

# Implementasi Algoritma Apriori untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Dataset Market Basket Analysis

Zaehol Fatah<sup>1</sup>, Nur Aini<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Sistem Informasi, Universitas Ibrahimy, Situbondo

Email : nurainioya@gmail.com

## Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen pada data transaksi penjualan retail menggunakan metode data mining dengan algoritma Apriori. Analisis dilakukan terhadap 20 data transaksi produk kebutuhan harian yang telah dikonversi ke dalam format biner. Proses pengolahan data dilakukan secara manual menggunakan Microsoft Excel serta secara otomatis dengan RapidMiner. Hasil penelitian menunjukkan bahwa produk yang paling sering dibeli oleh konsumen adalah Chocolate (42,1%), Yogurt (42,0%), Butter (42,0%), Ice Cream (41,0%), dan Sugar (40,9%). Selain itu, diperoleh beberapa aturan asosiasi dengan nilai support dan confidence yang tinggi, seperti kombinasi Milk dan Dill → Chocolate (confidence 60%) dan kombinasi Chocolate, Onion, Unicorn → Dill (confidence 60,6%). Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk menyusun strategi penjualan yang lebih efektif, seperti pembuatan paket bundling produk, penempatan produk secara strategis di rak toko, serta pengembangan sistem rekomendasi berbasis pola pembelian konsumen.

**Kata Kunci:** *Data mining, Apriori, Market Basket Analysis, Association Rules, RapidMiner.*

## Abstract

*This study aims to identify consumer purchasing patterns in retail transaction data using data mining techniques with the Apriori algorithm. The analysis was conducted on 20 daily product transactions that were converted into binary format. Data processing was carried out both manually using Microsoft Excel and automatically with RapidMiner. The results indicate that the most frequently purchased products by consumers include Chocolate (42.1%), Yogurt (42.0%), Butter (42.0%), Ice Cream (41.0%), and Sugar (40.9%). Furthermore, several association rules with high support and confidence values were discovered, such as the combination of Milk and Dill → Chocolate (confidence 60%) and Chocolate, Onion, Unicorn → Dill (confidence 60.6%). These insights can be utilized to design more effective sales strategies, such as bundled product promotions, optimized shelf arrangements, and the development of recommendation systems based on consumer purchasing behavior.*

**Keywords:** Data Mining, Apriori, Market Basket Analysis, Association Rules, RapidMiner

## PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, pemanfaatan teknologi informasi dalam pengolahan data transaksi penjualan telah menjadi hal yang krusial bagi pelaku usaha retail. Toko-toko yang menjual kebutuhan harian seperti makanan, minuman, dan barang kebutuhan pokok menghasilkan data transaksi dalam jumlah besar setiap harinya. Namun, sebagian besar data tersebut hanya digunakan untuk keperluan pembukuan, tanpa dimanfaatkan lebih lanjut untuk

mendukung pengambilan keputusan bisnis secara strategis. Padahal, dengan analisis data yang tepat, pelaku usaha dapat memperoleh wawasan mendalam terhadap perilaku konsumen dan preferensi pembelian merek (Qoniah and Priandika, 2020).

Salah satu pendekatan yang umum digunakan untuk menganalisis pola pembelian konsumen adalah Market Basket Analysis (MBA), dengan algoritma Apriori sebagai metode yang banyak diterapkan.

Algoritma ini bekerja dengan mencari frequent itemset yaitu kombinasi produk yang sering dibeli bersama) berdasarkan nilai minimum support dan confidence. Aturan asosiasi yang dihasilkan dapat digunakan untuk mengidentifikasi kebiasaan belanja konsumen dan mendukung strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran (Omol *et al.*, 2024). Penelitian lain oleh (Fitriana Dewi, Hanny Hikmayanti Handayani and Jamaludin Indra, 2022) juga menunjukkan efektivitas Apriori dalam menemukan pola pembelian yang mendukung strategi promosi toko.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas Apriori dalam berbagai konteks. (Rizaldi and Adnan, 2021) menganalisis transaksi di 212 Mart dan berhasil mengungkap hubungan antar produk dengan tingkat dukungan dan kepercayaan yang signifikan. Ridla, (Ridla, Baijuri and Ahmad, 2023) menggunakan Apriori untuk mengevaluasi pola penjualan bahan bangunan, dan hasilnya digunakan sebagai dasar dalam pengelolaan stok serta penataan produk. (Qoniah and Priandika, 2020) juga menemukan bahwa aturan asosiasi dari Apriori membantu toko bangunan lokal dalam memahami kecenderungan pembelian pelanggan. Sementara itu, (Adri, Rumlaklak and Sina, 2021) menunjukkan bahwa penerapan Apriori di toko UD. Suryani mampu mengidentifikasi kombinasi produk dengan *confidence* hingga 66,5%. Penelitian serupa oleh (Kaban, Darmawiguna and Kesiman, 2024) juga membuktikan bahwa algoritma Apriori efektif dalam menemukan pola pembelian konsumen yang dapat dimanfaatkan untuk strategi *product bundling* dan promosi berbasis data.

Dalam penelitian ini, algoritma Apriori diterapkan pada data transaksi penjualan produk kebutuhan harian untuk mengidentifikasi hubungan antar produk yang sering dibeli bersamaan. Tools yang digunakan adalah RapidMiner Studio, perangkat lunak visual data mining yang

mendukung proses transformasi data, pembentukan frequent itemset, serta visualisasi aturan asosiasi (Santoso, 2021) Dengan menggunakan RapidMiner, proses pengolahan data menjadi lebih terstruktur dan efisien tanpa memerlukan pengkodean manual yang kompleks.

Diharapkan, dengan penerapan algoritma Apriori dalam Market Basket Analysis ini, pelaku usaha retail dapat memperoleh wawasan lebih dalam terhadap perilaku konsumen dan menggunakannya untuk menyusun strategi penjualan yang lebih efektif dan adaptif terhadap kebutuhan pasar.

## METODE

### Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan algoritma Apriori untuk menganalisis dataset transaksi dalam bentuk biner. Tahapan analisis meliputi pengumpulan data, pemrosesan data, pencarian frequent itemset, pembentukan association rules, hingga interpretasi hasil. Algoritma Apriori dipilih karena sederhana, efisien, serta mampu diterapkan pada dataset skala menengah hingga besar tanpa memerlukan proses komputasi yang kompleks. Dalam penelitian ini, perangkat lunak RapidMiner Studio digunakan untuk memfasilitasi proses analisis secara visual, mulai dari pra-pemrosesan data hingga pembentukan aturan asosiasi, tanpa perlu melakukan pengkodean manual (Agustin and Muharmi, 2018). Selain itu, penelitian oleh (Santasup and Tengpongsathon, 2020) juga menunjukkan bahwa penggunaan RapidMiner efektif dalam menganalisis pola pembelian konsumen dengan hasil yang akurat.

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diambil dari platform Kaggle, dengan judul Market Basket Analysis Data yang dipublikasikan oleh ahmtcnbs. Dataset ini berisi 20 transaksi pembelian produk kebutuhan harian seperti Apple, Bread, Milk, dan lainnya, yang disusun dalam format biner. Pemilihan

dataset ini didasarkan pada kesesuaiannya dengan tujuan penelitian, yakni penerapan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen. Dataset tersebut memungkinkan analisis dilakukan secara efisien menggunakan perangkat lunak RapidMiner Studio.

**Pemrosesan Data**

Pada tahap pemrosesan data, dataset yang telah dikumpulkan disesuaikan dengan format yang dibutuhkan untuk mendukung penerapan algoritma Apriori.

Proses pemrosesan dilakukan dengan mengikuti langkah-langkah berikut (Aliyul Amri and Warda Ningsih, 2021):



**Gambar 1** Flowchart Algoritma Apriori

**Analisis Pola Frequent Itemset**

Tahap ini melibatkan pencarian kombinasi item yang memenuhi persyaratan minimum nilai support dalam basis data (Studi *et al.*, 2017). Nilai support satu item dihitung dengan rumus:

$$\text{Support (X)} = \frac{\text{Jumlah tarnsaksi yang mengandung X}}{\text{Jumlah total transaksi}}$$

Untuk mendapatkan *support* dari dua item, digunakan rumus:

$$\text{Support (X, Y)} = (P = \frac{\text{Jumlah tarnsaksi yang mengandung X dan Y}}{\text{Jumlah total transaksi}})$$

**Pembentukan Association Rules**

Tahap ini bertujuan untuk menghitung nilai confidence dari kombinasi item yang telah memenuhi minimum support. Nilai confidence dihitung menggunakan rumus :

$$\text{Confidence (X} \rightarrow \text{Y)} = (P = \frac{\text{Jumlah tarnsaksi yang mengandung X dan Y}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung x}})$$

**Pengujian Hasil Penelitian**

Untuk menguji hasil penelitian, digunakan dua metode pengujian. Pertama, pengujian dilakukan secara manual dengan bantuan perangkat lunak Microsoft Excel untuk menghitung nilai support dan confidence berdasarkan data transaksi yang telah diproses. Perhitungan manual ini bertujuan untuk memastikan ketepatan logika dan validitas proses perhitungan secara sistematis.

Kedua, pengujian dilakukan menggunakan perangkat lunak data mining RapidMiner Studio. RapidMiner digunakan untuk membangun proses analisis secara otomatis melalui diagram alur (process) yang mencakup tahapan preprocessing data, pembentukan frequent itemset, hingga pembuatan association rules. Hasil dari RapidMiner kemudian dibandingkan dengan perhitungan manual guna memvalidasi kesesuaian dan akurasi algoritma Apriori yang diterapkan.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Penelitian ini menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis 20 data transaksi penjualan produk kebutuhan harian. Proses perhitungan dilakukan menggunakan data publik yang diambil dari sumber terbuka, seperti Kaggle, yang menyediakan dataset transaksi penjualan retail. Dataset tersebut berisi informasi pembelian konsumen terhadap berbagai produk kebutuhan sehari-hari dan digunakan untuk mengidentifikasi pola asosiasi antar-produk. secara manual menggunakan Microsoft Excel dan secara otomatis menggunakan perangkat lunak RapidMiner Studio. Hasil analisis

menunjukkan beberapa aturan asosiasi yang memiliki nilai support dan confidence tinggi, yang menunjukkan adanya keterkaitan kuat antar produk dalam perilaku belanja konsumen. Hasil ini sejalan dengan penelitian (Arora and Arora, 2022) yang menunjukkan bahwa *Market Basket Analysis* menggunakan algoritma Apriori dapat membantu pengambilan keputusan dalam pengelolaan stok dan rekomendasi produk.

	Apple integer	Bread integer	Butter integer	Cheese integer	Corn integer	Dill integer	Eggs integer	Ice cream integer
1	0	1	0	0	1	1	0	1
2	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	1	0	0	1	0	1
4	0	0	1	1	0	1	0	0
5	1	1	0	0	0	0	0	0
6	1	1	1	1	0	1	0	1
7	0	0	1	0	0	0	1	1
8	1	0	0	1	0	0	1	0
9	1	0	0	0	1	1	1	1
10	1	0	0	0	0	1	1	1
11	1	1	0	1	0	0	0	1
12	1	1	0	1	0	1	1	1
13	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	1
15	0	0	1	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0
17	1	1	1	1	0	0	0	1
18	1	0	0	0	0	1	0	0

Gambar 2. Dataset

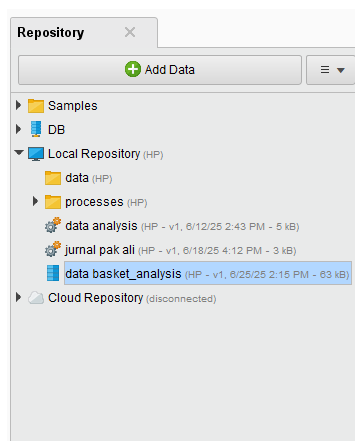
Dataset tersebut kemudian dianalisis menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan frequent itemset dan membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai support dan confidence. Analisis ini dilakukan secara otomatis dengan bantuan RapidMiner Studio, setelah sebelumnya data disiapkan dan diberi label kolom yang sesuai. Hasilnya menunjukkan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan serta tingkat hubungan antar item dalam perilaku belanja konsumen.

Item	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
1	0.421	chocolate			
1	0.420	Yogurt			
1	0.420	Butter			
1	0.410	Ice cream			
1	0.408	Sugar			
1	0.408	Kidney Beans			
1	0.407	Corn			
1	0.405	Milk			
1	0.404	Cheese			
1	0.403	Onion			
1	0.401	Nutmeg			
1	0.398	Dill			
1	0.389	Unicorn			
1	0.384	Eggs			
1	0.384	Bread			
1	0.383	Apple			
2	0.188	chocolate	Yogurt		
2	0.202	chocolate	Butter		
2	0.202	chocolate	Ice cream		
2	0.188	chocolate	Sugar		
2	0.191	chocolate	Kidney Beans		
2	0.192	chocolate	Corn		
2	0.211	chocolate	Milk		
2	0.186	chocolate	Cheese		
2	0.184	chocolate	Onion		

Gambar 3. Hasil Frequent Itemset Nilai Support

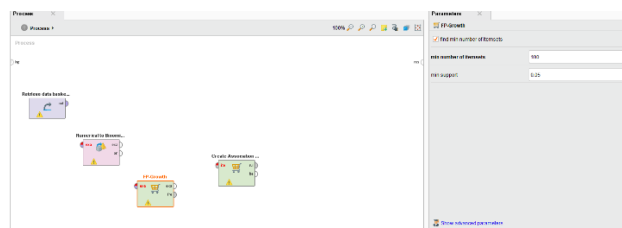
Gambar 3 menunjukkan tampilan Local Repository di RapidMiner Studio

setelah proses impor dataset berhasil dilakukan. File bernama data basket analysis telah disimpan dalam folder lokal dan siap digunakan untuk proses analisis Market Basket Analysis dengan algoritma Apriori. Tahap ini menjadi awal dari proses otomatisasi untuk pencarian frequent itemset dan pembentukan aturan asosiasi.



Gambar 4. Input Data ke Repository

Setelah proses impor dataset berhasil dilakukan dan data dikonversi ke dalam format biner, tahapan analisis dilanjutkan dengan membangun process flow di RapidMiner Studio. Alur ini mencakup tahapan pemanggilan data dari repository, konversi nilai numerik menjadi binomial, pencarian frequent itemset menggunakan algoritma Apriori, hingga pembentukan association rules berdasarkan nilai support dan confidence.

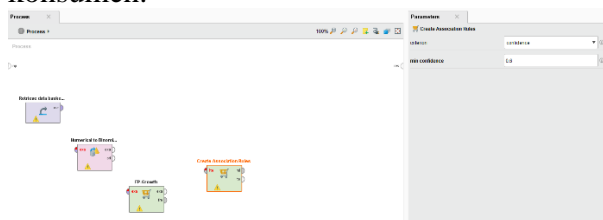


Gambar 5. Input Nilai Minimum Support

Gambar 5 menampilkan pengaturan parameter pada operator Apriori di RapidMiner yang digunakan dalam analisis data transaksi penjualan. Nilai minimum support ditetapkan sebesar 0,05 untuk menyaring kombinasi produk yang paling sering muncul. Selain itu, opsi Find minimum number of itemsets diaktifkan dengan nilai minimum sebanyak 100

itemset, guna membatasi jumlah hasil yang ditampilkan dan memfokuskan pada pola yang lebih relevan.

Pengaturan ini bertujuan untuk menghasilkan aturan asosiasi yang lebih bermakna, dengan hanya mempertimbangkan kombinasi produk yang memiliki tingkat dukungan tinggi. Dengan demikian, proses analisis menjadi lebih efisien dan hasilnya lebih representatif terhadap perilaku belanja konsumen.

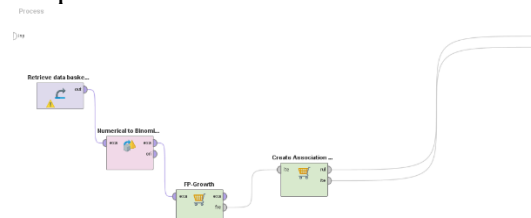


**Gambar 6. Input Nilai Minimum Confidence**

Gambar 6 menampilkan konfigurasi parameter pada operator Create Association Rules di RapidMiner. Pada tahap ini, sistem membentuk aturan asosiasi berdasarkan frequent itemset yang dihasilkan dari algoritma Apriori. Nilai minimum confidence diatur sebesar 0,6 (60%), yang berarti hanya aturan dengan tingkat kepercayaan minimal 60% yang ditampilkan sebagai output.

Pengaturan ini bertujuan untuk menyaring aturan yang paling relevan dan signifikan, sehingga pola pembelian yang

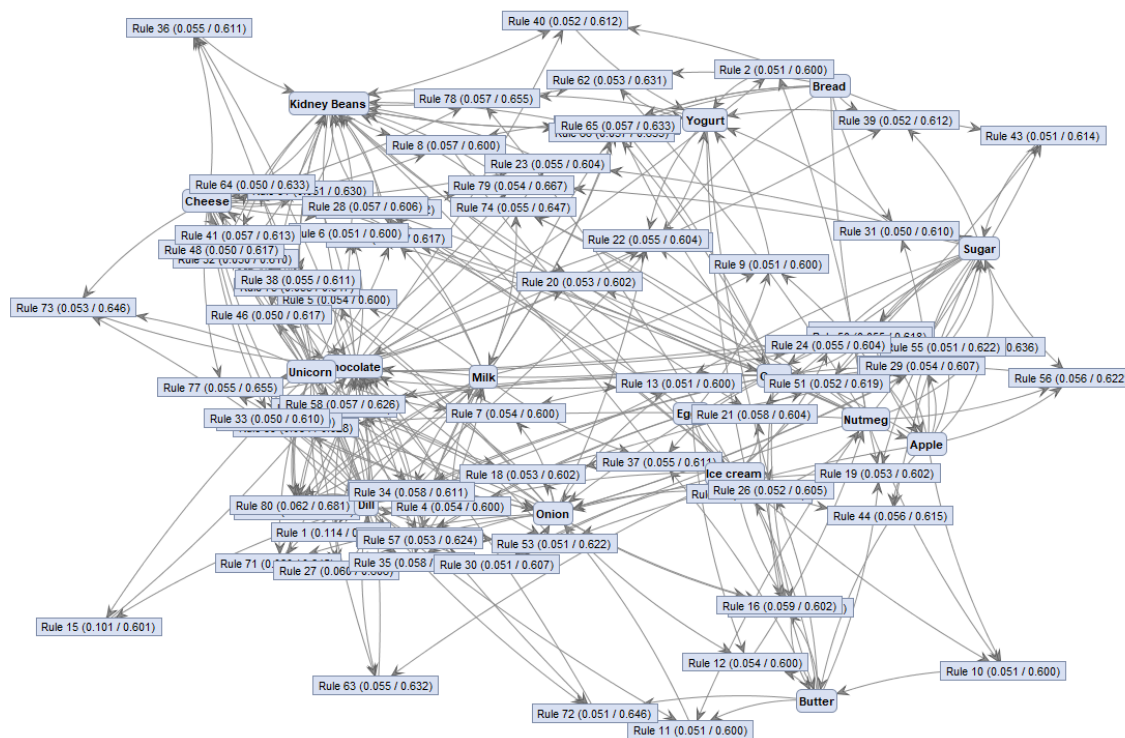
teridentifikasi benar-benar mencerminkan hubungan kuat antar produk. Dengan demikian, hasil analisis menjadi lebih terarah untuk mendukung strategi pemasaran, penataan produk di rak, maupun sistem rekomendasi toko.



**Gambar 7. Desain Proses Lengkap**

Setelah seluruh parameter ditentukan, analisis dilakukan melalui rangkaian proses terintegrasi di RapidMiner. Alur dimulai dari pemanggilan dataset menggunakan operator Retrieve, konversi data ke format biner melalui Numerical to Binomial, lalu penerapan algoritma Apriori untuk menemukan frequent itemset berdasarkan minimum support yang telah ditetapkan.

Itemset yang diperoleh selanjutnya diproses dengan operator Create Association Rules untuk membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai minimum confidence. Seluruh proses berlangsung otomatis, menghasilkan daftar aturan asosiasi lengkap dengan nilai support dan confidence yang siap dianalisis. Proses ini mempermudah identifikasi pola pembelian konsumen secara efisien dan akurat.



Gambar 8. Grafik Rules

Tahap ini merupakan bagian akhir dari proses analisis, di mana sistem menghasilkan association rules yang memenuhi batas minimum support dan confidence. Hasilnya divisualisasikan dalam bentuk graf, seperti terlihat pada gambar, yang menunjukkan hubungan antar produk berdasarkan pola pembelian konsumen. Setiap panah menunjukkan arah aturan, dengan nilai support dan confidence yang mendukung. Visualisasi pada gambar 8 memudahkan identifikasi produk yang sering dibeli bersamaan dan dapat dijadikan dasar strategi penjualan.

**Association Rules**

```

Association Rules
[Milk, Dill] --> [chocolate] (confidence: 0.600)
[chocolate, Nutmeg, Bread] --> [Yogurt] (confidence: 0.600)
[chocolate, Dill, Bread] --> [Yogurt] (confidence: 0.600)
[Ice cream, Milk, Dill] --> [chocolate] (confidence: 0.600)
[Kidney Beans, Milk, Dill] --> [chocolate] (confidence: 0.600)
[chocolate, Nutmeg, Unicorn] --> [Kidney Beans] (confidence: 0.600)
[Corn, Onion, Unicorn] --> [chocolate] (confidence: 0.600)
[Yogurt, Kidney Beans, Cheese] --> [Ice cream] (confidence: 0.600)
[Milk, Eggs, Apple] --> [Yogurt] (confidence: 0.600)
[Ice cream, Nutmeg, Apple] --> [Butter] (confidence: 0.600)
[Butter, Nutmeg, Dill] --> [Onion] (confidence: 0.600)
[Butter, Onion, Eggs] --> [Nutmeg] (confidence: 0.600)
[Sugar, Dill, Unicorn] --> [Onion] (confidence: 0.600)
[Corn, Cheese, Onion] --> [Dill] (confidence: 0.600)
[Dill, Unicorn] --> [chocolate] (confidence: 0.601)
[Butter, Corn, Onion] --> [Ice cream] (confidence: 0.602)
[Ice cream, Corn, Onion] --> [Butter] (confidence: 0.602)
[Ice cream, Onion, Unicorn] --> [chocolate] (confidence: 0.602)
[Butter, Sugar, Bread] --> [Onion] (confidence: 0.602)
[Kidney Beans, Unicorn, Apple] --> [Corn] (confidence: 0.602)
[Ice cream, Sugar, Kidney Beans] --> [Butter] (confidence: 0.604)
[Yogurt, Corn, Onion] --> [chocolate] (confidence: 0.604)
[chocolate, Sugar, Cheese] --> [Kidney Beans] (confidence: 0.604)
[Ice cream, Sugar, Milk] --> [Onion] (confidence: 0.604)
[Yogurt, Butter, Eggs] --> [Onion] (confidence: 0.605)
[Yogurt, Butter, Eggs] --> [Nutmeg] (confidence: 0.605)
[chocolate, Onion, Unicorn] --> [Dill] (confidence: 0.606)
[Ice cream, Kidney Beans, Nutmeg] --> [Cheese] (confidence: 0.606)
[Sugar, Corn, Onion] --> [Apple] (confidence: 0.607)
[Ice cream, Nutmeg, Dill] --> [Onion] (confidence: 0.607)
[Sugar, Bread, Apple] --> [Yogurt] (confidence: 0.610)
[Cheese, Dill, Unicorn] --> [Kidney Beans] (confidence: 0.610)
[Cheese, Dill, Unicorn] --> [Onion] (confidence: 0.610)
[Corn, Milk, Dill] --> [chocolate] (confidence: 0.611)
[Milk, Onion, Dill] --> [chocolate] (confidence: 0.611)
[chocolate, Cheese, Unicorn] --> [Kidney Beans] (confidence: 0.611)
[Butter, Corn, Milk] --> [Kidney Beans] (confidence: 0.611)
    
```

**Gambar 9. Association Rules**

Dalam proses pembentukan aturan asosiasi, penentuan nilai parameter

*minimum support* dan *minimum confidence* menjadi langkah penting untuk mendapatkan hasil analisis yang relevan. Nilai *minimum support* sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 60% ditentukan berdasarkan pertimbangan umum dalam analisis asosiasi untuk memastikan bahwa aturan yang dihasilkan relevan namun tidak terlalu sedikit. *Minimum support* (5%) dipilih untuk menyaring itemset yang jarang muncul dalam transaksi. Artinya, hanya kombinasi produk yang muncul pada setidaknya 5% dari seluruh transaksi yang akan dipertimbangkan dalam pembentukan aturan asosiasi. Nilai 5% dianggap cukup untuk menampilkan pola yang sering muncul tanpa menghilangkan variasi data, mengingat jumlah dataset yang digunakan relatif kecil (20 transaksi). Sementara itu, *minimum confidence* (60%) digunakan sebagai ambang batas kepercayaan dalam pembentukan aturan asosiasi. Artinya, aturan hanya akan diterima jika kemunculan item konsekuen memiliki peluang minimal 60% setelah item antecedent muncul. Nilai ini umum digunakan dalam penelitian data mining karena menunjukkan tingkat hubungan antar-produk yang cukup kuat tanpa terlalu ketat sehingga masih menghasilkan beberapa aturan yang bermakna. Dengan menggunakan parameter tersebut (support 5% dan confidence 60%), diharapkan aturan asosiasi yang dihasilkan tidak terlalu banyak, tidak terlalu sedikit, dan tetap menggambarkan pola pembelian konsumen yang signifikan.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai support dan confidence yang diperoleh dari RapidMiner sama dengan hasil perhitungan manual menggunakan Microsoft Excel. Konsistensi ini mengonfirmasi bahwa model analisis bekerja secara akurat dan dapat diandalkan. Aturan asosiasi yang terbentuk dapat dijadikan dasar dalam mengidentifikasi pola pembelian konsumen serta mendukung strategi promosi dan pengelolaan stok barang yang lebih efektif.

## SIMPULAN (PENUTUP)

Data mining dengan metode Association menggunakan algoritma apriori sangat bermanfaat untuk mengidentifikasi hubungan frekuensi pembelian produk kebutuhan harian yang paling sering dilakukan oleh konsumen. Informasi ini menjadi sangat berharga dalam pengambilan keputusan terkait pengelolaan stok serta strategi penataan dan promosi produk di toko retail.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan menggunakan 20 data transaksi penjualan, diperoleh hasil bahwa produk yang paling sering dibeli oleh konsumen adalah Chocolate (42,1%), Yogurt (42,0%), Butter (42,0%), Ice Cream (41,0%), dan Sugar (40,9%).

Selain itu, terdapat beberapa kombinasi produk yang ditemukan dari hasil penelitian, yaitu:

1. Kombinasi Milk dan Dill → Chocolate dengan nilai confidence 60%
2. Kombinasi Chocolate, Nutmeg, Bread → Yogurt dengan nilai confidence 60%
3. Kombinasi Ice Cream, Sugar, Kidney Beans → Butter dengan nilai confidence 60,4%
4. Kombinasi Yogurt, Corn, Onion → Chocolate dengan nilai confidence 60,4%
5. Kombinasi Chocolate, Onion, Unicorn → Dill dengan nilai confidence 60,6%

Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk mendukung strategi penjualan yang lebih efektif serta membantu pengelola toko dalam merancang sistem rekomendasi dan pengaturan posisi produk berdasarkan preferensi serta pola pembelian konsumen.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dalam penyusunan jurnal ini. Ucapan terima kasih khusus ditunjukkan kepada dosen pembimbing, bimbingan, arahan, serta

motivasi yang diberikan selama proses penelitian dan penulisan. Rasa terima kasih juga disampaikan kepada keluarga yang selalu memberikan do'a dan semangat, serta kepada teman-teman seperjuangan yang senantiasa mendukung hingga jurnal ini dapat memberikan manfaat dan menjadi referensi bagi pembaca serta peneliti selanjutnya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Adri, A., Rumlaklak, N.D. and Sina, D.R. (2021) 'Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan (Studi Kasus: Toko Ud. Suryani)', *Jurnal Komputer dan Informatika*, 9(2), pp. 182–188. Available at: <https://doi.org/10.35508/jicon.v9i2.5132>.
- Agustin, W. and Muharmi, Y. (2018) 'Apriori Algorithm through RapidMiner for Age Patterns of Homeless and Beggars', *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 1(2), p. 86. Available at: <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v1i2.5670>.
- Aliyul Amri, M. and Warda Ningsih, S. (2021) 'Penerapan Data Mining Penjualan Alat Tulis Kantor Menggunakan Algoritma Apriori Di Tiga Balata', 2(3), pp. 138–146.
- Arora, D.Y. and Arora, D.Y. (2022) 'Market Basket Analysis using Apriori Algorithm', *International Journal of Innovative Research in Computer Science & Technology*, 4(3), pp. 62–66. Available at: <https://doi.org/10.55524/ijircst.2022.10.3.12>.
- Fitriana Dewi, H., Hanny Hikmayanti Handayani and Jamaludin Indra (2022) 'Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Retail', *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains*, 4(4), pp. 432–436. Available at: <https://doi.org/10.51401/jinteks.v4i4.2182>.
- Kaban, E., Darmawiguna, I.G.M. and Kesiman, M.W.A. (2024) 'Optimizing Customer Purchase Insights: Apriori Algorithm for Effective Product Bundle Recommendations', *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, 4(2), pp. 747–756. Available at: <https://doi.org/10.47709/brilliance.v4i2.4981>.
- Omol, E. *et al.* (2024) 'Apriori Algorithm and Market Basket Analysis to Uncover Consumer Buying Patterns: Case of a Kenyan Supermarket', 5(2), pp. 51–63. Available at: <https://doi.org/10.36805/bit-cs.v5i2.6082>.
- Qoniah, I. and Priandika, A.T. (2020) 'Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb.Menara)', *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 1(2), pp. 26–33. Available at: <https://doi.org/10.33365/jtsi.v1i2.368>.
- Ridla, M.A., Bajjuri, A. and Ahmad, U. (2023) 'Implementasi Data Mining terhadap Pola Penjualan Bahan Material Bangunan di TB. Murah Rejeki Menggunakan Algoritma Apriori', *Jurnal SIMADA (Sistem Informasi dan Manajemen Basis Data)*, 6(2), pp. 92–103. Available at: <https://doi.org/10.30873/simada.v6i2.3800>.
- Rizaldi, D. and Adnan, A. (2021) 'Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru', *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 5(1), pp. 31–40. Available at: <https://doi.org/10.21009/jsa.05103>.
- Santasup, C. and Tengpongsathon, K. (2020) 'Consumer Purchased Behavior using Data Mining: A Case Study of Coffee Shop Service Business', pp. 263–267. Available at: <https://doi.org/10.5220/0009998202630267>.

- Santoso, M.H. (2021) 'Application of Association Rule Method Using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom', *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, 1(2), pp. 54–66. Available at: <https://doi.org/10.47709/brilliance.v1i2.1228>.
- Studi, P. *et al.* (2017) 'Implementasi data mining menggunakan algoritma apriori 1,2', pp. 372–382.