ANALISIS POLA PEMBELIAN DAN REKOMENDASI PRODUK MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA SISTEM POINT OF SALE BERBASIS WEB

Wenti Ayu Wahyuni[*1], Belsana Butar Butar[2], Muh. Nasirudin Karim[3]
[1]Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Kecerdasan Artifisial, Universitas Teknologi Mataram, Mataram, Indonesia
[2]Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia
[3]Program Studi Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Teknologi Mataram, Mataram, Indonesia
Penulis korespondensi: Wenti Ayu Wahyuni (wentiayu443322@gmail.com)

Usaha ritel membutuhkan pencatatan transaksi yang terintegrasi dengan analisis data agar informasi penjualan dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan ApriPOS, sistem point of sale berbasis web yang menerapkan algoritma Apriori untuk menemukan pola pembelian dan membentuk rekomendasi produk. Sistem dikembangkan melalui analisis kebutuhan, perancangan aliran data, implementasi modul transaksi, produk, riwayat, pengguna, dashboard, serta integrasi analisis aturan asosiasi. Basis data pada saat dokumentasi memuat 55 transaksi yang digunakan sebagai data pengujian awal purwarupa (proof-of-concept) untuk memeriksa integrasi POS dan keluaran komputasi Apriori. Pengujian menggunakan minimum support 7% dan minimum confidence 6% menghasilkan 44 aturan. Aturan Gula Pasir 1 kg menuju Tepung Terigu 1 kg memperoleh support 33,96%, confidence 100%, dan lift 2,944, sedangkan Mi Goreng menuju Minyak Goreng 1 L memperoleh support 66,04%, confidence 100%, dan lift 1,514. Hasil menunjukkan kemampuan purwarupa menampilkan aturan asosiasi sebagai calon rekomendasi promosi bundel, penataan produk, dan persediaan. Confidence 100% berlaku hanya pada data analisis yang terbatas dan belum membuktikan pola konsumen yang stabil atau peningkatan penjualan.

Keywords - Algoritma Apriori, analisis pola pembelian, aturan asosiasi, point of sale, rekomendasi produk.

I. PENDAHULUAN

Transformasi digital mengubah cara usaha mengelola pekerjaan dan informasi operasional[1] . Pada usaha ritel, sistem point of sale (POS) berbasis web dapat mengintegrasikan pencatatan transaksi melalui layanan aplikasi [2] . Data transaksi dari POS selanjutnya dapat digunakan untuk market basket analysis sehingga kecenderungan produk yang dibeli bersama dapat dikenali [3]. Pemanfaatan pola tersebut memberi informasi tambahan untuk mengevaluasi pendapatan dan keputusan usaha ritel [4]. Namun, pada banyak usaha berskala kecil, data transaksi masih digunakan sebatas rekapitulasi sehingga hubungan antarpembelian belum dimanfaatkan sebagai dasar promosi dan persediaan.

Association rule mining digunakan untuk menemukan keterkaitan antaritem dalam basis data transaksi. Pendekatan fuzzy dapat digunakan ketika nilai penjualan dan hubungan produk perlu direpresentasikan secara lebih fleksibel [5]. Kajian perbandingan menunjukkan bahwa algoritma frequent pattern memiliki karakteristik proses dan efisiensi yang berbeda[6], sedangkan perbandingan candidate generation dan pattern growth membantu menentukan pendekatan yang sesuai untuk data perdagangan elektronik[7]. Perhitungan aturan juga perlu memperhatikan definisi pencacahan agar support dan confidence tidak disalahartikan [8]. Pada data bahan pokok, Apriori dapat digunakan untuk membaca perilaku pembelian pelanggan. Aturan yang dihasilkan selanjutnya dapat menjadi bagian dari sistem rekomendasi ritel yang mendukung keputusan secara transparan[9] .

Susanto dan Fenriana mengintegrasikan POS berbasis web dengan Apriori untuk membentuk market basket analysis dari data transaksi[3] . Ashari et al. menerapkan Apriori pada usaha ritel dengan fokus pada analisis pendapatan [4]. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa data transaksi dapat dikembangkan dari sekadar catatan penjualan menjadi informasi mengenai keterkaitan produk.

Pemanfaatan hasil aturan asosiasi berkembang ke beberapa kebutuhan bisnis. Maulana dan Rohman menggunakan Apriori untuk rekomendasi produk pada marketplace pertanian [10], sementara Trifena et al. menyusun paket bundel untuk penjualan toko swalayan [11] . Putry et al. memanfaatkan aturan untuk menentukan tata letak barang [12] . Penerapan lain mencakup analisis pola pembelian pelanggan [13] , transaksi gerai ritel [10] , minat terhadap produk pakaian [14] , dan penjualan bahan

bangunan [15] . Pada aspek persediaan, Permana et al. menggunakan Apriori untuk mendukung pengelolaan stok pada ritel rumahan [16] , sedangkan Permana et al. mengembangkan rekomendasi produk suku cadang [17].

Penelitian komparatif oleh Naibaho et al. membandingkan Apriori dengan FP-Growth untuk memperoleh pola yang mendukung peningkatan penjualan[18] . Apriori juga diterapkan untuk menentukan produk terlaris [19] dan mendukung peningkatan penjualan toko [20]. Dalam konteks operasional, Darmaastawan menggunakan hasil analisis untuk penataan produk [21] , Nugraheni dan Nugroho menganalisis keranjang belanja pada warung sembako[22] , dan Utnasari mengidentifikasi pola pembelian pada transaksi minimarket [23] .

Kajian penelitian terdahulu memperlihatkan tiga kecenderungan. Pertama, penelitian berfokus pada pembentukan aturan dari data yang telah tersedia. Kedua, hasil aturan diarahkan pada bundling, tata letak, rekomendasi, atau persediaan. Ketiga, hanya sebagian penelitian yang menempatkan analisis tersebut di dalam alur POS. ApriPOS memadukan ketiga kebutuhan tersebut: transaksi dicatat melalui antarmuka operasional, detail item disimpan sebagai keranjang, dan aturan ditampilkan kembali pada aplikasi yang sama.

Kebaruan penelitian bukan terletak pada penciptaan algoritma baru, melainkan pada penerapan terintegrasi yang dapat digunakan oleh toko sembako. Penelitian menekankan keterlacakan antara transaksi, itemset, nilai aturan, dan rekomendasi bisnis. Dengan demikian, pemilik dapat membedakan produk terlaris yang dihitung secara individual dari pasangan produk yang memiliki hubungan asosiasi.

Tujuan penelitian adalah mengembangkan sistem POS berbasis web, menerapkan Apriori untuk menganalisis pola pembelian, serta menerjemahkan aturan yang terbentuk menjadi rekomendasi produk. Kontribusi penelitian meliputi integrasi modul operasional dan analitik, pemisahan akses Admin, Kasir, dan Pemilik, serta penyajian support, confidence, dan lift sebagai dasar interpretasi aturan.

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

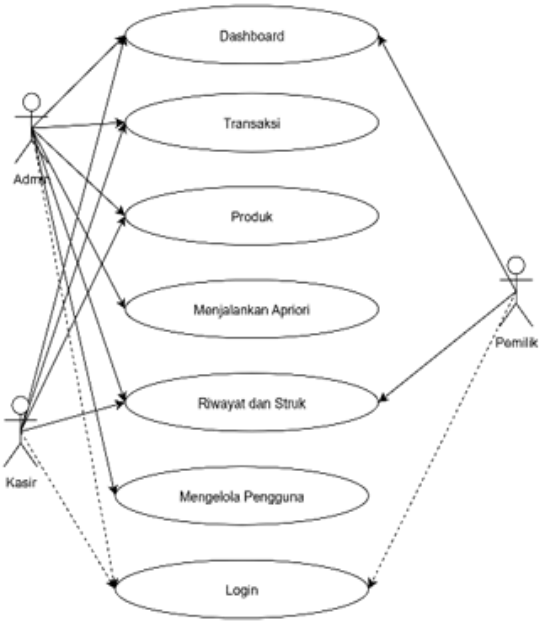
Penelitian menggunakan pendekatan pengembangan sistem yang dimulai dari identifikasi masalah, studi literatur, analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, verifikasi fungsi, dan analisis hasil. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian dan pengembangan ApriPOS

B. Kebutuhan dan Arsitektur Fungsional

ApriPOS dibangun sebagai aplikasi web dengan basis data MySQL. Sistem menyediakan dashboard, transaksi penjualan, data produk, analisis Apriori, riwayat transaksi, pencetakan struk, dan data pengguna. Hak akses dibagi menjadi Admin, Kasir, dan Pemilik. Admin mengelola seluruh modul; Kasir menjalankan transaksi dan fungsi operasional sesuai izin; Pemilik memantau dashboard, riwayat, dan informasi yang mendukung keputusan.



Gambar 2. Use case sistem ApriPOS

Diagram use case pada Gambar 2 menunjukkan fungsi yang dapat diakses oleh setiap aktor. Pembagian akses diterapkan agar pengelolaan data sensitif, terutama akun pengguna dan parameter analisis, berada pada peran yang berwenang. Rincian aktor, use case utama, serta prasyarat dan keluaran sistem dirangkum pada Tabel 1.

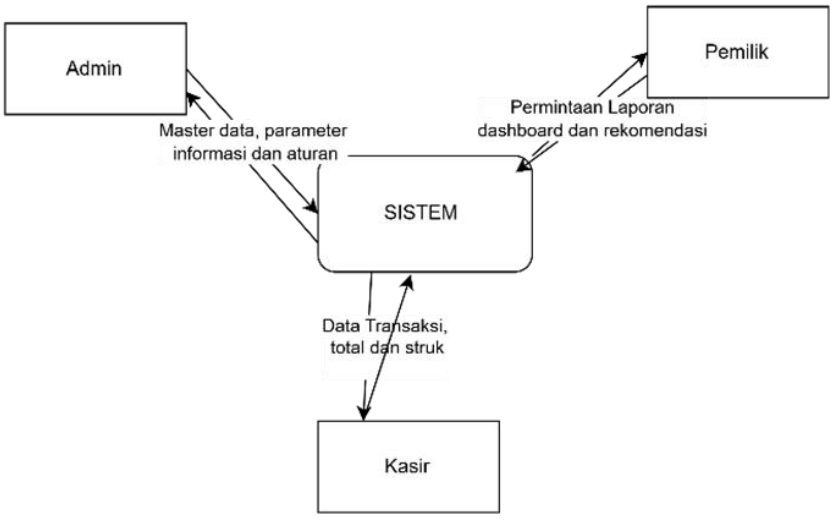
Tabel 1. Deskripsi aktor dan use case utama

Aktor	Use Case Utama	Prasyarat Dan Hasil
Admin	Kelola Produk Pengguna, Transaksi Dan Jalankan Apriori	Login Admin: Data Tersimpan
Kasir	Cari Produk, Keranjang, Pembayaran Dan Struk	Login Kasir : Transaksi Tercatat
Pemilik	Dashboard, Riwayat Dan Pemantauan	Login Pemilik : Informasi Tampil
Sistem	Hitung Total, Stok, Grafik Dan Aturan	Data Valid : Keluaran Di Perbaharui

Skenario transaksi dimulai ketika Kasir mencari produk melalui barcode, SKU, atau nama. Sistem memeriksa ketersediaan produk, menambahkan item ke keranjang, menghitung subtotal dan total, kemudian menyimpan transaksi setelah pembayaran dikonfirmasi. Detail transaksi menjadi sumber pembentukan basket. Admin dapat memperbaiki master produk dan akun, sedangkan Pemilik menggunakan ringkasan untuk memantau operasi tanpa mengubah konfigurasi inti.

C. Data Flow Diagram

DFD konteks pada Gambar 3 menggambarkan pertukaran data antara aktor dan ApriPOS. Admin memasukkan master data dan parameter analisis, Kasir memasukkan transaksi, sedangkan Pemilik meminta informasi kinerja. Sistem menghasilkan total transaksi, struk, dashboard, laporan, dan rekomendasi.



Gambar 3. DFD konteks ApriPOS

D. Perancangan Basis Data

Perancangan basis data mengikuti kebutuhan keterlacakan transaksi. Entitas transaksi menyimpan informasi umum seperti waktu, pelanggan, pembayaran, total, dan pengguna. Entitas detail_transaksi menyimpan setiap produk, kuantitas, dan harga pada satu keranjang. Pemisahan tersebut memungkinkan satu transaksi memiliki banyak item sekaligus menjaga data produk tidak berulang pada tabel transaksi. Gambar 4 menunjukkan rancangan hubungan antarentitas pengguna, produk, transaksi, dan detail transaksi, serta sumber data yang digunakan untuk membentuk aturan asosiasi menggunakan algoritma Apriori.



Gambar 4. Rancangan hubungan entitas utama ApriPOS

Entitas pengguna berelasi satu-ke-banyak dengan transaksi karena satu pengguna dapat mencatat banyak penjualan. Transaksi berelasi satu-ke-banyak dengan detail transaksi, sedangkan produk berelasi satu-ke-banyak dengan detail transaksi. Aturan Apriori dibentuk dari pasangan produk pada detail transaksi dan dapat disimpan untuk kebutuhan audit hasil analisis. Kunci asing menjaga agar setiap detail selalu merujuk pada transaksi dan produk yang sah.

E. Algoritma Apriori

Data masukan berupa kumpulan transaksi T={t1,t2,...,tn}, dengan setiap transaksi berisi satu atau lebih produk. Kandidat itemset dibentuk secara bertahap dan dipertahankan apabila memenuhi minimum support. Pembentukan basket dari transaksi POS digunakan pada integrasi POS dan Apriori [3]. Pengolahan itemset juga diterapkan untuk analisis pendapatan ritel [4] , keranjang belanja warung sembako [22] , serta transaksi minimarket [23]. Nilai support, confidence, dan lift dihitung menggunakan (1)-(3).

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{n(A \cup B)}{N} \quad (1)$$

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cup B)}{Support(A)} \quad (2)$$

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

Pada persamaan (1), n(A ∪ B) adalah jumlah basket valid yang memuat seluruh item A dan B, sedangkan N adalah jumlah seluruh basket valid pada periode yang sama. A dan B merupakan himpunan item yang tidak beririsan. Support dihitung sebagai proporsi dan dapat ditampilkan dalam persen; confidence dihitung pada Support(A) > 0 dan lift pada Support(B) > 0. Nilai persen dikonversi ke proporsi sebelum perhitungan lift.

Aturan A->B dinyatakan relevan apabila memenuhi ambang minimum dan memiliki lift di atas satu. Pendekatan fuzzy menunjukkan bahwa pembentukan asosiasi dapat mempertimbangkan karakteristik nilai penjualan [5]. Perbandingan algoritma menegaskan bahwa hasil perlu dibaca bersama karakteristik proses penambangan pola [6], [7]. Ketepatan cara menghitung kemunculan item juga memengaruhi interpretasi ukuran aturan[8]. Sistem rekomendasi perlu menyajikan alasan aturan agar keputusan pengguna tetap dapat dijelaskan [9]. ApriPOS menyediakan parameter dalam persen agar pengguna dapat menyesuaikan sensitivitas pencarian pola. Pada pengujian implementasi digunakan minimum support 7% dan minimum confidence 6%.

Prosedur komputasi terdiri atas enam langkah. Pertama, sistem mengambil transaksi beserta produk di dalamnya. Kedua, transaksi dengan struktur item yang valid diubah menjadi himpunan unik. Ketiga, sistem menghitung support setiap satu-itemset dan menghapus kandidat yang tidak memenuhi ambang. Keempat, frequent itemset digabungkan untuk membentuk kandidat berikutnya. Kelima, aturan berarah dibentuk dari frequent itemset. Keenam, sistem menghitung confidence dan lift, menyaring hasil, lalu mengurutkan aturan untuk ditampilkan. Urutan pengambilan basket, normalisasi item, pembentukan kandidat, dan penyaringan aturan dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Tahapan pengolahan Apriori pada ApriPOS

Langkah	Proses Apriori	Keluaran
1	Ambil detail transaksi	Daftar basket
2	Normalisasi dan deduplikasi item	Himpunan transaksi
3	Hitung support kandidat	Frequent 1-itemset
4	Join dan prune kandidat	Frequent k-itemset
5	Bentuk aturan A → B	Kandidat aturan
6	Hitung confidence dan lift	Aturan terpilih

Ambang support mengendalikan seberapa sering kombinasi harus muncul, sedangkan confidence

menyatakan konsistensi konsekuen ketika anteseden muncul. Nilai ambang yang terlalu tinggi dapat menghilangkan pola pada data kecil; nilai terlalu rendah dapat menghasilkan banyak aturan yang kurang berguna. Oleh karena itu, hasil 44 aturan dibaca kembali melalui lift dan konteks produk, bukan diterima hanya karena lolos ambang.

F. Evaluasi Implementasi

Evaluasi dilakukan melalui verifikasi kesesuaian fungsi terhadap antarmuka yang terdokumentasi dan interpretasi keluaran Apriori. Verifikasi meliputi login berbasis peran, pengelolaan produk, penyimpanan transaksi, pembaruan dashboard, penelusuran riwayat, pencetakan struk, pengelolaan pengguna, dan pembentukan aturan asosiasi. Fungsi yang diperiksa, indikator verifikasi, dan bukti dokumentasi disajikan pada Tabel 3. Indikator tersebut merupakan pemeriksaan dokumentasi, bukan hasil pengukuran tingkat keberhasilan pengujian formal.

Tabel 3. Indikator verifikasi implementasi

Fungsi	Indikator Verifikasi	Bukti
Login	Menu Sesuai Peran	Akun Admin, Kasir, Pemilik
Produk	Tambah, Detail, Ubah, Hapus	Halaman Data Produk
Transaksi	Item Dan Total Tersimpan	Keranjang Dan Riwayat
Struk	Detail Dapat Dicetak	Tampilan Struk
Dashboard	Ringkasan Diperbarui	Kartu Dan Grafik 7 Hari
Apriori	Aturan Dan Metrik Tampil	44 Aturan Asosiasi

Verifikasi bersifat fungsional-deskriptif karena penelitian memeriksa keberadaan alur dan keluaran pada aplikasi yang telah dibangun. Penelitian tidak menyatakan persentase keberhasilan usability atau waktu respons karena instrumen dan rekaman pengujiannya belum tersedia. Pembatasan klaim ini menjaga agar kesimpulan tetap sebanding dengan bukti antarmuka dan keluaran sistem.

G. Arsitektur Operasional dan Keamanan

ApriPOS dijalankan melalui peramban pada komputer atau laptop yang terhubung ke jaringan tempat aplikasi ditempatkan. Peramban mengirimkan permintaan dari antarmuka, aplikasi memproses aturan bisnis, kemudian MySQL menyimpan atau mengambil data. Pemisahan lapisan antarmuka, logika proses, dan penyimpanan memungkinkan perubahan tampilan dilakukan tanpa mengubah struktur transaksi, serta memudahkan pengembangan modul analisis.

Kontrol akses diterapkan setelah autentikasi. Setiap akun memiliki identitas, peran, shift, status aktif, dan catatan login terakhir. Admin bertanggung jawab membuat atau menonaktifkan akun serta menjaga konsistensi master data. Kasir menggunakan akun individual agar transaksi dapat ditelusuri. Pemilik memantau ringkasan dan riwayat untuk menghindari perubahan data operasional yang tidak diperlukan.

Pengamanan operasional mencakup penggunaan kata sandi yang tidak dibagikan, pembatasan menu berdasarkan peran, pencadangan basis data, dan pemeriksaan perubahan data penting. Pada sisi kualitas data, SKU harus unik, harga dan satuan ditulis konsisten, serta stok negatif perlu diperiksa. Kualitas tersebut memengaruhi bukan hanya transaksi, tetapi juga validitas itemset yang dianalisis. Risiko operasional, kontrol yang dideskripsikan, dan tindak lanjut yang disarankan dirangkum pada Tabel 4; efektivitas kontrol tersebut belum dievaluasi melalui audit keamanan.

Tabel 4. Risiko operasional dan pengendalian

Risiko	Kontrol Pada Sistem	Tindak Lanjut
Akses Tidak Sah	Login Dan Peran Pengguna	Audit Akun Berkala
Data Transaksi Hilang	Penyimpanan Basis Data	Pencadangan Terjadwal
Sku Ganda	Validasi Master Produk	Pemeriksaan Duplikasi
Stok Tidak Wajar	Ringkasan Stok Rendah	Rekonsiliasi Stok
Aturan Menyesatkan	Tiga Metrik Asosiasi	Validasi Periode Dan Konteks

H. Kualitas Data dan Strategi Validasi

Kualitas aturan asosiasi bergantung langsung pada cara transaksi dibentuk. Setiap transaksi harus memiliki kode unik dan memuat daftar produk yang benar-benar dibeli pada satu kesempatan. Transaksi yang dibatalkan, detail tanpa header, item duplikat akibat kesalahan input, atau produk dengan dua SKU untuk barang yang sama dapat mengubah frekuensi itemset. Sebelum analisis, sistem perlu memastikan hubungan header-detail lengkap dan setiap SKU memiliki makna konsisten.

Transaksi satu item tetap harus diperhitungkan dalam denominator support apabila termasuk basket valid pada periode analisis, meskipun transaksi tersebut tidak menghasilkan pasangan produk. Dalam dokumentasi ini, 55 merupakan jumlah transaksi tersimpan; jumlah basket efektif yang digunakan algoritma belum dikonfirmasi melalui log. Persentase support yang dilaporkan tidak dapat diaudit hanya dari jumlah 55 transaksi tersebut. Dengan demikian, perbedaan denominator perlu ditelusuri pada log dan tidak boleh dianggap sebagai bukti bahwa proses penyaringan tertentu sudah dilakukan.

Validasi parameter dilakukan dengan menjalankan beberapa kombinasi minimum support dan confidence pada periode yang sama. Ambang lebih rendah biasanya menambah jumlah aturan, sedangkan ambang lebih tinggi menyisakan pola dominan. Pemilihan akhir sebaiknya mempertimbangkan jumlah aturan yang dapat ditindaklanjuti oleh pemilik, bukan hanya jumlah aturan terbesar. Lift digunakan sebagai pemeriksaan tambahan agar aturan populer tetapi lemah tidak ditempatkan sebagai prioritas utama. Pemeriksaan kualitas data yang diperlukan sebelum analisis dirangkum pada Tabel 5. Daftar ini merupakan strategi validasi, bukan bukti bahwa seluruh pemeriksaan telah dijalankan pada dataset dokumentasi.

Tabel 5. Pemeriksaan kualitas data sebelum Apriori

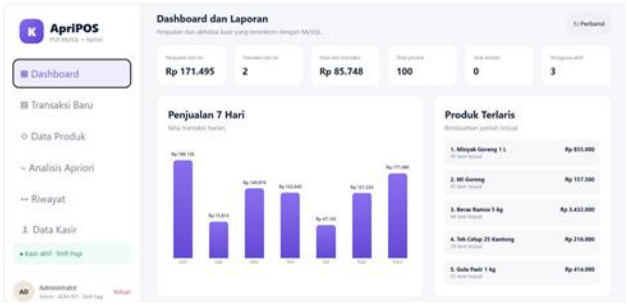
Pemeriksaan	Risiko Jika Diabaikan	Tindakan Validasi
Kode Transaksi Unik	Keranjang Terhitung Ganda	Cek Duplikasi Kode
Sku Konsisten	Produk Terpecah Menjadi Beberapa Item	Normalisasi Master Produk
Header-Detail Lengkap	Item Kehilangan Konteks Transaksi	Cek Relasi Basis Data
Transaksi Batal	Frekuensi Menjadi Bias	Keluarkan Status Batal
Periode Jelas	Pola Tidak Dapat Dibandingkan	Simpan Tanggal Awal–Akhir
Parameter Tercatat	Analisis Sulit Direplikasi	Simpan Support Dan Confidence

Strategi validasi hasil mencakup empat tahap. Pertama, verifikasi manual beberapa aturan menggunakan riwayat transaksi. Kedua, periksa apakah support, confidence, dan lift sesuai dengan hitungan dari basis data. Ketiga, minta pemilik menilai kewajaran hubungan produk berdasarkan praktik toko. Keempat, pantau aturan pada periode berikutnya. Aturan yang tetap kuat pada beberapa periode memiliki dasar yang lebih baik untuk diterapkan daripada aturan yang muncul sekali akibat volume data terbatas.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

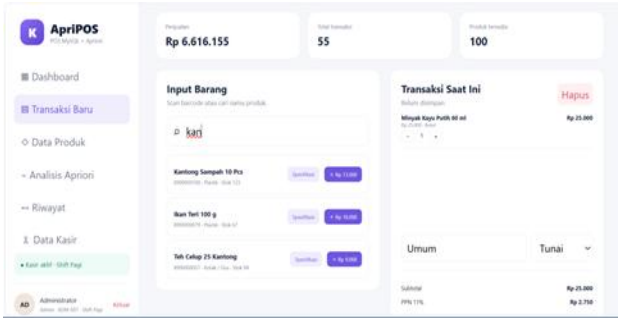
A. Implementasi Sistem

ApriPOS versi 1.0 berhasil mengintegrasikan proses penjualan dan analisis pola pembelian. Dashboard menampilkan penjualan hari berjalan, jumlah transaksi, rata-rata transaksi, total produk, stok rendah, pengguna aktif, grafik penjualan tujuh hari, dan produk terlaris. Pada kondisi dokumentasi, basis data memuat 55 transaksi dengan nilai penjualan Rp6.611.155, 100 produk, dan tiga pengguna aktif. Tampilan dashboard ditunjukkan pada Gambar 5. Angka operasional pada kondisi dokumentasi dirangkum pada Tabel 6. Sebanyak 55 transaksi diposisikan sebagai data pengujian awal purwarupa (proof-of-concept), dengan tujuan memeriksa alur integrasi transaksi dan keluaran komputasi algoritma. Ukuran ini belum memadai untuk menyimpulkan pola pembelian populasi pelanggan, stabilitas aturan antarperiode, atau keberhasilan rekomendasi dalam meningkatkan penjualan.



Gambar 5. Dashboard ApriPOS

Modul transaksi memungkinkan pencarian produk berdasarkan barcode, SKU, atau nama; pengaturan kuantitas; pemilihan pelanggan dan metode pembayaran; serta perhitungan subtotal, pajak, dan total. Setelah pembayaran disimpan, data masuk ke riwayat dan dapat dicetak sebagai struk. Modul produk menyediakan fungsi tambah, cari, detail, ubah, dan hapus produk. Halaman transaksi pada Gambar 6 memungkinkan pencarian produk berdasarkan barcode, SKU, atau nama; pengaturan kuantitas; pemilihan pelanggan dan metode pembayaran; serta perhitungan subtotal, pajak, dan total. Setelah pembayaran disimpan, data masuk ke riwayat dan dapat dicetak sebagai struk. Modul produk menyediakan fungsi tambah, cari, detail, ubah, dan hapus produk.



Gambar 6. Halaman transaksi penjualan

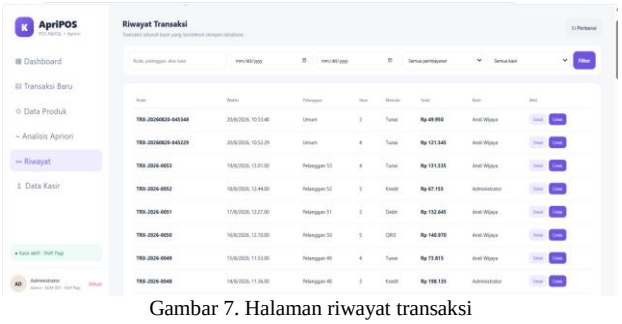
Tabel 6. Indikator operasional ApriPOS

Indikator	Nilai Dokumentasi	Makna
Total Penjualan	Rp6.611.155	Akumulasi Nilai Transaksi
Total Transaksi	55	Rekaman Pada Basis Data
Total Produk	100	Master Produk Tersedia
Penjualan Hari Ini	Rp171.495	Aktivitas Hari Berjalan
Transaksi Hari Ini	2	Bukan Total Historis
Rata-Rata Hari Ini	Rp85.748	Nilai Rata-Rata Transaksi
Pengguna Aktif	3	Akun Operasional

Perbedaan antara total historis dan indikator harian perlu dijaga dalam analisis. Angka dua transaksi pada dashboard hanya menggambarkan hari berjalan, sedangkan 55 transaksi merupakan jumlah rekaman historis yang tampak pada modul transaksi. Denominator support harus berasal dari transaksi efektif yang diproses algoritma setelah validasi keranjang, bukan indikator transaksi hari ini.

B. Riwayat, Struk dan Pengguna

Modul riwayat pada Gambar 7 menyediakan pencarian berdasarkan kode transaksi, pelanggan, atau kasir serta filter rentang tanggal dan metode pembayaran. Setiap baris memuat waktu, pelanggan, jumlah item, metode pembayaran, total, dan petugas. Fungsi detail digunakan untuk menelusuri komposisi keranjang, sedangkan fungsi cetak menghasilkan bukti transaksi. Keterlacakan ini penting ketika nilai dashboard perlu dicocokkan dengan transaksi sumber.



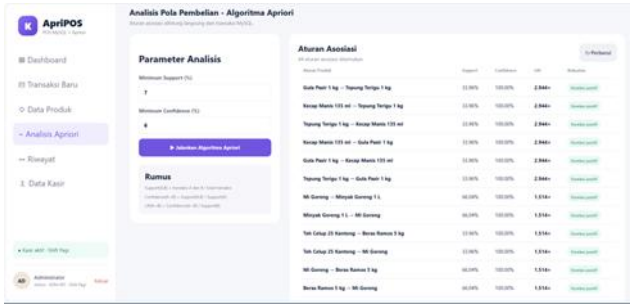
Gambar 7. Halaman riwayat transaksi

Struk menampilkan identitas transaksi, waktu, daftar barang, harga, kuantitas, subtotal, pembayaran, dan kembalian. Selain menjadi bukti bagi pelanggan, struktur struk menunjukkan bahwa sistem mempertahankan hubungan antara header transaksi dan detail item. Hubungan tersebut sama dengan struktur basket yang diperlukan Apriori.

Modul pengguna memuat kode, nama, username, peran, shift, status, dan login terakhir. Admin dapat menambah, mengubah, menonaktifkan, atau menghapus akun sesuai kebijakan. Kasir hanya melihat informasi yang diizinkan. Pemisahan akun memungkinkan penanggung jawab transaksi dikenali dan membantu pengawasan aktivitas pengguna.

C. Hasil Analisis Apriori

Pengujian melalui halaman Analisis Pola Pembelian menggunakan minimum support 7% dan minimum confidence 6%. Sistem menghasilkan 44 aturan asosiasi serta menampilkan support, confidence, lift, dan klasifikasi kekuatan aturan. Tampilan hasil diperlihatkan pada Gambar 8. Jumlah 44 aturan merupakan keluaran pada parameter tersebut, bukan ukuran ketepatan prediksi atau bukti efektivitas bisnis rekomendasi.



Gambar 8. Hasil analisis pola pembelian dengan Apriori

Pada cuplikan keluaran, aturan Gula Pasir 1 kg → Tepung Terigu 1 kg mempunyai support 33,96%, confidence 100%, dan lift 2,944. Lift tersebut berarti frekuensi relatif konsekuen pada basket yang memuat anteseden adalah sekitar 2,944 kali frekuensi relatif konsekuen pada seluruh basket yang dianalisis. Confidence 100% berarti tidak ada basket yang memuat anteseden tanpa konsekuen dalam sampel analisis; nilai ini bukan jaminan bahwa semua pelanggan pada transaksi berikutnya akan membeli kedua produk. Dengan hanya 55 transaksi tersimpan, confidence sempurna dapat muncul karena jumlah kemunculan anteseden terbatas, komposisi sampel, atau karakteristik periode pengamatan. Karena jumlah basket anteseden dan periode observasi belum tersedia, ketidakpastian nilai tersebut belum dapat diukur. Support dan lift tetap perlu dibaca bersama jumlah kemunculan absolut dan cakupan data [4]. Confidence yang tinggi tetap perlu dibaca bersama karakteristik asosiasi agar aturan yang jarang terjadi tidak langsung dijadikan keputusan [5].

Pasangan Gula Pasir-Tepung Terigu dapat dipertimbangkan sebagai promosi bundel karena aturan asosiasi telah digunakan untuk menyusun paket produk swalayan [12]. Penempatan pasangan produk secara berdekatan juga sejalan dengan penerapan Apriori untuk menentukan tata letak barang [13] dan penataan produk pada lingkungan ritel [23]. Aturan Mi Goreng-Minyak Goreng memiliki support lebih besar, yaitu 66,04%, tetapi lift lebih rendah sebesar 1,514. Artinya, pasangan tersebut lebih sering muncul, sedangkan peningkatan peluang relatifnya tidak sekuat kelompok aturan dengan lift 2,944. Perbedaan ini menunjukkan bahwa pemilihan rekomendasi tidak cukup menggunakan satu metrik.

D. Kesesuaian Sistem dan Keterbatasan

Integrasi POS memungkinkan analisis menggunakan sumber transaksi yang sama dengan dashboard tanpa pemindahan manual ke aplikasi lain. Akan tetapi, penelitian ini merupakan studi implementasi purwarupa pada satu toko dengan 55 transaksi tersimpan. Dataset kecil rentan menghasilkan aturan yang tampak kuat akibat komposisi sampel dan frekuensi anteseden yang rendah. Jumlah transaksi efektif, periode observasi, serta rincian transaksi yang dikeluarkan belum terdokumentasi pada berkas yang tersedia sehingga hasil belum dapat direplikasi secara independen. Karena itu, 44 aturan diperlakukan sebagai keluaran awal sistem dan calon rekomendasi; kemampuan generalisasi maupun dampaknya terhadap penjualan belum dibuktikan.

Validitas internal dipengaruhi oleh konsistensi input produk, kelengkapan detail transaksi, dan definisi transaksi efektif. Validitas eksternal terbatas karena objek hanya satu toko sembako. Validitas temporal juga terbatas sebab pola dapat berubah menurut musim, promosi, dan harga. Selain itu, aturan yang terbentuk tidak membuktikan hubungan sebab-akibat serta belum diuji melalui eksperimen promosi sebelum dan sesudah penerapan rekomendasi.

Untuk mengurangi risiko interpretasi, sistem menampilkan support, confidence, dan lift secara bersamaan. Pemilik disarankan menetapkan periode analisis, mencatat perubahan harga atau promosi, meninjau aturan secara berkala, dan membandingkan hasil antarperiode. Aturan yang stabil pada beberapa periode lebih layak diprioritaskan daripada aturan yang hanya muncul sesaat.

E. Rencana Evaluasi Lanjutan

Evaluasi lanjutan perlu menggunakan log transaksi pada periode yang ditetapkan, misalnya satu hingga tiga bulan, serta mendokumentasikan jumlah transaksi total dan efektif. Dataset dipisahkan menurut waktu untuk melihat apakah aturan dari periode awal tetap muncul pada periode berikutnya. Pendekatan berbasis waktu lebih sesuai daripada pembagian acak karena tujuan sistem adalah mendukung keputusan setelah pola ditemukan.

Pengujian black-box dapat disusun untuk setiap fungsi utama. Setiap kasus mencatat identitas pengujian, kondisi awal, masukan, langkah, hasil yang diharapkan, hasil aktual, dan bukti. Kasus negatif perlu mencakup login salah, SKU duplikat, stok tidak cukup, transaksi tanpa item, parameter di luar rentang, serta analisis ketika data tidak memadai. Hasil tersebut akan memperkuat klaim keandalan aplikasi.

Evaluasi usability dapat melibatkan Admin, Kasir, dan Pemilik karena setiap peran memiliki tujuan berbeda. Kasir menilai kecepatan pencarian dan transaksi; Admin menilai kemudahan mengelola produk, pengguna, serta parameter; Pemilik menilai keterbacaan dashboard dan rekomendasi. Instrumen dapat mengukur efektivitas

tugas, waktu penyelesaian, kesalahan, dan kepuasan pengguna.

Dampak bisnis dievaluasi melalui percobaan terbatas. Beberapa pasangan dipilih sebagai kelompok tindakan, sementara pasangan lain menjadi pembanding. Penjualan bersama, margin, nilai rata-rata transaksi, dan kejadian stok kosong dicatat sebelum dan sesudah penerapan. Evaluasi ini diperlukan agar manfaat rekomendasi tidak hanya didasarkan pada keberadaan aturan, tetapi juga pada perubahan operasional yang dapat diukur.

Perbandingan dengan FP-Growth dapat ditambahkan ketika transaksi meningkat. Apriori mudah dijelaskan karena proses kandidat dan pruning terlihat secara konseptual, tetapi jumlah kandidat dapat bertambah pada data besar [6]. FP-Growth mengurangi pembentukan kandidat melalui struktur pohon sehingga karakteristik prosesnya berbeda dari Apriori [7]. Studi pada data toko juga memperlihatkan bahwa kedua algoritma dapat dibandingkan untuk menilai pola yang mendukung peningkatan penjualan [20]. Perbandingan sebaiknya menggunakan dataset, ambang, perangkat, dan metrik yang sama sehingga waktu proses serta aturan yang dihasilkan dapat dinilai secara adil.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

ApriPOS berhasil mengintegrasikan fungsi POS berbasis web dengan analisis pola pembelian menggunakan algoritma Apriori. Sistem menyediakan modul dashboard, transaksi, produk, analisis Apriori, riwayat, pencetakan struk, dan pengguna dengan pembagian akses Admin, Kasir, dan Pemilik. Pengujian menggunakan minimum support 7% dan minimum confidence 6% menghasilkan 44 aturan. Aturan Gula Pasir 1 kg menuju Tepung Terigu 1 kg memperoleh support 33,96%, confidence 100%, dan lift 2,944, sedangkan Mi Goreng menuju Minyak Goreng 1 L memperoleh support 66,04%, confidence 100%, dan lift 1,514. Hasil tersebut dapat digunakan sebagai dasar promosi bundel, penataan produk, rekomendasi silang, dan perencanaan stok. Penelitian berikutnya perlu menggunakan periode transaksi yang lebih panjang, membandingkan beberapa nilai ambang, mengevaluasi stabilitas aturan, serta mengukur dampak rekomendasi terhadap nilai penjualan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Universitas Teknologi Mataram dan pengelola Toko Sembako Yanti Jaya yang mendukung pengembangan dan dokumentasi ApriPOS.

DAFTAR PUSTAKA

[1] L. Jiang, Y. He, and H. Jiang, “Impacts of digital-technology adoption on workers: A simple model and evidence from China,” *International Review of Economics and Finance*, vol. 96, 2024, doi: 10.1016/j.iref.2024.103618.

[2] F. H. Grahitama, W. C. Adiwiguno, and S. F. Pane, “Design and Implementation of a RESTful API-Based Point of Sale System,” *NUANSA INFORMATIKA*, vol. 19, no. 1, 2025, doi: 10.25134/ilkom.v19i1.343.

[3] J. Susanto and I. Fenriana, “Web-Based POS with Apriori Market Basket Analysis,” *bit-Tech*, vol. 6, no. 3, 2024, doi: 10.32877/bt.v6i3.926.

[4] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. Nugroho Triwibowo, and P. Purwono, “Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail,” *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 3, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.

[5] O. Dogan, F. C. Kem, and B. Oztaysi, “Fuzzy association rule mining approach to identify e-commerce product association considering sales amount,” *Complex and Intelligent Systems*, vol. 8, no. 2, 2022, doi: 10.1007/s40747-021-00607-3.

[6] P. Kallay and T. Dan Mihoc, “Comparative Analysis of Frequent Pattern Mining Algorithms,” *Acta Universitatis Sapientiae, Informatica*, vol. 17, no. 1, 2025, doi: 10.1007/s44427-025-00008-1.

[7] I. D. Hunyadi, N. Constantinescu, and O. A. Țicleanu, “Efficient Discovery of Association Rules in E-Commerce: Comparing Candidate Generation and Pattern Growth Techniques,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 15, no. 10, 2025, doi: 10.3390/app15105498.

[8] D. Bodoff and M. F. Goldman, “A fundamental question of counting in association rules,” *Int. J. Data Sci. Anal.*, vol. 20, no. 4, 2025, doi: 10.1007/s41060-024-00700-z.

[9] B. Mohanty, S. Champati, and S. K. Barisal, “Conflict aware retail recommendation decision support system,” *Discover Applied Sciences*, vol. 8, no. 3, 2026, doi: 10.1007/s42452-026-08262-4.

[10] M. Zega and R. Fauzi, “PENERAPAN DATA MINING PADA TRANSAKSI PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DI ALFAMART CENTRE PARK,” *Computer and Science Industrial Engineering (COMASIE)*, vol. 9, no. 5, 2023, doi: 10.33884/comasiejournal.v9i5.7783.

[11] M. Trifena, K. Hamidah, Y. Umaidah, and A. Voutama, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Menentukan Paket Bundel dalam Penjualan Toko Swalayan XYZ,” *Journal Sensi*, vol. 9, no. 2, 2023, doi: 10.33050/sensi.v9i2.2912.

[12] Y. Putry, R. T. Andri Agus, and M. D. Sena, “Implementation of Apriori Algorithm in Determining the Layout of Items,” *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 8, no. 1, 2024, doi: 10.24014/ijaidm.v8i1.31206.

[13] B. Nurislah, Dudih Gustian, and Seliwati Ginting, “PENERAPAN DATA MINING UNTUK ANALISIS POLA PEMBELIAN PELANGGAN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI,” *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra*, vol. 10, no. 1, 2024, doi: 10.52005/rekayasa.v10i1.427.

[14] A. Rizkiyani and N. Anwar, “Analisis Minat Pelanggan Terhadap Produk Pakaian Dengan Implementasi Algoritma Apriori (Studi Kasus Toko XYZ),” *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 3, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i3.2868.

[15] A. Saputra, H. L. Sari, and D. Sartika, “Implementasi Metode Association Rule Mining Pada Penjualan Barang Di Toko Bangunan Ada Mas Menggunakan Algoritma Apriori,” *Jurnal Multidisiplin Dehasen (MUDE)*, vol. 2, no. 4, 2023, doi: 10.37676/mude.v2i4.4805.

[16] M. S. Satria Permana, E. Widodo, and W. HadiKristanto, “Implementation of The Apriori Algorithm in Managing Stock Items at Drl.Rumahan Retail,” *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, vol. 6, no. 3, 2024, doi: 10.47709/cnahpc.v6i3.4239.

[17] R. Aditya Permana, P. Arsi, and P. Subarkah, “Penerapan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk Spare Part Mobil,” *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, vol. 6, no. 1, 2024, doi: 10.37802/joti.v6i1.597.

[18] R. F. Naibaho, S. Z. Harahap, and A. P. Juledi, “Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Algoritma FP-Growth Dan Algoritma Apriori Pada Toko IBR Jaya Untuk Meningkatkan Penjualan,” *INFORMATIKA*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.36987/informatika.v12i3.6128.

[19] E. M. Randi and R. Tamara Aldisa, “Penerapan Data Mining dalam Menentukan Produk Penjualan Terlaris Menggunakan Algoritma Apriori,” *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 5, no. 4, 2024, doi: 10.47065/josyc.v5i4.5820.

[20] S. Supriadi, G. Gunawan, RG. G. Alam, and D. Abdullah, “Implementation Of Apriori Data Mining Algorithm To Increase Sales Of Caringin Shop,” *Jurnal Komputer, Informasi dan Teknologi*, vol. 4, no. 1, 2024, doi: 10.53697/jkomitek.v4i1.1799.

[21] K. Darmaastawan, “Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma Apriori untuk Menentukan Tata Letak Barang (Studi

Kasus: Apotek Mooladhara Denpasar)," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 7, no. 2, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i2.2404.

[22] W. Nugraheni and A. Nugroho, "Penerapan Metode Market Basket Analysis (MBA) dengan Algoritma Apriori Untuk Menganalisis Pembelian Jajanan Khas Lebaran Pada Warung Sembako di Toko Win," *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, vol. 7, no. 4, 2023, doi: 10.35870/jtik.v7i4.1083.

[23] I. Utnasari, "Analisis Data Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Minimarket D Mart," *Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika*, vol. 2, no. 1, 2024, doi: 10.47233/jiska.v2i1.1254.