BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Ritel Sembako Skala Kecil Menggunakan Algoritma Apriori Berbasis Web

Analysis of Consumer Purchasing Patterns in Small-Scale Grocery Retail Using a Web-Based Apriori Algorithm

Surtikanti*, Ahmad Syauqie

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia
Email: [1,*]khantie@gmail.com, [2]ahmad.syauqi6500@gmail.com
Email Penulis Korespondensi: khantie@gmail.com
Received: **09/10/2026**, Revised: **30/10/2026**, Accepted: **31/10/2026**, Published**: 31/10/2026**

Abstrak−Data transaksi pada ritel sembako skala kecil sering digunakan sebagai rekap penjualan, padahal keterkaitan antarproduk dapat membantu penyusunan keputusan operasional. Penelitian ini menganalisis 380 transaksi yang dicatat pada periode 1–31 Oktober 2022 di Toko Azam dengan algoritma Apriori dan mengintegrasikan hasilnya dalam aplikasi berbasis web. Pengumpulan informasi dilakukan melalui dokumentasi transaksi, wawancara, observasi, dan studi pustaka. Setiap keranjang diperlakukan sebagai himpunan produk untuk pembentukan frequent itemset, perumusan aturan asosiasi, serta penilaian support, confidence, dan lift. Pengolahan yang dilaporkan menghasilkan 46 pola asosiasi. Aturan Bon Cabe dan Minyak Goreng 500 gr → Telur, serta Telur dan Minyak Goreng 500 gr → Bon Cabe, masing-masing mencapai confidence 100% berdasarkan 20 transaksi bersama; aturan Telur dan Bon Cabe → Minyak Goreng 500 gr mencapai confidence 74,074% dan lift yang dilaporkan sebesar 14,07. Nilai confidence 100% hanya menunjukkan bahwa semua transaksi dengan anteseden tersebut memuat konsekuen selama periode pengamatan, bukan kepastian perilaku belanja pada periode lain. Kontribusi penelitian ini terletak pada integrasi pengelolaan transaksi, pengolahan data menggunakan algoritma Apriori, serta evaluasi dan penyajian aturan asosiasi dalam aplikasi berbasis web untuk ritel sembako skala kecil. Pengujian black-box pada modul login, transaksi, dan pengguna menunjukkan hasil sesuai skenario yang diuji, sedangkan analisis white-box melalui flowgraph Apriori digunakan untuk menelaah struktur jalur logika tanpa mengklaim cakupan pengujian menyeluruh. Hasil analisis dapat menjadi dasar usulan penataan rak, paket promosi, dan prioritas persediaan. Namun, penelitian ini terbatas pada data transaksi selama satu bulan dan belum menguji dampak penerapan rekomendasi terhadap kinerja bisnis.

Kata Kunci: Algoritma Apriori; Aturan Asosiasi; Data Transaksi; Pola Pembelian; Ritel Sembako

Abstract−Transaction data in small grocery retail are often used merely for sales reporting, although product co-purchasing patterns may support operational decisions. This study analyzes 380 transactions recorded at Azam Store during 1–31 October 2022 using the Apriori algorithm and integrates the resulting association rules into a web-based application. Evidence was collected through sales records, interviews, observation, and a literature review. Each shopping basket was represented as an itemset, followed by frequent-itemset generation, association-rule construction, and evaluation using support, confidence, and lift. The reported analysis generated 46 association patterns. The rules Bon Cabe and 500 g Cooking Oil → Eggs, and Eggs and 500 g Cooking Oil → Bon Cabe, each reached 100% confidence based on 20 co-occurring transactions. The rule Eggs and Bon Cabe → 500 g Cooking Oil reached 74.074% confidence and a reported lift of 14.07. A confidence of 100% describes the observed transactions only and cannot establish that the same purchasing behavior will recur outside the study period. The contribution of this study lies in integrating transaction management, data processing using the Apriori algorithm, and association-rule evaluation and reporting into a web-based application for small grocery retailers. Black-box testing of the login, transaction, and user-management modules showed that the system performed as expected under the tested scenarios, while white-box analysis using an Apriori flowgraph examined the program's control-flow structure without claiming comprehensive test coverage. The findings provide a basis for proposing product placement strategies, promotional bundles, and inventory priorities. However, this study is limited to one month of transaction data and has not evaluated the impact of implementing these recommendations on business performance.

Keywords: Apriori Algorithm; Association Rules; Transaction Data; Purchasing Patterns; Grocery Retail

1. PENDAHULUAN

Catatan penjualan pada toko ritel tidak hanya menunjukkan berapa banyak barang yang keluar, tetapi juga menyimpan jejak keterkaitan antarkebutuhan yang muncul dalam satu keranjang belanja. Ketika data semacam itu berhenti pada fungsi administrasi, pemilik usaha kehilangan kesempatan untuk membaca pola yang dapat memengaruhi keputusan stok, penataan rak, dan promosi. Toko Azam, sebuah toko ritel sembako di Jakarta Barat, menghadapi kondisi tersebut. Transaksi harian telah dicatat, tetapi identifikasi produk yang kerap dibeli secara bersamaan masih dilakukan melalui peninjauan struk, rekap sederhana, dan pengalaman operasional. Akibatnya, keputusan mengenai pengadaan dan promosi lebih banyak bertumpu pada intuisi daripada pola terukur yang berasal dari perilaku transaksi aktual.

Dalam praktik pengelolaan persediaan, perkiraan manual dapat menghasilkan dua konsekuensi yang sama-sama tidak efisien: barang tersedia melebihi kebutuhan atau justru tidak tersedia ketika permintaan muncul. Pada Toko Azam, pemesanan ulang mempertimbangkan kebiasaan periode sebelumnya, kondisi rak dan gudang, pola mingguan, momentum awal bulan atau hari besar, jadwal pemasok, serta kemampuan modal. Pendekatan tersebut relevan secara operasional, tetapi tidak secara langsung mengungkap produk apa yang muncul sebagai satu kesatuan kebutuhan pelanggan. Analisis asosiasi menawarkan sudut pandang berbeda karena unit analisisnya bukan produk secara terpisah,

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2746
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

melainkan ko-eksistensi item di dalam transaksi [1][2], [3]. Dengan cara ini, catatan penjualan dapat diposisikan sebagai sumber pengetahuan, bukan hanya arsip.

Pada ritel skala mikro, analisis keranjang belanja menghadapi tantangan yang tidak hanya bersifat komputasional. Nama produk dapat dicatat dengan singkatan, perbedaan kapitalisasi, atau variasi ukuran kemasan, sehingga satu produk berisiko terbaca sebagai beberapa item. Sebaliknya, penggabungan produk yang berbeda dapat menciptakan hubungan pembelian yang tampak kuat tetapi keliru. Ketersediaan stok juga memengaruhi apa yang tercatat: produk yang kosong tidak dapat muncul dalam keranjang, walaupun mungkin diminati pelanggan. Oleh sebab itu, dukungan keputusan dari pola asosiasi harus mempertimbangkan kualitas pencatatan, keterbatasan cakupan waktu, dan kondisi persediaan; keterkaitan antarproduk tidak boleh langsung diperlakukan sebagai pengaruh sebab-akibat. Pemahaman ini penting agar hasil market basket analysis tetap sesuai dengan kebutuhan toko berskala lingkungan.

Association rule mining mengukur keterkaitan item melalui tiga ukuran yang saling melengkapi. *Support* menunjukkan proporsi transaksi yang memuat suatu item atau kombinasi item, *confidence* menggambarkan probabilitas kemunculan konsekuen ketika anteseden terjadi, sedangkan *lift* membandingkan kekuatan aturan dengan kemungkinan kemunculan konsekuen secara umum [2], [4]. Nilai *lift* yang lebih besar dari satu menandakan asosiasi positif, sehingga aturan tidak cukup dinilai hanya dari *confidence*. Pendekatan ini relevan untuk ritel karena hasilnya dapat diterjemahkan menjadi keputusan penempatan produk, *cross-selling*, paket promosi, dan prioritas stok [4], [5]. Apriori tetap banyak digunakan karena prosedurnya transparan: kandidat itemset dibentuk bertahap dan kandidat yang tidak memenuhi frekuensi dibuang sebelum kombinasi yang lebih besar diproses [3].

Riset mutakhir memperlihatkan bahwa analisis pola belanja terus digunakan pada berbagai skala transaksi. Butsianto dkk. menilai aturan asosiasi pada 5.972 transaksi ritel dan melaporkan bahwa kombinasi kategori tertentu mencapai *confidence* 64,3% dengan *lift* 1,49 [6]. Danny dan Isarianto memanfaatkan Apriori untuk mengenali pola pembelian obat melalui tahapan yang terstruktur dan menempatkan hasil analisis sebagai dasar pengelolaan transaksi farmasi [7]. Fahrizal dkk. mengaplikasikan pendekatan serupa untuk membaca kecenderungan pembelian pada kedai kopi [8]. Pada ritel lain, Ramadhani dkk. menerapkan *market basket analysis* berbasis Apriori pada transaksi gerai Alfamart [9], sedangkan Dianti dan Zeniarja menunjukkan pemanfaatan pola asosiasi pada toserba untuk mengidentifikasi pasangan produk yang layak dipertimbangkan dalam strategi penjualan. Temuan-temuan tersebut memperkuat kegunaan analisis asosiasi, tetapi konteks data, ambang analisis, ukuran transaksi, dan cara hasil disajikan berbeda pada setiap studi.

Penelitian sebelumnya menerapkan algoritma Apriori dan metrik leverage untuk menghasilkan lima aturan asosiasi sebagai dasar rekomendasi tata letak toko ritel [10]. Fokusnya pada usulan tata letak, sedangkan studi ini menelusuri proses analisis melalui aplikasi web untuk ritel sembako kecil. Sementara itu, perkembangan penelitian menunjukkan bahwa pemilihan algoritma perlu mempertimbangkan ukuran data dan tujuan implementasi. Perbandingan Apriori, FP-Growth, dan Eclat pada data ritel berskala besar memperlihatkan bahwa FP-Growth lebih unggul dalam efisiensi ketika volume transaksi meningkat tajam [11]. Kajian lain pada lingkungan terdistribusi menekankan kebutuhan optimasi ketika *frequent itemset mining* dilakukan pada data masif [5], [12]. Di sisi lain, untuk dataset yang relatif terbatas dan membutuhkan hasil yang mudah ditelusuri oleh pemilik usaha, Apriori tetap memiliki keunggulan interpretabilitas. Riset pada toko ritel dan sistem rekomendasi juga menunjukkan bahwa aturan asosiasi dapat digunakan sebagai lapisan penjelas yang konkret karena setiap rekomendasi dapat dikaitkan kembali pada kombinasi item, frekuensi, dan peluang bersyarat yang membentuknya [13], [14].

Pemilihan Apriori dalam penelitian ini terutama didasarkan pada kemudahan penjelasan dan integrasi: pembentukan kandidat 1-itemset, 2-itemset, dan 3-itemset serta penyaringan berdasarkan support dapat diperiksa kembali oleh pengelola melalui tabel frekuensi. Penelitian ini tidak melakukan pengukuran waktu eksekusi atau konsumsi memori untuk membuktikan bahwa Apriori lebih cepat daripada FP-Growth. Oleh karena itu, Apriori dipilih sebagai solusi yang transparan untuk volume transaksi yang terbatas, bukan diklaim unggul dalam performa komputasi. Apabila data bertambah besar, efisiensi Apriori dan FP-Growth perlu dibandingkan dalam pengujian terpisah menggunakan dataset, ambang minimum, dan perangkat yang sama.

Penelitian Butsianto dkk. [6] mengidentifikasi pola asosiasi pada transaksi penjualan ritel, sedangkan Danny dan Isarianto [7] menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian obat. Fahrizal dkk. [8] menggunakan pendekatan serupa pada kedai kopi, sementara Ramadhani dkk. [9] mengkaji performa penjualan dan prediksi omzet melalui pendekatan *market basket analysis*. Dianti dan Zeniarja [1] menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada toserba, sedangkan Widiyanesti dkk. [10] memanfaatkan *market basket analysis* dan algoritma Apriori untuk mendukung perancangan tata letak toko. Perbedaan objek, tujuan, dan keluaran penelitian tersebut memperlihatkan bahwa penerapan analisis asosiasi memiliki kebutuhan implementasi yang beragam.

Berdasarkan perbandingan tersebut, penelitian ini berfokus pada kebutuhan integrasi proses analisis transaksi dalam konteks ritel sembako skala kecil. Fokus yang dikembangkan mencakup pengelolaan data transaksi melalui aplikasi berbasis web, pembentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma Apriori, evaluasi kekuatan hubungan antarproduk berdasarkan *support*, *confidence*, dan *lift*, serta pengujian fungsional aplikasi. Dengan demikian, kontribusi penelitian terletak pada penerapan dan keterlacakan proses analisis dalam satu sistem yang sesuai dengan kebutuhan operasional ritel skala kecil, bukan pada pengembangan algoritma baru maupun pembuktian peningkatan kinerja penjualan secara langsung.

Ruang penelitian pada studi ini terletak pada pengubahan transaksi toko sembako skala lingkungan menjadi keluaran analitik yang langsung dapat ditelusuri melalui aplikasi operasional. Sejumlah studi terdahulu berfokus pada pencarian aturan atau perbandingan algoritma, sedangkan kebutuhan Toko Azam menuntut alur yang lebih praktis:

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2747
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

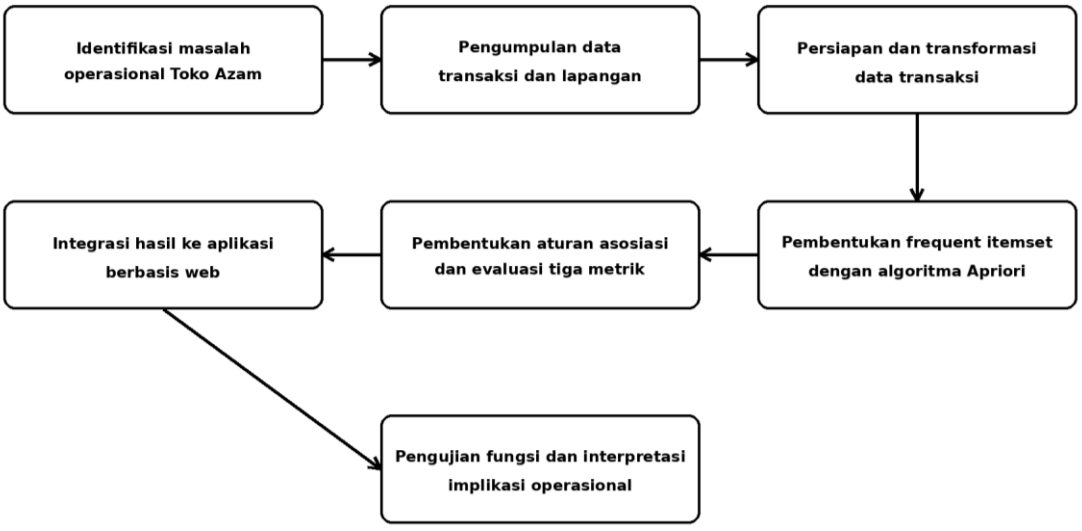
transaksi dimasukkan ke sistem, itemset dibentuk, aturan dihitung, lalu hasilnya dapat ditinjau untuk keputusan stok dan promosi. Kontribusi penelitian tidak diarahkan pada penciptaan algoritma baru, melainkan pada integrasi proses Apriori, evaluasi *support–confidence–lift*, dan penyajian hasil melalui aplikasi berbasis *web* menggunakan data transaksi riil toko. Posisi ini penting agar nilai analitik tidak berhenti pada tabel perhitungan, tetapi berlanjut menjadi informasi yang dapat digunakan dalam kegiatan penjualan.

Berdasarkan kebutuhan tersebut, penelitian ini bertujuan mengidentifikasi pola pembelian konsumen Toko Azam melalui penerapan algoritma Apriori pada 380 transaksi penjualan serta mengimplementasikan proses analisis dalam aplikasi berbasis web. Aturan asosiasi dievaluasi menggunakan support, confidence, dan lift untuk menghasilkan informasi yang dapat dipertimbangkan dalam penataan produk, penyusunan promosi, dan prioritas persediaan. Fungsi utama aplikasi diuji melalui black-box testing dan penelusuran alur program menggunakan white-box testing. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini terletak pada integrasi pengolahan transaksi, pembentukan dan evaluasi aturan asosiasi, serta pengujian aplikasi dalam satu sistem untuk mendukung keputusan operasional ritel sembako skala kecil, meskipun dampak rekomendasi terhadap kinerja bisnis belum diuji secara langsung.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian menggunakan studi kasus pada Toko Azam dengan data utama berupa transaksi penjualan periode 1 sampai 31 Oktober 2022. Data diperoleh melalui dokumentasi transaksi dan dilengkapi wawancara dengan pengelola, observasi proses penjualan dan pencatatan, serta studi pustaka. Rangkaian penelitian dirancang agar setiap keluaran dapat ditelusuri dari sumber data hingga interpretasi bisnis. Tahap pertama memetakan persoalan operasional, terutama kesulitan mengenali produk yang dibeli bersamaan dan penggunaan perkiraan manual dalam penentuan stok. Tahap kedua mengumpulkan serta memeriksa transaksi agar nama produk dan struktur satu keranjang dapat diolah sebagai himpunan item. Tahap ketiga menjalankan Apriori untuk membentuk itemset satu, dua, dan tiga. Tahap keempat membentuk aturan asosiasi dan menghitung *support*, *confidence*, serta *lift*. Tahap kelima mengintegrasikan proses ke aplikasi *web*, sedangkan tahap terakhir melakukan pengujian fungsi dan menafsirkan aturan terhadap kebutuhan stok, penempatan produk, dan promosi. Urutan tersebut diringkas pada Gambar 1. Gambar 1 dipakai sebagai rujukan urutan tahap, mulai dari identifikasi masalah sampai pengujian serta interpretasi hasil.



Gambar 1. Tahapan penelitian dan implementasi algoritma Apriori

Dokumentasi transaksi diperlakukan sebagai sumber kuantitatif utama, sedangkan wawancara dan observasi digunakan untuk memahami bagaimana data dicatat dan bagaimana pemilik toko selama ini mengambil keputusan. Pemisahan fungsi sumber data ini penting agar hasil asosiasi tidak dicampur dengan pendapat pengelola. Informasi dari wawancara dipakai untuk menjelaskan konteks masalah, misalnya penggunaan kebiasaan periode sebelumnya dalam penentuan stok, sementara nilai *support*, *confidence*, dan *lift* tetap dihitung dari transaksi. Dengan rancangan tersebut, kesimpulan numerik dapat ditelusuri kembali ke catatan penjualan yang menjadi basis analisis.

Tahap persiapan juga memeriksa konsistensi struktur keranjang sebelum pembentukan kandidat. Produk yang berada pada transaksi yang sama dipertahankan sebagai satu himpunan, sedangkan variasi penamaan diperiksa agar tidak menciptakan kategori semu. Penelitian tidak menggunakan identitas pelanggan sebagai atribut analisis; fokusnya adalah ko-kemunculan item pada tingkat transaksi. Setelah hasil manual diperoleh, nilai pada aplikasi dibandingkan dengan perhitungan tersebut untuk memeriksa konsistensi proses. Cara ini dipilih karena tujuan penelitian bukan hanya memperoleh aturan, tetapi memastikan bahwa jalur dari transaksi, pembentukan itemset, evaluasi aturan, hingga penyajian hasil dapat dijelaskan secara berurutan.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2748
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

2.2 Persiapan Data Transaksi

Unit analisis penelitian adalah satu transaksi belanja, bukan jumlah unit barang. Data penelitian mencakup 380 transaksi periode 1–31 Oktober 2022. Setiap transaksi direpresentasikan sebagai kumpulan item yang muncul dalam satu keranjang pembelian; frekuensi item dan kombinasi dihitung berdasarkan jumlah transaksi yang memuatnya. Konsistensi penamaan perlu diperhatikan agar satu produk tidak terpecah menjadi beberapa kategori karena variasi penulisan. Analisis berfokus pada hubungan ko-kemunculan item tanpa menggunakan identitas pelanggan atau label kelas, karena tujuan penelitian adalah menemukan aturan asosiasi, bukan melakukan klasifikasi [2], [3].

Tahap persiapan data mengikuti prinsip pembentukan keranjang yang konsisten: satu catatan transaksi diperlakukan sebagai satu himpunan item dan kemunculan berulang sebuah produk pada keranjang yang sama tidak menambah nilai support. Konsistensi label produk meliputi kapitalisasi, spasi, satuan, dan ukuran kemasan; misalnya, Minyak Goreng 500 gr harus dibedakan dari produk dengan ukuran kemasan lainnya. Penggunaan padanan nama hanya tepat apabila dua label menunjuk pada produk identik. Karena dokumen penelitian tidak merinci banyaknya label yang diseragamkan, pembahasan ini berfokus pada aturan pengolahan dan ukuran frekuensi yang tercatat, tanpa menyatakan jumlah koreksi label tertentu. Langkah tersebut menjaga agar proses pembentukan 1-itemset, 2-itemset, dan 3-itemset dapat dijelaskan secara konsisten. Penelitian Tristiani dan Papilaya [15] juga menunjukkan pentingnya pemisahan label dan konsistensi pembentukan keranjang agar aturan asosiasi tidak bias oleh struktur pencatatan.

2.3 Pembentukan Itemset dan Aturan Asosiasi

Apriori membangun kandidat secara bertingkat. Item yang muncul pada transaksi dihitung sebagai 1-*itemset*, kemudian item yang memenuhi kebutuhan analisis dikombinasikan menjadi 2-*itemset* dan 3-*itemset*. Prinsip Apriori menyatakan bahwa kombinasi yang lebih besar tidak perlu dipertahankan apabila subset-nya tidak cukup sering muncul [3]. Pada penelitian ini, perhitungan manual dan implementasi sistem digunakan secara paralel untuk memastikan hasil pada aplikasi konsisten dengan data transaksi. Kekuatan pola tidak ditentukan oleh satu indikator saja, melainkan oleh tiga ukuran yang dihitung dengan Persamaan (1)–(3).

Contoh perhitungan pada data penelitian dapat ditelusuri dari frekuensi: Telur muncul pada 90 transaksi, Bon Cabe pada 42 transaksi, dan kombinasi Telur–Bon Cabe pada 27 transaksi. Sebanyak 20 transaksi mencakup Telur, Bon Cabe, serta Minyak Goreng 500 gr. Dengan demikian, confidence untuk aturan Telur dan Bon Cabe → Minyak Goreng 500 gr adalah 20/27 × 100% = 74,074%, sementara confidence Bon Cabe dan Minyak Goreng 500 gr → Telur adalah 20/20 × 100% = 100%. Perhitungan support suatu aturan menggunakan total transaksi pada pembagi, sedangkan confidence menggunakan frekuensi anteseden. Lift selanjutnya membandingkan confidence dalam bentuk proporsi dengan support konsekuen dalam bentuk proporsi; satuan persen tidak digunakan langsung sebagai pembagi. Pemisahan penyebut tersebut penting untuk menghindari kekeliruan interpretasi antarukuran.

$$\text{Support}(A) = \text{jumlah transaksi yang mengandung A} / \text{jumlah seluruh transaksi} \quad (1)$$

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \text{jumlah transaksi mengandung A dan B} / \text{jumlah transaksi mengandung A} \quad (2)$$

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \text{Confidence}(A \rightarrow B) / \text{Support}(B) \quad (3)$$

Support digunakan untuk melihat seberapa sering item atau kombinasi item muncul pada keseluruhan transaksi. *Confidence* mengukur kekuatan arah aturan, sedangkan *lift* membantu membedakan aturan yang hanya tampak kuat karena konsekuennya memang populer dari aturan yang menunjukkan keterkaitan positif. Dalam interpretasi, *lift* > 1 diperlakukan sebagai indikasi bahwa anteseden meningkatkan peluang kemunculan konsekuen dibanding kondisi tanpa anteseden [4], [15].

2.4 Pengembangan dan Pengujian Aplikasi

Aplikasi dibangun menggunakan pendekatan *Extreme Programming* yang pada materi penelitian terdiri atas *planning*, *design*, *coding*, dan *testing*. Tahap *planning* memetakan kebutuhan admin untuk mengelola transaksi, menjalankan proses Apriori, melihat hasil, dan mengelola pengguna. Tahap *design* menyusun struktur basis data dan alur antarmuka. Tahap *coding* mengimplementasikan logika aplikasi dengan PHP, basis data MySQL, serta komponen antarmuka berbasis HTML, CSS, dan jQuery. Proses Apriori ditempatkan pada alur pengolahan transaksi sehingga parameter analisis dan periode transaksi dapat dimasukkan melalui antarmuka. Tahap *testing* menggunakan *black-box testing* pada fungsi login, data transaksi, dan data pengguna, kemudian *white-box testing* digunakan untuk menelusuri alur internal program melalui *flowchart* dan *flowgraph*. Pengujian diarahkan pada kesesuaian fungsi terhadap skenario, bukan pada pengukuran akurasi klasifikasi karena keluaran Apriori berupa aturan asosiasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Karakteristik Transaksi dan Pembentukan Pola

Pemrosesan 380 transaksi memperlihatkan bahwa beberapa produk kebutuhan harian memiliki frekuensi dan ko-eksistensi yang menonjol. Telur muncul pada 90 transaksi atau 23,684% dari keseluruhan data, beras pada 65 transaksi atau 17,105%, dan Bon Cabe pada 42 transaksi atau 11,053%. Pada pasangan item, telur dan beras muncul bersama

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2749
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

sebanyak 39 kali sehingga *support* kombinasi mencapai 10,263%. Pasangan telur dan Bon Cabe muncul 27 kali dengan *support* 7,105%. Nilai ini memberi konteks penting bagi aturan asosiasi: frekuensi tinggi suatu produk tidak otomatis berarti setiap aturan yang melibatkannya kuat, sebab arah aturan tetap bergantung pada jumlah transaksi yang mengandung anteseden. Frekuensi item individual dan besaran support yang dilaporkan diringkas pada Tabel 1.

Tabel 1. Frekuensi sejumlah produk pada 380 transaksi penelitian

Produk	Jumlah Transaksi	Support (%)
Telur	90	23,684
Beras	65	17,105
Bon Cabe	42	11,053
Korek Gas	34	8,947
Selai Olai	47	12,368
Minyak Goreng 500 gr	20	5,263
Kopi Kapal Api	20	5,263

Tabel 1 memperlihatkan bahwa popularitas item tidak seragam. Telur mempunyai basis kemunculan paling besar di antara produk yang ditampilkan, sedangkan Minyak Goreng 500 gr dan Kopi Kapal Api masing-masing muncul pada 20 transaksi. Ketimpangan frekuensi ini perlu diperhitungkan ketika membaca *confidence*. Konsekuen yang sering muncul secara alami lebih mudah menghasilkan peluang bersyarat yang tinggi, sehingga evaluasi dilanjutkan dengan *lift* agar kekuatan aturan tidak disamakan dengan popularitas item semata.

Perbedaan tersebut terlihat pada pasangan telur–beras. Dari 90 transaksi yang mengandung telur, sebanyak 39 juga mengandung beras sehingga aturan Telur → Beras menghasilkan *confidence* 43,333%. Sebaliknya, Beras → Telur mempunyai *confidence* 60% karena 39 dari 65 transaksi beras juga memuat telur. Pola arah seperti ini menegaskan bahwa aturan A → B tidak identik dengan B → A. Pada pasangan tertentu, hubungan menjadi jauh lebih kuat. Minyak Goreng 500 gr → Telur, Kopi Kapal Api → Telur, Wafer Tango → Teh Pucuk Harum, dan beberapa aturan lain mencapai *confidence* 100% pada data yang dianalisis. Hasil tersebut tidak serta-merta menunjukkan hubungan kausal, tetapi menunjukkan konsistensi ko-pembelian dalam periode observasi. Untuk memperlihatkan pengaruh arah anteseden dan konsekuen, hasil perbandingan sejumlah aturan dua item dicantumkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan arah aturan dua item pada data transaksi

Aturan	Support (%)	Confidence (%)
Telur → Beras	10,263	43,333
Beras → Telur	10,263	60,000
Telur → Bon Cabe	7,105	30,000
Bon Cabe → Telur	7,105	64,286
Korek Gas → Mizone	5,526	61,765
Mizone → Korek Gas	5,526	100,000
Selai Olai → Beras	9,211	74,468
Wafer Tango → Teh Pucuk Harum	7,105	100,000

Perbandingan pada Tabel 2 juga menegaskan sifat berarah dari aturan asosiasi. Pasangan yang memiliki *support* sama dapat menghasilkan *confidence* berbeda ketika posisi anteseden dan konsekuen dipertukarkan. Sebagai contoh, Telur → Beras dan Beras → Telur sama-sama berasal dari 39 transaksi yang memuat kedua produk, tetapi ukuran dasar antesedennya berbeda. Temuan ini mencegah interpretasi yang terlalu sederhana seperti menyebut dua produk 'saling terkait kuat' tanpa menjelaskan arah hubungan yang sebenarnya diuji.

Pembentukan 3-*itemset* memperlihatkan pola yang lebih spesifik. Kombinasi Telur, Bon Cabe, dan Minyak Goreng 500 gr muncul 20 kali, setara dengan *support* 5,263%. Ketika anteseden dibentuk oleh Bon Cabe dan Minyak Goreng 500 gr, seluruh 20 transaksi tersebut juga memuat Telur sehingga *confidence* mencapai 100%. Kondisi serupa terjadi pada aturan Telur dan Minyak Goreng 500 gr → Bon Cabe. Sementara itu, Telur dan Bon Cabe → Minyak Goreng 500 gr memiliki *confidence* 74,074% karena 20 dari 27 transaksi yang mengandung Telur dan Bon Cabe juga memuat Minyak Goreng 500 gr. Secara keseluruhan, proses menghasilkan 46 pola aturan yang kemudian dapat dipilah berdasarkan kekuatan dan relevansi operasional.

Nilai confidence 100% pada beberapa aturan diperoleh ketika seluruh 20 transaksi yang memuat anteseden juga memuat konsekuen. Nilai tersebut merupakan proporsi empiris untuk sampel dan rentang waktu yang diamati, bukan estimasi yang bebas dari ketidakpastian. Jika pola pembelian, stok, atau promosi berubah, aturan dengan confidence 100% dapat kehilangan kekuatannya. Karena itu, kekuatan asosiasi perlu ditinjau bersama jumlah transaksi pendukung, besarnya support, nilai lift, dan konsistensi temuan di bulan lain. Data Oktober 2022 saja tidak cukup untuk menetapkan pola musiman maupun memprediksi keberhasilan promosi secara umum.

3.2 Evaluasi Aturan Menggunakan Support, Confidence, dan Lift

Nilai *confidence* yang tinggi belum cukup untuk menyatakan bahwa suatu aturan menarik. Apabila konsekuen memang sangat sering dibeli, aturan dapat memperoleh *confidence* tinggi tanpa adanya peningkatan peluang yang bermakna. Oleh

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2750
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

karena itu, *lift* digunakan sebagai pengujian tambahan. Enam aturan dengan kombinasi tiga item dipilih karena memiliki *confidence* tinggi serta *lift* jauh di atas satu. Ringkasannya disajikan pada Tabel 3. Nilai keenam aturan terpilih, termasuk support, confidence, dan lift, disajikan secara terstruktur pada Tabel 3.

Tabel 3. Aturan asosiasi terpilih berdasarkan hasil perhitungan Apriori

Aturan Asosiasi	Support (%)	Confidence (%)	Lift
Telur, Bon Cabe → Minyak Goreng 500 gr	5,263	74,074	14,07
Bon Cabe, Minyak Goreng 500 gr → Telur	5,263	100,000	4,22
Telur, Minyak Goreng 500 gr → Bon Cabe	5,263	100,000	9,05
Telur, Bon Cabe → Kopi Kapal Api	5,263	74,074	14,07
Bon Cabe, Kopi Kapal Api → Telur	5,263	100,000	4,22
Kopi Kapal Api, Telur → Bon Cabe	5,263	100,000	9,05

Aturan Telur dan Bon Cabe → Minyak Goreng 500 gr menghasilkan *lift* 14,07. Secara matematis, nilai tersebut muncul karena *confidence* 0,7407 dibandingkan dengan *support* Minyak Goreng 500 gr sebesar 0,05263. Artinya, pada data penelitian, keberadaan kombinasi Telur dan Bon Cabe meningkatkan peluang ditemukannya Minyak Goreng 500 gr secara substansial dibanding probabilitas dasar produk tersebut. Pola Telur dan Bon Cabe → Kopi Kapal Api memberikan besaran yang sama karena konsekuen pada perhitungan memiliki *support* 0,05263. Sementara itu, aturan dengan konsekuen Telur memperoleh *lift* 4,22 karena Telur memiliki frekuensi dasar yang lebih tinggi, yaitu 0,23684. Perbedaan ini menunjukkan mengapa aturan dengan *confidence* 100% tidak selalu memiliki *lift* tertinggi.

Temuan tersebut selaras dengan prinsip evaluasi aturan pada studi ritel lain. Butsianto dkk. menggunakan kombinasi *support*, *confidence*, dan *lift* untuk memilah asosiasi yang tidak muncul secara kebetulan [6]. Kajian pada transaksi daring juga menempatkan *lift* sebagai indikator yang membantu membedakan korelasi praktis dari kombinasi yang semata-mata sering muncul [13]. Penelitian pada sistem rekomendasi berbasis *frequent itemset* menunjukkan bahwa kualitas aturan akan lebih bernilai ketika frekuensi dan ketergantungan item dibaca secara bersamaan [14]. Dengan dasar itu, aturan Toko Azam tidak ditafsirkan hanya sebagai daftar produk populer, melainkan sebagai hubungan yang dapat diuji tingkat kebergantungannya.

Hasil aturan juga menunjukkan perlunya membedakan kekuatan statistik dari kelayakan bisnis. Aturan dengan *lift* tinggi dapat berasal dari konsekuen yang relatif jarang, sehingga secara analitis menarik, tetapi belum tentu layak dijadikan paket promosi permanen. Sebaliknya, aturan dengan *lift* lebih moderat dapat bernilai operasional apabila melibatkan produk dengan perputaran cepat dan ketersediaan yang stabil. Karena itu, tahap interpretasi tidak berhenti pada peringkat angka; aturan dibaca bersama karakter produk, frekuensi dasar, dan tujuan keputusan yang hendak didukung. Pendekatan ini menjaga hasil *data mining* tetap dapat dijelaskan kepada pengelola toko dan tidak berubah menjadi rekomendasi otomatis yang terlepas dari konteks.

3.3 Implikasi terhadap Penataan Produk, Promosi, dan Persediaan

Pola asosiasi dapat diterjemahkan menjadi beberapa tindakan operasional. Pertama, kombinasi Telur–Bon Cabe–Minyak Goreng 500 gr menunjukkan peluang untuk menata produk pada alur belanja yang saling terhubung. Penempatan tidak selalu berarti seluruh produk harus berdampingan; toko dapat menempatkan salah satu produk pemicu di area dengan visibilitas tinggi dan memanfaatkan penanda promosi untuk mengarahkan konsumen ke produk konsekuen. Pendekatan semacam ini lebih relevan daripada mengandalkan asumsi bahwa produk terlaris harus selalu dikelompokkan, sebab aturan asosiasi mempertimbangkan keterkaitan di tingkat transaksi. Studi ritel lain juga menggunakan pola asosiasi sebagai dasar *product placement* dan *cross-selling* [9], [1], [16].

Kedua, pola tiga item dapat menjadi kandidat promosi bundel, tetapi implementasinya perlu mempertimbangkan margin dan sifat produk. Aturan dengan *lift* tinggi menunjukkan potensi ko-pembelian, bukan jaminan bahwa potongan harga akan meningkatkan laba. Oleh sebab itu, aturan sebaiknya digunakan sebagai penyaring awal untuk memilih kombinasi yang layak diuji, kemudian pemilik toko menilai margin, kecepatan perputaran, dan ketersediaan stok. Pendekatan ini sejalan dengan penelitian yang memanfaatkan Apriori sebagai dasar rekomendasi paket produk dan penguatan strategi penjualan [17], [18]. Pada konteks Toko Azam, bundel Telur–Bon Cabe–Minyak Goreng 500 gr atau promosi silang Telur–Bon Cabe dengan Kopi Kapal Api dapat diuji secara terbatas sebelum diterapkan lebih luas.

Ketiga, hubungan asosiasi dapat membantu prioritas persediaan. Ketika produk anteseden dan konsekuen memiliki hubungan stabil, kekosongan salah satu item berpotensi mengurangi nilai transaksi yang seharusnya terbentuk dari kombinasi tersebut. Informasi ini berguna untuk penjadwalan pemeriksaan stok terutama pada item yang menjadi konsekuen dari beberapa aturan kuat. Namun, Apriori tidak menghasilkan ramalan jumlah permintaan dan tidak memperhitungkan waktu tunggu pemasok. Karena itu, hasil penelitian lebih tepat diposisikan sebagai sinyal pendukung, bukan sebagai pengganti metode peramalan atau kebijakan *reorder point*. Pembatasan fungsi ini penting agar asosiasi tidak ditafsirkan sebagai prediksi kuantitas.

Rencana evaluasi yang dapat menguji manfaat bisnis secara nyata adalah uji coba terbatas selama dua sampai empat minggu pada satu atau dua kombinasi produk prioritas, dengan periode pembanding yang setara dan aturan harga serta ketersediaan yang terdokumentasi. Sebelum intervensi, toko mencatat frekuensi kombinasi produk, nilai keranjang rata-rata, margin paket, dan kejadian kekosongan stok. Selanjutnya toko dapat menguji penanda rak atau promosi silang untuk kelompok produk terpilih, lalu membandingkan indikator yang sama dengan periode pembanding sambil mencatat

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2751
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

hari libur, diskon, dan gangguan pasokan. Hasilnya sebaiknya dievaluasi berdasarkan perubahan yang terukur, bukan hanya kemunculan aturan asosiasi. Rancangan ini merupakan usulan pengujian lanjutan; belum ada hasil eksperimen sebelum–sesudah yang disediakan dalam data penelitian.

3.4 Implementasi pada Aplikasi Berbasis Web

Aplikasi yang dikembangkan mengubah alur perhitungan dari proses manual menjadi rangkaian yang dapat dijalankan melalui antarmuka. Admin mengelola data transaksi, memilih periode, mengisi parameter proses, kemudian sistem membentuk itemset dan menyajikan hasil asosiasi. Pemisahan antara data transaksi, proses, hasil, dan data pengguna membuat pengelolaan lebih mudah ditelusuri. Pada tahap implementasi, sistem menyediakan halaman login, *dashboard*, data transaksi, proses Apriori, hasil, serta pengelolaan pengguna. Integrasi ini mengurangi kebutuhan menyalin data ke perangkat analisis terpisah setiap kali evaluasi dilakukan.

Dari sisi kegunaan, nilai utama aplikasi bukan pada kompleksitas antarmuka, tetapi pada konsistensi antara data yang disimpan dan aturan yang dihitung. Satu transaksi dapat diinput sebagai daftar produk, kemudian diproses untuk membentuk 1-*itemset*, 2-*itemset*, dan 3-*itemset*. Hasil perhitungan pada aplikasi mengikuti contoh manual yang terdapat pada tahap analisis, sehingga pengguna dapat menelusuri bagaimana kombinasi tertentu memperoleh nilai *support* dan *confidence*. Karakter transparan ini menjadi kelebihan Apriori untuk usaha kecil karena pemilik dapat memahami alasan di balik suatu aturan tanpa memerlukan model prediktif yang sulit dijelaskan. Fungsi setiap modul dan keluaran analitisnya dipetakan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Keterkaitan modul aplikasi dengan fungsi penelitian

Modul	Fungsi	Keluaran/Peran Analitis
Login	Memvalidasi akses admin	Membatasi akses fungsi pengolahan
Data Transaksi	Tambah, ubah, hapus, dan menyimpan keranjang	Sumber data untuk pembentukan itemset
Proses Apriori	Memilih periode dan parameter analisis	Menjalankan pembentukan itemset dan aturan
Hasil	Menampilkan keluaran proses Apriori	Menyajikan aturan untuk interpretasi
Data User	Mengelola akun pengguna	Mendukung administrasi aplikasi

Tabel 4 menunjukkan bahwa fungsi aplikasi dipisahkan menurut peran operasionalnya. Data transaksi menjadi sumber yang diproses, sedangkan modul proses Apriori menjadi titik eksekusi analisis. Pengguna dapat memilih rentang transaksi dan memasukkan parameter proses sebelum perhitungan dijalankan. Hasil kemudian ditempatkan pada modul tersendiri sehingga keluaran analitis tidak bercampur dengan data mentah. Pemisahan tersebut memudahkan penelusuran apabila terjadi ketidaksesuaian antara catatan transaksi dan aturan yang muncul.

Parameter analisis tidak ditanamkan sebagai nilai yang hanya dapat diubah melalui kode, tetapi disediakan sebagai masukan pada proses. Mekanisme ini memberi ruang bagi pengelola untuk membandingkan keluaran ketika ambang frekuensi atau kekuatan aturan diperketat. Walaupun artikel ini membahas pola yang tercatat dalam hasil penelitian, kemampuan mengubah parameter penting untuk penggunaan berulang karena jumlah transaksi dan karakter pembelian dapat berubah. Konfigurasi yang lebih ketat cenderung menyisakan pola yang lebih sedikit, sedangkan konfigurasi yang terlalu longgar dapat menghasilkan banyak aturan yang sulit diprioritaskan.

Pada sisi hasil, aplikasi menyimpan keluaran pembentukan 1-*itemset*, 2-*itemset*, dan 3-*itemset* serta aturan yang lolos proses. Struktur ini memungkinkan pemeriksaan bertahap: apabila aturan tertentu tampak tidak wajar, pengguna dapat meninjau frekuensi item dan kombinasi yang menjadi dasarnya. Keterlacakan semacam ini membedakan aplikasi analitik dari sekadar halaman rekomendasi karena alasan numerik di balik suatu keluaran tetap dapat diperiksa. Untuk pengembangan selanjutnya, modul hasil dapat ditambah penyaringan menurut *lift*, peringkat aturan, riwayat parameter, dan perbandingan antarrentang waktu tanpa mengubah logika dasar Apriori.

3.5 Pengujian Sistem

Pengujian *black-box* memeriksa respons sistem terhadap masukan yang valid maupun tidak valid. Modul login berhasil mengarahkan akun admin ke halaman *dashboard* ketika kredensial sesuai, menolak kredensial yang salah, dan mengembalikan pengguna ke halaman login ketika kolom wajib tidak diisi. Modul transaksi berhasil menjalankan tambah, ubah, dan hapus data serta menolak proses penambahan ketika data wajib tidak lengkap. Modul pengguna menunjukkan perilaku yang sama pada fungsi tambah, ubah, hapus, dan validasi kolom. Ringkasan hasil uji ditampilkan pada Tabel 5.

Skenario pada Tabel 5 menguji respons antarmuka terhadap kredensial benar atau salah, data transaksi lengkap atau tidak lengkap, serta operasi pengelolaan pengguna. Label “Valid” pada tabel berarti keluaran sesuai ekspektasi untuk skenario yang dicantumkan; label tersebut tidak boleh ditafsirkan sebagai bukti bahwa seluruh jalur internal, performa, maupun keamanan aplikasi telah diuji.

Tabel 5. Ringkasan pengujian black-box fungsi utama aplikasi

Modul	Skenario Utama	Keluaran yang Diperiksa	Hasil
Login	Kredensial benar, kosong, dan salah	Akses dashboard atau penolakan login sesuai kondisi	Valid
Data Transaksi	Tambah, ubah, hapus, dan data tidak lengkap	Perubahan data tersimpan dan validasi kolom bekerja	Valid

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2752
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

Modul	Skenario Utama	Keluaran yang Diperiksa	Hasil
Data User	Tambah, ubah, hapus, dan data tidak lengkap	Perubahan pengguna tersimpan dan validasi kolom bekerja	Valid

Pengujian *white-box* melengkapi pengujian fungsi dengan menelusuri struktur logika pada modul login, transaksi, proses Apriori, hasil, dan data pengguna menggunakan *flowchart* serta *flowgraph*. Pemeriksaan ini memastikan percabangan utama pada program dapat dilalui sesuai kondisi masukan. Hasil pengujian mendukung kesimpulan bahwa aplikasi dapat digunakan sebagai sarana menjalankan proses analisis, meskipun penelitian belum mengukur aspek performa seperti waktu eksekusi, penggunaan memori, uji beban, atau pengalaman pengguna. Pada skala 380 transaksi, keterbatasan tersebut belum menghalangi fungsi utama; namun evaluasi performa menjadi penting apabila data diperluas menjadi puluhan ribu transaksi.

Flowgraph modul proses Apriori memuat 12 simpul dan 14 sisi, jika ketiga jalur percabangan dan penyatuannya dihitung sesuai diagram. Berdasarkan struktur tersebut, kompleksitas siklomatis dihitung dengan $V(G) = E - N + 2P = 14 - 12 + 2(1) = 4$, dengan E menyatakan jumlah sisi, N jumlah simpul, dan P satu komponen graf terhubung. Nilai empat berarti terdapat empat jalur independen secara struktural untuk dijadikan dasar penyusunan kasus uji jalur. Perhitungan ini merupakan analisis flowgraph yang terdokumentasi, bukan laporan bahwa keempat jalur tersebut sudah dieksekusi dan lulus pengujian. Bukti cakupan jalur tetap memerlukan catatan uji terpisah yang menghubungkan kondisi masukan, lintasan program, dan hasil yang diamati.

Kombinasi pengujian *black-box* dan *white-box* digunakan untuk dua tujuan yang berbeda. Pengujian pertama menilai keluaran yang terlihat pengguna ketika skenario normal maupun tidak valid diberikan, sedangkan pengujian kedua memeriksa jalur keputusan di dalam program. Pada konteks aplikasi analisis transaksi, keduanya diperlukan karena kesalahan tidak selalu tampak pada antarmuka. Fungsi dapat terlihat berhasil tetapi menjalankan cabang logika yang tidak sesuai, atau sebaliknya struktur program benar tetapi validasi masukan tidak memberi respons yang semestinya. Hasil pengujian pada penelitian ini belum mencakup uji beban dan keamanan, sehingga kesimpulan dibatasi pada kesesuaian fungsi yang diuji.

3.6 Pembahasan dan Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Hasil Toko Azam memperlihatkan karakter yang umum pada *market basket analysis*: produk yang memiliki hubungan kuat tidak selalu merupakan produk dengan frekuensi tunggal tertinggi. Hal tersebut juga terlihat pada penelitian Butsianto dkk., yang mendapatkan aturan dengan *lift* positif meskipun *support* aturan berada pada persentase yang lebih rendah daripada frekuensi kategori utama [6]. Pada Toko Azam, pola tiga item memiliki *support* 5,263%, tetapi beberapa aturan mencapai *confidence* 100% dan *lift* hingga 14,07. Artinya, ukuran menarik suatu aturan perlu disesuaikan dengan tujuan analisis dan struktur data, bukan hanya mengejar *support* besar.

Dibanding penelitian Ramadhani dkk. pada gerai ritel Alfamart [9] serta Kurniawan dan Tihurua pada toko sembako [19], penelitian ini memperlihatkan pembacaan *lift* pada aturan terpilih dan menghubungkannya dengan aplikasi pengolahan transaksi yang dibangun untuk objek penelitian yang sama. Dianti dan Zeniarja [1] serta Rahmawati dkk. [16] menunjukkan bahwa aturan Apriori dapat mendukung strategi ritel pada konteks toserba dan fesyen. Persamaannya terletak pada pemanfaatan transaksi sebagai sumber pola, sedangkan perbedaan utama penelitian ini berada pada objek sembako, struktur kombinasi item yang ditemukan, serta penggunaan aplikasi untuk menjalankan analisis dari data toko secara langsung. Studi Herdian dan Sulianta [20] juga menunjukkan penerapan hasil asosiasi sebagai dasar rekomendasi promosi bundling pada sistem pemesanan daring. Dengan demikian, kontribusi studi lebih bersifat implementatif dan kontekstual daripada algoritmik.

Pada sisi komputasi, penelitian ini juga perlu dibaca bersama keterbatasan Apriori. Studi komparatif yang memproses 100.000 transaksi melaporkan bahwa FP-Growth lebih efisien dibanding Apriori dan Eclat pada dataset besar [11]. Penelitian lain mengembangkan solusi terdistribusi dan pendekatan *top-k frequent itemset* untuk menekan beban komputasi pada data masif [5], [12]. Toko Azam hanya menggunakan 380 transaksi, sehingga proses pembentukan kandidat masih berada pada skala yang dapat dikelola dan kelebihan interpretabilitas Apriori lebih relevan daripada optimalisasi skala besar. Jika sistem kemudian mengakumulasi data bertahun-tahun, penelitian lanjutan perlu membandingkan Apriori dengan FP-Growth atau teknik lain menggunakan waktu proses, penggunaan memori, jumlah aturan, dan kestabilan pola sebagai indikator.

Terdapat pula keterbatasan substantif. Data hanya mewakili satu bulan, sehingga aturan belum dapat dianggap stabil sepanjang tahun. Pola belanja sembako dapat berubah pada awal bulan, akhir pekan, bulan Ramadan, hari raya, atau ketika terdapat perubahan harga dan promosi pemasok. Selain itu, aturan asosiasi tidak memasukkan kuantitas pembelian, margin, profil pelanggan, maupun urutan waktu. Karena itu, rekomendasi penataan dan bundling harus diperlakukan sebagai hipotesis operasional yang perlu diuji pada periode berikutnya. Pengembangan selanjutnya dapat menggunakan jendela waktu yang lebih panjang, membandingkan aturan antarmusim, menambahkan metrik seperti *conviction* atau *leverage*, dan menguji apakah penerapan rekomendasi benar-benar meningkatkan nilai transaksi atau menurunkan kejadian *stockout*.

Ketika dibandingkan dengan studi pada dataset yang lebih besar, ukuran 380 transaksi tidak dapat diperlakukan sebagai ukuran yang setara untuk menguji kecepatan algoritma. Perbedaan rentang observasi, kelengkapan produk, aturan prapemrosesan, dan ambang support maupun confidence dapat mengubah jumlah pola yang terbentuk. Oleh sebab itu, keunggulan studi ini lebih tepat dilihat pada keterlacakan proses analisis dalam aplikasi toko kecil. Agar kontribusi

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2753
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2746-2756
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1411

implementatif dapat diuji kembali, penelitian selanjutnya perlu menyertakan data transaksi teranonimkan, protokol normalisasi yang terdokumentasi, serta pengujian aturan secara lintas-periode.

3.7 Keterlacakan Data dan Batas Interpretasi

Keterlacakan data merupakan aspek penting karena aturan asosiasi sensitif terhadap cara transaksi dibentuk. Pada penelitian ini, satu catatan transaksi digunakan sebagai satu keranjang belanja, sementara konsistensi nama produk menjadi salah satu aspek pengendalian kualitas data. Variasi label untuk satu produk dapat memecah frekuensi dan menurunkan support, sedangkan penggabungan produk yang sebenarnya berbeda dapat menghasilkan hubungan semu. Karena laporan data sumber belum merinci koreksi nama barang per entri, hasil dianalisis pada tingkat frekuensi transaksi yang didokumentasikan. Sistem berbasis web membantu menjaga struktur masukan, tetapi konsistensi pencatatan tetap diperlukan agar hasil dapat dibandingkan antarperiode.

Interpretasi juga dibatasi oleh makna statistik dari aturan. *Support* menjawab seberapa sering kombinasi muncul, *confidence* menjawab seberapa besar peluang konsekuen pada kondisi anteseden, dan *lift* membandingkan peluang tersebut terhadap frekuensi dasar konsekuen. Ketiganya tidak membuktikan bahwa pembelian satu produk menyebabkan pembelian produk lain. Sebuah aturan dapat muncul karena kedua produk dipengaruhi kebutuhan rumah tangga yang sama, momentum tertentu, atau promosi yang berlaku selama periode data. Karena itu, rekomendasi bisnis yang berasal dari aturan perlu diuji melalui observasi periode berikutnya, bukan diperlakukan sebagai hubungan sebab-akibat.

Bagi Toko Azam, penggunaan satu bulan transaksi cukup untuk mendemonstrasikan alur analisis dan menghasilkan kandidat hubungan yang dapat ditindaklanjuti, tetapi belum memadai untuk menyimpulkan pola tahunan. Langkah lanjutan yang lebih kuat adalah menyimpan riwayat aturan setiap bulan, lalu memisahkan pola yang konsisten dari pola musiman. Dengan pendekatan tersebut, sistem tidak hanya menghasilkan daftar aturan pada satu kali proses, tetapi dapat berkembang menjadi sarana evaluasi perubahan perilaku belanja. Pengembangan semacam ini juga akan memudahkan pengujian apakah kombinasi dengan *lift* tinggi tetap bertahan ketika volume data meningkat atau ketika promosi toko berubah.

3.8 Sintesis Prioritas Keputusan

Agar keluaran analisis tidak berhenti sebagai daftar aturan, tiga pola dengan nilai *lift* yang telah dihitung dapat disusun menjadi prioritas tindakan yang berbeda. Prioritas tidak ditentukan hanya oleh besarnya satu metrik. *Support* memberi gambaran jangkauan pola pada seluruh transaksi, *confidence* menunjukkan konsistensi arah hubungan, sedangkan *lift* menunjukkan peningkatan peluang relatif terhadap frekuensi dasar konsekuen. Membaca ketiganya secara bersamaan membantu membedakan aturan yang cocok untuk eksplorasi promosi dari aturan yang lebih relevan untuk pemantauan ketersediaan barang. Matriks aturan, kemungkinan pemanfaatan awal, dan batas interpretasi masing-masing disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Matriks interpretasi aturan terpilih untuk keputusan operasional

Aturan	Indikator Utama	Pemanfaatan Awal	Batas Interpretasi
Telur, Bon Cabe → Minyak Goreng 500 gr	Conf. 74,074%; Lift 14,07	Uji penataan atau promosi silang	Support 5,263%; perlu validasi periode lain
Telur, Minyak Goreng 500 gr → Bon Cabe	Conf. 100%; Lift 9,05	Kandidat bundel dan pemeriksaan stok	Tidak menunjukkan sebab-akibat
Bon Cabe, Minyak Goreng 500 gr → Telur	Conf. 100%; Lift 4,22	Menjaga ketersediaan konsekuen	Telur memiliki frekuensi dasar lebih tinggi

Matriks pada Tabel 6 menempatkan aturan Telur dan Bon Cabe → Minyak Goreng 500 gr sebagai kandidat eksplorasi karena *lift* 14,07 menunjukkan peningkatan peluang yang besar dibanding frekuensi dasar Minyak Goreng 500 gr. Namun, *support* 5,263% menunjukkan bahwa pola tersebut hanya mencakup sebagian kecil keseluruhan transaksi. Artinya, aturan ini lebih tepat digunakan untuk percobaan penataan atau promosi terbatas daripada dijadikan dasar perubahan menyeluruh pada tata letak toko. Respons penjualan sesudah percobaan perlu dicatat agar manfaat praktisnya dapat dievaluasi.

Aturan Telur dan Minyak Goreng 500 gr → Bon Cabe memiliki *confidence* 100% dan *lift* 9,05. Pada periode penelitian, setiap transaksi yang memuat kombinasi anteseden tersebut juga memuat Bon Cabe. Pola ini dapat menjadi kandidat bundel, tetapi keputusan akhir tetap perlu mempertimbangkan margin dan ketersediaan barang. Jika salah satu produk memiliki margin sangat rendah atau pasokannya tidak stabil, paket promosi dapat meningkatkan volume transaksi tanpa menghasilkan keuntungan yang sebanding. Karena itu, aturan asosiasi berfungsi sebagai penyaring kombinasi yang layak diuji, bukan sebagai keputusan harga otomatis.

Aturan Bon Cabe dan Minyak Goreng 500 gr → Telur juga mencapai *confidence* 100%, tetapi *lift*-nya 4,22 karena Telur mempunyai frekuensi dasar lebih tinggi daripada konsekuen pada dua aturan sebelumnya. Perbedaan ini memperlihatkan bahwa angka *confidence* yang identik dapat membawa makna relatif yang berbeda. Secara operasional, pola tersebut lebih berguna sebagai sinyal untuk memastikan ketersediaan Telur ketika dua produk anteseden memiliki aktivitas penjualan, sedangkan prioritas promosi dapat diberikan kepada aturan dengan peningkatan peluang relatif yang lebih besar. Kerangka interpretasi ini membuat rekomendasi lebih proporsional dan mengurangi kecenderungan memilih aturan hanya karena persentase *confidence* terlihat tinggi.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2754
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Sintesis tersebut juga memberi arah evaluasi sesudah implementasi. Toko dapat mencatat periode sebelum dan sesudah penataan atau promosi, kemudian membandingkan frekuensi kombinasi, nilai transaksi rata-rata, serta kejadian kekosongan stok pada produk terkait. Jika aturan tetap muncul tetapi tidak memberi perubahan pada indikator bisnis, pola tersebut tetap valid secara statistik namun kurang relevan sebagai intervensi operasional. Sebaliknya, pola yang konsisten dan diikuti perbaikan indikator dapat dipertahankan sebagai bagian dari kebijakan toko. Dengan demikian, hasil Apriori diperlakukan sebagai awal siklus keputusan berbasis data, bukan sebagai titik akhir analisis.

4. KESIMPULAN

Pengolahan transaksi penjualan periode 1–31 Oktober 2022 menghasilkan 46 aturan asosiasi yang dapat ditelusuri melalui tahapan Apriori dan ditampilkan pada aplikasi berbasis web. Pada kombinasi Telur, Bon Cabe, dan Minyak Goreng 500 gr, 20 transaksi yang mendukung aturan tiga item menghasilkan confidence 74,074% untuk anteseden Telur–Bon Cabe dan 100% ketika anteseden mencakup Minyak Goreng 500 gr; nilai lift aturan terpilih menunjukkan asosiasi positif pada aturan terpilih. Temuan tersebut membuktikan bahwa catatan transaksi dapat disusun menjadi informasi keterkaitan produk, tetapi belum membuktikan adanya kenaikan penjualan, penurunan kekosongan stok, atau keberhasilan promosi. Pengujian black-box menunjukkan kesesuaian fungsi login, transaksi, dan pengguna dengan skenario yang dicatat, sedangkan evaluasi flowgraph proses Apriori memberikan kompleksitas siklomatis empat sebagai dasar identifikasi jalur uji, bukan bukti cakupan uji menyeluruh. Kontribusi utama penelitian terletak pada integrasi perhitungan, penelusuran aturan, dan antarmuka pengelolaan dalam satu aplikasi untuk ritel kecil. Validitas penggunaannya tetap dibatasi oleh pengamatan satu bulan, belum terdokumentasinya audit rinci normalisasi nama produk, serta belum tersedianya pengujian hasil bisnis sesudah penerapan. Karena itu, penerapan operasional sebaiknya dilakukan melalui uji coba terukur disertai pemeriksaan konsistensi data dan pengujian ulang pada periode lain sebelum menjadi kebijakan permanen. Kontribusi penelitian ini terletak pada integrasi analisis transaksi, evaluasi kekuatan aturan asosiasi berdasarkan support, confidence, dan lift, serta pengujian fungsional aplikasi berbasis web untuk mendukung pengambilan keputusan pada ritel sembako skala kecil.

5. PERNYATAAN PENULIS

5.1 Kontribusi Penulis

Konseptualisasi: A. S.;
Metodologi: S. dan A. S.;
Perangkat Lunak: A. S.;
Validasi: S. dan A. S.;
Analisis Formal: A. S.;
Investigasi: A. S.;
Sumber Daya: A. S.;
Kurasi Data: A. S.;
Penulisan Draf Awal: A. S.;
Penulisan, Peninjauan, dan Penyuntingan: A. S.;
Visualisasi: A. S.;
Penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang disiapkan untuk publikasi.

5.2 Ketersediaan Data

Data transaksi yang digunakan dalam penelitian ini tersedia berdasarkan permintaan kepada penulis korespondensi dengan mempertimbangkan kerahasiaan data operasional Toko Azam.

5.3 Pendanaan

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal khusus dari lembaga pendanaan publik, komersial, maupun nirlaba.

5.4 Pernyataan Dewan Peninjau Institusional

Tidak berlaku (*not applicable*) karena penelitian menggunakan data transaksi operasional dan tidak melibatkan intervensi terhadap subjek manusia.

5.5 Pernyataan Persetujuan Berdasarkan Informasi

Tidak berlaku (*not applicable*). Data yang dianalisis berupa catatan transaksi penjualan dan tidak menyertakan identitas personal pelanggan.

5.6 Pernyataan Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan tidak memiliki kepentingan keuangan yang bersaing atau hubungan pribadi yang dapat dipandang memengaruhi pekerjaan yang dilaporkan dalam artikel ini.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

5.7 Penggunaan AI Generatif dan Teknologi Berbantuan AI dalam Proses Penulisan

Penulis menggunakan AI Generatif untuk membantu restrukturisasi naskah dan peningkatan kejelasan bahasa. Substansi penelitian, data, perhitungan, interpretasi hasil, pemilihan referensi, serta verifikasi akhir tetap ditinjau dan menjadi tanggung jawab penuh penulis.

REFERENCES

[1] R. N. Dianti and J. Zeniarja, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Toserba Yusuf Semarang," *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 1013–1021, 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i2.5421.

[2] R. B. Samasto and E. Mailoa, "Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Promosi Produk," *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 16, no. 2, pp. 17–25, 2025, doi: 10.51903/jtikp.v16i2.1011.

[3] N. Aini and Z. Fatah, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Dataset Market Basket Analysis," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 168–176, 2025, doi: 10.35473/jamastika.v4i2.4521.

[4] S. Hidayatuloh, C. D. N. Sari, and T. Ghofar, "Strategi Penempatan Produk Berdasarkan Analisis Market Basket dengan Algoritma Apriori di Swalayan ABC Purwokerto," *J. Tek. Ind. Bisnis Digit. dan Tek. Logistik*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2025, doi: 10.20895/trinistik.v4i1.1822.

[5] C. Fernandez-Basso, M. D. Ruiz, and M. J. Martin-Bautista, "New Spark solutions for distributed frequent itemset and association rule mining algorithms," *Cluster Comput.*, vol. 27, pp. 1217–1234, 2024, doi: 10.1007/s10586-023-04014-w.

[6] S. Butsianto, C. Naya, and A. M. Rifa'i, "Implementasi Algoritma Apriori dalam Menemukan Pola Asosiasi pada Data Penjualan Produk Retail," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 5, no. 5, pp. 938–947, 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v5i5.731.

[7] M. Danny and I. Isarianto, "Implementasi Data Mining untuk Menentukan Pola Pembelian Obat Menggunakan Metode Apriori," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 6, no. 4, pp. 1584–1592, 2026, doi: 10.47065/bulletincsr.v6i4.1133.

[8] R. N. Fahrizal, I. Arfyanti, and U. Nurfadhila, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Menganalisis Pola Minat Beli Konsumen di Coffee Shop," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 6, no. 4, pp. 1711–1718, 2026, doi: 10.47065/bulletincsr.v6i4.1056.

[9] J. Ramadhani, L. Efrizoni, H. Yenni, and F. Zoromi, "Analisis Performa Penjualan dan Prediksi Omzet dengan Pendekatan Market Basket Analysis Berbasis Data Analytics," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 14, no. 2, 2025, doi: 10.33022/ijcs.v14i2.4788.

[10] S. Widiyanesti, M. N. Hakim, N. Syamsiyah, and Y. M. Dirohmat, "Enhancing Retail Store Layout for Impulsive Buying Using Market Basket Analysis and the Apriori Algorithm," *J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 11, no. 1, 2025.

[11] S. Rana, M. N. I. Mondal, and M. R. Islam, "Unveiling Purchase Patterns: A Comparative Analysis of Apriori, FP-Growth, and Eclat Algorithms in Market Basket Analysis," in *2025 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)*, 2025. doi: 10.1109/ECCE64574.2025.11013458.

[12] X. Wan and X. Han, "Efficient Top-k Frequent Itemset Mining on Massive Data," *Data Sci. Eng.*, vol. 9, pp. 177–203, 2024, doi: 10.1007/s41019-024-00241-2.

[13] Z. Farheen and D. Andhe, "Prediction of Customer Purchasing Patterns for Retail Optimization Using Market Basket Techniques," in *2024 8th International Conference on Computational System and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS)*, 2024, pp. 1–5. doi: 10.1109/CSITSS64042.2024.10816740.

[14] M. Alawadh and A. Barnawi, "THAPE: A Tunable Hybrid Associative Predictive Engine Approach for Enhancing Rule Interpretability in Association Rule Learning for the Retail Sector," *Comput. Mater. Contin.*, vol. 79, no. 3, pp. 4995–5015, 2024, doi: 10.32604/cmc.2024.048762.

[15] R. H. Tristiani and F. S. Papilaya, "Analisis Keterkaitan Layanan Laundry Menggunakan Market Basket Analysis dan Apriori pada One Laundry Jogja," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 238–250, 2026, doi: 10.30865/json.v8i1.10073.

[16] S. D. Rahmawati, A. B. Oktavia, F. S. A. Putri, and D. L. Fithri, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menemukan Pola Asosiasi Pada Data Penjualan Retail Fashion," *SIMKOM*, vol. 10, no. 2, pp. 289–295, 2025, doi: 10.51717/simkom.v10i2.910.

[17] A. W. Bong and M. Mardiani, "Penerapan Data Analitik untuk Menentukan Pola Asosiasi Penjualan dengan Algoritma Apriori," *MDP Student Conf.*, vol. 4, no. 1, pp. 31–38, 2025, doi: 10.35957/mdp-sc.v4i1.10930.

[18] N. A. Hibnastiar, A. F. Setiawan, and E. H. Susanto, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 321–331, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1782.

[19] A. Kurniawan and A. S. Tihurua, "Pengelolaan Data Transaksi Penjualan Sembako Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Toko Sembako Berkah)," *JUPITER J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 7, no. 1, pp. 27–33, 2026, doi: 10.53990/ehgnd746.

[20] G. V. Herdian and F. Sulianta, "Penerapan Association Rule Mining untuk Rekomendasi Promo Bundling dalam Sistem CRM Berbasis Online," *J. Algoritm.*, vol. 22, no. 2, pp. 188–196, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.2398.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.