasikan bahwa produk-produk tersebut sering kali dibeli bersamaan. Berdasarkan hasil tersebut, tujuan pada penelitian ini Kopislashtea dapat mengoptimalkan strategi promosi melalui penawaran bundling dan diskon untuk produk-produk yang sering dibeli bersamaan berdasarkan analisis berbasis data yang pada akhirnya diharapkan dapat meningkatkan penjualan dan menyediakan penawaran yang lebih sesuai dengan preferensi serta pola pembelian pelanggan.

Kata kunci: Algoritma Apriori; Analisis Penjualan; Aturan Asosiasi; Frequent Itemset; Kopislashtea

#### **Abstract**

Consumer purchasing patterns are crucial information for businesses to formulate more effective sales strategies. Kopislashtea, a growing coffee shop, requires an in-depth analysis of products frequently purchased together by customers. This study aims to identify consumer purchasing patterns at Kopislashtea through the application of the Apriori algorithm and provide strategic recommendations based on the analysis results. The Apriori algorithm is known for its effectiveness in identifying product associations by discovering frequent itemsets and relevant association rules.

In this study, the Apriori algorithm was applied to Kopislashtea's daily transaction data, with a minimum support value set at 10% and a minimum confidence value at 20%. The analysis results revealed popular product combinations, such as French Fries and Iced Aren Latte, with a confidence level of 36%, as well as Chicken Wing Hot Truffle Parmesana and French Fries with a confidence level of 29%. These findings indicate that these products are often purchased together. Based on these results, the purpose of this study is for Kopislashtea to optimize promotional strategies through bundling offers and discounts for frequently purchased products. By leveraging data-driven analysis, this is expected to ultimately increase sales and provide offers that align more closely with customer preferences and purchasing patterns.

Keywords: Apriori Algorithm; Sales Analysis; Association rules; Frequent Itemset; Kopislashtea

Naskah diterima 14 Oktober 2024; direvisi 6 Desember 2024; dipublikasi 5 Maret 2025.  
JATI is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.



## **1. Pendahuluan**

Seiring perkembangan bisnis di perkotaan, bisnis kedai kopi di perkotaan telah mengalami transformasi signifikan [1]. Kedai kopi tidak lagi sekadar menjadi tempat untuk menikmati minuman, melainkan telah berkembang menjadi ruang sosial dan kreatif bagi masyarakat [2]. Transformasi ini menunjukkan bahwa kedai kopi tidak hanya memiliki nilai fungsional sebagai tempat penyedia minuman, tetapi juga memiliki peran penting dalam memenuhi kebutuhan sosial dan gaya hidup masyarakat perkotaan. Oleh karena itu, pemahaman mengenai perilaku konsumen dan strategi bisnis yang tepat dalam industri kedai kopi menjadi aspek yang sangat relevan untuk diteliti, terutama dalam menghadapi persaingan yang semakin kompetitif [3].

Kedai Kopi Kopislashtea (KST) adalah salah satu contoh usaha yang mengikuti tren transformasi kedai kopi modern. KST dipilih sebagai objek penelitian karena posisinya sebagai bisnis yang sedang berkembang

dan menghadapi tantangan signifikan dalam industri yang kompetitif. Berbeda dengan kedai kopi lainnya, KST menawarkan berbagai pilihan kopi unik seperti Hot Latte dan Ice Charcoal Latte, yang tidak hanya menghadirkan cita rasa khas tetapi juga pengalaman kuliner yang berbeda. Selain kopi, KST menyediakan beragam hidangan yang menjadikannya tempat ideal untuk bersantai dalam suasana nyaman dan estetik. Namun, industri makanan dan minuman terus berkembang pesat, dengan persaingan yang semakin ketat [4]. Bisnis kuliner seperti KST dituntut untuk terus berinovasi untuk mempertahankan daya saing. Pemilihan KST didasari oleh relevansi bisnisnya dengan tantangan inovasi yang menjadi fokus penelitian ini. Sebagai contoh, KST menghadapi kendala dalam mengenali pola pembelian konsumen yang dapat mengarah pada pengembangan menu atau strategi promosi yang lebih tepat sasaran. Data transaksi menunjukkan adanya kecenderungan pembelian produk tertentu secara bersamaan, namun potensi ini belum sepenuhnya dimanfaatkan [3].

Inovasi menjadi hal yang krusial bagi Koposlahtea karena konsumen saat ini tidak hanya mencari produk berkualitas tetapi juga pengalaman yang berbeda. Dengan menggunakan pendekatan berbasis data seperti algoritma Apriori, KST memiliki peluang untuk memahami preferensi pelanggan secara lebih mendalam dan merancang strategi bisnis yang lebih efektif. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi konkret terhadap kendala yang dihadapi, sekaligus menjadi model bagi bisnis serupa di industri makanan dan minuman [5].

Data transaksi penjualan sebenarnya merupakan aset berharga yang dapat digunakan untuk mengoptimalkan strategi bisnis. Dengan menganalisis pola pembelian konsumen, bisnis dapat memahami preferensi pelanggan dan merancang promosi yang lebih sesuai, sehingga meningkatkan penjualan dan kepuasan pelanggan [6]. Namun, banyak bisnis minuman yang belum memanfaatkan potensi ini secara optimal. Data transaksi sering kali hanya diakumulasikan sebagai dataset tanpa dimanfaatkan untuk menghasilkan wawasan strategis. Hal ini menyebabkan bisnis kehilangan kesempatan untuk mengambil keputusan berdasarkan data yang dapat memperkuat daya saing mereka di pasar yang semakin kompetitif [7].

Untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan sistem yang mampu menganalisis data secara cepat dan akurat, sehingga bisnis dapat merespons kebutuhan pelanggan dengan lebih efektif. Salah satu solusi yang diusulkan adalah penggunaan teknik data mining [8]. Data mining didefinisikan sebagai serangkaian teknik yang digunakan secara otomatis untuk mengeksplorasi secara menyeluruh dan mengungkap hubungan kompleks dalam kumpulan data berukuran besar [9]. Kumpulan data ini biasanya berbentuk tabulasi, seperti yang sering diimplementasikan dalam sistem manajemen basis data relasional. Meskipun demikian, teknik data mining juga dapat diterapkan pada berbagai bentuk representasi data lainnya, termasuk domain data spasial, berbasis teks, dan multimedia seperti citra [10], dengan menggunakan teknik *machine learning*, data mining memungkinkan analisis mendalam yang tidak hanya menemukan informasi yang tersembunyi tetapi juga memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai perilaku dan tren dalam data [11].

Pada studi kasus penelitian ini, penulis mengusulkan penggunaan Algoritma Apriori, salah satu algoritma data mining yang populer, untuk mengidentifikasi produk-produk yang sering dibeli bersama. Algoritma Apriori dipilih dibandingkan algoritma lainnya karena kemampuannya yang spesifik dalam menemukan frequent itemset dan membangun aturan asosiasi dari data transaksi secara efisien. Algoritma ini dirancang untuk bekerja dengan baik pada data transaksi yang memiliki volume besar dan pola pembelian yang kompleks, seperti di Kopislashtea [6].

Selain itu, Algoritma Apriori memungkinkan penyesuaian nilai parameter seperti support dan confidence untuk memastikan hasil analisis relevan dengan kebutuhan bisnis. Dibandingkan algoritma lain seperti FP-Growth atau Eclat, Apriori lebih mudah dipahami dan diimplementasikan, sehingga cocok untuk studi eksplorasi awal seperti yang dilakukan pada penelitian ini. Dengan output berupa aturan asosiasi yang jelas, Apriori memberikan dasar yang kuat untuk mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersama dan mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih berbasis data [12].

Keputusan promosi yang berbasis data sangat penting dalam meningkatkan penjualan [3]. Dengan menganalisis data transaksi, manajemen dapat mengidentifikasi produk yang paling populer dan yang kurang diminati, serta mengembangkan strategi promosi yang lebih efektif [13]. Teknologi informasi berperan penting dalam membantu pengolahan data dan mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih baik [14]. Pengambilan keputusan promosi berbasis data memainkan peran krusial dalam meningkatkan penjualan. Dengan menganalisis data transaksi, manajemen dapat mengidentifikasi produk yang paling diminati dan yang kurang laku, sehingga memungkinkan pengembangan strategi promosi yang lebih efektif. Teknologi informasi (TI) berperan penting dalam proses ini dengan memfasilitasi pengolahan data dan mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih baik [15].

Penelitian tentang analisis pola penjualan telah banyak dilakukan oleh peneliti sebelumnya dengan beberapa kasus seperti penerapan Algoritma Apriori pada data penjualan suku cadang kendaraan roda dua di Toko Prima Motor Sidomulyo. Penelitian ini bertujuan untuk mengolah data transaksi penjualan yang

sebelumnya hanya berfungsi sebagai arsip menjadi informasi yang berguna untuk pengambilan keputusan bisnis. Dengan menggunakan teknik asosiasi melalui Algoritma Apriori, peneliti mengidentifikasi pola pembelian suku cadang dari berbagai merek, seperti Suzuki, Honda, dan Yamaha, yang paling sering dibeli. Algoritma ini menghasilkan 13 aturan asosiasi yang valid, membantu toko dalam mengelola stok dengan lebih efektif, terutama untuk produk-produk terlaris, sehingga dapat meminimalkan kekurangan stok barang yang banyak diminati pelanggan [16].

Selanjutnya penelitian oleh [2] dengan kasus yang hampir serupa dengan penelitian ini yaitu menggunakan metode Algoritma Apriori untuk menemukan pola penjualan dengan mengolah data transaksi konsumen. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa penerapan data mining menggunakan Algoritma Apriori, melalui metode *association rule* berhasil menghasilkan dua aturan asosiasi. Dengan mengubah parameter minimum support dan *confidence*, ditemukan bahwa kombinasi menu item seperti "Kopioko rasis dan kentang" memiliki nilai *confidence* sebesar 60,34%, dan "Kopioko rasis dan regal" memiliki nilai *confidence* sebesar 54,88%. Hasil ini dapat digunakan untuk mengembangkan strategi promosi yang lebih efektif, khususnya dalam membangun menu paket yang sesuai dengan preferensi konsumen.

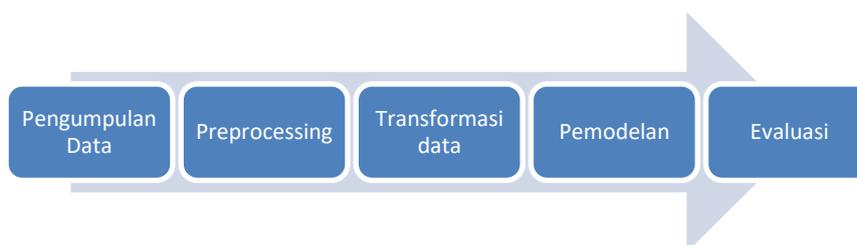
Penelitian lainnya dengan menggunakan algoritma Apriori membahas tentang pola penjualan handphone dan barang elektronik pada CV Rey Gasendra, sebuah perusahaan elektronik di Bandar Lampung [4], penelitian ini bertujuan menemukan pola pembelian produk, seperti barang-barang yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Dengan bantuan alat RapidMiner, penelitian ini mengidentifikasi asosiasi kuat antara item seperti Tempered Glass dan Bracket TV Standar, yang menjadi acuan untuk strategi stok dan pemasaran. Hasil analisis ini diharapkan membantu perusahaan dalam pengelolaan stok dan strategi pemasaran yang lebih efektif berdasarkan pola pembelian konsumen.

Selain itu penelitian dengan menggunakan algoritma apriori pada Toko GOC Kosmetik oleh [17] penelitian ini berfokus pada masalah penumpukan data transaksi yang tidak dimanfaatkan, yang menyebabkan pemilik kesulitan mengidentifikasi produk yang paling laris dan mengatur stok secara efektif. Dengan menerapkan Algoritma Apriori melalui aplikasi RapidMiner, peneliti menganalisis data transaksi untuk menemukan pola asosiasi antar produk. Hasilnya menunjukkan bahwa produk tertentu, seperti Sabun Sirih (SS) dan Kanna (KN), sering dibeli bersama dengan nilai support 69% dan *confidence* 88%. Temuan ini memberikan rekomendasi bagi toko untuk mengelola stok lebih baik dan mengoptimalkan strategi penjualan, yang diharapkan dapat meningkatkan profit secara signifikan.

Dalam kesimpulannya, penelitian yang akan dibahas pada studi kasus kali ini adalah analisis pola pembelian pada salah satu *coffee shop*, yang merupakan bidang yang masih jarang dikaji dalam penelitian sebelumnya yang lebih banyak berfokus pada sektor retail otomotif atau elektronik. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang mengidentifikasi pola penjualan suku cadang kendaraan atau produk elektronik, penelitian ini bertujuan untuk menggali pola pembelian menu makanan dan minuman di Kopislashtea. Dengan menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan kombinasi item yang sering dibeli bersamaan, penelitian ini memberikan wawasan baru dalam pengelolaan stok dan pengembangan strategi pemasaran di *coffee shop*. Kebaruan dalam penelitian ini terletak pada penerapan algoritma Apriori dalam industri F&B, khususnya *coffee shop*, yang memungkinkan pengelolaan stok dan penawaran bundling menu yang lebih sesuai dengan preferensi pelanggan, sehingga dapat meningkatkan loyalitas konsumen dan mengoptimalkan strategi pemasaran di sektor ini.

## 2. Metode Penelitian

Dalam penyusunan penelitian ini dibuat suatu kerangka kerja seperti terlihat pada flowchart yang menggambarkan keseluruhan proses penelitian yang akan dilakukan. Tujuannya membantu dalam memvisualisasikan tahapan yang saling terkait, serta memastikan proses berjalan sesuai rencana tanpa adanya langkah yang terlewat. Dengan demikian, dengan metode penelitian memungkinkan peneliti dan pembaca untuk melihat keseluruhan proses secara ringkas namun terstruktur [18]. Berikut Gambar 1 adalah metode penelitiannya.



Gambar 1. Metode Penelitian

### 1. Pengumpulan Data

Pada tahap awal penelitian, proses dimulai dengan pengumpulan data transaksi penjualan produk dari Kedai Kopislashta. Data yang digunakan untuk penelitian ini merupakan dataset rangkuman transaksi selama satu bulan penuh, yaitu mulai dari tanggal 1 Januari 2024 hingga 30 Januari 2024. Periode ini dipilih untuk mendapatkan gambaran yang terfokus namun representatif mengenai pola pembelian pelanggan dalam waktu yang cukup singkat guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat. Data tersebut mencakup berbagai informasi penting terkait penjualan, seperti jenis produk yang terjual, jumlah penjualan, dan tanggal transaksi [19]. Selain data transaksi, penelitian ini juga melibatkan wawancara dengan staf Kopislashta untuk memahami lebih mendalam mengenai pola pelayanan dan preferensi pelanggan yang mungkin tidak tercermin dalam data transaksi. Wawancara ini membantu mengidentifikasi faktor-faktor lain, seperti rekomendasi pelanggan dan promosi, yang dapat memengaruhi pembelian. Selain itu, dilakukan observasi langsung di lokasi untuk mendapatkan wawasan tambahan tentang kebiasaan pelanggan dan tata letak toko yang mungkin memengaruhi keputusan pembelian.

### 2. Preprocessing

Pada tahap ini, *preprocessing* dilakukan sebagai langkah awal untuk memastikan data siap dianalisis. Proses pembersihan data ini mencakup beberapa langkah penting, seperti menghapus data transaksional yang identik, menghilangkan kolom-kolom yang tidak relevan, dan memperbaiki kesalahan teknis seperti salah ketik atau inkonsistensi format. Langkah-langkah ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data, menghindari kesalahan analisis, dan memastikan bahwa data yang akan diolah benar-benar mencerminkan kondisi yang akurat [19]. Dengan data yang telah diproses secara optimal, teknik data mining dapat diterapkan secara lebih efektif, sehingga hasil analisis menjadi lebih andal dan tepat sasaran [20].

### 3. Transformasi Data

Pada tahap transformasi data, data diubah dan digabungkan ke dalam format yang sesuai untuk diolah oleh perangkat lunak data mining seperti Rapid Miner yang digunakan pada penelitian ini. Proses ini penting karena beberapa metode data mining memerlukan format data khusus agar analisis dapat dilakukan dengan benar [21]. Transformasi yang tepat memastikan data siap digunakan untuk mengungkap pola-pola tersembunyi, sehingga meningkatkan akurasi dan efektivitas hasil analisis.

### 4. Pemodelan

Tahap selanjutnya adalah pemodelan dilakukan dengan menerapkan Algoritma Apriori. Algoritma ini digunakan untuk menemukan pola asosiasi dalam data transaksi, dengan fokus pada mengidentifikasi item-item yang sering muncul bersama dalam pembelian [3]. Dengan menerapkan Algoritma Apriori, kita dapat mengungkap hubungan tersembunyi antara berbagai produk, yang kemudian dapat digunakan untuk membuat rekomendasi produk atau strategi promosi yang lebih efektif. Proses ini merupakan inti dari analisis data mining [10], di mana data yang telah diproses dan ditransformasi diolah untuk menghasilkan wawasan yang bermanfaat bagi pengambilan keputusan bisnis. Adapun urutan penyelesaian dengan algoritma Apriori yaitu:

- a. Pencarian Pola Penjualan, Proses dimulai dengan mencari kombinasi itemset (C1, C2, C3) dan menghitung nilai keyakinan dan tingkat peningkatan untuk menemukan penjualan tertinggi dalam data transaksi selama satu bulan.
- b. Pengelompokan Produk Laris. Produk yang paling laku diidentifikasi dan dikelompokkan berdasarkan data penjualan.
- c. Representasi Data Transaksi. Data transaksi kemudian direpresentasikan dan diformat dalam bentuk tabel untuk analisis lebih lanjut.
- d. Analisis Pola Frekuensi Tinggi. Kombinasi item yang memenuhi persyaratan minimum support dianalisis untuk menemukan pola frekuensi tinggi. Angka support suatu item didapat menggunakan persamaan 1 berikut.

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

Sedangkan angka support 2 itemsets di dapatkan dengan persamaan 2.

$$Support(A, B) = \sum \left( \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \right) \quad (2)$$

Jika kombinasi tidak memenuhi persyaratan support yang ditetapkan, pencarian pola frekuensi tinggi akan dihentikan.

- e. Pembentukan Aturan Asosiasi. Setelah menemukan pola frekuensi tinggi, aturan asosiasi dibentuk berdasarkan perhitungan *confidence* dengan minimum *confidence* 2%. Nilai *confidence* dari aturan A s.d B didapatkan dengan persamaan:

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum (\text{Transaksi Mengandung A dan B})}{\sum \text{Transaksi Mengandung A}} \quad (3)$$

Nilai *confidence* adalah ukuran probabilitas bahwa item B akan dibeli jika item A sudah dibeli.

- f. Penentuan Aturan Asosiasi Final. Aturan asosiasi yang memenuhi syarat dari hasil Algoritma Apriori diidentifikasi dan diringkas. Misalnya, jika *confidence* dari aturan "Jika A maka B" adalah 60%, ini berarti bahwa 60% dari transaksi yang mengandung item A juga mengandung item B. Nilai *confidence* ini dibandingkan dengan ambang batas minimum *confidence* yang telah ditentukan.

#### 5. Evaluasi

Pada tahap evaluasi, hasil dari proses data mining diaplikasikan dalam konteks bisnis nyata. Langkah ini sangat penting karena memungkinkan bisnis untuk menilai seberapa efektif model yang telah dikembangkan dalam mendukung keputusan bisnis. Evaluasi ini mencakup pengukuran akurasi atau ketepatan model dalam memprediksi pola-pola pembelian atau preferensi pelanggan, yang merupakan tujuan utama dalam data mining [22]. Dengan demikian, bisnis dapat memastikan bahwa model yang digunakan mampu memberikan hasil yang relevan, akurat, dan sesuai dengan kebutuhan nyata di lapangan [12]. Adapun langkah-langkahnya adalah sebagai berikut:

- Penerapanan aturan dengan menerapkan aturan asosiasi yang valid untuk mendukung keputusan bisnis, seperti bundling produk.
- Strategi promosi mengembangkan promosi berdasarkan pola pembelian yang ditemukan, seperti diskon kombo.
- Monitoring dan Penyesuaian dalam memantau dampak implementasi dan melakukan penyesuaian jika diperlukan.
- Feedback Loop* menggunakan hasil untuk memperbaiki proses data mining atau strategi bisnis lainnya.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Analisis Dataset Penelitian

Data penjualan produk Kopislashtea yang dikumpulkan pada bulan Januari 2024 terdiri dari total 746 transaksi. Pada Tabel 1 menampilkan contoh transaksi yang dilakukan oleh para pembeli, yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam perhitungan dan analisis menggunakan Algoritma Apriori. Data ini menjadi kunci dalam mengidentifikasi pola-pola penting yang akan mendukung strategi bisnis lebih lanjut.

Tabel 1. Data Penjualan Produk

Bill Number	Sales Date Out	Branch	Menu	Qty
CIPT202401010001	01/01/2024 12:11	Kopislashtea - Cipete	Hawaiian Toast	1
CIPT202401010001	01/01/2024 12:11	Kopislashtea - Cipete	Special K-Noodle	1
CIPT202401010001	01/01/2024 12:11	Kopislashtea - Cipete	Hot Latte	1
CIPT202401010002	01/01/2024 12:19	Kopislashtea - Cipete	Hot Black Coffee	1
CIPT202401020012	02/01/2024 16:27	Kopislashtea - Cipete	Mini Lasagna	1
CIPT202401020012	02/01/2024 16:27	Kopislashtea - Cipete	Shepherd's Pie	1
CIPT202401020013	02/01/2024 16:59	Kopislashtea - Cipete	Ice Matcha Latte	1
CIPT202401020014	02/01/2024 17:10	Kopislashtea - Cipete	Ice Latte	1
CIPT202401020015	02/01/2024 17:24	Kopislashtea - Cipete	Ice Latte	1
CIPT202401020016	02/01/2024 18:34	Kopislashtea - Cipete	Nachos	1
...	...	...	...	...
CIPT202401010003	31/01/2024 12:21	Kopislashtea - Cipete	Ice Black Coffee	1
CIPT202401010004	31/01/2024 12:29	Kopislashtea - Cipete	Loaded Potato	1
CIPT202401010004	31/01/2024 12:29	Kopislashtea - Cipete	Ice Caramel Macchiato	1

Pada tabel 1 di tampilkan data penjualan pada satu nota yang sama misalnya pada nota nomer CIPT202401010001 penjualan terdiri dari Hawaiian Toast, Special K-Noodle dan Hot Latte data-data penjualan ini kemudian dikumpulkan untuk mendapatkan rekapitulasi penjualan dalam sebulan untuk dianalisis menggunakan algoritma apriori. Hasil rekapitulasi penjualan disajikan pada tabel 2

Tabel 2. Rekapitulasi Penjualan Bulan Januari 2024

Produk	Qty
Affogato	11
Air Mineral (Amidis Botol)	50
Biscoff Coffee Butterscotch	33
Biscoff Milk Butterscotch	30
Candy Berry Smash	41
...	...
Caramel Coffee Regal	14
Caramel Milk Regal	16
Chicken Wings Hot Truffle Parmezana	33
Croffle Crumble Red Velvet	39
Croffle Original	10
Ice Coffee Slash Latte	58
Ice Double ChocoCheese	27
Ice Flavoured Caramel Latte	7
Ice Flavoured Hazelnut Latte	2
Ice Flavoured Vanilla Latte	8

Tabel 2 adalah rekapitulasi penjualan produk Kopislashtea selama bulan Januari 2024 menunjukkan variasi penjualan produk dengan beberapa item yang sangat populer seperti Ice Coffee Slash Latte dengan 58 unit terjual dan Air Mineral (Amidis Botol) sebanyak 50 unit, serta beberapa produk dengan penjualan lebih rendah seperti Ice Flavoured Caramel Latte dengan 7 unit terjual. Data ini memberikan gambaran tren konsumen yang cenderung memilih minuman dingin dan air mineral, serta mencerminkan kebutuhan untuk strategi promosi atau penyesuaian produk bagi item dengan penjualan lebih rendah. Analisis lebih lanjut terhadap data ini dapat membantu dalam perencanaan stok, pengembangan promosi, dan penyesuaian menu untuk meningkatkan penjualan di masa mendatang [23].

### 3.2 Tabulasi Data

Tabulasi data ini melibatkan pengelompokan dan pengaturan data ke dalam baris dan kolom yang memudahkan identifikasi pola-pola yang signifikan [24]. Misalnya, setiap produk dapat diurutkan berdasarkan kategori, frekuensi penjualan, atau bahkan waktu penjualan. Proses ini tidak hanya membantu dalam visualisasi data yang lebih baik, tetapi juga menjadi fondasi untuk langkah-langkah analisis berikutnya, seperti penentuan itemset yang sering muncul dan pembentukan aturan asosiasi [25].

Supaya lebih mudah dalam pembacaan record-record pada tabulasi maka setiap item atau produk dibuatkan alias atau kode supaya tidak terlalu panjang dalam penamaan pada kolom ditabular. Tabel 3 berikut adalah sample untuk kode-kode dari produk.

Tabel 3. Pengkodean Produk

No	Kode	Menu
1	AF	Affogato
2	AM	Air Mineral (Amidis Botol)
3	BCB	Biscoff Coffee Butterscotch
4	BMB	Biscoff Milk Butterscotch
5	CBS	Candy Berry Smash
...	...	...
35	HME	Hot Mocha Latte
36	IBC	Ice Black Coffee
37	IC	Ice Cappuccino
38	ICM	Ice Caramel Macchiato
39	ICL	Ice Charcoal Latte

Setelah dilakukan pengkodean terhadap produk yang dijual langkah selanjutnya adalah melakukan tabulasi matriks terhadap data transaksi yang akan diubah menjadi bentuk yang bisa dianalisis oleh algoritma, seperti dalam bentuk tabel dengan kolom yang merepresentasikan item-item dan baris yang merepresentasikan transaksi.

Tabel 4. Matriks Tabulasi Penjualan Produk

AF	AM	BCB	BMB	CBS	CCR	CMR	...	CWHTP	CCRV	CO	CSM	DILT
----	----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-------	------	----	-----	------

0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	...	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0

Tabel 4 menampilkan hasil tabulasi transaksi dalam bentuk matriks biner, di mana setiap baris mewakili transaksi dan setiap kolom mewakili item-item tertentu. Nilai dalam matriks ini berupa 0 dan 1, yang menunjukkan keberadaan item dalam transaksi tersebut. dengan 1 berarti item ada dan 0 berarti item tidak ada. Misalnya, pada transaksi ketiga, item di kolom CO muncul, sementara pada transaksi kelima, item di kolom CCR muncul. Tabulasi seperti ini penting dalam algoritma Apriori untuk menghitung support, yaitu seberapa sering item-item tertentu muncul bersama dalam transaksi, yang menjadi dasar dalam menemukan aturan asosiatif antara item-item tersebut.

### 3.3 Pembentukan Itemset

#### 1. Pembentukan 1 Itemset

Setiap transaksi di dalam dataset dipecah menjadi itemset, yaitu kombinasi dari item-item yang terdapat dalam transaksi tersebut. Pada tahap awal, hanya itemset dengan satu item (1-itemset) yang dibuat. Pembentukan 1 itemset pada analisis Apriori dimulai dengan menghitung support untuk setiap item dalam dataset, dengan minimum support ditetapkan sebesar 10%. Support dihitung sebagai persentase jumlah transaksi yang mengandung item tertentu terhadap total transaksi. Sebagai contoh perhitungan pembentukan 1 itemset dengan minimum support = 10% pada produk French Fries (FF), Ice Charcoal Latte (ICL) dan Ice Aren Latte (IAL) dengan menggunakan persamaan (1)

$$S(\text{FF}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung FF}}{\sum \text{total transaksi}} = \frac{85}{746} * 100\% = 11\%$$

$$S(\text{ICL}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung ICL}}{\sum \text{total transaksi}} = \frac{79}{746} * 100\% = 10\%$$

$$S(\text{IAL}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung IAL}}{\sum \text{total transaksi}} = \frac{90}{746} * 100\% = 12\%$$

Berdasarkan hasil perhitungan support 1 itemset untuk produk French Fries (FF), Ice Charcoal Latte (ICL) dan Ice Aren Latte (IAL) adalah bahwa ketiga produk tersebut memiliki nilai support yang cukup tinggi, yaitu di atas minimum support 10%. French Fries memiliki support sebesar 11%, Ice Charcoal Latte memiliki support 10% dan Ice Aren Latte memiliki support sebesar 10%. Hal ini menunjukkan bahwa ketiga produk ini cukup sering muncul dalam transaksi dan layak untuk dilanjutkan ke tahap berikutnya dalam analisis Apriori untuk membentuk kombinasi 2 itemset dan mencari pola asosiatif antara produk-produk tersebut. Secara Detail untuk produk-produk yang memiliki nilai minimum support diatas 10% pada tabel 5.

Tabel 5. Nilai Support Minimum 1 Itemset

support	itemsets	Kode
0.112601	(French Fries)	FF
0.107239	(Ice Charcoal Latte)	ICL
0.104558	(Ice Tea Peach Blossom Aloe)	ITPBA
0.121984	(Iced Aren Latte)	IAL
0.111260	(Loaded Potato)	LP

Pada Tabel 5 support di atas menunjukkan persentase frekuensi kemunculan beberapa produk di Kopislashtea. Dari data tersebut, terlihat bahwa Iced Aren Latte memiliki support tertinggi (12,19%), diikuti oleh French Fries (11,26%) dan Loaded Potato (11,13%). Artinya, produk-produk ini lebih sering muncul dalam transaksi dibandingkan produk lain.

#### 2. Pembentukan 2 Itemset

Pada tahap selanjutnya, analisis itemset 2 dapat dilakukan untuk mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Misalnya, apakah ada keterkaitan antara pembelian Iced Aren

Latte dan French Fries, atau antara produk lain yang memiliki support tinggi. Melalui algoritma Apriori, kita dapat menemukan asosiasi antara dua produk yang sering dibeli bersamaan, yang bisa digunakan untuk merancang promosi paket produk atau bundling yang lebih menarik bagi pelanggan, serta membantu manajemen merancang tata letak produk yang dapat meningkatkan penjualan [12]. Untuk menghitung nilai support minimum menggunakan persamaan (2).

$$S(IAL, FF) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung IAL dan FF}}{\sum 746} * 100\%$$

$$= \frac{9}{746} * 100\% = 0,0121$$

Hasil-hasil tersebut dianalisis dengan minimum support 1% sehingga hasilnya didapatkan pada tabel 6 untuk kombinasi support 2 itemset.

Tabel 6. Support Kombinasi 2 itemset

No	Menu 1	Menu 2	Support
1	FF	IAL	1,20%
2	FF	IL	1%
3	FF	ITPBA	1,70%
4	FF	IAL	1,40%
5	CWHTP	FF	1,20%

Pada tabel 6 meskipun nilai support pada frekuensi pembelian kombinasi 2 produk dalam tabel hanya sekitar 1%, nilai ini masih memenuhi ambang batas minimum support yang telah ditetapkan, sehingga tetap layak untuk dianalisis lebih lanjut. Walaupun angka ini terbilang kecil, pola pembelian seperti ini dapat memberikan wawasan penting tentang hubungan produk yang sering dibeli bersama. Oleh karena itu, langkah selanjutnya adalah menggunakan kombinasi produk atau frequent itemset ini untuk menghasilkan *Association rule* yang dapat membantu menemukan aturan atau pola lebih mendalam tentang bagaimana produk-produk tersebut berhubungan satu sama lain. Dengan begitu, meski support hanya 1%, manajemen Kopislashtea bisa mendapatkan strategi promosi yang lebih tepat dengan memahami kecenderungan pembelian konsumen melalui analisis aturan asosiasi ini.

### 3.4 Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah menentukan frequent itemset berdasarkan nilai support, langkah berikutnya dalam algoritma Apriori adalah membentuk asosiasi atau *Association rule* untuk menemukan hubungan antar produk dengan menggunakan nilai *confidence*. Nilai *confidence* adalah ukuran seberapa sering aturan itu terbukti benar, yaitu seberapa besar kemungkinan konsumen membeli produk kedua (konsekuen) jika mereka sudah membeli produk pertama (antecedent). Untuk analisis ini, kita menetapkan nilai minimum *confidence* sebesar 20%, yang berarti aturan asosiasi akan dianggap relevan jika setidaknya 20% dari transaksi yang membeli produk pertama juga membeli produk kedua. Untuk menghitung jumlah *confidence* digunakan persamaan (3).

*Confidence* French Fries (FF) terhadap Iced Aren Late (IAL) dengan kemunculan secara bersamaan 9x dari 25 transaksi French Fries. Maka Perhitungan nilai *confidencenya* adalah:

$$Confidence = P(IAL, FF) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung IAL+FF}}{\sum \text{transaksi mengandung IAL}}$$

$$Confidence = \frac{9}{25} = 0.36 (36\%)$$

Hasil dari perhitungan terhadap produk-produk yang memenuhi aturan asosiasi adalah pada tabel 7.

Tabel 7. Hasil Asosiasi dengan *Confidence* 20%

No	Menu 1	Menu 2	<i>Confidence</i>
1	FF	ICL	0,084
2	FF	IL	0,096
3	FF	ITPBA	0,156
4	FF	IAL	0,36
5	CWHTP	FF	0,2903

Berdasarkan pola yang dihasilkan pada tabel 7 hanya dua kombinasi yang memenuhi syarat minimum *confidence* sebesar 0,20, yaitu kombinasi French Fries (FF) dan Iced Aren Latte (IAL) dengan *confidence* sebesar 36%, serta Chicken Wing Hot Truffle Parmesana (CWHTP) dan French Fries (FF) dengan *confidence* sebesar 29%. Hal ini menunjukkan bahwa ketika konsumen membeli French Fries, ada peluang 36% mereka juga akan membeli Iced Aren Latte, dan jika mereka membeli Chicken Wing Hot Truffle Parmesana, ada kemungkinan 29% mereka juga membeli French Fries. Kedua aturan asosiasi ini dapat dimanfaatkan untuk promosi seperti bundling produk atau penawaran khusus di Kopislashtea, guna meningkatkan penjualan berdasarkan kebiasaan pembelian konsumen.

### 3.5 Evaluasi

Dalam evaluasi hasil implementasi algoritma Apriori pada Kopislashtea, proses analisis berhasil mengidentifikasi beberapa pola pembelian yang bermanfaat. Dengan menggunakan data transaksi harian, algoritma Apriori menghitung nilai support untuk menemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersama. Meskipun sebagian besar kombinasi produk memiliki nilai support rendah, di kisaran 1%, hasil ini tetap relevan karena memenuhi ambang batas yang ditetapkan.

Berikut adalah rekomendasi yang dapat diterapkan untuk meningkatkan penjualan:

1. Menggunakan kombinasi 1 itemset produk French Fries dan Iced Aren Late merupakan menu yang tingkat penjualannya paling banyak dibandingkan menu yang lain serta memiliki nilai *confidence* paling tinggi sebesar 36% jika disajikan secara bersamaan, ini dapat menjadi rekomendasi untuk ditampilkan sebagai menu favorit.
2. Menggunakan kombinasi 2 itemset Chicken Wing Hot Truffle Parmesana (CWHTP) dan French Fries yang memiliki nilai *confidence* sebesar 29% menunjukkan bahwa kedua produk ini sering dibeli bersama. Rekomendasi ini dapat diterapkan dengan menawarkan promosi bundling untuk kedua produk tersebut, atau memberikan diskon khusus ketika pelanggan membeli Chicken Wing Hot Truffle Parmesana dan French Fries secara bersamaan, guna meningkatkan daya tarik pelanggan terhadap paket produk ini, hal ini dapat dilihat dari hasil pada tabel 7 yang menggambarkan nilai *confidence* paling tinggi lebih dari 20%.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma Apriori pada data penjualan Kopislashtea berhasil mengidentifikasi pola pembelian produk yang signifikan. Kombinasi produk dengan tingkat support dan *confidence* yang tinggi, seperti French Fries dan Iced Aren Latte (dengan *confidence* 36%) serta Chicken Wing Hot Truffle Parmesana dan French Fries (dengan *confidence* 29%), memperlihatkan adanya keterkaitan kuat dalam perilaku pembelian konsumen. Hasil ini memberikan wawasan yang berharga bagi Kopislashtea dalam merancang strategi penjualan berbasis data yang lebih efektif dan terarah. Salah satu cara untuk memanfaatkan informasi ini adalah dengan menawarkan paket bundling, di mana produk yang sering dibeli bersama disatukan dalam satu paket penawaran. Hal ini tidak hanya dapat meningkatkan penjualan produk-produk terkait, tetapi juga memberikan nilai tambah bagi pelanggan melalui penawaran harga yang lebih kompetitif. Dengan menerapkan aturan asosiasi yang telah ditemukan, Kopislashtea dapat membuat keputusan bisnis yang lebih tepat sasaran, meningkatkan keterlibatan pelanggan, dan membangun loyalitas jangka panjang.

## Daftar Pustaka

- [1] J. R. Gumilang, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Analisis Penjualan Konter Berbasis Web," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 1, no. 2, pp. 226–233, 2021, doi: 10.33365/jatika.v1i2.612.
- [2] A. Juliano, Rasim, and Sugiyatno, "Algoritma Apriori untuk Pola Penjualan pada Kedai Kopi Studi Kasus: Kedai Kopioko," *Journal of Students' Research in Computer Science*, vol. 3, no. 1, pp. 29–38, 2022, doi: 10.31599/jsrscs.v3i1.1148.
- [3] A. O. Fadilah, B. Huda, A. Hananto, and Tukino, "Strategi Promosi untuk Meningkatkan Penjualan Kedai Kopi Desimal Menggunakan Algoritma K-Medoids Clustering," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 10, no. 1, pp. 2407–389, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i1.5561.
- [4] F. S. Amalia and S. Setiawansyah, "Analisis Data Penjualan Handphone dan Elektronik Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: CV Rey Gasendra)," *TELEFORTECH: Journal of Telematics and Information Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2021, doi: <https://doi.org/10.33365/tft.v2i1.1810>.
- [5] P. Sianturi, Marsono, and R. Mahyuni, "Analisis Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means dalam Mengklasterkan Menu Makan Potensial di Cafe Minum Kopi," *Jurnal CyberTech*, vol. 3, no. 8, pp. 1412–1419, 2020, doi: <https://doi.org/10.53513/jct.v3i8.4657>.

- [6] E. Devia, "Aplikasi Sistem Penjualan Menggunakan Teknik Data Mining dengan Market Basket Analysis dan Algoritma Apriori (Studi Kasus Pada: Jetlag Coffee)," *Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 2, pp. 28–40, 2021, doi: 10.55606/jutiti.v1i2.1085.
- [7] R. A. Saputra, S. Wasiyanti, and R. Nugraha, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Analisa Pola Penempatan Barang Berdasarkan Data Transaksi Penjualan," *Swabumi*, vol. 8, no. 2, pp. 160–170, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.9031.
- [8] R. Aryanti, E. Fitriani, D. Ardiansyah, and A. Saepudin, "Penerapan Metode Rapid Application Development dalam Pengembangan Sistem Informasi Akademik Berbasis Web," *Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 23, no. 2, 2021, doi: 10.31294/p.v23i2.11170.
- [9] M. Syahril, K. Erwansyah, and M. Yetri, "Penerapan Data Mining untuk Menentukan Pola Penjualan Peralatan Sekolah pada Brand Wigglo dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD)*, vol. 3, no. 1, p. 118, 2020, doi: 10.53513/jsk.v3i1.202.
- [10] Amril Mutoi Siregar and Adam Puspabhuana, *DATA MINING Pengolahan Data Menjadi Informasi dengan RapidMiner*. CV Kekata Group. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=rTImDwAAQBAJ>
- [11] 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," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 1, pp. 9–16, 2022, doi: 10.25077/teknosi.v8i1.2022.9-16.
- [12] M. Fathurrahman, R. Pratama, A. and T. Al-Mudzakir, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp Growth terhadap Market Basket Analysis pada Data Penjualan Bakery," *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer dan Manajemen)*, vol. 4, no. 2, pp. 266–274, 2023, doi: 10.30645/kesatria.v4i2.161.g160.
- [13] D. M. Sinaga, W. H. Sirait, and A. P. Windarto, "Analisis Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pemesanan Konsumen pada Ucokopi," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 68–73, 2021, doi: 10.47065/jimat.v1i2.105.
- [14] R. A. Gumilar and A. Sudiarjo, "Penerapan Algoritma Apriori pada Transaksi untuk Mencari Pola Penjualan (Studi Kasus: Warung US Baso Steak Coffee)," *Kohesi: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 01, no. 07, pp. 11–22, 2023, doi: 10.3785/kjst.v1i7.603.
- [15] S. Wulandari, *Jago Digital Marketing Cara Membuat Bisnis Cuan dan Tumbuh Cepat dengan Mudah*. Anak Hebat Indonesia, 2024. [Online]. Available: [https://www.google.co.id/books/edition/Jago\\_Digital\\_Marketing/dOUTEQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0](https://www.google.co.id/books/edition/Jago_Digital_Marketing/dOUTEQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0)
- [16] Z. Abidin, A. K. Amartya, and A. Nurdin, "Penerapan Algoritma Apriori pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo)," *Jurnal Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, p. 225, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i2.1459.
- [17] I. Maryani, O. Revianti, H. M. Nur, and S. Sunanto, "Implementasi Data Mining pada Penjualan di Toko GOC Kosmetik dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *Indonesian Journal on Software Engineering (IJSE)*, vol. 8, no. 1, pp. 92–98, 2022, doi: 10.31294/ijse.v8i1.13017.
- [18] Y. A. Azis, "Diagram Alir Penelitian: Pengertian, Jenis dan Contoh," Deepublishstore, 2023. [Online]. Available: [https://deepublishstore.com/blog/diagram-alir-penelitian/?srsltid=AfmBOopcQNsQRQpMeO8l\\_PiYhx4f-IykcLo4Z3Hj7jRchj18jk5eNMI6](https://deepublishstore.com/blog/diagram-alir-penelitian/?srsltid=AfmBOopcQNsQRQpMeO8l_PiYhx4f-IykcLo4Z3Hj7jRchj18jk5eNMI6)
- [19] E. F. L. Awalina and W. I. Rahayu, "Optimalisasi Strategi Pemasaran dengan Segmentasi Pelanggan Menggunakan Penerapan K-Means Clustering pada Transaksi Online Retail," *Jurnal Teknologi dan Informasi*, vol. 13, no. 2, pp. 122–137, 2023, doi: 10.34010/jati.v13i2.10090.
- [20] S. Khotimatul Wildah, A. Latif, S. Agustiani, A. Mustopa, and S. Suharyanto, "Color Histogram dan Support Vectore Machine untuk Mengklasifikasikan Biji Kopi Berdasarkan Tingkat Pemanggangan," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 580–586, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8724.
- [21] W. Gata, S. Surohman, and H. M. Nawawi, "Twitter in analysis of policy sentiments of the omnibus law work creative design," *AIP Conference Proceedings*, vol. 2714, no. September 2011, 2023, doi: 10.1063/5.0128546.
- [22] F. N. Dhewayani, D. Amelia, D. N. Alifah, B. N. Sari, and M. Jajuli, "Implementasi K-Means Clustering untuk Pengelompokkan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Menggunakan Model CRISP-DM," *Jurnal Teknologi dan Informasi*, vol. 12, no. 1, pp. 64–77, 2022, doi: 10.34010/jati.v12i1.6674.
- [23] A. M. Husein and M. K. Harahap, "Teknik Data Science di Bidang Kesehatan: Menganalisis Faktor Penting Ketidakhadiran Janji Medis Pasien," *Data Science Indonesia*, vol. 1, no. 2, pp. 50–61, 2021, doi: 10.47709/dsi.v1i2.1314.

- 
- [24] G. Triyandana, L. A. Putri, and Y. Umidah, “Penerapan Data Mining Pengelompokan Menu Makanan dan Minuman Berdasarkan Tingkat Penjualan Menggunakan Metode K-Means,” *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 6, no. 1, pp. 40–46, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i1.3824.
- [25] I. M. D. P. Asana, I. G. I. Sudipa, A. A. T. W. Mayun, N. P. S. Meinarni, and D. V. Waas, “Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-TID,” *INFORMAL: Informatics Journal*, vol. 7, no. 1, p. 38, 2022, doi: 10.19184/isj.v7i1.30901.