

ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DI TOKO AL-FAZZA COLLECTION

Miftakhul Mubarakah, Muhammad Fatkhur Rizal, Reza Augusta Jannatul Firdaus, Hadi Sucipto

Teknik Informatika, Universitas Hasyim Asy'ari Tebuireng
Jl. Irian Jaya No.55, Tebuireng, Cukir, Diwek, Jombang, Indonesia
miftakhulmubarakah@mhs.unhasy.ac.id

ABSTRAK

Perkembangan teknologi informasi meningkatkan volume data transaksi penjualan di toko ritel setiap hari. Sebagian besar catatan transaksi masih digunakan sebagai arsip sehingga informasi mengenai pola pembelian konsumen belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Akibatnya, keputusan terkait strategi penjualan, penerapan *cross-selling*, dan penempatan produk masih dilakukan tanpa didukung hasil analisis pola pembelian konsumen. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola pembelian konsumen dari data transaksi penjualan dengan menggunakan algoritma Apriori. Dataset yang digunakan merupakan data transaksi asli Toko Al-Fazza Collection periode Februari 2026 sebanyak 3112 transaksi. Penelitian ini menggunakan metode *association rule* dengan parameter minimum *support* sebesar 1% dan minimum *confidence* sebesar 30%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu menghasilkan 68 aturan asosiasi yang menunjukkan hubungan antarproduk dengan nilai *lift ratio* yang cukup tinggi. Aturan terbaik diperoleh pada kombinasi pewangi pakaian dan sabun mandi terhadap deterjen dengan nilai *support* sebesar 1,03%, *confidence* sebesar 80%, dan *lift ratio* sebesar 5,96. Hasil pola pembelian tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar strategi *cross-selling*, rekomendasi penempatan produk, serta analisis perilaku konsumen berdasarkan kebiasaan transaksi pembelian.

Kata kunci : Data Mining, Algoritma Apriori, Association Rule, Pola Pembelian Konsumen, Data Transaksi Penjualan

1. PENDAHULUAN

Penerapan teknologi informasi memberikan pengaruh besar terhadap berbagai bidang, termasuk kegiatan bisnis dan promosi. Pemanfaatan teknologi digital secara inovatif terbukti dapat membantu dalam memperluas penyampaian informasi serta meningkatkan efektivitas promosi wisata maupun bisnis [1].

Selain mendukung promosi, dalam aktivitas penjualan sehari-hari, teknologi juga membuat data transaksi dapat tersimpan secara lebih sistematis. Data transaksi tersebut tidak hanya berfungsi sebagai arsip penjualan, tetapi juga dapat dieksplorasi lebih lanjut sebagai sumber informasi untuk menganalisis pola pembelian konsumen melalui pendekatan *data mining* [2] [3].

Toko ritel termasuk jenis usaha yang setiap harinya memiliki cukup banyak aktivitas penjualan. Dari setiap transaksi terlihat bahwa beberapa produk sering dibeli secara bersamaan. Pola pembelian tersebut menjadi informasi penting bagi pemilik toko untuk mengetahui produk apa saja yang sering dibeli konsumen secara bersamaan. Hasil analisis ini dapat dimanfaatkan untuk merancang promosi, memberikan rekomendasi produk, atau menerapkan strategi *cross-selling*. Namun, masih banyak usaha ritel yang menggunakan data transaksi hanya sebagai catatan penjualan, sehingga informasi tentang pola pembelian konsumen belum dimanfaatkan secara maksimal [2].

Salah satu usaha ritel yang menghadapi kondisi tersebut adalah Toko Al-Fazza Collection. Meskipun pencatatan transaksinya sudah terkomputerisasi, data

yang ada lebih banyak digunakan sebagai arsip dan belum dimanfaatkan untuk mengidentifikasi keterkaitan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Hal ini menyebabkan keputusan terkait penataan produk, strategi promosi, hingga rekomendasi barang masih dilakukan berdasarkan pengalaman, tanpa didukung oleh analisis data transaksi. Oleh karena itu, penerapan teknik *data mining* diperlukan untuk menggali informasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan bisnis [3].

Penggunaan data dalam pengambilan keputusan sudah sering diterapkan pada berbagai penelitian. Nugroho dkk. menjelaskan bahwa data yang diolah dengan baik dapat membantu proses pengambilan keputusan berdasarkan kriteria tertentu [4].

Selain itu, Vitriana dkk. menjelaskan bahwa pemanfaatan sistem informasi penjualan berbasis web dapat membantu proses pengelolaan data penjualan agar lebih terstruktur dan mendukung aktivitas bisnis secara lebih efektif [5].

Hal ini menunjukkan bahwa pengolahan data menggunakan bantuan algoritma dapat menghasilkan informasi baru yang berguna sesuai dengan kebutuhan penelitian.

Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengolah data transaksi penjualan adalah dengan menerapkan teknik data mining. Data mining merupakan proses penggalian informasi dari kumpulan data dalam jumlah besar untuk menemukan pola atau pengetahuan baru yang sebelumnya belum diketahui [3] [6].

Dalam data mining terdapat beberapa metode yang dapat digunakan, salah satunya adalah *association rule*. Metode ini digunakan untuk menemukan hubungan atau keterkaitan antaritem dalam suatu data transaksi. Penggunaan *association rule* dapat membantu mengetahui kombinasi produk yang sering dibeli konsumen secara bersamaan [7].

Dalam menganalisis pola pembelian konsumen, algoritma Apriori menjadi salah satu algoritma yang sering digunakan pada metode *association rule*. Algoritma ini menemukan himpunan item yang sering muncul dalam data transaksi dengan menggunakan batas minimum support dan minimum confidence. Support mengukur seberapa sering sebuah item atau kombinasi item muncul di antara seluruh transaksi, sedangkan confidence menilai kekuatan hubungan antar item dalam aturan asosiasi [8].

Algoritma Apriori dipilih dalam penelitian ini karena mampu membentuk *frequent itemset* secara bertahap berdasarkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*, sehingga proses pembentukan aturan asosiasi dapat ditelusuri dan diinterpretasikan secara sistematis. Dibandingkan algoritma FP-Growth yang menggunakan struktur *FP-Tree* dan algoritma ECLAT yang memanfaatkan representasi data vertikal dalam pembentukan *frequent itemset*, algoritma Apriori dipilih karena tahapan pembentukan aturan asosiasinya lebih mudah dipahami dan dijelaskan sehingga mendukung proses identifikasi pola pembelian konsumen [3].

Penggunaan algoritma Apriori dalam menganalisis pola pembelian konsumen sudah pernah dilakukan pada beberapa penelitian sebelumnya. Mustofa dkk. menggunakan algoritma Apriori untuk menentukan pola pembelian konsumen melalui aturan asosiasi antarproduk [2].

Selanjutnya, Prastika dkk. menerapkan algoritma Apriori pada data transaksi minimarket untuk mengetahui pola pembelian konsumen [9].

Penelitian Sapitri dkk. juga menggunakan algoritma Apriori dalam proses data mining untuk menganalisis minat pelanggan berdasarkan riwayat data penjualan [8].

Beberapa penelitian lain juga membahas penerapan aturan asosiasi pada data transaksi penjualan. Supriana dan Putri menerapkan algoritma Apriori sebagai metode pembelajaran aturan asosiasi untuk mengidentifikasi pola item pada dataset penjualan ritel [7].

Penelitian Hidayati dan Baihaqi menerapkan *data mining* menggunakan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian berdasarkan data transaksi, sehingga dapat diketahui kombinasi produk yang sering dibeli secara bersamaan [10].

Sementara itu, Miranda dkk. menggunakan algoritma Apriori dalam metode *association rule* untuk menganalisis data penjualan Sheshop [11]. Pendekatan algoritma yang sama juga terbukti efektif ketika diimplementasikan untuk mengoptimalkan

penentuan pola penjualan pada bidang usaha ritel khusus, seperti produk elektronik [12].

Berdasarkan uraian permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis pola pembelian konsumen di Toko Al-Fazza Collection menggunakan algoritma Apriori. Penelitian ini menggunakan data transaksi penjualan periode Februari 2026 yang terdiri atas 3.112 transaksi. Hasil analisis diharapkan mampu menghasilkan aturan asosiasi yang mengidentifikasi keterkaitan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Aturan asosiasi tersebut diharapkan dapat menjadi dasar bagi pemilik toko dalam menyusun strategi penjualan, mengoptimalkan penempatan produk, menerapkan strategi *cross-selling*, serta memahami perilaku pembelian konsumen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data mining merupakan proses untuk menggali informasi dari kumpulan data yang besar, sehingga dapat ditemukan pola, hubungan, atau pengetahuan baru yang sebelumnya belum terlihat. Data yang tersimpan dalam sistem dapat dimanfaatkan sebagai arsip sekaligus sumber informasi yang membantu proses pengambilan keputusan [3].

Data mining dapat digunakan dalam bidang penjualan untuk menganalisis data transaksi guna memperoleh informasi mengenai kebiasaan pembelian konsumen serta hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan.

2.2. Algoritma Apriori

Sebagai salah satu metode *association rule*, algoritma Apriori berfungsi untuk melacak pola keterkaitan antarproduk yang dominan di dalam riwayat transaksi. Proses kerja algoritma ini diawali dengan mengekstraksi *frequent itemset*, yaitu sekumpulan item yang frekuensinya telah memenuhi standar *minimum support*. Temuan *itemset* tersebut kemudian dijadikan landasan untuk membentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai *minimum confidence* [7].

Informasi keterkaitan produk yang dihasilkan dapat digunakan sebagai dasar analisis lanjutan, khususnya dalam mendukung rekomendasi pengaturan stok barang kebutuhan harian secara lebih akurat. Aturan yang terbentuk kemudian dapat digunakan untuk mengetahui relasi antara suatu produk dan produk lainnya dalam transaksi pembelian. Dalam analisis pola pembelian konsumen, algoritma Apriori banyak digunakan karena dapat membantu mengetahui produk-produk yang kerap dibeli bersamaan, sehingga temuan ini bisa menjadi bahan pertimbangan bagi pemilik usaha dalam memahami kebiasaan pembelian konsumen [2].

2.3. Association Rule

Association rule dikenal sebagai salah satu pendekatan *data mining* yang bertujuan untuk

menemukan korelasi antaritem dari sekumpulan data transaksi. Pendekatan ini sangat efektif untuk membaca karakteristik pembelian konsumen, contohnya melihat probabilitas dua produk atau lebih dibeli secara bersama-sama. Formulasi umum dari aturan asosiasi adalah $A \rightarrow B$, yang bermakna bahwa apabila konsumen membeli item A, maka terdapat kecenderungan item B juga akan ikut terbeli [7].

Kualitas dari aturan asosiasi ini ditentukan oleh dua metrik pengukur, yaitu *support* dan *confidence*. Nilai *support* merepresentasikan tingkat frekuensi kemunculan *itemset* di seluruh riwayat transaksi, sedangkan *confidence* mengindikasikan tingkat kepastian atau kekuatan korelasi antarproduk di dalam aturan asosiasi.

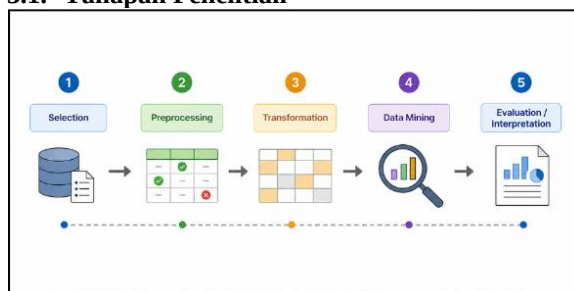
2.4. Lift Ratio

Lift ratio merupakan salah satu ukuran yang digunakan untuk menilai kekuatan hubungan antaritem dalam aturan asosiasi. Ukuran ini digunakan untuk mengetahui apakah hubungan antara item yang muncul dalam suatu aturan benar-benar kuat atau hanya terjadi secara kebetulan. Nilai *lift ratio* diperoleh dengan mempertimbangkan nilai *support* dan *confidence* dari aturan yang terbentuk. Suatu aturan dapat dikatakan memiliki hubungan positif apabila nilai *lift ratio* lebih dari 1, karena hal tersebut menunjukkan bahwa kemunculan item A dapat meningkatkan kemungkinan munculnya item B dalam transaksi yang sama [7].

Dalam penelitian ini, *lift ratio* digunakan untuk mengevaluasi kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori. Dengan adanya nilai tersebut, aturan yang terbentuk dapat dianalisis lebih lanjut untuk melihat seberapa kuat hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian KDD

Penelitian ini menerapkan kerangka *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) sebagai langkah-langkah pengolahan data. KDD adalah proses untuk mengekstrak informasi atau pola baru dari sekumpulan data melalui tahapan-tahapan berikut, yakni *selection*, *preprocessing*, *transformation*, data mining, dan *evaluation/interpretation* [3].

Dalam penelitian ini, proses data mining dilaksanakan dengan menerapkan algoritma Apriori dan pendekatan *association rule mining*.

a. Selection

Tahap *selection* merupakan tahap untuk memilih data yang sesuai dengan kebutuhan penelitian. Pada tahap ini, data dan atribut yang tidak diperlukan tidak digunakan, sehingga proses analisis dapat lebih fokus pada data transaksi yang berhubungan dengan pola pembelian konsumen.

b. Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan tahap untuk memeriksa dan membersihkan data sebelum masuk ke proses berikutnya. Pemeriksaan ini meliputi pengecekan data kosong, data yang tidak sesuai, kemungkinan duplikasi, serta penyesuaian format data. Tujuannya agar data yang digunakan memiliki kualitas yang lebih baik dan siap untuk dianalisis.

c. Transformation

Tahap *transformation* adalah proses mengonversi data ke format yang sesuai untuk algoritma Apriori. Pada langkah ini, transaksi diatur menurut item-item yang dibeli bersama sehingga siap digunakan untuk membentuk *itemset* dan menyusun aturan asosiasi.

d. Data Mining

Tahap data mining merupakan proses utama dalam penelitian ini. Pada tahap ini, algoritma Apriori diterapkan untuk menemukan kombinasi item yang sering muncul dalam data transaksi. Proses diawali dengan pembentukan *frequent itemset* berdasarkan nilai *minimum support*, kemudian dilanjutkan dengan pembentukan aturan asosiasi berdasarkan nilai *minimum confidence*.

e. Evaluation / Interpretation

Pada tahap *evaluation*, aturan asosiasi yang telah didapat dari proses *data mining* akan diuji kualitasnya. Pengujian ini menggunakan nilai *lift ratio* untuk memastikan bahwa hubungan antarbarang di dalam aturan tersebut memang benar-benar kuat secara statistik [7].

Setelah dipastikan valid, langkah selanjutnya adalah tahap *interpretation*, yaitu menerjemahkan aturan matematis tersebut menjadi informasi yang mudah dipahami. Tujuannya agar hasil analisis ini bisa langsung dimanfaatkan untuk mengkaji kebiasaan pola pembelian konsumen.

3.2. Algoritma Apriori

Di dalam ruang lingkup *association rule mining*, algoritma Apriori dikenal sebagai pendekatan yang sangat berguna untuk mengidentifikasi kelompok produk yang kemunculannya selalu berbarengan pada sekumpulan data transaksi pembeli [2].

Proses algoritma ini dimulai dengan membentuk *frequent itemset* sesuai nilai *minimum support* yang ditetapkan. Item atau kombinasi item yang memenuhi nilai tersebut selanjutnya dipakai untuk menyusun aturan asosiasi. Nilai *support* sendiri digunakan untuk mengetahui tingkat kemunculan suatu item atau gabungan item dibandingkan dengan keseluruhan

transaksi. Rumus *support* untuk satu item dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Support(A) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

Rumus *support* untuk dua item dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Support(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Rumus *support* untuk tiga item dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Support(A, B, C) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A, B \text{ dan } C}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (3)$$

3.3. Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi digunakan untuk melihat adanya hubungan antaritem dalam data transaksi [7].

Aturan ini umumnya ditulis dalam bentuk $A \rightarrow B$, yang berarti jika suatu transaksi memuat item A, maka terdapat kemungkinan transaksi tersebut juga memuat item B. Dengan kata lain, aturan asosiasi membantu menunjukkan pola keterkaitan antaritem yang sering muncul secara bersamaan.

Pembentukan aturan asosiasi dilakukan setelah *frequent itemset* diperoleh. Pada tahap ini, aturan yang terbentuk dinilai menggunakan nilai *confidence*. Nilai *confidence* digunakan untuk mengetahui seberapa kuat hubungan antaritem pada bagian *antecedent* dan item pada bagian *consequent*. Rumus *confidence* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi Mengandung } A} \times 100\% \quad (4)$$

3.4. Lift Ratio

Lift ratio digunakan untuk mengukur nilai kekuatan atau tingkat asosiasi antaritem dalam sebuah aturan asosiasi. Melalui nilai ini, aturan yang terbentuk dapat dilihat apakah memiliki hubungan positif atau tidak. Jika nilai *lift ratio* lebih dari 1, maka hubungan antara *antecedent* dan *consequent* dapat dikatakan positif, karena kemunculan keduanya memiliki keterkaitan dalam data transaksi [7].

Rumus *lift ratio* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Lift Ratio = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (5)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data Transaksi Penjualan

Data yang dipakai dalam penelitian ini berupa catatan transaksi penjualan Toko Al-Fazza Collection pada periode Februari 2026. Data tersebut dianalisis untuk mengetahui pola pembelian konsumen berdasarkan produk yang dibeli bersamaan dalam satu transaksi. Jumlah transaksi yang digunakan sebanyak 3.112 transaksi.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan Toko Al-Fazza

No Nota	Tanggal	Produk	Sub Kategori
T0001	1/2/2026	Anggur Muscat	Buah
T0001	1/2/2026	Rokok 76 Apel	Rokok
T0001	1/2/2026	Rokok Surya	Rokok
T0002	1/2/2026	Kapal Api Mini Rtg	Kopi
T0003	1/2/2026	Tea Jus Rtg	Minuman Sachet
T0003	1/2/2026	Jas Jus Rtg	Minuman Sachet
...	...	...	...
T3112	28/2/2026	Kayu Manis	Bumbu Mentah

Tabel 1 menunjukkan contoh data transaksi penjualan Toko Al-Fazza Collection. Data transaksi tersebut memuat nomor nota, tanggal, nama produk, dan subkategori produk. Data yang ditampilkan hanya sebagian dari keseluruhan data karena jumlah data yang digunakan cukup banyak. Dalam penelitian ini, analisis dilakukan berdasarkan subkategori produk, sehingga nama produk yang lebih rinci terlebih dahulu dikelompokkan ke dalam masing-masing subkategori.

Sebelum dilakukan proses transformasi data, tahap *preprocessing* diterapkan untuk memastikan kualitas data yang digunakan. Tahap ini meliputi pemeriksaan terhadap transaksi yang terindikasi sebagai data duplikat, transaksi kosong, dan transaksi yang hanya terdiri dari satu item. Transaksi yang teridentifikasi sebagai pencatatan ganda dieliminasi dari *dataset*, sedangkan transaksi dengan produk yang sama namun berasal dari transaksi yang berbeda tetap dipertahankan. Selain itu, tidak ditemukan transaksi kosong pada *dataset*. Transaksi yang hanya terdiri dari satu item tetap dipertahankan karena masih digunakan dalam perhitungan nilai *support*, meskipun tidak membentuk kombinasi item pada proses *association rule*.

4.2. Hasil Transformasi Data

Tahap transformasi dilakukan untuk mengubah data transaksi ke dalam bentuk *itemset* agar dapat diproses menggunakan algoritma Apriori. Pada tahap ini, produk dengan nomor transaksi yang sama digabungkan menjadi satu transaksi karena dianggap dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Selanjutnya, data yang semula berupa nama produk secara rinci diubah menjadi representasi berdasarkan subkategori produk. Hasil transformasi ini kemudian digunakan sebagai input dalam pembentukan *frequent itemset*.

Tabel 2. Hasil Transformasi Data Transaksi

Transaksi	Subkategori
T0001	Buah, Rokok
T0002	Kopi
T0003	Minuman Sachet, Telur, Mie Instan
...	
T3112	Deterjen, Kopi, Bumbu Mentah

Berdasarkan tabel 2, data transaksi telah diubah ke dalam bentuk itemset berdasarkan subkategori produk. Produk yang memiliki nomor transaksi yang sama digabungkan menjadi satu itemset karena dianggap berada dalam satu transaksi pembelian. Sebagai contoh, transaksi T0001 terdiri dari produk anggur muscat, rokok 76 apel, dan rokok surya yang kemudian direpresentasikan menjadi itemset subkategori buah dan rokok. Data hasil transformasi tersebut selanjutnya digunakan dalam proses pembentukan *frequent itemset* menggunakan algoritma Apriori.

4.3. Pembentukan 1-Itemset

Pembentukan 1-itemset dilakukan untuk mengetahui jumlah kemunculan setiap subkategori produk dalam seluruh transaksi. Setiap subkategori dihitung berdasarkan jumlah transaksi yang mengandung subkategori tersebut. Perhitungan ini dilakukan untuk memperoleh nilai *support* dari masing-masing subkategori. Berikut contoh perhitungan *support* pada subkategori kopi.

$$Support(Kopi) = \frac{356}{3112} \times 100\% = 0,1144$$

Tabel 3. Pembentukan 1-Itemset

Itemset	Jumlah	Support
Telur	474	0,1523
Susu	458	0,1472
Kopi	356	0,1144
Tepung	393	0,1263
Beras	281	0,0903
Gula	292	0,0938
Minyak Goreng	230	0,0739
...	...	...
Elektronik	30	0,0096

Setelah proses pembentukan 1-itemset dilakukan, tahap selanjutnya adalah penyaringan itemset berdasarkan nilai minimum support sebesar 1% atau 0,0100. Berdasarkan hasil penyaringan, itemset yang memiliki nilai *support* di bawah batas minimum tidak dilanjutkan ke tahap berikutnya. Sementara itu, itemset yang memenuhi nilai *minimum support* digunakan sebagai dasar dalam pembentukan kombinasi 2-itemset.

4.4. Kombinasi 2-Itemset

Tahap berikutnya adalah membentuk kombinasi 2-itemset. Kombinasi tersebut dipakai untuk mengidentifikasi pasangan subkategori produk yang muncul bersama dalam satu transaksi. Pasangan itemset yang memiliki nilai *support* sama dengan atau lebih besar dari 0,0100 dinyatakan memenuhi syarat dan dapat digunakan pada proses pembentukan kombinasi berikutnya. Berikut contoh perhitungan *support* untuk kombinasi bumbu penyedap dan tepung.

$$Support(Bumbu Penyedap, Tepung) = \frac{118}{3112} \times 100\% = 0,0379$$

Tabel 4. Kombinasi 2-Itemset

Itemset	Jumlah	Support
Bumbu penyedap, Tepung	118	0,0379
Mie instan, Telur	115	0,0370
Bumbu penyedap, Deterjen	112	0,0360
Deterjen, Pembersih rumah	112	0,0360
Deterjen, Sabun mandi	111	0,0357
...	...	...
Snack, Tepung	32	0,0103

4.5. Kombinasi 3-Itemset

Proses selanjutnya adalah membentuk kombinasi 3-itemset. Kombinasi ini digunakan untuk mengetahui tiga subkategori produk yang muncul secara bersamaan dalam satu transaksi. Kombinasi yang memiliki nilai *support* sama dengan atau lebih dari 0,0100 dinyatakan memenuhi syarat sebagai *frequent 3-itemset*. Berikut contoh perhitungan *support* untuk kombinasi deterjen, pewangi pakaian, dan sabun mandi.

$$Support(Deterjen, Pewangi Pakaian, Sabun Mandi) = \frac{32}{3112} \times 100\% = 0,0103$$

Tabel 5. Kombinasi 3-Itemset

Itemset	Jumlah	Support
Bumbu penyedap, Deterjen, Sabun mandi	42	0,0135
Deterjen, Sabun mandi, Sampo	41	0,0132
Bumbu mentah, Bumbu penyedap, Deterjen	40	0,0129
Bumbu mentah, Bumbu penyedap, Tepung	39	0,0125
Bumbu penyedap, Deterjen, Tepung	38	0,0122
Deterjen, Pembersih rumah, Sabun Mandi	38	0,0122
Bumbu penyedap, Deterjen, Pembersih rumah	37	0,0119
Deterjen, Mie instan, Pembersih rumah	37	0,0119
Bumbu penyedap, Telur, Tepung	35	0,0112
Deterjen, Kopi, Pembersih rumah	35	0,0112
Deterjen, Kopi, Mie instan	34	0,0109
Deterjen, Kopi, Sabun mandi	34	0,0109
Deterjen, Perawatan gigi, Sabun mandi	34	0,0109
Bumbu mentah, Bumbu penyedap, Telur	32	0,0103
Deterjen, Pewangi pakaian, Sabun Mandi	32	0,0103

4.6. Pembentukan Aturan Asosiasi

Frequent itemset yang telah diperoleh digunakan sebagai dasar dalam pembentukan aturan asosiasi. Aturan asosiasi berfungsi untuk menunjukkan keterkaitan antar subkategori produk yang sering muncul dalam transaksi yang sama. Bentuk aturan tersebut terdiri dari bagian *antecedent* dan *consequent*, yaitu item pada bagian *antecedent* menunjukkan kondisi awal, sedangkan item pada bagian *consequent*

menunjukkan item yang berpotensi muncul dalam transaksi yang sama.

Dalam penelitian ini, pembentukan aturan asosiasi menerapkan *nilai minimum confidence* sebesar 30% (0,3000). Dengan kata lain, aturan yang memiliki nilai *confidence* di bawah 0,3000 tidak dimasukkan sebagai keluaran. Setelah menjalankan algoritma Apriori dengan *minimum support* 1% dan *minimum confidence* 30%, dihasilkan 68 aturan asosiasi. Contoh perhitungan *confidence* pada kombinasi pewangi pakaian dan sabun mandi terhadap deterjen adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \text{Confidence(Pewangi pakaian, Sabun mandi} \\ \rightarrow \text{Deterjen)} \\ &= \frac{32}{40} \times 100\% \\ &= 0,8 \end{aligned}$$

Tabel 6. Sepuluh Aturan *Confidence* Tertinggi

Itemset	Support	Confidence	Lift Ratio
Pewangi pakaian, Sabun mandi, Deterjen	0,0103	0,8000	5,96
Perawatan gigi, Sabun mandi, Deterjen	0,0109	0,7083	5,27
Sabun mandi, Sampo, Deterjen	0,0132	0,6949	5,17
Pembersih rumah, Sabun mandi, deterjen	0,0122	0,6667	4,96
Bumbu penyedap, Sabun mandi, Deterjen	0,0135	0,6269	4,67
Kopi, Sabun mandi, Deterjen	0,0109	0,5862	4,36
Deterjen, Sampo, Sabun mandi	0,0132	0,5616	7,19
Bumbu mentah, Deterjen, Bumbu penyedap	0,0129	0,5556	4,41
Deterjen, Perawatan gigi, Sabun mandi	0,0109	0,5484	7,02
Bumbu mentah, Tepung, Bumbu penyedap	0,0125	0,5270	4,18

Berdasarkan hasil pembentukan aturan asosiasi, aturan dengan nilai terbaik terdapat pada kombinasi pewangi pakaian dan sabun mandi terhadap deterjen. Aturan tersebut memperoleh nilai *support* sebesar 0,0103, *confidence* sebesar 0,8000, dan *lift ratio* sebesar 5,96. Nilai *support* 0,0103 menunjukkan bahwa kombinasi pewangi pakaian, sabun mandi, dan deterjen muncul sebanyak 32 transaksi dari total 3112 transaksi. Sementara itu, nilai *confidence* sebesar 0,8000 menunjukkan bahwa pembeli yang membeli pewangi pakaian dan sabun mandi memiliki kecenderungan sebesar 80% untuk turut membeli deterjen.

Nilai *lift ratio* sebesar 5,96 menunjukkan bahwa hubungan antara ketiga subkategori tersebut memiliki keterkaitan yang kuat, karena nilainya lebih besar dari 1. Hal ini menandakan bahwa aturan asosiasi yang terbentuk memiliki hubungan positif antaritem, sehingga pola pembelian tersebut layak untuk dianalisis lebih lanjut. Temuan ini konsisten dengan studi terdahulu yang menunjukkan bahwa algoritma Apriori efektif dalam mengungkap pola pembelian konsumen berdasarkan keterkaitan antar produk pada data transaksi penjualan [2].

Selain itu, metode aturan asosiasi juga mampu membantu proses identifikasi kombinasi item yang kerap muncul bersamaan dalam satu transaksi [7].

Hasil aturan asosiasi tersebut dapat diterapkan sebagai dasar pengambilan keputusan di Toko Al-Fazza Collection. Produk pewangi pakaian, sabun mandi, dan deterjen dapat ditempatkan pada rak yang berdekatan untuk memudahkan konsumen memperoleh produk yang sering dibeli secara bersamaan. Selain itu, pemilik toko dapat menerapkan strategi *cross-selling* dengan merekomendasikan deterjen kepada konsumen yang membeli pewangi pakaian dan sabun mandi atau menawarkan promosi dalam bentuk paket penjualan (*bundling*) guna meningkatkan nilai transaksi.

Hasil analisis menunjukkan adanya hubungan antara produk perawatan diri dan produk kebersihan rumah tangga. Konsumen yang membeli pewangi pakaian dan sabun mandi cenderung membeli deterjen dalam transaksi yang sama. Temuan ini menunjukkan bahwa *market basket analysis* menggunakan algoritma Apriori mampu mengidentifikasi keterkaitan antarproduk yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam strategi penjualan [9].

Secara keseluruhan, hasil aturan asosiasi menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu menghasilkan pola pembelian konsumen berdasarkan data transaksi penjualan Toko Al-Fazza Collection. Dari proses pengolahan data dengan *minimum support* sebesar 0,0100 (1%) dan *minimum confidence* sebesar 0,3000 (30%), diperoleh sebanyak 68 *association rule*. Aturan-aturan tersebut mengindikasikan adanya keterkaitan antar subkategori produk yang sering dibeli bersamaan. Dengan demikian, catatan transaksi penjualan yang semula hanya berupa data mentah dapat diolah menjadi informasi bernilai guna memahami pola pembelian konsumen.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma Apriori berhasil menganalisis pola pembelian konsumen pada data transaksi penjualan Toko Al-Fazza Collection dengan menghasilkan 68 aturan asosiasi berdasarkan nilai *minimum support* sebesar 0,0100 (1%) dan *minimum confidence* sebesar 0,3000 (30%). Aturan terbaik diperoleh pada kombinasi pewangi pakaian dan sabun mandi terhadap deterjen dengan nilai *support* sebesar 0,0103, *confidence* sebesar 0,8000, dan *lift ratio* sebesar 5,96, yang menunjukkan adanya

keterkaitan kuat antarproduk tersebut. Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan strategi penjualan melalui penerapan *cross-selling*, pemberian rekomendasi produk pelengkap, serta pengaturan tata letak produk yang saling berkaitan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan periode data transaksi yang lebih panjang serta membandingkan beberapa nilai *minimum support* dan *minimum confidence* agar pola pembelian yang dihasilkan lebih bervariasi dan hasil analisis menjadi lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. A. M. Alhasy, C. Mashuri, G. S. Permadi, and M. F. Rizal, "Efektivitas Penggunaan Teknologi Virtual Reality Sebagai Media Promosi Wisata di Pulau Bawean dengan Metode Technology Acceptance Model (TAM)," *Inovate: Jurnal Ilmiah Inovasi Teknologi Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 127–135, 2024, doi: 10.33752/inovate.v9i1.7265.
- [2] N. M. Mustofa, A. M. Alfarisi, and A. Tholib, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen," *JSITIK: Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi Komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 11–30, 2025.
- [3] J. Han, J. Pei, and H. Tong, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 4th ed. Morgan Kaufmann / Elsevier, 2023.
- [4] P. A. Nugroho, M. F. Rizal, B. Sujatmiko, and H. Sucipto, "Sistem Pendukung Keputusan untuk Optimalisasi Stok Barang di Beezy Petshop dengan Pendekatan Fuzzy-AHP," *Pondasi: Journal of Applied Science Engineering*, vol. 2, no. 1, pp. 32–41, 2025.
- [5] E. Vitriana, H. Sucipto, G. S. Permadi, and M. F. Rizal, "Rancang Bangun Sistem Informasi Penjualan Online Berbasis Web pada Toko Roti Agung Bakery Menggunakan Metode Scrum," *Inovate: Jurnal Ilmiah Inovasi Teknologi Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 151–158, 2025, doi: 10.33752/inovate.v9i2.8898.
- [6] T. Prasetya, J. E. Yanti, A. I. Purnamasari, A. R. Dikananda, and S. Anwar, "Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *Informatics for Educators and Professionals*, vol. 6, no. 1, pp. 43–52, 2022.
- [7] I. W. Supriana and L. A. A. R. Putri, "Implementasi Algoritma Apriori sebagai Association Rule Learning untuk Mengidentifikasi Pola Item Dataset Penjualan," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 16, no. 1, pp. 69–79, 2025.
- [8] A. Sapitri, N. Elisya, N. M. Mustafa, and M. Badrul, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Minat Customer Parfume Dari Riwayat Data Penjualan," *Information System for Educators and Professionals*, vol. 7, no. 1, pp. 11–20, 2022.
- [9] A. Prastika, E. Pali, and Marchelin, "Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori Pada Minimarket Harapan Jaya," *Innovative: Journal of Social Science Research*, vol. 4, no. 4, pp. 6813–6824, 2024.
- [10] N. Hidayati and W. M. Baihaqi, "Penerapan Data Mining Dalam Menganalisis Pola Pembelian Menggunakan Algoritma Apriori," *JIIITE (Jurnal Informatika dan Teknologi Interaktif)*, vol. 1, no. 2, pp. 73–79, 2024.
- [11] S. A. Miranda, Fahrullah, and D. Kurniawan, "Implementasi Association Rule Dalam Menganalisis Data Penjualan Sheshop dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *METIK JURNAL*, vol. 6, no. 1, pp. 30–35, 2022.
- [12] R. K. Dewi, A. P. Juledi, and D. Irmayani, "Implementasi Data Mining dengan Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mengoptimalkan Pola Penjualan Produk Elektronik," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 7, no. 1, pp. 513–525, 2025.