



Analisis Data Transaksi Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori untuk Strategi Promosi pada Grosir Sembako

Vera Oktaviani, Joko Priambodo*

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

Email: ¹veraoktaviani223@email.com, ^{2,*}dosen00276@unpam.ac.id

Email Penulis Korespondensi: dosen00276@unpam.ac.id

Abstrak—Usaha grosir sembako menghasilkan data transaksi konsumen dalam jumlah yang terus bertambah, tetapi data tersebut belum dimanfaatkan secara optimal untuk mengetahui pola pembelian dan keterkaitan antarproduk sebagai dasar penyusunan strategi promosi. Kondisi tersebut menyebabkan keputusan promosi masih berpotensi dilakukan berdasarkan pengamatan umum terhadap produk yang sering terjual, sehingga peluang untuk memanfaatkan pola pembelian konsumen belum dapat diidentifikasi secara sistematis. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola keterkaitan antarproduk pada data transaksi konsumen menggunakan algoritma Apriori serta menghasilkan rekomendasi strategi promosi berupa bundling dan cross-selling. Data yang digunakan terdiri dari 350 transaksi konsumen dengan sembilan kategori produk. Sebanyak 350 transaksi digunakan karena merupakan keseluruhan data transaksi yang tersedia pada periode pengamatan penelitian, sehingga mencerminkan kondisi transaksi pada objek penelitian selama periode tersebut. Pengolahan data dilakukan menggunakan tahapan Knowledge Discovery in Databases (KDD), yaitu selection, preprocessing, transformation, data mining, dan evaluation. Algoritma Apriori diterapkan dengan minimum support sebesar 30% dan minimum confidence sebesar 70%. Hasil analisis menghasilkan 9 frequent 1-itemset, 21 frequent 2-itemset, 3 frequent 3-itemset, serta 22 aturan asosiasi yang memenuhi batas minimum. Aturan dengan confidence tertinggi adalah Minyak dan Tepung → Telur dengan support sebesar 48,57% dan confidence sebesar 92,39%. Hasil validasi menunjukkan bahwa perhitungan manual dan hasil sistem menghasilkan nilai yang sesuai. Berdasarkan aturan asosiasi yang diperoleh, rekomendasi strategi promosi dapat diarahkan pada bundling dan cross-selling sesuai tingkat confidence masing-masing aturan. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian dari data transaksi grosir dan menghasilkan informasi yang dapat mendukung penyusunan strategi promosi berbasis data. Namun, hasil yang diperoleh tetap terbatas pada 350 transaksi dan belum mengukur dampak penerapan promosi secara langsung terhadap penjualan.

Kata Kunci: Algoritma Apriori; Aturan Asosiasi; Data Mining; Data Transaksi; Strategi Promosi

Abstract—Wholesale grocery businesses generate an increasing amount of consumer transaction data, but such data has not been optimally utilized to identify purchasing patterns and relationships among products as a basis for developing promotional strategies. This condition means that promotional decisions may still be made based on general observations of frequently sold products, making it difficult to systematically identify opportunities from consumer purchasing patterns. This study aims to analyze the relationships among products in consumer transaction data using the Apriori algorithm and to generate promotional strategy recommendations in the form of bundling and cross-selling. The data consist of 350 consumer transactions involving nine product categories. The 350 transactions were used because they represent the entire transaction data available during the research observation period, thereby reflecting the transaction conditions of the research object during that period. Data processing was conducted using the Knowledge Discovery in Databases (KDD) stages, namely selection, preprocessing, transformation, data mining, and evaluation. The Apriori algorithm was applied with a minimum support of 30% and a minimum confidence of 70%. The analysis produced 9 frequent 1-itemsets, 21 frequent 2-itemsets, 3 frequent 3-itemsets, and 22 association rules that met the minimum thresholds. The rule with the highest confidence was Oil and Flour → Eggs, with a support of 48.57% and a confidence of 92.39%. The validation results showed that the manual calculations and system results produced consistent values. Based on the obtained association rules, promotional strategy recommendations can be directed toward bundling and cross-selling according to the confidence level of each rule. This study demonstrates that the Apriori algorithm can be used to identify purchasing patterns from wholesale transaction data and generate information that can support the development of data-driven promotional strategies. However, the results are limited to 350 transactions and do not directly measure the impact of implementing the promotional strategies on sales.

Keywords: Apriori Algorithm; Association Rules; Data Mining; Transaction Data; Promotional Strategy

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan industri ritel di Indonesia, khususnya di sektor perdagangan bahan pokok, telah menyebabkan peningkatan yang signifikan dalam kebutuhan masyarakat akan barang konsumsi sehari-hari. Namun, minimarket modern dan platform e-commerce menawarkan keunggulan kompetitif bagi usaha tradisional. Menurut data Kementerian Perdagangan, jumlah minimarket di Indonesia mencapai 53.500 pada kuartal pertama tahun 2025. Ikatan Pedagang Pasar Indonesia (IKAPPI) tahun 2025, melaporkan bahwa penjualan telah menurun secara signifikan bagi 75% hingga 80% pedagang tradisional, termasuk pedagang grosir sembako (Najib, 2026). Di sisi lain, Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) memiliki peran penting dalam perekonomian nasional, mencakup lebih dari 99% seluruh unit usaha di Indonesia, menyerap hampir 97% angkatan kerja, dan memberikan kontribusi hingga 60,51% terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) (Limanseto, 2024). Hal ini menunjukkan bahwa meskipun pedagang grosir sembako memainkan peran strategis dalam perekonomian, mereka semakin didominasi oleh ritel modern dengan rantai pasokan terintegrasi, harga kompetitif, dan promosi agresif.

Para pedagang grosir sembako perlu menerapkan strategi penjualan yang tepat untuk menarik minat pelanggan dan mempertahankan keberlanjutan usaha. Selain harga, konsumen juga memperhatikan ketersediaan produk, aksesibilitas, dan promosi yang relevan. Untuk mengembangkan strategi promosi yang lebih sukses, pelaku usaha harus



memahami perilaku pembelian pelanggan mereka. Namun, banyak pedagang grosir sembako belum sepenuhnya memanfaatkan potensi data penjualan mereka. Data transaksi yang tersimpan biasanya tidak diproses untuk menghasilkan informasi strategis, data tersebut hanya digunakan untuk tujuan administratif. Meskipun demikian, data ini dapat memberikan informasi berharga yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi keterkaitan antarproduk, seperti produk mana yang sering dibeli pelanggan secara bersamaan. Menurunnya loyalitas pelanggan dan strategi promosi yang tidak efektif yang seringkali tidak memenuhi harapan merupakan hambatan signifikan dalam menghadapi persaingan yang semakin ketat.

Permasalahan tersebut juga terjadi pada Toko Ikhwan sebagai usaha grosir sembako yang menjadi lokasi penelitian. Data transaksi yang dihasilkan dari kegiatan penjualan sehari-hari masih digunakan untuk keperluan pencatatan dan belum dianalisis lebih lanjut untuk mengetahui keterkaitan antarproduk dalam transaksi konsumen. Penentuan produk yang akan dipromosikan juga masih dilakukan berdasarkan pengalaman dan perkiraan pemilik toko. Akibatnya, pihak toko belum memiliki dasar yang terukur dalam menentukan produk yang sesuai untuk ditawarkan melalui strategi bundling maupun cross-selling. Oleh karena itu, diperlukan pengolahan data transaksi yang dapat menghasilkan informasi sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan strategi promosi di Toko Ikhwan.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan sistem berbasis web yang mampu menganalisis data transaksi Toko Ikhwan secara otomatis menggunakan algoritma Apriori. Sistem tersebut diharapkan dapat menghasilkan aturan asosiasi antarproduk dan rekomendasi promosi yang lebih objektif berdasarkan data transaksi konsumen. Dengan demikian, keputusan promosi tidak hanya bergantung pada pengalaman atau intuisi pemilik toko, tetapi juga didukung oleh hasil analisis yang terukur.

Data mining adalah metode yang dapat mendukung strategi promosi. Teknik penggalian informasi atau pengetahuan dari sejumlah besar data transaksi untuk mengungkap kecenderungan atau hubungan tersembunyi yang dapat membantu mengambil keputusan di masa mendatang (Srirahayu & Pribadie, 2023). Dalam pengembangan sistem, data mining menjadi inti dari sistem yang akan dibangun untuk keputusan bisnis. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam analisis perilaku pembelian konsumen adalah algoritma Apriori. Algoritma ini digunakan untuk menemukan aturan asosiasi atau keterkaitan antaritem dalam data transaksi (Fadila Matondang et al., 2022). Dengan mengetahui hubungan antarproduk pembelian konsumen, toko grosir dapat merancang program bundling produk yang tepat, menentukan diskon yang efektif, dan menyusun tata letak produk yang memudahkan pelanggan dalam berbelanja.

Algoritma Apriori diterapkan pada *dataset* penjualan Grosir Sembako Lina untuk menentukan kombinasi item dan tata letak produk sesuai dengan pembelian konsumen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa asosiasi tertinggi terdapat pada kombinasi Telur-Mie dan Telur-Minyak dengan nilai *support* 37,04% dan nilai *confidence* 88,33% (Fathimah et al., 2022). Penelitian oleh (Zalukhu et al., 2024) membahas penggunaan algoritma Apriori untuk menganalisis hubungan antarproduk pada data transaksi penjualan di Torsa Café, yang berfokus pada perhitungan nilai *support* dan *confidence* untuk menentukan asosiasi antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Penelitian oleh (Hermawan et al., 2024) menerapkan metode Market Basket Analysis (MBA) menggunakan algoritma Apriori pada *dataset* transaksi supermarket dari Kaggle dan menemukan hubungan kuat antara mineral water dengan spaghetti, chocolate, dan eggs. Penelitian oleh (Pamungkas & Fatah, 2025) membahas penerapan algoritma Apriori pada data transaksi supermarket Rahayu Mart dengan minimum *support* 50% dan minimum *confidence* 80%, yang menunjukkan bahwa telur, minyak, dan tepung adalah item yang paling sering dibeli bersamaan. Dan penelitian oleh (Safitry et al., 2024) menggunakan *dataset* transaksi ritel dari Kaggle sebanyak 19.790 transaksi unik dengan 3.753 jenis produk dan berhasil menghasilkan aturan asosiasi yang dapat digunakan sebagai dasar strategi promosi melalui bundling dan cross-selling.

Penelitian sebelumnya memiliki beberapa keterbatasan yang memerlukan penyelidikan lebih lanjut. Sebagian besar penelitian yang ada hanya berfokus pada analisis data transaksi tetapi belum mengembangkan sistem berbasis web yang mampu memproses data, menghasilkan aturan asosiasi, dan secara langsung membuat rekomendasi promosi. Penelitian ini berkontribusi pada bidang ini dengan mengembangkan sistem berbasis web sederhana yang menggunakan algoritma Apriori untuk menganalisis data transaksi konsumen dan merekomendasikan strategi promosi berdasarkan aturan asosiasi yang dihasilkan. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan sistem berbasis web yang mengelompokkan rekomendasi promosi ke dalam strategi *bundling* dan *cross-selling*, menampilkan hasil analisis, serta memvalidasi hasil tersebut dengan pihak Toko Ikhwan sebagai studi kasus. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data transaksi konsumen menggunakan algoritma Apriori untuk menghasilkan rekomendasi strategi promosi yang lebih tepat sasaran dan berbasis data pada Toko Ikhwan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

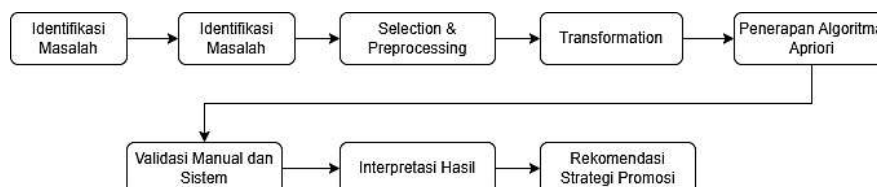
Penelitian ini menggunakan pendekatan Knowledge Discovery in Databases (KDD) dengan menerapkan algoritma Apriori untuk menemukan pola keterkaitan antarproduk berdasarkan data transaksi penjualan pada Toko Ikhwan. Data penelitian berupa 350 transaksi yang diperoleh dari data transaksi penjualan pada periode pengamatan. Tahapan penelitian meliputi identifikasi masalah, pengumpulan data, *selection*, *preprocessing*, *transformation*, penerapan algoritma Apriori, serta evaluasi dan interpretasi pola asosiasi yang dihasilkan. Pendekatan KDD digunakan untuk mengolah data transaksi menjadi informasi yang dapat digunakan sebagai dasar penyusunan strategi promosi.



Penggunaan Apriori dalam analisis transaksi memungkinkan pembentukan *frequent itemset* berdasarkan nilai *minimum support* dan selanjutnya menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan nilai *confidence* (Amsury et al., 2023).

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian disusun untuk menggambarkan proses mulai dari identifikasi masalah hingga penyusunan rekomendasi promosi. Penelitian diawali dengan mengidentifikasi pemanfaatan data transaksi dan proses penentuan promosi yang berjalan di Toko Ikhwan. Data kemudian dikumpulkan dan diseleksi sesuai kebutuhan analisis. Tahap berikutnya meliputi pembersihan data, transformasi transaksi ke format biner, penerapan algoritma Apriori, validasi perhitungan, interpretasi aturan asosiasi, dan penyusunan rekomendasi promosi. Urutan tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian diawali dengan identifikasi masalah, yaitu mengidentifikasi permasalahan pada Toko Ikhwan dalam memanfaatkan data transaksi sebagai dasar penentuan strategi promosi. Data transaksi yang tersedia sebelumnya digunakan terutama untuk pencatatan penjualan, sehingga pola pembelian produk yang sering muncul secara bersamaan belum dianalisis secara sistematis. Tahap berikutnya adalah pengumpulan data. Data yang digunakan berupa data transaksi penjualan Toko Ikhwan sebanyak 350 transaksi pada periode pengamatan. Data tersebut digunakan sebagai keseluruhan data transaksi yang tersedia selama periode penelitian sehingga menggambarkan kondisi transaksi pada objek penelitian dalam periode tersebut. Selain data transaksi, penelitian juga menggunakan studi literatur untuk memperoleh landasan mengenai *data mining*, KDD, dan algoritma Apriori. (Alfandi et al., 2024). Tahap selection dilakukan dengan memilih atribut dan data yang relevan dengan kebutuhan analisis. Data yang digunakan dalam proses analisis difokuskan pada informasi transaksi dan item produk yang dibeli konsumen. Data yang tidak diperlukan dalam proses pencarian pola asosiasi tidak digunakan dalam tahap selanjutnya. Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan data transaksi dapat digunakan dalam proses *association rule mining*. Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan terhadap data, termasuk penyesuaian format transaksi dan pengelompokan item berdasarkan nomor transaksi. Tahap ini diperlukan agar setiap transaksi dapat direpresentasikan sebagai kumpulan item yang dibeli secara bersamaan. Tahap transformation dilakukan dengan mengubah data transaksi ke dalam bentuk yang sesuai untuk penerapan algoritma Apriori. Setiap transaksi direpresentasikan berdasarkan keberadaan item, sehingga suatu item bernilai ada apabila produk tersebut terdapat dalam transaksi dan tidak digunakan apabila produk tersebut tidak terdapat dalam transaksi. Selanjutnya dilakukan tahap data mining menggunakan algoritma Apriori. Algoritma digunakan untuk mencari *frequent itemset* berdasarkan nilai *minimum support* yang telah ditentukan. Itemset yang memenuhi batas tersebut digunakan untuk membentuk kombinasi itemset pada tingkat berikutnya. Setelah *frequent itemset* diperoleh, aturan asosiasi dibentuk dan diseleksi berdasarkan nilai *minimum confidence*. Proses Apriori secara umum dilakukan dengan menemukan *frequent itemset* terlebih dahulu, kemudian menghasilkan aturan asosiasi dari itemset yang memenuhi kriteria yang ditetapkan. Tahap terakhir adalah evaluation dan interpretasi. Hasil aturan asosiasi dianalisis berdasarkan nilai *support* dan *confidence* untuk mengetahui pola pembelian produk yang sering muncul secara bersamaan. Hasil tersebut kemudian diinterpretasikan sebagai informasi yang dapat digunakan dalam penyusunan rekomendasi promosi, seperti bundling produk atau *cross-selling*.

2.2 Penerapan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan sebuah metode dalam *data mining* yang digunakan untuk menemukan hubungan antarproduk melalui *frequent itemset* dan pembentukan *association rule*. Dalam metode ini, pola-pola yang memenuhi nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* dipilih dengan menganalisis frekuensi kemunculan setiap *item* maupun kombinasi *item* dalam suatu kumpulan data. Nilai *support* menunjukkan seberapa sering suatu item atau kombinasi item muncul dalam seluruh transaksi, sementara nilai *confidence* digunakan untuk mengukur seberapa besar keyakinan terhadap hubungan yang terbentuk antarproduk. Dengan menggunakan metode ini, algoritma Apriori dapat mengidentifikasi pola pembelian yang sering terjadi dan hubungan antarproduk yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar untuk menyusun strategi promosi dan penjualan (Fadila Matondang et al., 2022).

Pada penelitian ini digunakan minimum support sebesar 30% dan minimum confidence sebesar 70%. Dengan jumlah keseluruhan transaksi sebanyak 350 transaksi, batas minimum jumlah kemunculan itemset berdasarkan *minimum support* adalah:

$$350 \times 30 = 105$$



Dengan demikian, suatu itemset harus muncul sekurang-kurangnya 105 transaksi agar dapat dipertahankan sebagai *frequent itemset* pada tahap pencarian pola.

2.2.1 Support

Nilai *minimum support* dan *minimum confidence* digunakan sebagai parameter untuk menyeleksi hasil pada proses algoritma Apriori. Item atau kombinasi item yang memenuhi batas *minimum* frekuensi kemunculan dalam seluruh transaksi. Sementara itu, kekuatan hubungan antara bagian *antecedent* dan *consequent* dari suatu aturan asosiasi diukur menggunakan *minimum confidence* (Pirman et al., 2024). Nilai *support* digunakan untuk mengukur proporsi transaksi yang mengandung item atau kombinasi item. Nilai tersebut dihitung menggunakan Persamaan (1) dan Persamaan (2).

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

$$Support(A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Hasil perhitungan *support* kemudian dibandingkan dengan *minimum support* sebesar 30%. Itemset yang memiliki nilai *support* kurang dari 30% dieliminasi, sedangkan itemset yang memenuhi atau melebihi batas tersebut digunakan pada proses pembentukan kombinasi itemset berikutnya.

2.2.2 Confidence

Confidence merupakan ukuran yang digunakan terhadap suatu tingkat kepercayaan aturan asosiasi, atau seberapa besar kemungkinan bahwa item consequent akan muncul ketika item antecedent terdapat dalam suatu transaksi (Saad et al., 2023). Nilai *confidence* menunjukkan proporsi transaksi yang mengandung B di antara transaksi yang telah mengandung A dan dihitung menggunakan Persamaan (3).

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\text{Support } (A \text{ dan } B)}{\text{Support } A} \times 100\% \quad (3)$$

Pada penelitian ini, aturan asosiasi yang digunakan adalah aturan yang memiliki nilai *confidence* minimal 70%. Aturan yang memenuhi batas tersebut kemudian dianalisis untuk mengetahui pola pembelian yang dapat digunakan sebagai dasar rekomendasi promosi.

Sebagai contoh, aturan *Minyak, Tepung* $\rightarrow$ *Telur* memiliki frekuensi transaksi Minyak dan Tepung sebanyak 184 transaksi, sedangkan transaksi yang mengandung ketiga item tersebut sebanyak 170 transaksi. Dengan demikian, nilai *confidence* dihitung sebagai:

$$Confidence(\text{Minyak, Tepung} \rightarrow \text{Telur}) = \frac{170}{184} \times 100\% = 92.39\%$$

Nilai tersebut menunjukkan bahwa dari transaksi yang mengandung Minyak dan Tepung, sebesar 92,39% di antaranya juga mengandung Telur. Nilai *confidence* tersebut memenuhi *minimum confidence* sebesar 70%, sehingga aturan dapat digunakan dalam tahap interpretasi hasil.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengolahan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 350 transaksi penjualan pada Toko Ikhwan. Data transaksi digunakan untuk mengetahui pola pembelian produk yang muncul secara bersamaan. Sebelum diterapkan pada algoritma Apriori, data melalui tahapan *selection*, *preprocessing*, dan *transformation* sehingga setiap transaksi dapat direpresentasikan berdasarkan kumpulan produk yang dibeli.

Hasil pengolahan data menunjukkan terdapat 9 kategori produk yang digunakan dalam proses analisis, yaitu produk-produk yang memenuhi kebutuhan analisis transaksi. Selanjutnya, data tersebut diproses menggunakan algoritma Apriori dengan parameter *minimum support* sebesar 30% dan *minimum confidence* sebesar 70%.

3.2 Penerapan Algoritma Apriori

Penerapan algoritma Apriori pada data transaksi dapat menghasilkan aturan asosiasi yang digunakan untuk memahami pola pembelian konsumen. (Anugrah et al., 2022) menunjukkan bahwa analisis keranjang belanja menggunakan Apriori dapat menghasilkan aturan asosiasi yang kemudian dimanfaatkan sebagai dasar rekomendasi untuk mendukung peningkatan penjualan.

Penerapan algoritma Apriori dilakukan secara bertahap melalui pembentukan *frequent itemset* mulai dari 1-itemset (L1), kemudian 2-itemset (L2), dan dilanjutkan dengan 3-itemset (L3). Setiap kombinasi diseleksi berdasarkan nilai *minimum support* sebesar 30%. Ringkasan hasil setiap tahapan ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Ringkasan Frequent Itemset

Tahap	Jumlah Lolos	Itemset dengan Support Tertinggi	Frekuensi	Support
L1	9	Telur	255	72,86%



Tahap	Jumlah Lolos	Itemset dengan Support Tertinggi	Frekuensi	Support
L2	21	Minyak, Telur	201	57,43%
L3	3	Minyak, Telur, Tepung	170	48,57%

Berdasarkan Tabel 3, seluruh sembilan kategori produk memenuhi minimum support pada L1. Telur memiliki support tertinggi sebesar 72,86%, sedangkan pada L2 kombinasi Minyak dan Telur memiliki support tertinggi sebesar 57,43%. Pada L3, kombinasi Minyak, Telur, dan Tepung memiliki support sebesar 48,57%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ketiga produk tersebut memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi dalam transaksi.

3.3 Pembentukan Aturan Asosiasi

Frequent itemset yang memenuhi minimum apriori kemudian digunakan untuk membentuk aturan asosiasi. Proses pembentukan aturan menghasilkan 22 aturan yang memenuhi minimum confidence sebesar 70%. Sepuluh aturan dengan confidence tertinggi disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Aturan Asosiasi dengan Confidence Tertinggi

No	Aturan Asosiasi	Support	Confidence
1	Minyak, Tepung → Telur	48,57%	92,39%
2	Minyak → Telur	57,43%	86,64%
3	Telur, Tepung → Minyak	48,57%	85,86%
4	Telur, Minyak → Tepung	48,57%	84,58%
5	Permen, Minyak → Telur	31,14%	84,50%
6	Kecap, Minyak → Telur	30,00%	84,00%
7	Permen, Telur → Minyak	31,14%	83,21%
8	Tepung → Telur	56,57%	83,19%
9	Kecap, Telur → Minyak	30,00%	81,40%
10	Minyak → Tepung	52,57%	79,31%

Berdasarkan Tabel 2, aturan Minyak, Tepung → Telur memiliki confidence tertinggi sebesar 92,39%. Artinya, dari transaksi yang mengandung Minyak dan Tepung, sebesar 92,39% juga mengandung Telur. Aturan tersebut memiliki support sebesar 48,57%, sehingga kombinasi ketiga produk ditemukan pada 170 dari 350 transaksi. Hasil ini menunjukkan adanya keterkaitan kemunculan produk yang dapat digunakan sebagai dasar rekomendasi promosi.

Namun, confidence yang tinggi belum selalu menunjukkan hubungan antarproduk yang kuat. Kondisi tersebut dapat terjadi apabila produk pada bagian consequent memang memiliki frekuensi pembelian yang tinggi. Dalam penelitian ini, Telur memiliki support sebesar 72,86%, sehingga tingginya confidence pada aturan dengan Telur sebagai consequent perlu diinterpretasikan secara hati-hati.

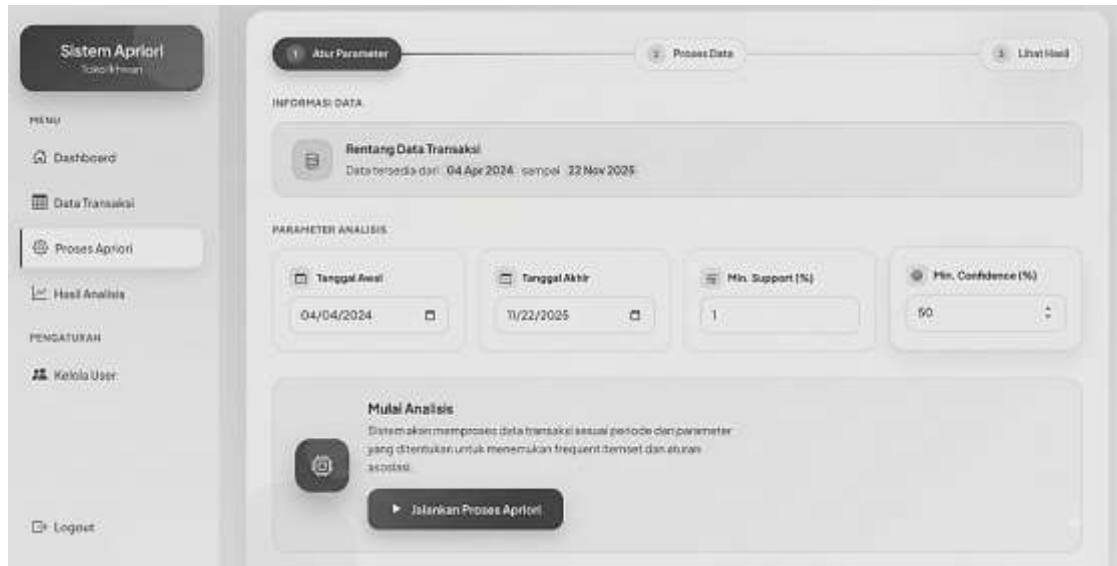
Lift dapat digunakan sebagai metrik tambahan untuk menilai apakah kemunculan consequent lebih tinggi dibandingkan kondisi umumnya. Nilai lift lebih dari satu menunjukkan adanya asosiasi positif. Penelitian ini belum menggunakan lift, sehingga evaluasi aturan masih berfokus pada support dan confidence. Penambahan lift pada penelitian selanjutnya dapat membantu memastikan bahwa aturan yang dihasilkan tidak hanya dipengaruhi oleh tingginya popularitas suatu produk.

3.3 Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan dengan menerapkan hasil perancangan ke dalam sistem berbasis web. Sistem menyediakan beberapa fitur utama untuk mendukung pengelolaan data transaksi dan proses analisis menggunakan algoritma Apriori. Tampilan *dashboard* untuk Admin ditunjukkan pada Gambar 2. Pada Gambar 2, *dashboard* menampilkan informasi utama sistem serta menu yang dapat digunakan sesuai dengan hak akses pengguna. Admin dapat mengelola data dan menjalankan proses analisis Apriori. Tampilan Proses Apriori ditunjukkan pada Gambar 3.

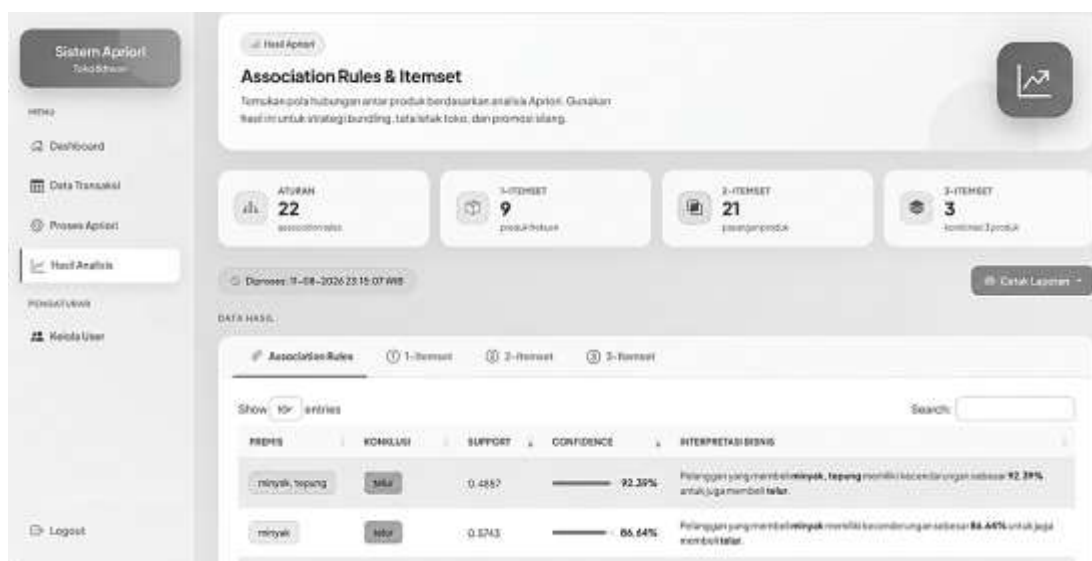


Gambar 2. Dashboard



Gambar 3. Proses Apriori

Pada Gambar 3, Admin dapat menentukan parameter analisis dan menjalankan proses Apriori. Sistem kemudian mengolah data transaksi untuk menghasilkan *frequent itemset* dan aturan asosiasi berdasarkan parameter yang telah ditentukan. Hasil pengolahan selanjutnya dapat dilihat oleh Admin sebagai informasi untuk mendukung strategi promosi. Tampilan hasil analisis ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Analisis

3.4 Validasi dan Pengujian Sistem

Validasi dilakukan dengan membandingkan hasil perhitungan manual dengan hasil yang dihasilkan sistem. Aturan Minyak, Tepung → Telur digunakan sebagai contoh karena memiliki *confidence* tertinggi. Hasil perhitungan manual terhadap aturan Minyak, Tepung → Telur menghasilkan:

$$Confidence(\text{Minyak, Tepung} \rightarrow \text{Telur}) = \frac{170}{184} \times 100\% = 92.39\%$$

Perbandingan hasil manual dan sistem ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Perhitungan Manual dan Sistem

No	Proses	Hasil Manual	Hasil Sistem	Keterangan
1	Support Minyak	66,29%	66,29%	Sesuai
2	Support Tepung	68,00%	68,00%	Sesuai
3	Support Telur	72,86%	72,86%	Sesuai
4	Support Minyak, Telur	57,43%	57,43%	Sesuai
5	Support Minyak, Tepung, Telur	48,57%	48,57%	Sesuai



No	Proses	Hasil Manual	Hasil Sistem	Keterangan
6	Confidence Minyak, Tepung → Telur	92,39%	92,39%	Sesuai

Berdasarkan Tabel 3, seluruh hasil perhitungan manual sesuai dengan hasil sistem. Kesesuaian tersebut menunjukkan bahwa proses perhitungan *support* dan *confidence* pada sistem telah berjalan sesuai dengan perhitungan yang dilakukan secara manual. Selain validasi perhitungan, pengujian fungsional dilakukan menggunakan metode *black box testing*. Pengujian mencakup fitur utama sistem sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.

Pengujian fungsional dilakukan terhadap delapan kelompok fitur. Setiap skenario memberikan masukan dan membandingkan keluaran aktual dengan keluaran yang diharapkan. Ringkasan pengujian disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Ringkasan Black Box Testing

No	Fitur	Skenario Utama	Status
1	Login	Validasi data benar, salah, dan kosong	Berhasil
2	Dashboard	Menampilkan informasi dan navigasi	Berhasil
3	Data transaksi	Unggah, tampil, dan hapus data	Berhasil
4	Proses Apriori	Input parameter dan menjalankan analisis	Berhasil
5	Hasil analisis	Menampilkan itemset dan aturan asosiasi	Berhasil
6	Cetak laporan	Menghasilkan laporan PDF	Berhasil
7	Kelola pengguna	Tambah, ubah, dan hapus pengguna	Berhasil
8	Logout	Mengakhiri sesi dan membatasi akses	Berhasil

Berdasarkan Tabel 4, seluruh fitur yang diuji berhasil dijalankan sesuai keluaran yang diharapkan. Pengujian manual dan *black box testing* memberikan dua bentuk validasi, yaitu validasi ketepatan perhitungan algoritma dan validasi fungsi sistem. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Minyak, Telur dan Tepung merupakan produk yang dominan dalam aturan asosiasi. Aturan Minyak, Tepung → Telur memiliki *support* 48,57% dan *confidence* 92,39%, sehingga dapat digunakan sebagai dasar rekomendasi *bundling*. Sementara itu, aturan Minyak → Tepung dengan *confidence* 79,31% dapat digunakan sebagai dasar *cross-selling*. Hasil tersebut dapat diterapkan dalam strategi promosi. Produk Minyak, Tepung, dan Telur dapat ditawarkan sebagai paket *bundling*, sedangkan aturan dengan satu produk sebagai *antecedent* dapat digunakan sebagai dasar *cross-selling*. Prioritas rekomendasi berdasarkan aturan asosiasi disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Prioritas Rekomendasi Promosi

No	Dasar Aturan	Kategori	Penerapan
1	Minyak, Tepung → Telur	Bundling	Paket Minyak, Tepung, dan Telur sebagai promosi utama
2	Minyak → Telur	Bundling	Paket Minyak dan Telur dengan harga khusus
3	Telur, Tepung → Minyak	Bundling	Paket alternatif Telur, Tepung, dan Minyak
4	Kecap, Minyak → Telur	Bundling	Paket kebutuhan dapur Kecap, Minyak, dan Telur
5	Minyak → Tepung	Cross-selling	Tawarkan Tepung ketika konsumen membeli Minyak
6	Telur → Minyak	Cross-selling	Tawarkan Minyak ketika konsumen membeli Telur
7	Telur → Tepung	Cross-selling	Tawarkan Tepung ketika konsumen membeli Telur
8	Snack → Telur	Cross-selling	Tawarkan Telur sebagai produk tambahan

3.5 Pembahasan

Berdasarkan Tabel 5, *confidence* yang tinggi perlu diinterpretasikan secara hati-hati karena dapat dipengaruhi oleh tingginya frekuensi pembelian produk *consequent*. Dalam penelitian ini, Telur memiliki *support* tertinggi sebesar 72,86%. Oleh karena itu, *lift* dapat digunakan sebagai metrik tambahan untuk menilai kekuatan asosiasi. Saad et al. (2023) menggunakan *support*, *confidence*, dan *lift* dalam menganalisis pola permintaan bahan makanan. Dengan demikian, aturan pada penelitian ini menunjukkan keterkaitan produk berdasarkan *support* dan *confidence*, bukan hubungan sebab-akibat.

Selain itu, penelitian terkait menunjukkan bahwa Apriori dapat digunakan untuk berbagai tujuan analisis. (Anugrah et al., 2022) menerapkan Apriori pada perusahaan e-commerce untuk analisis keranjang belanja, sedangkan (Brighton & Hariyanto, 2024) menerapkannya pada toko ritel elektronik untuk mengidentifikasi pola asosiasi produk. (Dianti & Zeniarja, 2024) juga menggunakan Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen pada Toserba Yusuf Semarang.

Penelitian ini memiliki perbedaan pada penerapan hasil analisis ke dalam sistem berbasis web serta penerjemahan aturan asosiasi menjadi rekomendasi *bundling* dan *cross-selling*. Hasil penelitian (Oktaviani, 2024) dan (Nur Oktaviani & Agus Sugianto, 2025) juga menunjukkan pemanfaatan Apriori untuk memahami pola pembelian dan mendukung strategi promosi. Dengan demikian, hasil penelitian tidak hanya menghasilkan aturan asosiasi, tetapi juga menyajikan informasi yang dapat digunakan oleh Toko Ikhwan dalam menentukan alternatif promosi. Perbandingan dengan penelitian terkait disajikan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian	Objek/Data	Metode dan Parameter	Kontribusi Utama
Hariato et al., (2023)	Transaksi penjualan selama satu tahun	Apriori dan FP-Growth	Membandingkan jumlah aturan dan waktu proses
Hery & Widjaja, (2024)	20.507 transaksi The Bread Basket Bakery	Apriori dan FP-Growth	Membandingkan hasil dan efisiensi algoritma
Singha et al., (2024)	Transaksi toko makanan kesehatan	Market Basket Analysis	Menghasilkan rekomendasi <i>cross-selling</i> berdasarkan pola pembelian
Heikal & Gandhi (2024)	Data transaksi retail	Market Basket Analysis	Menghubungkan pola pembelian dengan strategi <i>product bundling</i> dan kinerja retail
Oktaviani (2024)	Transaksi Toko Serba	Apriori dan aturan asosiasi	Mendukung pemahaman keterkaitan produk dan persediaan
Oktaviani & Sugianto (2025)	10.000 transaksi Toko Arnata	Apriori menggunakan RapidMiner	Rekomendasi promosi musiman berdasarkan aturan asosiasi
Saad et al. (2025)	Transaksi bahan makanan	Support, confidence, dan lift	Menentukan keterkaitan permintaan bahan makanan
Penelitian ini	350 transaksi, 9 kategori produk	Apriori; support 30%; confidence 70%	Sistem web, validasi manual-sistem, bundling dan cross-selling, validasi toko

Berdasarkan Tabel 6, penelitian terdahulu menunjukkan bahwa Apriori dapat digunakan untuk menemukan pola pembelian pada berbagai objek ritel. Penelitian (Hariato & Eddy, 2023) membandingkan Apriori dengan FP-Growth, sedangkan (Hery & Widjaja, 2024) juga membahas perbandingan kedua algoritma. Penelitian ini berfokus pada penerapan Apriori tanpa membandingkannya dengan algoritma lain.

Beberapa penelitian juga menunjukkan pemanfaatan hasil asosiasi untuk strategi bisnis. (Heikal & Gandhi, 2024) menggunakan *Market Basket Analysis* untuk menyusun strategi *product bundling* pada retail supermarket. (Singha et al., 2024) juga menunjukkan pemanfaatan hasil *market basket analysis* untuk rekomendasi *cross-selling*. Sementara itu, (Ramadhani et al., 2025) menggabungkan MBA dengan analisis penjualan untuk mendukung promosi *bundling* dan strategi pemasaran.

Perbedaan penelitian ini terletak pada integrasi algoritma Apriori ke dalam sistem berbasis web, validasi hasil perhitungan manual dengan sistem, serta penerjemahan aturan asosiasi menjadi rekomendasi *bundling* dan *cross-selling*. Dengan demikian, hasil penelitian tidak hanya menghasilkan aturan asosiasi, tetapi juga menyajikan hasil tersebut dalam bentuk informasi yang dapat digunakan sebagai pendukung keputusan promosi Toko Ikhwan.

Keterbatasan penelitian adalah jumlah data yang digunakan hanya 350 transaksi dan analisis belum menggunakan *lift* sebagai parameter utama serta belum mengukur perubahan penjualan setelah rekomendasi diterapkan. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data transaksi yang lebih panjang, menambahkan *lift*, membandingkan Apriori dengan FP-Growth, serta menguji efektivitas rekomendasi terhadap peningkatan penjualan..

4. KESIMPULAN

Berdasarkan keseluruhan proses penelitian, penerapan algoritma Apriori pada data transaksi Toko Ikhwan dapat digunakan untuk menemukan pola keterkaitan pembelian produk yang sebelumnya belum dimanfaatkan secara sistematis sebagai dasar strategi promosi. Data yang digunakan sebanyak 350 transaksi pada periode pengamatan dan diproses melalui tahapan *selection*, *preprocessing*, *transformation*, serta penerapan algoritma Apriori. Dengan menetapkan *minimum support* sebesar 30% dan *minimum confidence* sebesar 70%, proses analisis menghasilkan 9 frequent 1-itemset, 21 frequent 2-itemset, dan 3 frequent 3-itemset yang memenuhi batas yang telah ditentukan. Dari pola tersebut diperoleh aturan asosiasi yang menggambarkan kecenderungan pembelian beberapa produk secara bersamaan. Aturan Minyak, Tepung → Telur menjadi aturan dengan nilai *confidence* tertinggi, yaitu 92,39%, yang menunjukkan bahwa dari transaksi yang mengandung Minyak dan Tepung, sebagian besar juga mengandung Telur. Hasil tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam menentukan alternatif strategi promosi, khususnya melalui penyusunan paket produk (*bundling*) dan penawaran produk tambahan (*cross-selling*). Penerapan hasil analisis ke dalam sistem juga membantu mengotomatisasi proses pengolahan data transaksi dan penyajian aturan asosiasi sehingga informasi yang dihasilkan lebih mudah digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan strategi promosi. Meskipun demikian, nilai *confidence* tidak dapat digunakan sebagai satu-satunya ukuran untuk memastikan bahwa hubungan antarproduk benar-benar kuat karena tingginya frekuensi suatu produk dapat turut menyebabkan nilai *confidence* menjadi tinggi. Dalam penelitian ini, Telur memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi, sehingga aturan yang menempatkan Telur sebagai *consequent* perlu diinterpretasikan secara hati-hati. Penelitian ini belum menggunakan metrik *lift*, sehingga kekuatan asosiasi belum dapat dinilai secara lebih menyeluruh. Dengan demikian, hasil penelitian memberikan dasar berbasis data bagi Toko Ikhwan dalam mengenali pola pembelian dan menentukan alternatif promosi, sedangkan penelitian selanjutnya dapat melengkapi analisis menggunakan *lift* serta melakukan pengujian penerapan rekomendasi secara langsung untuk mengetahui dampaknya terhadap penjualan.



REFERENCES

- Alfandi, M. S., Fatah, Z., Informasi, S., Ibrahimy, U., Timur, S. J., Informasi, S., Ibrahimy, U., & Timur, S. J. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Metode K-Means Clustering Untuk Analisa Penjualan Toko Umama Hijab Kaliwates Jember. *1*(4), 94–102. <https://journal.smartpublisher.id/index.php/jissi/article/view/343/290>
- Amsury, F., Kurniawati, I., & Rizki Fahdia, M. (2023). Implementasi Association Rules Menentukan Pola Pemilihan Menu Di The Gade Coffee & Gold Menggunakan Algoritma Apriori. *INFOTECH Journal*, *9*(1), 279–286. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i1.5357>
- Anugrah, R., Widiari, T., & Sugito, S. (2022). Gui R Untuk Analisis Keranjang Belanja Dengan Algoritma Apriori Pada Suatu Perusahaan E-Commerce. *Jurnal Gaussian*, *11*(2), 278–289. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i2.35475>
- Brighton, K., & Hariyanto, S. (2024). Penerapan Metode Market Basket Analisis Dengan Algoritma Apriori Pada Toko Ritel Elektronik. *Bit-Tech*, *7*(1), 37–46. <https://doi.org/10.32877/bt.v7i1.1417>
- Dianti, R. N., & Zeniarja, J. (2024). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Toserba Yusuf Semarang. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, *9*(2), 1013–1021. <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i2.5421>
- Fadila Matondang, N., Jaya, H., Informasi, S., & Triguna Dharma, S. (2022). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Penjualan Barang Elektronik. *Jurnal Sains Manajemen Informatika Dan Komputer*, *21*(2), 102–114. <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jis>
- Fathimah, A. I., Saepudin, S., & Edwinanto. (2022). Penerapan Data Mining Dengan Metode Apriori Pada Penjualan Sembako (Studi Kasus: Grosir Sembako Lina). *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra*, *8*(2), 123–131. <https://doi.org/10.52005/rekayasa.v8i2.271>
- Hariato, H., & Eddy, H. (2023). Analisa data transaksi penjualan barang menggunakan algoritme Apriori dan FP-Growth. *JNANALOKA*, *VI*(2), 35–43. <https://doi.org/10.36802/jnanaloka.2020.v1-no1-35-43>
- Heikal, J., & Gandhi, A. (2024). Enhancing Retail Supermarket Financial Performance Through Market Basket Analytics Using Apriori Algorithm in Indonesia Market Case. *Applied Quantitative Analysis*, *4*(1), 42–53. <https://doi.org/10.31098/quant.2153>
- Hermawan, A., Wicaksono, B., Ahmadjayadi, T., Prakasa, B. S., & Aruan, J. D. (2024). Implementasi Algoritma Apriori pada Market Basket Analysis terhadap Data Penjualan Produk Supermarket. *Algoritma: Jurnal Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Kebumihan Dan Angkasa*, *2*(5), 95–105. <https://doi.org/10.62383/algoritma.v2i5.137>
- Hery, H., & Widjaja, A. E. (2024). Analysis of Apriori and FP-Growth Algorithms for Market Basket Insights: A Case Study of The Bread Basket Bakery Sales. *Journal of Digital Market and Digital Currency*, *1*(1), 63–83. <https://doi.org/10.47738/jdmdc.v1i1.2>
- Limanseto, H. (2024, July 22). *Menko Airlangga: Pemerintah Dukung Bentuk Kolaborasi Baru agar UMKM Indonesia Jadi Bagian Rantai Pasok Industri Global*. Kementerian Koordinator Bidang Perekonomian Republik Indonesia. <https://www.ekon.go.id/publikasi/detail/5885/menko-airlangga-pemerintah-dukung-bentuk-kolaborasi-baru-agar-umkm-indonesia-jadi-bagian-rantai-pasok-industri-global>
- Najib, M. N. (2026, January 15). *Menggantang Denyut Nadi Ekonomi Kerakyatan*. Katadata.Co.Id. <https://katadata.co.id/amp/indepth/opini/6965ba7a9fb2b/menggantang-denyut-nadi-ekonomi-kerakyatan>
- Nur Oktaviani, D., & Agus Sugianto, C. (2025). Analisis Pola Belanja Musiman Untuk Rekomendasi Strategi Promosi Menggunakan Algoritma Apriori. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *9*(5), 8405–8412. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i5.15066>
- Oktaviani, N. (2024). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Toko Serba. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(3), 3706–3711. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i3.9624>
- Pamungkas, I. N., & Fatah, Z. (2025). Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Di Rahayu Mart Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin Ilmu*, *2*(1), 117–126. <https://doi.org/10.69714/vbsxqq63>
- Pirman, A., Hanifa, A., & Triyono, G. (2024). Implementasi Algoritma Apriori Pada Penjualan Makanan Ringan dan Minuman Kesehatan. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, *4*(1), 204–215. <https://doi.org/10.51454/decode.v4i1.244>
- Ramadhani, J., Efrizoni, L., Yenni, H., & Zoromi, F. (2025). Analisis Performa Penjualan dan Prediksi Omzet dengan Pendekatan Market Basket Analysis Berbasis Data Analytics. *The Indonesian Journal of Computer Science*, *14*(2). <https://doi.org/10.33022/ijcs.v14i2.4788>
- Saad, F. S., Azizah, N., & Yani, Z. (2023). Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Permintaan Bahan Makanan Berdasarkan Data Transaksi. *Jurnal Pustaka AI (Pusat Akses Kajian Teknologi Artificial Intelligence)*, *5*(2), 388–397. <https://doi.org/10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.1181>
- Safitry, D. L., Rosianti, N., Divayaning, E., Zidan, H., Arnesia, Z. J., Paryudi, I., Veritawati, I., & Nursari, S. R. C. (2024). Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Strategi Pemasaran Produk Di Toko Retail X. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *9*(1), 505–511. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12429>



- Singha, K., Parthanadee, P., Kessuvan, A., & Buddhakulsomsiri, J. (2024). Market Basket Analysis of a Health Food Store in Thailand: A Case Study. *International Journal of Knowledge and Systems Science*, 15(1). <https://doi.org/10.4018/IJKSS.333617>
- Srirahayu, A., & Pribadie, L. S. (2023). Review Paper Data Mining Klasifikasi Data Mining. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 14(1), 7–12. <https://doi.org/10.36982/jiig.v14i1.2981>
- Zalukhu, A. I., Sartika, D., & Wahyuni, S. (2024). Penerapan Algoritma Apriori untuk Optimasi Strategi Penjualan Berdasarkan Analisis Pola Pembelian di Torsa Cafe. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 5(4), 295–304. <https://doi.org/10.47065/bit.v5i2.1715>