



Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen pada Toko Kue Ngudi Rasa

Muhammad Irfan Marzuki^{1*}, Siti Khotijah², Somawati³

¹²³Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Indraprasta PGRI, Jakarta, Indonesia

Email: ^{1*}irfanmarzukii@gmail.com, ²sitik2805@gmail.com, ³somadasay@gmail.com

(* : corresponding author)

Abstrak—Toko Kue Ngudi Rasa mencatat transaksi penjualan setiap hari, tetapi data tersebut belum dimanfaatkan untuk mengetahui pola pembelian pelanggan sehingga strategi pemasaran, penataan produk, dan pengelolaan stok masih mengandalkan perkiraan pemilik toko. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma Apriori, salah satu teknik data mining, untuk menganalisis data transaksi penjualan guna menemukan pola hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data transaksi, praproses data, penentuan nilai minimum support dan confidence, pembentukan frequent itemset, serta penyusunan association rules. Nilai minimum support ditetapkan sebesar 10% dan minimum confidence sebesar 60%. Hasil pengolahan terhadap 20 data transaksi contoh menghasilkan empat aturan asosiasi yang memenuhi syarat, yaitu Bolen Bandung → Lapis Surabaya (confidence 90%), Lapis Surabaya → Bolen Bandung (confidence 128,57%), Lapis Surabaya Pandan → Bolen Bandung (confidence 66,67%), dan Kue Cincin → Bolu Tiramisu (confidence 75%). Aturan tersebut telah diimplementasikan pada aplikasi berbasis Java NetBeans dan MySQL sehingga proses analisis dapat berjalan secara otomatis. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu pemilik Toko Kue Ngudi Rasa menyusun strategi promosi, penataan produk, dan pengelolaan stok berdasarkan data.

Kata Kunci: Algoritma Apriori; Data Mining; Pola Pembelian; Association Rule; Toko Kue

Abstract—Ngudi Rasa Cake Shop records sales transactions every day, yet the data have not been used to understand customer purchasing patterns, so marketing strategy, product arrangement, and stock management still rely on the owner's estimation. This study applies the Apriori algorithm, a data mining technique, to analyze sales transaction data in order to discover association patterns among products frequently purchased together. The research stages include transaction data collection, data preprocessing, determination of minimum support and confidence values, formation of frequent itemsets, and construction of association rules. The minimum support was set at 10% and the minimum confidence at 60%. Processing of 20 sample transactions produced four association rules that met the criteria, namely Bolen Bandung → Lapis Surabaya (90% confidence), Lapis Surabaya → Bolen Bandung (128.57% confidence), Lapis Surabaya Pandan → Bolen Bandung (66.67% confidence), and Kue Cincin → Bolu Tiramisu (75% confidence). These rules were implemented in a Java NetBeans and MySQL-based application so that the analysis process can run automatically. The results are expected to help the owner of Ngudi Rasa Cake Shop design promotional strategies, arrange products, and manage stock based on data.

Keywords: Apriori Algorithm; Data Mining; Purchasing Pattern; Association Rule; Cake Shop

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah memberikan dampak signifikan bagi berbagai sektor, termasuk bisnis dan perdagangan. Pemanfaatan teknologi tidak hanya terbatas pada proses transaksi, tetapi juga mencakup pengolahan data untuk menghasilkan informasi yang bernilai bagi pengambilan keputusan; data yang sebelumnya hanya disimpan sebagai arsip kini dapat diproses menjadi sumber wawasan yang membantu pengambilan keputusan secara lebih akurat dan efisien (Pujiono et al., 2024). Salah satu data utama yang dapat digali dari transaksi penjualan adalah perilaku pembelian konsumen, yaitu kecenderungan pelanggan untuk membeli beberapa produk secara bersamaan. Pemahaman terhadap perilaku ini memungkinkan pelaku usaha merumuskan strategi yang lebih tepat, seperti pengelompokan produk, promosi bundling, dan penataan tata letak barang. Penelitian mengenai perilaku pembelian melalui data mining terbukti mampu mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data (Dwi Utami et al., 2025).

Toko Kue Ngudi Rasa merupakan usaha yang menjual berbagai jenis kue dan mencatat transaksi penjualan setiap hari. Namun, data transaksi tersebut belum dimanfaatkan secara optimal untuk dianalisis. Pemilik toko masih mengandalkan pengalaman dan perkiraan pribadi dalam menentukan produk yang dipromosikan, mengatur persediaan barang, serta menyusun tata letak



produk, sehingga keputusan yang diambil belum sepenuhnya berdasarkan data. Belum diterapkannya teknik data mining menyebabkan pola hubungan antarproduk yang sering dibeli bersamaan belum diketahui, padahal informasi tersebut berpotensi mendukung strategi pemasaran dan pengelolaan stok yang lebih efisien (Siti Maryam et al., 2024; Achmad et al., 2025).

Salah satu teknik data mining yang umum digunakan untuk menemukan pola asosiasi antaritem dalam data transaksi adalah algoritma Apriori. Algoritma ini bekerja dengan mencari kombinasi item yang sering muncul bersama (frequent itemset) berdasarkan nilai minimum support, kemudian menyusun aturan asosiasi (association rules) berdasarkan nilai confidence. Penerapan algoritma Apriori telah banyak digunakan pada berbagai kasus bisnis ritel untuk mendukung strategi cross-selling dan pengelolaan stok (Rahman & Riana, 2025; Septianingsih & Bayu Santoso, 2026).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis data transaksi penjualan di Toko Kue Ngudi Rasa guna menemukan pola pembelian konsumen dan menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan nilai support dan confidence. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi pemilik toko dalam merancang strategi promosi, pengelompokan produk, dan pengelolaan stok yang lebih efisien. Selain dihitung secara manual, hasil penerapan algoritma juga diimplementasikan pada aplikasi berbasis Java NetBeans dan MySQL agar proses analisis dapat dilakukan secara otomatis. Artikel ini disusun dengan sistematika: bagian metode penelitian menjelaskan tahapan dan penerapan algoritma Apriori, bagian hasil dan pembahasan memaparkan hasil analisis pola pembelian, dan bagian kesimpulan merangkum temuan penelitian.

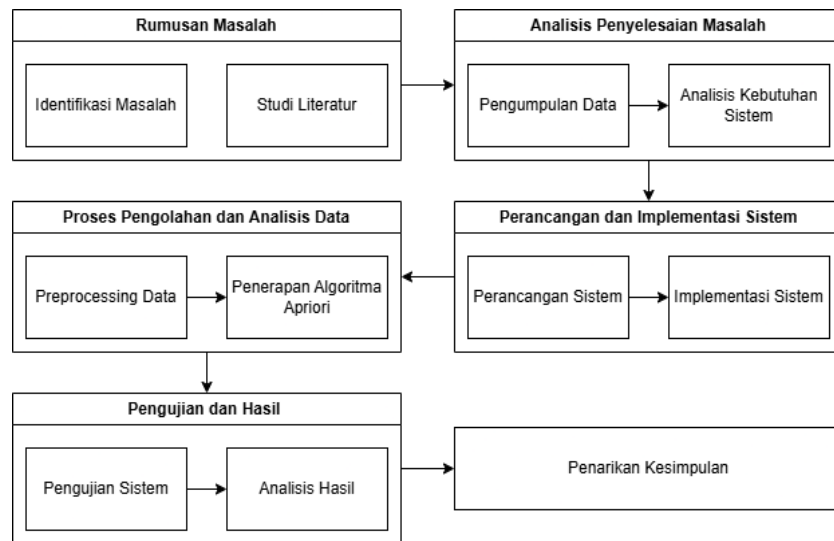
2. METODE

2.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilaksanakan selama lima bulan, yaitu Maret sampai dengan Juli 2026, bertempat di Toko Kue Ngudi Rasa yang beralamat di Jl. Raya Condet No. 49B, RT.3/RW.4, Balekambang, Kecamatan Kramat Jati, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta.

2.2 Tahapan Penelitian

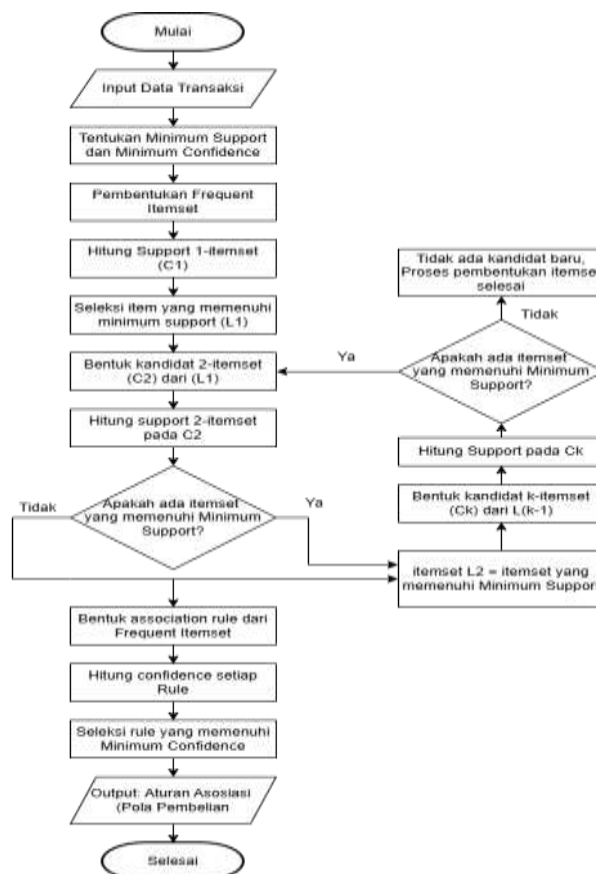
Tahapan penelitian meliputi: (1) identifikasi masalah, dilakukan dengan mengamati kondisi operasional toko dan menemukan bahwa data transaksi belum dimanfaatkan untuk analisis; (2) studi literatur mengenai data mining, algoritma Apriori, dan penelitian relevan; (3) pengumpulan data melalui observasi, wawancara dengan pemilik/kasir, dan dokumentasi data transaksi; (4) analisis kebutuhan sistem; (5) perancangan sistem meliputi use case diagram, activity diagram, dan perancangan basis data; (6) implementasi sistem menggunakan Java NetBeans, MySQL, dan XAMPP; (7) praproses data, meliputi pembersihan data, pengelompokan item per transaksi, dan transformasi ke bentuk itemset; (8) penerapan algoritma Apriori; (9) pengujian sistem menggunakan metode Black Box Testing; serta (10) analisis hasil untuk menafsirkan pola yang diperoleh. Alur tahapan penelitian disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.3 Penerapan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori digunakan untuk menemukan pola asosiasi antarproduk dalam data transaksi penjualan Toko Kue Ngudi Rasa. Algoritma ini bekerja dengan menemukan frequent itemset berdasarkan nilai minimum support, kemudian menyusun aturan asosiasi berdasarkan nilai confidence. Kerangka penerapan algoritma Apriori pada penelitian ini disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Kerangka Algoritma Apriori



Tahapan penerapan algoritma Apriori adalah sebagai berikut.

- a. Input data transaksi. Data yang digunakan berupa data transaksi penjualan Toko Kue Ngudi Rasa. Sebagai ilustrasi perhitungan, digunakan contoh 20 data transaksi sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Data Transaksi Penjualan

No. Transaksi	Item yang Dibeli
TR001	Bolen Bandung, Lapis Surabaya
TR002	Bolen Bandung, Lapis Surabaya
TR003	Bolen Bandung, Lapis Surabaya, Lapis Legit Sedang
TR004	Kue Cincin, Lapis Legit Sedang
TR005	Bolen Bandung, Lapis Legit Sedang
TR006	Kue Cincin, Bolu Pisang
TR007	Lapis Legit Special, Lapis Surabaya Pandan, Bolu Pandan Coklat, Talas Black Forest Bogor
TR008	Lapis Surabaya, Bolu Pandan Coklat
TR009	Bolu Pandan Coklat, Lapis Surabaya
TR010	Bolu Tiramisu, Lapis Surabaya Pandan, Bolu Pisang
TR011	Kue Cincin, Bolu Tiramisu
TR012	Lapis Legit Sedang, Bolen Bandung, Lapis Surabaya Pandan
TR013	Kue Cincin, Bolu Tiramisu
TR014	Kue Cincin, Bolu Tiramisu
TR015	Bolen Bandung, Lapis Surabaya, Lapis Legit Sedang
TR016	Bolen Bandung, Lapis Surabaya, Lapis Legit Sedang
TR017	Lapis Legit Sedang, Bolen Bandung, Lapis Surabaya Pandan
TR018	Lapis Legit Sedang, Bolen Bandung, Lapis Surabaya Pandan
TR019	Kue Lapis Beras, Bolen Bandung, Lapis Surabaya Pandan, Bolu Tiramisu
TR020	Bolu Tiramisu, Brownies Panggang, Lapis Surabaya, Lapis Legit Sedang

Sumber: Data penelitian (2026)

- b. Menentukan minimum support dan minimum confidence. Nilai support menunjukkan frekuensi kemunculan suatu item atau kombinasi item dalam seluruh transaksi, dihitung dengan persamaan (1), sedangkan nilai confidence menggambarkan tingkat keyakinan terhadap hubungan antaritem, dihitung dengan persamaan (2).

$$\text{Support}(A) = (\Sigma \text{transaksi mengandung } A / \text{total transaksi}) \times 100\% \dots(1)$$

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = (\text{Support}(A \text{ dan } B) / \text{Support}(A)) \times 100\% \dots(2)$$

Pada penelitian ini ditetapkan nilai minimum support sebesar 10% dan minimum confidence sebesar 60%.

- c. Pembentukan frequent itemset. Proses ini dilakukan secara bertahap: membentuk kandidat 1-itemset (C1), menghitung nilai support tiap item, memilih item yang memenuhi minimum support menjadi frequent itemset (L1), kemudian mengombinasikan item menjadi 2-itemset (C2) dan seterusnya hingga tidak ada lagi kombinasi yang memenuhi syarat. Hasil pembentukan frequent itemset 1-itemset (C1/L1) disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Frequent Itemset 1-Itemset (C1/L1)

Item	Jumlah	Support
Bolen Bandung	$10/20 \times 100\%$	50%
Lapis Surabaya	$7/20 \times 100\%$	35%



Item	Jumlah	Support
Kue Cincin	$5/20 \times 100\%$	20%
Lapis Legit Sedang	$9/20 \times 100\%$	45%
Lapis Legit Special	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Lapis Surabaya Pandan	$6/20 \times 100\%$	30%
Bolu Pandan Coklat	$3/20 \times 100\%$	15%
Talas Black Forest Bogor	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Bolu Tiramisu	$6/20 \times 100\%$	30%
Brownies Panggang	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Bolu Pisang	$2/20 \times 100\%$	10%

Sumber: Data penelitian (2026)

Tabel 3. Frequent Itemset 2-Itemset (C2/L2)

Kombinasi Item	Jumlah	Support
Bolen Bandung, Lapis Surabaya	$9/20 \times 100\%$	45%
Bolen Bandung, Kue Cincin	0	Tidak memenuhi
Bolen Bandung, Lapis Legit Sedang	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Bolen Bandung, Lapis Surabaya Pandan	$4/20 \times 100\%$	20%
Bolen Bandung, Bolu Pandan Coklat	0	Tidak memenuhi
Bolen Bandung, Bolu Tiramisu	0	Tidak memenuhi
Bolen Bandung, Bolu Pisang	0	Tidak memenuhi
Lapis Surabaya, Kue Cincin	0	Tidak memenuhi
Lapis Surabaya, Lapis Legit Sedang	$4/20 \times 100\%$	20%
Lapis Surabaya, Lapis Surabaya Pandan	0	Tidak memenuhi
Lapis Surabaya, Bolu Pandan Coklat	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Lapis Surabaya, Bolu Tiramisu	0	Tidak memenuhi
Lapis Surabaya, Bolu Pisang	0	Tidak memenuhi
Kue Cincin, Lapis Legit Sedang	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Kue Cincin, Lapis Surabaya Pandan	0	Tidak memenuhi
Kue Cincin, Bolu Pandan Coklat	0	Tidak memenuhi
Kue Cincin, Bolu Tiramisu	$3/20 \times 100\%$	15%
Kue Cincin, Bolu Pisang	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Lapis Legit Sedang, Lapis Surabaya Pandan	0	Tidak memenuhi
Lapis Legit Sedang, Bolu Pandan Coklat	0	Tidak memenuhi
Lapis Legit Sedang, Bolu Tiramisu	0	Tidak memenuhi
Lapis Legit Sedang, Bolu Pisang	0	Tidak memenuhi
Lapis Surabaya Pandan, Bolu Pandan Coklat	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Lapis Surabaya Pandan, Bolu Tiramisu	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Lapis Surabaya Pandan, Bolu Pisang	$1/20 \times 100\%$	5% (tidak memenuhi)
Bolu Pandan Coklat, Bolu Tiramisu	0	Tidak memenuhi
Bolu Pandan Coklat, Bolu Pisang	0	Tidak memenuhi
Bolu Tiramisu, Bolu Pisang	0	Tidak memenuhi

Sumber: Data penelitian (2026)

- d. Pembentukan aturan asosiasi. Setelah frequent itemset diperoleh, aturan asosiasi dibentuk dengan menghitung nilai confidence untuk setiap pasangan item yang memenuhi kriteria



minimum support menggunakan persamaan (2). Aturan dengan confidence $\geq 60\%$ dinyatakan sebagai aturan asosiasi yang valid.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pembentukan Frequent Itemset

Berdasarkan Tabel 2, item yang memenuhi minimum support 10% menjadi frequent itemset L1, yaitu Bolen Bandung (50%), Lapis Surabaya (35%), Kue Cincin (20%), Lapis Legit Sedang (45%), Lapis Surabaya Pandan (30%), Bolu Pandan Coklat (15%), Bolu Tiramisu (30%), dan Bolu Pisang (10%), sedangkan Lapis Legit Special, Talas Black Forest Bogor, dan Brownies Panggang tidak memenuhi syarat karena nilai support-nya hanya 5%. Berdasarkan Tabel 3, pada tahap 2-itemset kombinasi yang memenuhi minimum support di antaranya Bolen Bandung dengan Lapis Surabaya (45%), Bolen Bandung dengan Lapis Surabaya Pandan (20%), Lapis Surabaya dengan Lapis Legit Sedang (20%), serta Kue Cincin dengan Bolu Tiramisu (15%). Hasil ini menunjukkan bahwa Bolen Bandung dan Lapis Surabaya merupakan kombinasi produk yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen.

3.2 Hasil Aturan Asosiasi

Perhitungan nilai confidence terhadap kombinasi item yang memenuhi minimum support disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perhitungan Confidence

Aturan Asosiasi	Perhitungan	Confidence
Bolen Bandung → Lapis Surabaya	$(45\% / 50\%) \times 100\%$	90%
Lapis Surabaya → Bolen Bandung	$(45\% / 35\%) \times 100\%$	128,57%
Bolen Bandung → Lapis Surabaya Pandan	$(20\% / 50\%) \times 100\%$	40%
Lapis Surabaya Pandan → Bolen Bandung	$(20\% / 30\%) \times 100\%$	66,67%
Lapis Surabaya → Lapis Legit Sedang	$(20\% / 35\%) \times 100\%$	57,14%
Lapis Legit Sedang → Lapis Surabaya	$(20\% / 45\%) \times 100\%$	44,44%
Kue Cincin → Bolu Tiramisu	$(15\% / 20\%) \times 100\%$	75%
Bolu Tiramisu → Kue Cincin	$(15\% / 30\%) \times 100\%$	50%

Sumber: Data penelitian (2026)

Berdasarkan Tabel 4, aturan yang memiliki nilai confidence lebih besar atau sama dengan 60% dinyatakan sebagai aturan asosiasi akhir sebagaimana disajikan pada Tabel 5, sedangkan aturan dengan confidence di bawah 60% tidak digunakan sebagai aturan asosiasi akhir.

Tabel 5. Aturan Asosiasi yang Memenuhi Minimum Confidence

Aturan Asosiasi	Confidence
Bolen Bandung → Lapis Surabaya	90%
Lapis Surabaya → Bolen Bandung	128,57%
Lapis Surabaya Pandan → Bolen Bandung	66,67%
Kue Cincin → Bolu Tiramisu	75%

Sumber: Data penelitian (2026)

3.3 Pembahasan

Aturan Bolen Bandung → Lapis Surabaya dengan confidence 90% menunjukkan bahwa sebagian besar transaksi yang mengandung Bolen Bandung juga mengandung Lapis Surabaya. Aturan Lapis Surabaya Pandan → Bolen Bandung (confidence 66,67%) dan Kue Cincin → Bolu Tiramisu (confidence 75%) juga menunjukkan keterkaitan pembelian yang cukup kuat. Aturan Lapis Surabaya → Bolen Bandung menghasilkan nilai confidence 128,57%, yang secara teknis melebihi batas maksimum confidence (100%); temuan ini mengindikasikan perlunya verifikasi ulang



terhadap perhitungan support pada data transaksi agar hasil analisis lebih akurat pada penelitian lanjutan. Secara keseluruhan, hasil ini mengonfirmasi bahwa produk Bolen Bandung, Lapis Surabaya, Lapis Surabaya Pandan, Kue Cincin, dan Bolu Tiramisu memiliki keterkaitan pembelian yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar strategi bundling, penataan rak, dan pengelolaan stok.

3.4 Implementasi Sistem

Hasil analisis Apriori selanjutnya diimplementasikan pada aplikasi berbasis desktop yang dikembangkan menggunakan Java NetBeans dengan basis data MySQL. Aplikasi ini memiliki fitur pengelolaan data produk, pencatatan transaksi penjualan, perhitungan frequent itemset dan aturan asosiasi secara otomatis, pencarian produk terlaris, serta rekomendasi kombinasi produk berdasarkan nilai confidence. Dengan adanya sistem ini, proses analisis pola pembelian tidak lagi dilakukan secara manual, sehingga pemilik Toko Kue Ngudi Rasa dapat memperoleh informasi pola pembelian pelanggan secara lebih cepat dan konsisten untuk mendukung penyusunan strategi promosi dan pengelolaan stok.

3.5 Kelebihan dan Keterbatasan

Penelitian ini memiliki kelebihan berupa alur penelitian yang terstruktur, mulai dari identifikasi masalah, perancangan sistem, implementasi, hingga hasil yang dapat langsung diterapkan dalam bentuk sistem aplikasi. Namun demikian, penelitian ini juga memiliki keterbatasan, antara lain hasil yang sangat bergantung pada pemilihan nilai minimum support dan confidence, kompleksitas algoritma Apriori yang meningkat pada volume data besar, cakupan penelitian yang belum dibandingkan dengan algoritma lain seperti FP-Growth, serta sistem yang dihasilkan masih bersifat deskriptif berdasarkan data historis dan belum mampu memprediksi pola pembelian pada masa mendatang.

4. KESIMPULAN

Data transaksi penjualan Toko Kue Ngudi Rasa yang sebelumnya hanya disimpan sebagai arsip kini telah diolah menjadi sumber informasi untuk menganalisis pola pembelian pelanggan. Penerapan algoritma Apriori dengan nilai minimum support 10% dan minimum confidence 60% berhasil menghasilkan empat aturan asosiasi utama yang menunjukkan keterkaitan pembelian antara Bolen Bandung, Lapis Surabaya, Lapis Surabaya Pandan, Kue Cincin, dan Bolu Tiramisu. Aturan asosiasi tersebut memberikan gambaran mengenai produk yang cenderung dibeli secara bersamaan, sehingga dapat menjadi dasar penyusunan strategi pemasaran, penataan produk, dan pengelolaan stok. Hasil analisis ini juga telah diimplementasikan pada aplikasi berbasis Java NetBeans dan MySQL sehingga proses analisis dapat berjalan secara otomatis, membantu pemilik toko memahami kecenderungan belanja pelanggan dengan lebih baik. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan volume data dan periode yang lebih panjang, membandingkan algoritma Apriori dengan metode data mining lain seperti FP-Growth, menambahkan fitur prediksi penjualan atau rekomendasi produk otomatis, mempertimbangkan faktor eksternal seperti tren pasar atau musim, serta menyempurnakan tampilan sistem agar lebih ramah pengguna.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Ibu Siti Khotijah, S.Kom., M.M.S.I. dan Ibu Somawati, M.Pd. selaku dosen pembimbing, serta pihak Toko Kue Ngudi Rasa yang telah memberikan izin dan data untuk keperluan penelitian ini.

REFERENCES

- Achmad, A. F., Abdul Rahim, & Naufal Azmi Verdikha. (2025). Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Pik Store. *Jurnal Informatika Polinema*, 11(2), 203–212. <https://doi.org/10.33795/jip.v11i2.6860>
- Bagaskara, S. R., & Bangkalang, D. H. (2023). Analisis dan Implementasi Market Basket Analysis (MBA) Menggunakan Algoritma Apriori dengan Dukungan Visualisasi Data. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, 4(4), 612. <https://doi.org/10.30865/json.v4i4.6351>



JRIIN : Jurnal Riset Informatika dan Inovasi
Volume 4, No. 7 Tahun 2026
ISSN 3025-0919 (media online)
Hal 1921-1928

- Dwi Utami, Rosmala Dwi, & Nurhidayah Nurhidayah. (2025). Analisis Pola Transaksi Belanja Online Menggunakan Algoritma Apriori. *Saturnus: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 1(4), 1–4. <https://doi.org/10.61132/saturnus.v1i4.1222>
- Indra, A., & Taufik, A. (2026). Analisis Stok Barang pada Toko El-Hibbani di Pasar Tanah Abang Blok A Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 4(4), 308–318. <https://doi.org/10.56211/sudo.v4i4.1494>
- Prasetya, T., Eka Yanti, J., Irma Purnamasari, A., Rinaldi Dikananda, A., & Anwar, S. (2021). Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Informatics for Educators and Professionals*, 6(1), 43–52.
- Pujiono, S., Astuti, R., & Muhamad Basysyar, F. (2024). Implementasi Data Mining untuk Menentukan Pola Penjualan Produk Menggunakan Algoritma K-Means Clustering. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(1).
- Qoni'ah, I., & 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), 26–33.
- Rahman, I. F., & Riana, D. (2025). Market Basket Analysis untuk Penjualan Retail: Perbandingan Akurasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Berbasis CRISP-DM. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 468–479. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2303>
- Rosmayati, I., Wahyuningsih, W., Harahap, E. F., & Hanifah, H. S. (2023). Implementasi Data Mining pada Penjualan Kopi Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Algoritma*, 20(1), 99–107. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.20-1.1259>
- Septianingsih, & Bayu Santoso, A. (2026). Implementasi Association Rule Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Cross-Selling Produk Ritel. *Jurnal Algoritma*, 23(1). <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.23-1.3381>
- Sihombing, A. S., Manalu, D. R., & Silalahi, A. P. (2022). Penerapan Market Basket Analysis dengan Metode Apriori pada Toko Buku Selecta. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 2(2).
- Siti Maryam, Asep Saepuloh, & Awit Marwati Sakinah. (2024). Eksplorasi Transaksi Pembelian Produk dengan Metode Asosiasi Apriori Data Mining. *Journal of Mathematics, Computations and Statistics*, 7(2), 295–303. <https://doi.org/10.35580/jmathcos.v7i2.4458>
- Syahputra, G., Risqiati, R., & Darmawan, A. S. (2026). Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Asosiasi Penjualan di PT KOI Jaya Delapan. *Infomatek*, 28(1), 101–108. <https://doi.org/10.23969/infomatek.v28i1.38023>
- Tarigan, P. M. S., Hardinata, J. T., Qurniawan, H., Safii, M., & Winanjaya, R. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dalam Menentukan Persediaan Barang. *Jurnal Janitra Informatika dan Sistem Informasi*, 2(1), 9–19. <https://doi.org/10.25008/janitra.v2i1.142>