

Penerapan Algoritma Apriori Dalam Mengidentifikasi Pola Perilaku Belanja Konsumen

Amri Muliawan Nur^{1*}, Hariman Bahtiar², Suhartini³, Imam Fathurrahman⁴,
Liana Rozita Muzarrofah⁵

^{1,2,5}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Hamzanwadi

^{3,4}Program Studi Informatika, Universitas Hamzanwadi

*muliaamriga@gmail.com

Abstrak

Kemajuan teknologi digital telah membawa perubahan signifikan dalam pengelolaan data pada sektor perdagangan, khususnya toko ritel. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Apriori dalam mengidentifikasi pola perilaku belanja konsumen di toko D&D Mart, Kecamatan Jerowaru, Lombok Timur, NTB. Data dikumpulkan melalui observasi dan wawancara dengan pelanggan. Proses pengolahan data dilakukan menggunakan Google Colaboratory untuk memperoleh visualisasi dan perhitungan aturan asosiasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi produk kopi, deterjen, dan gula memiliki nilai support sebesar 31% dan confidence mencapai 100%, menandakan pola pembelian produk tersebut sangat kuat terjadi secara bersamaan. Penemuan ini memberikan wawasan penting bagi pemilik toko untuk menentukan strategi pemasaran, seperti penempatan produk yang sering dibeli bersama, penawaran promosi bundling, serta pengelolaan stok yang lebih optimal. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa algoritma Apriori efektif digunakan untuk menganalisis data transaksi penjualan di toko ritel, serta dapat mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data guna meningkatkan efektivitas operasional dan kepuasan pelanggan.

Kata kunci : Algoritma Apriori, Pola Minat Belanja, Toko Ritel.

Abstract

The advancement of digital technology has brought significant changes to data management in the commercial sector, especially in retail stores. This study aims to apply the Apriori algorithm to identify patterns of consumer shopping behavior at D&D Mart, Jerowaru District, East Lombok, Indonesia. Data were collected through observation and interviews with customers. Data processing was conducted using Google Colaboratory to obtain visualizations and calculate association rules. The results show that the combination of coffee, detergent, and sugar products has a support value of 31% and a confidence level of 100%, indicating a very strong purchasing pattern for these products to occur together. This finding provides valuable insights for store owners in developing marketing strategies, such as product placement for items frequently purchased together, bundled promotional offers, and more optimal stock management. Overall, this study demonstrates that the Apriori algorithm is effective for analyzing sales transaction data in retail stores and can support data-driven business decision-making to enhance operational effectiveness and customer satisfaction.

Keywords : Apriori Algorithm, Shopping Interest Pattern, Retail Stores.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi pada era digital telah membawa berbagai perubahan disegala aspek kehidupan termasuk bidang perdagangan. Toko ritel adalah merupakan salah satu bidang perdagangan yang merupakan bentuk usaha

yang menyediakan produk secara langsung kepada konsumen untuk kebutuhan pribadi maupun rumah tangga.

D&D Mart merupakan usaha ritel yang telah beroperasi sejak tahun 2023 dan menyediakan sembako untuk memenuhi kebutuhan harian,

hingga kini pencatatan penjualannya masih dilakukan secara manual menggunakan buku nota. Data transaksi konsumen yang tersimpan dalam nota memiliki potensi besar untuk diolah menjadi informasi yang bernilai. Akan tetapi, besarnya volume data sering kali membuat proses analisis menjadi rumit dan memakan waktu jika dilakukan secara manual, sehingga pengelolaan dan penataan barang di D&D Mart belum berjalan secara maksimal.

Salah satu tantangan utama yang dihadapi toko ritel D&D Mart adalah bagaimana menganalisa pola belanja konsumen untuk meningkatkan strategi pemasaran dan penjualan, keterbatasan analisa manual mendorong perlunya pendekatan yang lebih baik, untuk itu, dibutuhkan metode analisa data yang efisien dan akurat.

Penulis mencoba untuk melakukan analisa data dengan prinsip data mining. Data mining merupakan bagian dari ilmu komputer dan statistika, yang dapat menawarkan berbagai metode untuk menggali informasi berharga dari kumpulan data yang sangat besar. Salah satu pendekatan data mining yang digunakan pada penelitian ini adalah menggunakan algoritma Apriori. Algoritma Apriori menjadi salah satu algoritma yang dianggap paling tepat dalam menganalisa data penjualan di toko D&D Mart, karena kemampuan algoritma ini dalam menemukan pola frekuensi kombinasi antar itemset barang sangatlah baik.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Apriori dalam menganalisis data transaksi guna mengidentifikasi pola perilaku belanja konsumen di toko D&D Mart. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan yang berguna bagi toko D&D Mart dalam meningkatkan efektivitas penjualan melalui pemanfaatan data yang dimiliki

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Penelitian Terkait

Dalam penelitian ini, penulis merujuk pada sejumlah penelitian terdahulu sebagai acuan. Berikut beberapa penelitian yang penulis jadikan sebagai acuan :

- Penelitian yang dilakukan oleh Imroatun Qoni'ah, Adhie Thyo Priandika dalam penelitiannya yang berjudul "Analisis Market Basket Untuk Menentukan *Asosiasi Rule* Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: TB.Menara)". Dari hasil penelitian ini ditemukan bahwa semen Holcim paling laku (48%) untuk 1-itemset, dan keramik dengan semen Holcim (19%) untuk 2-itemset. Aturan asosiasi: membeli Karet Asbes cenderung membeli Asbes (confidence 94%), Asbes ke Paku Payu (88%), lis Keramik ke keramik (89%), dan Asbes ke Karet Asbes (92%)^[1].
- Penelitian yang dilakukan oleh Paujiah Nur Harapa, Sulindawati yang berjudul "Implementasi Data Mining Dalam

- Memprediksi Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : PT.Arma Anugrah Abadi Cabang Sei Rampah)". Dari hasil penelitian ini ditemukan bahwa hasilnya menunjukkan minat pembeli, dengan itemset Roti Bungkus Coklat Keju dan Roti Bungkus Pres Kelapa memiliki nilai support 17% dan confidence 77%^[2].
- Penelitian yang dilakukan oleh Arfhan Prasetyo, Numan Musyaffa, Ricki Sastra Adhie yang berjudul "Implementasi Data Mining Untuk Analisis Data Penjualan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Dapoerin's)". Dari hasil penelitian ini ditemukan bahwa asosiasi produk: putu ayu dengan lontong (support 50%, confidence 88%), risoles dengan lontong (support 35,71%, confidence 100%), dan piscok dengan lontong (support 35,71%, confidence 83%)^[3].
 - Penelitian yang dilakukan oleh Robby Takdirillah, yang berjudul "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan". Dari hasil penelitian ini ditemukan bahwa program yang digunakan layak dan aturan asosiasi yang dihasilkan sesuai. Semakin banyak data transaksi yang digunakan, semakin kuat hasil analisisnya. Disarankan menggunakan data terbaru karena pola belanja bisa berubah-ubah^[4].
 - Penelitian yang dilakukan oleh I Made Dwi Putra Asana, I Gede Iwan Sudipa, A.A. Tri Wulandari Mayun, Ni Putu Suci Meinarni, dan Devi Valentino Waas yang berjudul "Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-TID". Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan hasil dari pengembangan aplikasi data mining menghasilkan sebuah aplikasi data mining berbasis desktop yang dibangun dengan Bahasa pemrograman JAVA. Aplikasi data mining yang dihasilkan memberikan informasi mengenai asosiasi barang berdasarkan data transaksi penjualan pada basis data perusahaan. Aplikasi data mining menerapkan algoritma Apriori-TID dalam proses pencarian frequent itemset. Pada bagian ini menjelaskan menu aplikasi data mining asosiasi, pembahasan hasil pencarian aturan asosiasi, pengujian lift ratio, dan pembahasan algoritma Apriori-TID^[5].
- Buku Penelitian yang dilakukan oleh Ramadani Saputra, dan Alexander J.P. Sibarani yang berjudul "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat". Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan hasilnya menunjukkan kombinasi obat yang sering dibeli bersama, membantu memahami pola penjualan. Algoritma Apriori ini dapat

diterapkan untuk memprediksi pola itemset dalam sistem pengadaan barang dan penjualan obat^[6].

- Penelitian yang dilakukan oleh Sunarti dkk, dalam penelitiannya yang berjudul “Analisa Pola Penjualan Makanan Dengan Penerapan Algoritma Apriori” hasil penelitiannya menunjukkan bahwa berdasarkan variasi rasa didapatkan hasil variasi rasa paling diminati yaitu Moca dan Swiss Choco ini akan dijadikan sebagai referensi sebagai peletakan variasi rasa dari produk dari pudding moiaa sehingga pembeli akan dimudahkan dalam pencarian rasa. Rule association yang terbentuk sebanyak dua puluh empat rule association dengan nilai confidence tertinggi yaitu dengan variasi rasa Moca, Swiss Choco 50,0% dan 93,8%, Choco Almond-Moca, Swiss Choco 40,0% dan 92,3%, Lychee-Orange, Choco Almond 33,3% dan 90,9% pada penjualan pudding moiaa^[7]..

2.2. Landasan Teori

1. Ritel

Ritel merupakan suatu aktivitas yang mencakup berbagai kegiatan bisnis yang berkaitan dengan penjualan barang dan jasa secara langsung kepada konsumen akhir untuk keperluan pribadi, keluarga, atau rumah tangga. Sementara itu, manajemen ritel merujuk pada proses pengelolaan secara menyeluruh terhadap

berbagai faktor yang memengaruhi aktivitas perdagangan ritel, yaitu transaksi langsung antara penjual dan konsumen akhir atas barang dan jasa^[8].

2. Data Mining

Data mining adalah suatu tahap dalam proses analisis data yang bertujuan untuk menemukan informasi tersembunyi dengan membentuk model atau pola dari kumpulan data. Pola atau model yang dihasilkan kemudian digunakan untuk memahami karakteristik data lainnya yang masih terdapat dalam data tersebut. Dalam proses ini, data diolah untuk mengidentifikasi kelompok-kelompok atau pola tertentu^{[9], [10], [11]}.

3. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah algoritma dasar yang dikembangkan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994, yang bertujuan untuk menemukan kumpulan item yang sering muncul (frequent itemset) dalam pembentukan aturan asosiasi Boolean. Algoritma ini merupakan salah satu metode dalam aturan asosiasi yang umum digunakan dalam data mining. Aturan asosiasi sendiri digunakan untuk mengungkapkan hubungan antara atribut-atribut dalam suatu dataset^{[12], [13]}.

Langkah - langkah Algoritma

- a. Pembentukan kandidat itemset : Kandidat itemset dibentuk berdasarkan kombinasi dari itemset berukuran (k-1) yang telah diperoleh pada iterasi sebelumnya. Salah satu

karakteristik algoritma Apriori adalah dilakukannya pemangkasan terhadap kandidat k-itemset apabila ada subset-nya yang terdiri dari k-1 item tidak termasuk dalam kumpulan item dengan frekuensi tinggi pada tahap sebelumnya.

- b. Penghitungan support setiap kandidat k-itemset : Untuk menentukan nilai support setiap kandidat k-itemset, dilakukan pencarian terhadap seluruh basis data guna menghitung jumlah transaksi yang mengandung seluruh item dalam kandidat tersebut. Ini merupakan ciri khas dari algoritma Apriori yang membutuhkan pemindaian database sebanyak jumlah level dari itemset terpanjang.
 - c. Menentukan pola frekuensi tinggi : Pola frekuensi tinggi yang terdiri dari k item (k-itemset) ditentukan dari kandidat k-itemset yang memiliki nilai support melebihi ambang batas minimum support yang telah ditetapkan
 - d. Penghentian proses atau iterasi berikutnya : Jika tidak ditemukan pola frekuensi tinggi yang baru, maka proses dihentikan. Namun, jika masih ada pola yang memenuhi kriteria, nilai k ditingkatkan satu dan proses kembali dilanjutkan ke tahap pertama.
- Tahap di atas bertujuan untuk menemukan kombinasi item dalam database yang memenuhi batas minimum nilai support^[14].

1) Analisis pola frekuensi tinggi

Nilai support dari satu item dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A}{\text{Transaksi total}}$$

Nilai support dari dua item diperoleh dari rumus 2 berikut : $\text{support}(A,B) = (A \cap B)$.

$$\text{Support}(A,B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{ransaksi}}$$

2) Pembentukan aturan asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi berhasil ditemukan, langkah selanjutnya adalah mencari aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas minimum confidence dengan menghitung nilai confidence dari aturan asosiasi $A \rightarrow B$. Nilai confidence tersebut dihitung menggunakan rumus berikut :

$$\text{Confidence} = P(B | A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{ransaksi } A}$$

4. Google Colabulatory

Colaboratory, atau "*Colab*," merupakan produk inovatif dari *Google Research* yang dirancang untuk mendukung kebutuhan komputasi modern. *Google Colab* merupakan platform penelitian dari Google yang memungkinkan pengguna untuk menulis, menyimpan, dan berbagi program langsung melalui *Google Drive*. Platform ini dapat dianggap sebagai versi *Jupyter Notebook* yang terintegrasi dengan layanan *Google Drive*.

Dalam proses analisis, *Google Colab* dipilih karena kemampuannya dalam menangani data berskala besar tanpa harus bergantung pada perangkat lokal yang memiliki spesifikasi tinggi. Selain itu, *Colab* mendukung pustaka seperti *MLxtend* dan *pandas*, yang sangat berguna untuk analisis aturan asosiasi. Untuk mengolah dataset yang besar, dibutuhkan kapasitas komputasi tinggi. *Google Colab* menyediakan opsi penggunaan *GPU* atau *TPU* yang dapat dimanfaatkan sesuai kebutuhan. Di samping itu, *Colab* juga sudah dilengkapi dengan berbagai fungsi dan pustaka *Python* bawaan^[15]

3. Metode Penelitian

3.1. Metode Pengumpulan Data

1. Observasi

Observasi adalah metode pengumpulan data yang memiliki karakteristik khusus dibandingkan dengan metode lain seperti wawancara dan kuesioner. Pengumpulan data dengan mencatat nota pembelian barang secara langsung di Lokasi penelitian yaitu toko ritel D&D Mart.

2. Wawancara

Wawancara merupakan proses komunikasi langsung antara dua pihak atau lebih, di mana satu pihak bertanya dan pihak lainnya menjawab. Wawancara dilakukan melalui sistem tanya jawab kepada narasumber untuk mendapatkan informasi data, seperti mengajukan pertanyaan kepada salah satu pelanggan terkait barang apa

yang sering di beli pada toko D&D Mart.

3. Studi Pustaka

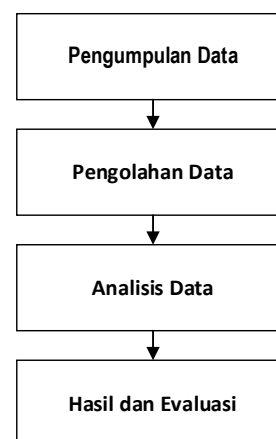
Studi pustaka adalah proses penyelidikan yang menggunakan sumber-sumber tertulis atau publikasi yang relevan untuk memperoleh pemahaman mendalam tentang suatu topik atau masalah. Studi Pustaka yang dipelajari teori pendukung Data Mining Algoritma Apriori untuk penelitian seperti buku, literatur, *e-book*, dan penelitian lain yang berkaitan untuk membandingkan hasil penelitian.

3.2. Lokasi Penelitian

Penelitian mengambil lokasi pada toko D&D Mart yang beralamat di Kecamatan Jerowaru, Kabupaten Lombok Timur Nusa Tenggara Barat.

3.3. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan langkah-langkah yang dilakukan oleh peneliti, berikut adalah tahapan yang dilakukan oleh peneliti dapat dilihat pada Gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Tahapan Pengumpulan data

Tahap pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh data aktual yang dibutuhkan. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penjualan barang yang di dapatkan dari toko D&D Mart pada tahun 2024.

2. Pengolahan Data

Pada tahap ini, data penjualan diolah menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan pola asosiasi yang relevan.

3. Analisa Data

Proses analisis data dilakukan menggunakan *Google Colab*. Analisis ini bertujuan untuk memperoleh informasi atau pola asosiasi yang relevan dari data penjualan yang digunakan.

4. Hasil dan Evaluasi

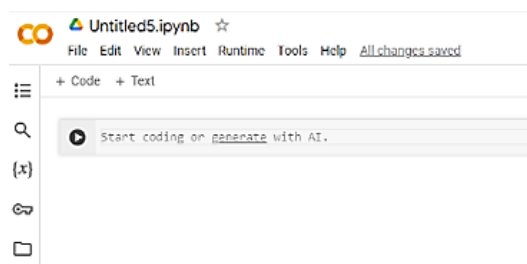
Tahap ini memperoleh hasil berupa pola asosiasi antar itemset barang. Pola asosiasi yang dihasilkan diperoleh dari nilai *support* minimum yang sudah ditentukan dan nilai *confidence* tertinggi dari setiap kombinasi itemset barang. Dari kombinasi itemset barang yang diperoleh selanjutnya dibuat aturan atau *rule* dari masing-masing kombinasi, itemset barang yang diperoleh.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Hasil Penelitian

Perancangan yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan Software *Google Colab* yang berfungsi sebagai alat untuk melakukan

pengolahan data penjualan pada toko ritel D&D Mart. Berikut ini adalah tahapan pengolahan data penjualan D&D Mart menggunakan algoritma *apriori* untuk menemukan pola kombinasi data penjualan barang toko D&D Mart



Gambar 2. Menghubungkan Data

1. Menghubungkan Data

Pada tahap ini, pastikan *Google Colab* sudah terhubung dengan internet sehingga dapat melanjutkan dengan pengolahan data tanpa hambatan, dengan menekan tombol *connect* akan memverifikasi koneksi jaringan anda dan memastikan bahwa *Google Colab* memiliki akses yang stabil ke sumber daya online yang diperlukan untuk menjalankan kode dan mengakses file.

2. Memasukkan Data

```
data = {
  'MINYAK': [1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1],
  'GULA': [0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1],
  'DITERBEN': [1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1],
  'BOKOR': [1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1],
  'PENYEDAP RASA': [0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1],
  'KOPET': [0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1],
  'TELUR': [1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0],
  'TERAS': [0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0],
  'SNACK': [0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 0],
  'MINYUKAN': [1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]
}
```

Gambar 3. Memasukkan Data

Setiap kolom berisi serangkaian nilai biner yang menunjukkan apakah produk tersebut ada (nilai 1) atau tidak (nilai 0) dalam transaksi atau situasi tertentu. *DataFrame* ini nantinya dapat digunakan untuk analisis data transaksi lebih lanjut.

3. Menampilkan Data

```
df = pd.DataFrame(data)

# Menampilkan DataFrame
print(df)

# Menerapkan algoritma Apriori
frequent_itemsets = apriori(df, min_support=0.3, use_colnames=True)

# Menghitung aturan asosiasi
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.7)

# Membuat diagram graph view
G = nx.DiGraph()

for i, row in rules.iterrows():
    G.add_edge(frozenset(row['antecedents']), frozenset(row['consequents']), weight=row['confidence'])

pos = nx.spring_layout(G)
plt.figure(figsize=(15, 6))

nx.draw(G, pos, with_labels=True, node_size=3000, node_color='skyblue', font_size=11, font_weight='bold')
edge_labels = nx.get_edge_attributes(G, 'weight')
edge_labels = {k: f'{v:.2f}' for k, v in edge_labels.items()}
nx.draw_networkx_edge_labels(G, pos, edge_labels=edge_labels)

plt.title('Graph View of Association Rules')
plt.show()
```

	MINYAK	GULA	DITERJEN	ROKOK	PENYEDAP RASA	KOPI	TELUR	BERAS	SNACK
0	1	0	1	1	0	0	1	0	0
1	0	1	0	1	1	0	0	0	0
2	0	1	1	1	0	1	0	0	0
3	0	1	0	1	0	1	0	0	1
4	0	1	1	0	0	0	0	1	1
5	1	1	0	1	0	0	0	0	1
6	0	1	1	0	1	1	1	0	1
7	0	1	1	1	0	1	0	1	0
8	1	0	0	1	0	1	1	0	0
9	1	1	0	1	0	0	0	1	0
10	1	0	1	0	0	0	1	0	1
11	1	1	1	0	1	1	0	0	0
12	1	1	0	1	0	0	0	0	1
13	1	1	0	1	0	1	0	1	0
14	0	0	0	1	1	0	1	1	0
15	1	0	0	1	1	0	0	0	0
16	1	0	0	1	0	0	1	1	1
17	1	1	1	0	0	1	0	0	1
18	1	0	0	1	0	1	0	0	1
19	1	0	0	1	1	1	1	1	1
20	0	1	1	1	1	1	1	0	1
21	0	1	0	1	1	1	1	1	1
22	1	1	1	1	1	0	1	0	0
23	1	1	1	0	0	1	0	1	1
24	1	0	0	1	1	0	1	0	0
25	1	1	0	1	0	1	0	1	1
26	0	0	0	0	1	0	1	1	1
27	0	1	1	1	1	1	1	0	1
28	1	1	1	1	1	1	0	0	0

Gambar 4. Tampilan Data

Hasil data yang menampilkan keseluruhan data, baik nama atribut dan data dalam atribut.

4. Menerapkan Algoritma Apriori dan Menghitung Aturan Asosiasi

```
# Menerapkan algoritma Apriori
frequent_itemsets = apriori(df, min_support=0.3, use_colnames=True)

# Menghitung aturan asosiasi
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.7)

# Membuat diagram graph view
G = nx.DiGraph()

for i, row in rules.iterrows():
    G.add_edge(frozenset(row['antecedents']), frozenset(row['consequents']), weight=row['confidence'])

pos = nx.spring_layout(G)
plt.figure(figsize=(15, 6))

nx.draw(G, pos, with_labels=True, node_size=3000, node_color='skyblue', font_size=11, font_weight='bold')
edge_labels = nx.get_edge_attributes(G, 'weight')
edge_labels = {k: f'{v:.2f}' for k, v in edge_labels.items()}
nx.draw_networkx_edge_labels(G, pos, edge_labels=edge_labels)

plt.title('Graph View of Association Rules')
plt.show()
```

Gambar 5. Menghitung Aturan Asosiasi

Setiap aturan asosiasi dari dataset, seperti "jika A maka B dengan confidence X%", diubah menjadi sisi dalam graf. Node dalam *graf* mewakili

himpunan barang-barang yang terlibat dalam aturan. *Graf* ini diberi tata letak agar terlihat rapi dengan menggunakan algoritma gaya pegas. Setelah itu, *graf* digambar dengan warna biru langit dan diberi label agar mudah dibaca. Setiap sisi juga diberi bobot berdasarkan *confidence* aturan yang direpresentasikan dengan angka desimal. Hasilnya adalah visualisasi yang membantu memahami hubungan antar barang dalam aturan asosiasi dari dataset yang di masukkan.

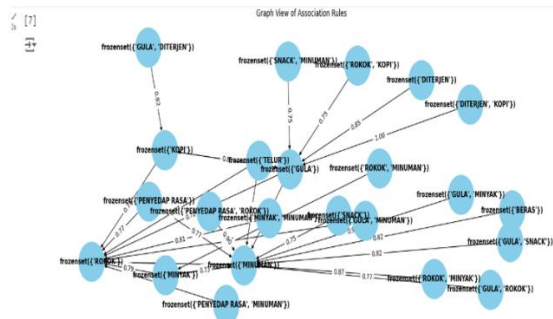
5. Menampilkan nilai hasil *support* dan *confidence*

	antecedents	consequents	support	confidence
0	(MINYAK)	(ROKOK)	0.517241	0.789474
1	(MINYAK)	(MINUMAN)	0.551724	0.842105
2	(MINUMAN)	(MINYAK)	0.551724	0.727273
3	(DITERJEN)	(GULA)	0.379310	0.846154
4	(GULA)	(ROKOK)	0.448276	0.722222
5	(GULA)	(KOPI)	0.448276	0.722222
6	(KOPI)	(GULA)	0.448276	0.812500
7	(GULA)	(MINUMAN)	0.448276	0.722222
8	(PENYEDAP RASA)	(ROKOK)	0.344828	0.769231
9	(KOPI)	(ROKOK)	0.413793	0.750000
10	(TELUR)	(ROKOK)	0.344828	0.769231
11	(MINUMAN)	(ROKOK)	0.586207	0.772727
12	(ROKOK)	(MINUMAN)	0.586207	0.772727
13	(PENYEDAP RASA)	(MINUMAN)	0.344828	0.769231
14	(TELUR)	(MINUMAN)	0.344828	0.769231
15	(BERAS)	(MINUMAN)	0.310345	0.818182
16	(SNACK)	(MINUMAN)	0.413793	0.750000
17	(MINYAK, GULA)	(MINUMAN)	0.310345	0.900000
18	(MINYAK, ROKOK)	(MINUMAN)	0.448276	0.866667
19	(MINYAK, MINUMAN)	(ROKOK)	0.448276	0.812500
20	(MINUMAN, ROKOK)	(MINYAK)	0.448276	0.764706
21	(DITERJEN, GULA)	(KOPI)	0.310345	0.818182
22	(DITERJEN, KOPI)	(GULA)	0.310345	1.000000
23	(ROKOK, KOPI)	(GULA)	0.310345	0.750000
24	(MINUMAN, GULA)	(ROKOK)	0.344828	0.769231
25	(GULA, ROKOK)	(MINUMAN)	0.344828	0.769231
26	(MINUMAN, SNACK)	(GULA)	0.310345	0.750000
27	(GULA, SNACK)	(MINUMAN)	0.310345	0.818182
28	(MINUMAN, PENYEDAP RASA)	(ROKOK)	0.310345	0.900000
29	(ROKOK, PENYEDAP RASA)	(MINUMAN)	0.310345	0.900000

Gambar 6. Nilai *Confidence* dan *Support*

Gambar diatas menunjukkan bahwa nilai *confidence* tertinggi yaitu pada transaksi deterjen, kopi dan gula, dengan nilai *confidence* 100%.

6. Menampilkan Diagram *Graph View*



Gambar 7. Diagram Graph View

Dapat dilihat bahwa nilai *confidence* tertinggi terdapat pada tiga kombinasi itemset, yaitu kopi, deterjen, dan gula. Ketiga itemset ini memiliki nilai *confidence* tertinggi dalam aturan asosiasi yang ditampilkan, menunjukkan bahwa ketika item-item ini muncul bersama, kemungkinan besar aturan tersebut akan berlaku. Hal ini ditandai dengan bobot sisi yang lebih besar pada graf yang menghubungkan node-node yang mewakili kombinasi kopi, deterjen, dan gula.

4.2. Hasil Perhitungan Excel

Perhitungan yang sama juga dilakukan untuk mencari nilai *support* dan *confidence* menggunakan excel dengan tujuan untuk memastikan hasil yang diperoleh sama dengan hasil olahan menggunakan Google Colab. Untuk mengetahui nilai *support* pada itemset digunakan rumus

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Transaksi total}}$$

dalam rumus ini, "Jumlah transaksi pada item minyak" merujuk pada jumlah transaksi dalam

dataset yang mencakup itemset minyak, sementara "Jumlah transaksi total" adalah total keseluruhan transaksi dalam dataset.

$$\text{Support (A)} = \frac{19}{29} = 65,52\%$$

Tabel 1.Frequent 1 Itemset

No	Itemset	Jml. Itemset	Support (%)
1	Minyak	19	65,52%
2	Gula	18	62,07%
3	Deterjen	13	44,83%
4	Rokok	22	75,86%
5	Penyedaprasa	13	44,83%
6	Kopi	16	55,17%
7	Telur	13	44,83%
8	Beras	11	37,93%
9	Snack	16	55,17%
10	Minuman	22	75,86%

Untuk menentukan 2 itemset di lakukan dengan cara, 2 itemset adalah yang bersifat 2 unsur {a,b},{a,c},{b,c}. Dilihat dari gambar di atas, terdapat nilai *support* yang kurang dari 30%. Nilai-nilai *support* ini tidak akan dimasukkan ke iterasi selanjutnya. Hanya nilai *support* yang 30% atau lebih yang akan digunakan dalam iterasi berikutnya. Berikut adalah contoh perhitungan 2 item set :

$$\frac{10}{29} = 34,48\%$$

Tabel 2. Sampel Frequent 2 Itemset

2 Itemset	Jmlh.itemset	Support(%)
Minyak,Gula	10	34.48%
Minyak,Deterjen	7	24.14%
Minyak,Rokok,	15	51.72%
Minyak,Penyedap Rasa	7	24.14%

Minyak,Kopi	9	31.03%
Minyak,Telur	7	24.14%
Minyak,Beras	6	20.69%
Minyak,Snack	9	31.03%
Minyak,Minuman	16	55.17%
Gula,Deterjen	11	37.93%
...	...	...

Dapat di ketahui bahwa semua nilai supportnya lebih dari 30%, semua itemset tersebut akan dimasukkan ke dalam perhitungan nilai *confidence*. Dengan demikian, setiap itemset yang memiliki nilai support lebih dari 30% akan dipertimbangkan dalam analisis untuk menghitung nilai *confidence*, dan memastikan bahwa hanya itemset yang sesuai dengan minimal support yang telah di tentukan untuk dianalisis lebih lanjut.

Tabel 3. Frequent 3 Itemset

3 Itemset	Jumlah Itemset	Support (%)
rokok,kokpi,gula	9	31.03%
minuman,snack,gula	9	31.03%
rokok,minuman,minyak	13	44.83%
rokok,gula,minuman	10	34.48%
minuman,minyak,rokok	13	44.83%
gula,snack,minuman	9	31.03%
gula,deterjen,kopi	9	31.03%
rokok,minyak,minuman	13	44.83%
rokok,penyedaprasa,minuman	9	31.03%
minuman,penyedaprasa,rokok	9	31.03%
minyak,gula,minuman	9	31.03%
kopi,deterjen,gula	9	31.03%

Untuk menghitung nilai *confidence*, digunakan rumus:

$$Confidence=P(B | A)=$$

$$\frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{ransaksi A}}$$

$$\frac{9}{29} = 31,03\%$$

Ini berarti bahwa nilai *confidence* dihitung dengan membagi jumlah transaksi yang memiliki kedua itemset A dan B dengan jumlah transaksi yang memiliki itemset A. Dapat dilihat untuk nilai *confidence* tertinggi terdapat pada kombinasi produk kopi,deterjen, gula dengan nilai *confidence* sebesar 100%.

Tabel 4. Nilai Confidence

Itemset	Support (%)	Confidance (%)
rokok,kokpi,gula	31.03%	75%
minuman,snack,gula	31.03%	75%
rokok,minuman,minyak	44.83%	76%
rokok,gula,minuman	34.48%	77%
minuman,minyak,rokok	44.83%	81%
gula,snack,minuman	31.03%	82%
gula,deterjen,kopi	31.03%	82%
rokok,minyak,minuman	44.83%	87%
rokok,penyedaprasa,minuman	31.03%	90%
minuman,penyedaprasa,rokok	31.03%	90%
minyak,gula,minuman	31.03%	90%
kopi,deterjen,gula	31.03%	100%

4.3. Pembahasan

Pengolahan data pada *Google Colab* lebih fokus pada visualisasi melalui diagram graf, di mana bobot sisi yang lebih besar menunjukkan

kekuatan asosiasi antar itemset tersebut. Sementara itu, pengolahan data menggunakan Excel memberikan penjelasan teknis mengenai cara menghitung nilai *confidence*, dengan menekankan bahwa perhitungan ini melibatkan pembagian jumlah transaksi yang mengandung dua itemset dengan jumlah transaksi yang mengandung salah satu itemset. Meskipun pendekatannya berbeda, keduanya menjelaskan bahwa kombinasi kopi, deterjen, dan gula menunjukkan kemungkinan terbesar untuk aturan asosiasi berlaku, dengan nilai *confidence* mencapai 100%.

Tabel 5. Perbandingan *Google Colab* dan Excel

Google Colab		Excel	
Support	Confidence	Support	Confidence
31%	100%	31%	100%

5. Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan di atas, dapat dilihat penerapan data mining menggunakan Algoritma Apriori dalam mengidentifikasi pola minat belanja pada studi kasus data penjualan barang toko D&D Mart. Dimana data mining Algoritma Apriori dapat mengekstrak informasi jenis barang yang sering dibeli konsumen dari *database* yang terintegrasi dengan sistem informasi penjualan, yaitu: Jika membeli kopi, maka membeli deterjen dan gula. Dengan nilai support 31% dan nilai *confidence* 100%. Dengan informasi yang diperoleh melalui Algoritma Apriori, pemilik toko dapat memahami

pola pembelian konsumen dengan lebih baik. Pengetahuan ini memungkinkan pemilik toko untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti penempatan produk yang sering dibeli bersama di lokasi yang berdekatan, atau menawarkan promosi *bundling* untuk produk-produk tersebut. Selain itu, pemilik toko juga dapat mengoptimalkan manajemen dengan memastikan ketersediaan produk yang sering dibeli bersama, sehingga dapat meningkatkan kepuasan pelanggan dan potensi penjualan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya membantu dalam meningkatkan efisiensi operasional toko tetapi juga dalam meningkatkan pengalaman belanja pelanggan di D&D Mart.

6. Daftar Pustaka

- [1] I. Qoniah and A. T. Priandika, "Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara)," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2020.
- [2] P. N. Harahap and S. Sulindawaty, "Implementasi Data Mining Dalam Memprediksi Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Pt. Arma Anugerah Abadi Cabang Sei Rampah)," *J. Sist. Inf. Kaputama*, vol. 4, no. 1, pp. 54–61, 2020.
- [3] A. Prasetyo, R. Sastra, and N. Musyaffa, "Implementasi data mining untuk analisis data penjualan dengan menggunakan algoritma Apriori (Studi kasus Dapoerin's)," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 8, no. 2, 2020.
- [4] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Penjualan Bisnis Ritel," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1,

- pp. 37–46, 2020.
- [5] I. Asana, I. G. I. Sudipa, A. Mayun, N. P. S. Meinarni, and D. V Waas, “Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-TID,” *INFORMAL Informatics J*, vol. 7, no. 1, p. 38, 2022.
 - [6] R. Saputra and A. J. P. Sibarani, “Implementasi data mining menggunakan algoritma apriori untuk meningkatkan pola penjualan obat,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. Dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020.
 - [7] S. Sunarti, F. Handayanna, and E. Irfiani, “Analisa pola penjualan makanan dengan penerapan algoritma apriori,” *Techno. Com*, vol. 20, no. 4, pp. 478–488, 2021.
 - [8] D. Sunyoto and A. Mulyono, “Manajemen Bisnis Retail,” *Suparyanto dan Rosad*, vol. 5, no. 3, pp. 248–253, 2022.
 - [9] A. M. Nur, M. F. Wazdi, B. Harianto, and M. F. Zaini, “Implementation of Naive Bayes Algorithm in Analyzing Acceptance of Poor Student Assistance,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1539, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1539/1/012018.
 - [10] A. M. Nur, W. Nursali, and I. F. Nurhidayati, “Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Penentuan Penerima Beasiswa Program Indonesia Pintar,” *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, 2024.
 - [11] A. Triayudi and S. Sumiati, “Implementasi Klasifikasi Data Mining Untuk Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, 2022.
 - [12] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, and R. Winanjaya, “Implementasi data mining menggunakan algoritma apriori dalam menentukan persediaan barang: Studi kasus: Toko sinar harahap,” *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–19, 2022.
 - [13] A. O. B. Ginting, “Penerapan Data Mining Korelasi Penjualan Spare Part Mobil Menggunakan Metode Algoritma Apriori (Studi Kasus: CV. Citra Kencana Mobil),” *J. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 70–77, 2021.
 - [14] F. A. Sianturi, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Tingkat Pesanan,” *Mantik Penusa*, vol. 2, no. 1, pp. 50–57, 2018.
 - [15] M. Arifin and F. Helmi, “Analisis Perbandingan Algoritma Asosiasi Data Mining Pada Minimarket Adi Poday Dengan Google Collab,” *J. Algorith.*, vol. 22, no. 1, pp. 103–114, 2025.