

Analisis Paket Penjualan pada Kedai Kopi Menggunakan Algoritma Apriori

Aldo Paristyo*¹, Ridho Bagus Satrio², Sabilah Wisnu Gumelar³, Ina Sholihah
Widiati⁴

¹²³⁴Prodi Informatika, STMIK Amikom Surakarta

¹²³⁴Sukoharjo Indonesia

Email: ¹aldo.130543@mhs.amikomsolo.ac.id,

²ridho.130514@mhs.amikomsolo.ac.id, ³sabilah.130519@mhs.amikomsolo.ac.id,

⁴inasw@dosen.amikomsolo.ac.id

Abstract

The coffee industry in Indonesia is experiencing rapid expansion and fierce competition, encouraging small and medium-sized enterprises (SMEs) to implement data-driven sales strategies, such as product bundling, to increase transaction value. However, many businesses still determine packages based on intuition rather than purchase data analysis¹⁰. This study aims to implement association rule mining through the Apriori Algorithm to examine and identify product sales patterns at Coffee Shop X, providing a strategic foundation for more targeted menu packages and promotions. The quantitative method using the Apriori Algorithm was applied to 100 daily transaction data (August 4, 2025) from Coffee Shop X. Using minimum support parameters of 75% and confidence of 60%, this study successfully identified purchasing patterns consisting of 2-itemsets, 3-itemsets, and produced a total of 79 significant association rules. The main finding shows that the strongest rule is Croissant \Rightarrow Matcha_Latte with a confidence of 100%, lift of 1.13, and conviction of 8.89, indicating that every purchase of Croissant is always followed by a purchase of Matcha Latte. These results can be used to develop effective product bundling and promotion strategies.

Keywords: Association rule mining, Apriori Algorithm, coffee shop, product bundling

Abstraksi

Industri kopi di Indonesia mengalami ekspansi pesat dan kompetisi sengit, mendorong Usaha Kecil dan Menengah (UKM) menerapkan strategi penjualan berbasis data, seperti product bundling, untuk meningkatkan nilai transaksi. Namun, banyak pelaku usaha masih menentukan paket berdasarkan intuisi, bukan analisis data pembelian¹⁰. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan association rule mining melalui Algoritma Apriori guna meneliti dan mengidentifikasi pola penjualan produk di Kedai Kopi X, menyediakan fondasi strategis untuk paket menu dan promosi yang lebih terarah. Metode kuantitatif menggunakan Algoritma Apriori diterapkan pada 100 data transaksi harian (04 Agustus 2025) Kedai Kopi X. Dengan menggunakan parameter minimum support 75% dan confidence 60%, studi ini berhasil mengidentifikasi pola pembelian yang terdiri dari 2-itemset, 3-itemset, dan menghasilkan total 79 aturan asosiasi yang signifikan. Temuan utama menunjukkan bahwa aturan terkuat adalah Croissant \Rightarrow Matcha_Latte dengan confidence 100%, lift 1.13, dan conviction 8.89,

mengindikasikan bahwa setiap pembelian Croissant selalu diikuti dengan pembelian Matcha Latte. Hasil ini dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi product bundling dan promosi yang efektif.

Kata Kunci: Association rule mining, Algoritma Apriori, kedai kopi, bundling produk

1. PENDAHULUAN

Industri kopi di Indonesia menunjukkan perkembangan yang pesat, ditandai dengan banyaknya kedai kopi lokal maupun internasional yang bersaing memperebutkan pasar. Persaingan ketat mendorong pelaku UMKM untuk memperlakukan strategi penjualan kreatif berbasis data untuk dapat meningkatkan nilai transaksi serta menjaga daya saing. Salah satu strategi yang efektif adalah bundling atau penggabungan beberapa produk dalam satu paket penjualan, yang terbukti meningkatkan rata-rata nilai transaksi. Namun, banyak pelaku usaha masih menentukan paket produk berdasarkan intuisi, bukan analisis data pembelian konsumen. Kondisi tersebut mencerminkan bahwa penerapan pendekatan analitik dalam proses pengambilan keputusan menjadi semakin krusial[1][2].

Berdasarkan permasalahan di atas, maka penelitian ini menerapkan metode association rule mining dengan memanfaatkan algoritma apriori[3]. Algoritma Apriori dipilih karena kemampuannya yang efektif dalam menemukan pola hubungan di antara item dalam data transaksi, terutama dalam mengekstrak frequent itemset serta menghasilkan aturan asosiasi yang kuat dengan menghitung nilai support dan confidence[4].

Penelitian ini secara spesifik berfokus pada data transaksi harian di Kedai Kopi X yang berlokasi di Jl. Letjen Sutoyo No.21-B, Nusukan, Kota Surakarta, Jawa Tengah. Tujuannya adalah untuk mengenali pola-pola dalam pembelian produk kopi dan menu lainnya yang disukai oleh konsumen, serta menemukan aturan asosiasi yang kuat dan relevan dari data tersebut. Dengan melakukan analisis ini, penelitian ini diharapkan bisa menemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersama dan memberikan rekomendasi strategi penjualan yang lebih efektif[5][6].

Berdasarkan tujuan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi strategis melalui pengembangan paket penjualan yang efektif dengan cara mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli secara bersama-sama. Secara praktis, temuan ini akan menjadi landasan bagi Kedai Kopi X untuk merancang strategi promosi, penggabungan produk, dan penyusunan menu yang lebih efisien dengan mempertimbangkan perilaku pembelian pelanggan. Selain itu, penelitian ini juga mengungkapkan cara pemanfaatan data mining khususnya Algoritma Apriori yang dapat mendukung UMKM dalam mengambil keputusan bisnis yang lebih berbasis data.[7][8].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data mining adalah serangkaian proses untuk menemukan informasi bernilai yang sebelumnya tidak diketahui secara manual dari suatu basis data. Data mining adalah metode yang digunakan untuk menemukan pola dalam data sebagai bagian dari proses Knowledge Discovery in Database. Data mining adalah istilah yang merujuk pada rangkaian proses yang dilakukan untuk mendapatkan wawasan atau pola dari sekumpulan data. Penambangan data telah ada sejak tahun 1990-an[8][9].

2.2. Association Rule Mining

Association Rules Mining merupakan salah satu metode dalam pengumpulan data yang bertujuan untuk mengidentifikasi semua aturan asosiasi dari sejumlah kumpulan item, sehingga metode ini akan mendukung sistem rekomendasi melalui penemuan pola di antara item dalam transaksi yang berlangsung. Salah satu tahapan penting dalam Association Rules adalah mencari pola frekuensi tinggi. Proses ini bertujuan untuk menentukan tingkat kemunculan gabungan item (itemset) dalam transaksi, yang merupakan dasar dari analisis asosiasi[5][9].

2.3. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan metode utama yang digunakan dalam penerapan Asosiasi Rule Mining. Algoritma ini sangat berguna dalam menganalisis penjualan dan bisnis karena beroperasi secara berulang untuk menemukan kumpulan barang yang sering muncul (itemset frekuensi tinggi) dan menghasilkan aturan hubungan yang tepat berdasarkan nilai dukungan dan kepercayaan. Dengan demikian, metode Apriori sukses dalam mengidentifikasi hubungan yang kuat antar item di dalam data transaksi[10][11].

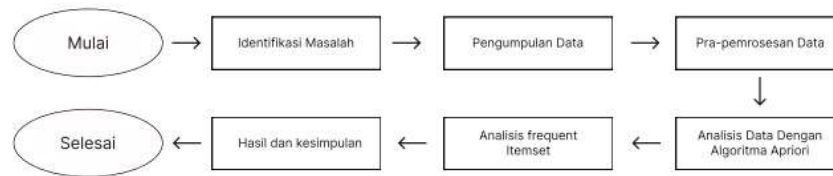
2.4. WEKA

WEKA merupakan singkatan dari Waikato Environment for Knowledge Analysis, sebuah perangkat lunak yang dikembangkan oleh Universitas Waikato, Selandia Baru. Software ini digunakan secara menyeluruh dalam bidang data mining untuk memenuhi kebutuhan penelitian, pendidikan, dan berbagai aplikasi praktis. Ini adalah program berbasis Java dan lebih disukai untuk software machine learning. Perangkat lunak ini efektif dalam mengatasi tantangan analisis data, terutama dalam memproses data transaksi biner dan menerapkan parameter Algoritma Apriori (support dan confidence) untuk menghasilkan aturan asosiasi yang bermakna[2][7][8].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif melalui teknik data mining. Tujuannya adalah untuk menemukan hubungan antara produk yang sering dibeli secara bersamaan atau tidak dibeli secara bersamaan oleh pelanggan di sebuah

kedai kopi X. Algoritma yang digunakan adalah apriori, yang termasuk dalam metode Association Rule Mining.



Gambar 1. Alur flowchart

3.1. Objek dan Sumber Data

Penelitian ini memusatkan perhatian pada kegiatan penjualan yang berlangsung di kedai kopi X yang beralamat di Jl. Letjen Sutoyo No.21-B, Nusukan, Kec. Banjarsari, Kota Surakarta, Jawa Tengah. Data yang digunakan adalah data primer, yaitu data transaksi dari kedai kopi tersebut selama satu hari, yaitu pada tanggal 04 Agustus 2025. Total transaksi valid yang digunakan dalam penelitian ini adalah 100 transaksi.

Pada hari pengambilan data tersebut terdapat kegiatan booking untuk acara kantor, sehingga jumlah transaksi meningkat secara signifikan dan situasi ini bisa memengaruhi pola belanja pelanggan. Karena itu, penggunaan data dari satu hari dengan situasi tertentu bisa menyebabkan bias pada hasil analisis, karena pola transaksi yang tercatat tidak sepenuhnya mencerminkan perilaku pembelian pada hari biasa. Data mentah ini selanjutnya diproses ke dalam format yang tepat untuk analisis.

3.2. Parameter Apriori

Dalam kerangka parameter apriori ini, parameter-parameter dalam algoritma apriori seperti support dan confidence sangat krusial untuk mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan kedai kopi. Perhitungan nilai support dalam penelitian ini menggunakan total 100 transaksi, dengan minimum support 75% dan minimum confidence 60%. Dengan menggunakan perangkat lunak WEKA, rumus-rumus tersebut diterapkan untuk menentukan seberapa kuat keterkaitan antara dua atau lebih produk dalam satu transaksi penjualan.

1. $Support\ A = \frac{Jumlah\ Transaksi\ untuk\ A}{Total\ Transaksi}$
Support(A) menunjukkan seberapa sering produk A dibeli dalam total transaksi. Semakin besar angka support, semakin sering produk itu tampil di berbagai transaksi.
2. $Support\ (A, B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ untuk\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi}$
Support(A, B) mencerminkan frekuensi pembelian produk A dan B secara bersamaan dalam satu transaksi.
3. $Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A, B)}{Support(A)}$

Confidence(A → B) Confidence(A → B) mengukur seberapa besar peluang seorang pelanggan yang membeli produk A juga akan membeli produk B. Nilai ini krusial dalam menentukan hubungan antar produk yang dapat digunakan sebagai dasar dalam merancang penawaran paket penjualan.

4. $Confidence(B \rightarrow A) = \frac{Support(A,B)}{Support(B)}$

Confidence(B → A) memiliki arti yang serupa, hanya berbeda dalam hal arah hubungan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang diterapkan dalam penelitian ini berjumlah 100 transaksi, yaitu jumlah transaksi valid pada tanggal 04 Agustus 2025. Angka ini penting untuk menjelaskan nilai support yang digunakan dalam metode Apriori, di mana support dihitung menggunakan rumus:

$$Support(A) = \frac{Support\ Count}{100}$$

Dengan begitu, nilai support count pada Tabel 1, 2, dan 3 bisa langsung diubah menjadi nilai persentase. Sebagai contoh, jika support count 80, maka nilai supportnya adalah 80%. Penjelasan ini penting untuk memastikan pembaca dapat mengecek bahwa ambang minimum support 75% dihitung berdasarkan total transaksi yang berjumlah 100 data

Pemilihan minimum support sebesar 75% ditentukan dengan pertimbangan bahwa penelitian ini difokuskan untuk menemukan pola pembelian yang benar-benar kuat dan konsisten. Secara teoritis, ambang support yang tinggi akan menghasilkan itemset yang lebih spesifik dan minim gangguan, sehingga hasilnya lebih mudah diterapkan sebagai strategi dalam bisnis. Namun, support 75% tergolong sangat tinggi dalam analisis transaksi sehingga beresiko mengabaikan pola frekuensi rendah yang sebenarnya juga bernilai. Dengan demikian, pemilihan nilai ini adalah pertukaran antara ketepatan pola dan keutuhan data.

Sementara itu, nilai minimum confidence sebesar 60% dipilih karena termasuk dalam kisaran yang sering digunakan dalam analisis asosiasi untuk memastikan bahwa hubungan antar produk cukup kuat dan bermakna, namun tidak terlalu ketat sehingga menghapus pola yang potensial.

4.1. Tahapan Pengumpulan Data

Tahapan pengumpulan data dalam penelitian ini berlangsung pada tanggal 04 Agustus 2025 di kedai kopi X, yang meliputi seleksi data dan transformasi data.

4.2. Tahapan Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format yang siap diproses oleh algoritma apriori di WEKA. Langkah-langkah ini meliputi:

- Seleksi Data: Pada seleksi data, informasi diambil dari pengelola kedai kopi. Data yang diambil mencakup rekaman penjualan pada tanggal 04-08-2025.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	ID Transaksi	Tanggal	Waktu	Item	Harga Item	Jumlah Item	Total Transaksi	Metode Pembayaran
2	919222	04/08/2025	10:06:13	Hazelnut Latte	Rp29.000,00	2	Rp58.000,00	GRAB MERCHANT
3	94858	05/08/2025	14:25:01	Kopi Kenangan Mantan	Rp18.000,00	1	Rp18.000,00	E-Wallet
4	158579	06/08/2025	17:52:08	Matcha Latte	Rp30.000,00	1	Rp30.000,00	Go- Resto KK
5	58345	07/08/2025	12:28:46	Matcha Latte	Rp30.000,00	2	Rp60.000,00	Cash
6	952349	08/08/2025	18:46:27	Kopi Kenangan Mantan	Rp20.000,00	2	Rp40.000,00	E-Wallet
7	793492	09/08/2025	20:26:00	Kopi Kenangan Mantan	Rp18.000,00	2	Rp36.000,00	Cash
8	624182	10/08/2025	08:30:09	Croissant	Rp20.000,00	2	Rp40.000,00	E-Wallet
9	626277	11/08/2025	13:44:12	Es Kopi Susu	Rp22.000,00	1	Rp22.000,00	Cash
10	8146	12/08/2025	16:45:20	Americano	Rp18.000,00	2	Rp36.000,00	QRIS

Gambar 2. Beberapa data sebelum diseleksi

- Transformasi Data: Pada transformasi data, data transaksi mentah yang mencakup nama produk di setiap baris diubah ke dalam format biner. Dalam format ini, setiap baris menunjukkan satu transaksi, dan setiap kolom menggambarkan produk. Nilai 1 menunjukkan produk yang telah dibeli, sedangkan nilai 0 menunjukkan produk yang tidak dibeli. Gambar di bawah ini telah saya ubah agar data dapat dimasukkan ke dalam WEKA.

	A
1	id_transaksi,Americano,Cappuccino,Caramel_Latte,Chocolate,Croissant,Donat,Es_Kopi_Susu,Hazelnut_Latte,Kopi_Kenangan_Mantan,Matcha_Latte
2	919222,0,0,0,0,0,0,0,2,0,0
3	94858,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0
4	158579,0,0,0,0,2,0,0,0,0,1
5	58345,0,0,0,0,3,0,0,0,0,2
6	952349,0,0,0,0,0,0,0,0,2,0
7	793492,0,0,0,0,0,0,0,0,2,0
8	624182,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
9	626277,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0
10	8146,2,0,0,0,0,0,0,0,0,0

Gambar 3. Beberapa data sesudah ditransformasi

4.3. Analisis Data menggunakan weka

Pada tahap ini adalah hasil percobaan menggunakan model aturan asosiasi (association rule) dengan menerapkan algoritma apriori melalui perangkat lunak WEKA 3.8. Setelah menghitung nilai support untuk semua itemset, penelitian ini menetapkan ambang batas nilai support minimal sebesar 75%, dengan tujuan memperoleh item minimal yang dapat membentuk kombinasi tertentu. Setelah pola frekuensi tinggi teridentifikasi dengan nilai minimal Support 75%, langkah selanjutnya adalah mencari aturan asosiatif menggunakan nilai confidence, di mana dalam penelitian ini diterapkan nilai confidence sebesar 60%.

```

Apriori output
Apriori
=====
Minimum support: 0.75 (% transactions)
Minimum metric (confidence): 0.6
Number of cycles performed: 1

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 9
Size of set of large itemsets L(2): 31
Size of set of large itemsets L(3): 27
Size of set of large itemsets L(4): 2

Best rules found:

1. Croissant_binarized=0 80 ==> Matcha_Latte=0 80 <conf:(1)> lift:(1.12) lev:(0.00) [0] count:(8.89)
2. Americano_binarized=0 Croissant_binarized=0 76 ==> Matcha_Latte=0 76 <conf:(13)> lift:(1.13) lev:(0.00) [0] count:(8.44)
3. Cappuccino_binarized=0 Croissant_binarized=0 74 ==> Matcha_Latte=0 74 <conf:(13)> lift:(1.13) lev:(0.00) [0] count:(8.22)
4. Cappuccino_binarized=0 81 ==> Americano_binarized=0 86 <conf:(0.96)> lift:(1) lev:(-0) [0] count:(0.76)
5. Caramel_Latte_binarized=0 82 ==> Americano_binarized=0 88 <conf:(0.98)> lift:(1) lev:(-0) [0] count:(0.74)
6. Donat_binarized=0 91 ==> Americano_binarized=0 87 <conf:(0.96)> lift:(1) lev:(-0) [0] count:(0.74)
7. Es_Kopi_Susu_binarized=0 81 ==> Americano_binarized=0 87 <conf:(0.96)> lift:(1) lev:(-0) [0] count:(0.74)
8. Chocolate_binarized=0 78 ==> Americano_binarized=0 85 <conf:(0.96)> lift:(1) lev:(-0) [0] count:(0.72)
9. Hazelnut_Latte_binarized=0 88 ==> Americano_binarized=0 84 <conf:(0.96)> lift:(0.99) lev:(-0) [0] count:(8.73)
10. Matcha_Latte=0 80 ==> Americano_binarized=0 84 <conf:(0.95)> lift:(0.99) lev:(-0) [0] count:(0.71)
11. Cappuccino_binarized=0 Caramel_Latte_binarized=0 88 ==> Americano_binarized=0 82 <conf:(0.95)> lift:(0.99) lev:(-0.01) [0] count:(0.68)
12. Cappuccino_binarized=0 Donat_binarized=0 89 ==> Americano_binarized=0 81 <conf:(0.95)> lift:(0.99) lev:(-0.01) [0] count:(0.69)
13. Cappuccino_binarized=0 Es_Kopi_Susu_binarized=0 85 ==> Americano_binarized=0 81 <conf:(0.95)> lift:(0.99) lev:(-0.01) [0] count:(0.69)
14. Caramel_Latte_binarized=0 Donat_binarized=0 84 ==> Americano_binarized=0 86 <conf:(0.98)> lift:(0.99) lev:(-0.01) [0] count:(0.68)
15. Caramel_Latte_binarized=0 Es_Kopi_Susu_binarized=0 84 ==> Americano_binarized=0 80 <conf:(0.95)> lift:(0.99) lev:(-0.01) [0] count:(0.68)

```

Gambar 4. Sebagian hasil algoritma apriori menggunakan Weka 3.8.6

4.4. Analisis Frequent Itemset

1-itemset: Ada 9 kombinasi large itemsets yang terdiri dari satu item. Berikut adalah sejumlah hasil yang didapat dari perhitungan untuk menemukan 2 itemset:

Tabel 1. Nilai support 1 Itemset

Item Set	Support Count
Americano	95
Cappuccino	93
Caramel Latte	92
Chocolate	89
Croissant	80
Donat	91
Es Kopi Susu	91
Hazelnut Latte	88
Matcha Latte	88

Berdasarkan tabel 1 Terdapat 9 kombinasi large itemsets yang terdiri dari satu item. Walaupun terdapat 10 atribut, satu atribut tidak mencapai nilai minimum support 0,75 dan tidak dianggap sebagai item yang sering muncul.

2-itemset: Ada 31 kombinasi large itemsets yang terdiri dari dua item. Namun yang saya tulis hanya sebagian kecil. Berikut adalah sejumlah hasil yang didapat dari perhitungan untuk menemukan 2 itemset:

Tabel 2. Nilai support 2 Itemset

Item Set	Support Count	Confidence
Americano, Cappuccino	89	93.68%
Cappuccino, Caramel Latte	86	92.47%
Caramel Latte, Chocolate	82	89.13%
Chocolate, Donat	81	91.01%

Croissant, Matcha Latte	80	100%
Donat, Es Kopi Susu	83	91.21%

Berdasarkan tabel 2 Terdapat 31 kombinasi large itemsets yang terdiri dari dua item. Aturan yang paling kuat yang ditemukan Adalah Croissant \Rightarrow Matcha_Latte dengan tingkat kepercayaan 100%, lift 1,13, dan keyakinan 8,89.

Aturan asosiasi terkuat yang ditemukan adalah Croissant \Rightarrow Matcha Latte dengan nilai confidence 100% yang menunjukkan bahwa seluruh pembeli croissant juga membeli Matcha Latte. Pola ini memiliki dampak langsung pada strategi penjualan Kedai Kopi X. Kombinasi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai paket promosi bersama, penempatan menu yang berdekatan, atau saran otomatis oleh kasir dan aplikasi digital. Selain itu, kedai dapat menyediakan program bundling khusus atau promo harga untuk mendorong peningkatan nilai transaksi, karena pola pembelian yang sangat kuat ini menunjukkan potensi penjualan yang stabil dan konsisten.

3-itemset: Ada 37 kombinasi large itemsets yang terdiri dari tiga item. Namun, apa yang saya tulis hanyalah sebagian kecil. Di bawah ini adalah beberapa hasil yang didapat dari perhitungan untuk mencari 3 itemset:

Tabel 3. Nilai support 3 Itemset

Item Set	Support Count	Confidence
Americano, Cappuccino, Caramel Latte	82	86.32%
Americano, Caramel Latte, Chocolate	78	82.11%
Americano, Chocolate, Donat	77	81.05%
Americano, Donat, Es Kopi Susu	79	83.16%
Americano, Es Kopi Susu, Hazelnut Latte	76	80.00%
Cappuccino, Caramel Latte, Chocolate	76	81.72%
Cappuccino, Chocolate, Donat	75	80.65%
Cappuccino, Donat, Es Kopi Susu	77	82.80%
Caramel Latte, Donat, Es Kopi Susu	77	83.70%

Berdasarkan tabel 3 Terdapat 37 kombinasi large itemsets yang terdiri dari tiga item.

4-itemset: terdapat dua 4-itemset yaitu (Americano, Cappuccino, Caramel_Latte, Donat) dan (Americano, Cappuccino, Caramel_Latte, Es_Kopi_Susu) namun memiliki support count 74, yang tidak memenuhi minimum support, sehingga tidak digunakan dalam analisis Apriori.

5. KESIMPULAN

- Hasil Utama Penelitian ini berhasil menerapkan model association rule mining menggunakan Algoritma Apriori dengan perangkat lunak Weka 3.8.6 untuk menganalisis pola pembelian dari 100 data transaksi Kedai Kopi X.
- Pola dan Aturan Asosiasi:
 - Ditemukan 9 kombinasi 1-itemset, 31 kombinasi 2-itemset, dan 37 kombinasi 3-itemset yang memenuhi minimum support 75%.

- b. Total 79 aturan asosiasi signifikan berhasil dihasilkan.
3. Aturan asosiasi terkuat yang ditemukan adalah Croissant \Rightarrow Matcha_Latte dengan nilai confidence sebesar 100%, lift 1.13, dan conviction 8.89.
4. Kelebihan Penelitian ini, khususnya aturan asosiasi terkuat, memberikan fondasi strategis yang kuat dan berbasis data bagi Kedai Kopi X untuk merancang paket menu yang lebih focus, strategi promosi yang efektif, dan penempatan produk yang lebih efisien.
5. Kekurangan utama penelitian ini terletak pada penggunaan data transaksi dari yang hanya berasal dari satu hari tertentu (04 Agustus 2025), yang berkaitan dengan pemesanan acara kantor. Hal ini berisiko menyebabkan bias pada hasil analisis, karena pola pembelian tidak sepenuhnya mencerminkan perilaku pelanggan pada hari biasa. Selain itu, penetapan support 75% yang sangat tinggi berisiko mengabaikan pola frekuensi rendah yang mungkin bernilai.

6. SARAN

Rekomendasi untuk penelitian selanjutnya adalah untuk memperpanjang waktu pengumpulan data sehingga tidak hanya fokus pada satu hari saja. sehingga dapat memunculkan pola pembelian yang lebih representatif dan tepat. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat melakukan perbandingan antara hasil algoritma Apriori dengan algoritma lainnya, seperti FP-Growth atau Eclat , untuk menilai efektivitas dan tingkat akurasi pola yang dihasilkan. Penggabungan variabel waktu pembelian dan preferensi pelanggan akan menghasilkan analisis yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. J. Agnes Eka Noviyanti¹, "Rekomendasi Paket Pakaian Berdasarkan Pola Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," *JURNAL SISFOTENIKA*, vol. 14, no. 2, 2024, doi: 10.30700/sisfotenika.v14i2.424.
- [2] D. Y. G. Mohamad Elvis Syahri, "PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI TERHADAP DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK MENENTUKAN PAKET PROMOSI (STUDI KASUS KEDAI WARUNG JAMBU)," 2023. doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7182>.
- [3] S. J. Syahnaz Sofinar Amru¹, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK REKOMENDASI PENJUALAN PAKET LIPSTIK," *Jurnal Sistem Informasi*, 2022, doi: <https://doi.org/10.18495/jsi.v14i1.17219>.
- [4] A. Renalda *et al.*, "Analisi Data Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Paket Promosi Refarasi Mobil," 2021. doi: <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti>.
- [5] H. Rhomadhona *et al.*, "Penerapan Data Mining Terhadap Data Penjualan Produk Kopi Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Sustainable: Jurnal Hasil Penelitian dan Industri Terapan*, vol. 10, no. 02, pp. 65–73, 2021, doi: <https://doi.org/10.31629/sustainable.v10i2.3792>.
- [6] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan," *Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, Jun. 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.

- [7] A. Ovilianda and B. Ginting, "Penerapan Data Mining Korelasi Penjualan Spare Part Mobil Menggunakan Metode Algoritma Apriori (Studi Kasus: CV. Citra Kencana Mobil)," 2021. doi: <https://doi.org/10.32938/jitu.v1i2.1472>.
- [8] N. Safitri *et al.*, "ANALISIS POLA PENJUALAN PRODUK DI E-COMMERCE MEGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS: TOKO DFS14)," 2024. doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10740>.
- [9] Y. A. Br. Sembiring and E. A. Sembiring, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang," *ADA Journal of Information System Research*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, Oct. 2023, doi: [10.64366/adajisr.v1i1.7](https://doi.org/10.64366/adajisr.v1i1.7).
- [10] I. Rosmayati, W. Wahyuningsih, E. F. Harahap, and H. S. Hanifah, "Implementasi Data Mining pada Penjualan Kopi Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Algoritma*, 2023, doi: <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.20-1.1259>.
- [11] A. H. Nst, I. Rasyid Munthe, and A. Putra Juledi, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori untuk Meningkatkan Penjualan," *Jurnal Teknik Informatika Unika St. Thomas (JTIUST)*, 2021, doi: <https://doi.org/10.54367/jtiust.v6i1.1276>.