

ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN DENGAN ALGORITMA APRIORI PADA TOKO MR. DIY CABANG BETUN

Cristiani Nahak¹, Meliana O Meo², Benyamin Jago Belalawe³
^{1,2,3}STIKOM Uyelindo Kupang

nahakcristin@gmail.com¹, meliana.oktavia@gmail.com², belalawe1308@gmail.com³

ABSTRAK

Data transaksi penjualan yang terus bertambah menyimpan informasi berharga mengenai pola perilaku dan kebiasaan belanja konsumen, namun data tersebut sering kali hanya disimpan sebagai arsip tanpa diolah lebih lanjut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada Toko MR. DIY Cabang Betun menggunakan algoritma Apriori melalui pendekatan Knowledge Discovery in Database (KDD), serta menghasilkan rekomendasi strategi penataan produk dan pemasaran bagi pihak manajemen toko. Data yang digunakan mencakup 56 transaksi penjualan dengan 146 jenis item produk pada periode Agustus hingga Oktober 2025. Proses analisis meliputi tahapan seleksi data, transformasi ke dalam matriks transaksi, penerapan algoritma Apriori dengan nilai minimum support 3% dan minimum confidence 10%, serta validasi menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Hasil analisis menghasilkan 26 kandidat 1-itemset dan 4 kandidat 2-itemset, dengan frequent itemset tertinggi berada pada tingkatan 2-itemset. Dari proses pembentukan aturan asosiasi diperoleh 8 aturan asosiasi yang seluruhnya menunjukkan korelasi positif dengan nilai lift > 1, di antaranya adalah aturan Bracelet → Hair Clip dengan nilai lift tertinggi sebesar 14 dan confidence 100%. Hasil validasi menggunakan RapidMiner menunjukkan kesesuaian dengan perhitungan manual, sehingga membuktikan keakuratan implementasi algoritma pada sistem yang dikembangkan. Sistem berbasis website yang dibangun mampu memproses data transaksi secara otomatis dan menyajikan aturan asosiasi sebagai dasar pengambilan keputusan pemasaran.

Kata Kunci: Apriori, MR. DIY, Pola Pembelian Konsumen.

ABSTRACT

The ever-growing volume of sales transaction data contains valuable information regarding consumer behavior patterns and shopping habits, however this data is often merely stored as an archive without being further analyzed. This study aims to analyze consumer purchasing patterns at the MR. DIY Betun Branch using the Apriori algorithm through a Knowledge Discovery in Databases (KDD), and to generate recommendations for product arrangement and marketing strategies for store management. The data used includes 56 sales transactions involving 146 product items during the period from August to October 2025. The analysis process includes the stages of data selection, transformation into a transaction matrix, application of the Apriori algorithm with a minimum support of 3% and a minimum confidence of 10%, and validation using RapidMiner software. The analysis results yielded 26 candidate 1-itemsets and 4 candidate 2-itemsets, with the highest-frequency itemsets occurring at

the 2-itemset level. The association rule generation process yielded 8 association rules, all of which demonstrated a positive correlation with a lift value > 1 ; among these is the Bracelet \rightarrow Hair Clip rule, which has the highest lift value of 14 and 100% confidence. Validation results using RapidMiner showed consistency with manual calculations, thus proving the accuracy of the algorithm's implementation in the developed system. The built web-based system is capable of automatically processing transaction data.

Keywords: Apriori, Consumer Purchasing Patterns, MR. DIY.

A. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat saat ini membawa pengaruh yang signifikan terhadap dunia bisnis dan perdagangan. Salah satu dampak yang paling nyata adalah semakin mudahnya pelaku usaha dalam mengumpulkan, menyimpan, dan mengolah data transaksi penjualan. Data transaksi yang terus bertambah setiap hari menyimpan berbagai informasi penting mengenai pola perilaku konsumen. Namun, data tersebut sering kali hanya disimpan sebagai arsip tanpa dilakukan pengolahan lebih lanjut sehingga potensi pengetahuan pola-pola tersembunyi mengenai perilaku dan kebiasaan belanja konsumen yang ada di dalamnya belum dimanfaatkan secara maksimal (Marindah dan Setiawan, 2024). Oleh karena itu, diperlukan suatu metode analisis yang mampu mengekstraksi informasi berharga dari data penjualan tersebut untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih strategis.

Toko MR. DIY sebagai salah satu ritel yang berkembang pesat di Indonesia, termasuk di wilayah Betun yang terletak di Jl. Ahmad Yani. Desa Wehali, Kecamatan Malaka Tengah, Kabupaten Malaka, Nusa Tenggara Timur, merupakan perusahaan yang menyediakan beragam produk kebutuhan rumah tangga, peralatan elektronik sederhana, hingga perlengkapan pribadi dengan harga yang terjangkau. MR. DIY mengusung konsep bisnis *do it yourself* dan menjadi pilihan masyarakat dalam memenuhi berbagai kebutuhan sehari-hari (Gustian et al., 2024). Dengan tingginya variasi produk yang ditawarkan membuat konsumen memiliki kebebasan dalam memilih barang sesuai dengan preferensi dan kebutuhannya. Hal ini menyebabkan transaksi penjualan yang terjadi sangat beragam dan menyimpan pola-pola tertentu dalam perilaku pembelian konsumen.

Analisis pola pembelian konsumen menjadi sangat penting bagi pihak manajemen toko MR. DIY karena dapat digunakan untuk menentukan strategi pemasaran,

pengaturan tata letak produk, hingga perencanaan persediaan barang (Marindah dan Setiawan, 2024). Misalnya, dengan mengetahui bahwa konsumen cenderung membeli produk A bersamaan dengan produk B, maka pihak toko dapat menempatkan kedua produk tersebut berdekatan atau bahkan memberikan promo bundling. Strategi seperti ini tidak hanya dapat meningkatkan penjualan, tetapi juga meningkatkan kepuasan konsumen. Dengan demikian, pemahaman mendalam terhadap pola pembelian konsumen dapat menjadi salah satu faktor penentu daya saing toko ritel, khususnya di tengah persaingan bisnis yang semakin kompetitif.

Salah satu metode yang banyak digunakan untuk menganalisis pola pembelian konsumen adalah algoritma Apriori. Algoritma ini merupakan salah satu teknik dalam data mining yang berfokus pada analisis association rule mining, yaitu proses menemukan keterkaitan antar item dalam suatu basis data transaksi (Saputra et al., 2023). Dengan menggunakan algoritma Apriori, dapat diperoleh aturan asosiasi berupa if-then rule, misalnya "jika konsumen membeli produk X, maka kemungkinan besar ia juga akan membeli produk Y". Aturan asosiasi tersebut mampu memberikan gambaran nyata mengenai kecenderungan pembelian konsumen sehingga pihak manajemen toko dapat menyusun strategi yang lebih tepat sasaran.

Penelitian yang dilakukan oleh Suherman et al., (2024) pada sebuah toko ritel berhasil menemukan tiga aturan asosiasi utama dengan nilai confidence yang kuat, mencapai 60%, 62,5% dan 63,63%. Hal ini menunjukkan keberhasilan algoritma dalam mengidentifikasi produk yang kemungkinan besar akan di beli bersamaan. Serupa dengan itu, penelitian pada Toko Citra Utama oleh Triyanto et al., (2024) juga sukses menemukan dua aturan asosiasi signifikan, dimana nilai confidence sebesar 34,13% dan 41,23%. Keberhasilan yang lebih tinggi ditunjukkan dalam studi kasus pada Minimarket Harapan Jaya oleh Putri & Sitohang, (2023), yang menemukan korelasi sangat kuat dengan nilai Support dan confidence mencapai 88%.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan penelitian mengenai penerapan algoritma Apriori untuk analisis pola pembelian konsumen telah banyak dilakukan pada berbagai jenis usaha ritel. Namun, kajian yang berfokus pada toko MR. DIY cabang Betun masih belum banyak ditemukan. Oleh sebab itu, analisis pola pembelian di MR. DIY Betun menjadi penting untuk memberikan pemahaman lebih mendalam mengenai perilaku konsumen di wilayah tersebut. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu

pihak toko dalam mengoptimalkan strategi pemasaran dan manajemen persediaan produk agar lebih sesuai dengan kebutuhan konsumen lokal.

B. TINJAUAN PUSTAKA

Peneliti Terdahulu

Penelitian terdahulu menjadi landasan dalam penyusunan penelitian ini, tinjauan terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang memiliki ketrkaitan dengan topik. Kajian ini mejadi dasar untuk melihat perkembangan metode, hasil, serta celah penelitian yang masih dikembangkan. Beberapa penelitian yang relavan antara lain:

Utnasar (2024) Penelitian yang berjudul Analisis Data Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Minimarket D Mart. Penelitian ini mengidentifikasi aturan asosiasi (*assocation rule*) atau kombinasi barang yang dibeli secara bersamaan, dalam penelitian ini ditemukan hasil penelitian dengan nilai *Support* tertinggi 54% dan *confidence* 100%.

Invanto dan Nisa (2025) menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian souvenir untuk optimalisasi penjualan UMKM. Penelitian ini menemukan bahwa algoritma Apriori dapat mengungkapkan hubungan antara produk UMKM yang dibeli secara bersamaan dengan nilai *Support* 24% dan dua nilai *confidence* 60% dan 75%.

Irawan et al. (2024) Penelitian yang mengimplementasikan algoritma Apriori pada penjualan buah berbasis Web. Hasil dar penelitian ini menemukan nilai *Support* 30% dan *confidence* 60%, dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi rekomendasi produk, kepuasan pelanggan, dan efisiensi penjualan secara keseluruhan dalam industri penjualan buah.

Djuwitaningrum et al. (2023) Dalam penelitiannya berjudul Sistem Rekomendasi Produk Obat pada Apotek Juang Jaya menggunakan Aloritma Apriori untuk mengatasi masalah penumpukan obat yang mendekati kadaluarsa. Dengan parameter nilai *Support* 20%, dan nilai *confidence* 60%, penelitian ini menemukan 7 aturan asosiasi, dimana hasil penghitungan korelasi positif tertinggi adalah membeli Pimtrakol, maka membeli Bodrexin Flu dengan nilai *Support* 22,58%, nilai *confidence* 77,78% dan nilai pengujian lift adalah 1,85 yang berarti aturan asosiasi valid.

Triyanto et al. (2024) Dalam penelitiannya berjudul Penerapan Data Mining Terhadap Data Penjualan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Citra Utama menggunakan metode data mining dengan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan aturan asosiasi dari data transaksi penjualan toko tersebut. Dengan parameter minimum *Support* sebesar 1,5% dan minimum confidence sebesar 30%, penelitian ini menemukan bahwa aturan asosiasi tertinggi adalah hubungan antara pembelian Telur Ayam dan Aqua Galon, dengan *Support* 2,84% dan confidence 34,13%, hasil ini dapat digunakan untuk strategi penempatan stok dan penjualan yang lebih efektif.

Studi-studi sebelumnya membuktikan bahwa implementasi algoritma apriori untuk menganalisis pola pembelian pelanggan mampu menghasilkan temuan yang bermanfaat dalam mengoptimalkan strategi pemasaran dan penjualan pada berbagai jenis usaha ritel

Landasan Teori

1. Toko MR. DIY

Toko MR. DIY merupakan jaringan ritel perlengkapan rumah tangga dan kebutuhan sehari-hari yang berasal dari Malaysia dan didirikan pada tahun 2005 oleh Tan Yu Yeh bersama saudaranya Tan Yu Wei di Jalan Tuanku Abdul Rahman, Kuala Lumpur. Perusahaan ini berkembang pesat dengan lebih dari 4.000 toko di 13 negara, termasuk Indonesia, Thailand, Filipina, dan Spanyol.

MR. DIY mulai beroperasi di Indonesia pada tahun 2017 dengan membuka gerai pertamanya di Mega Bekasi *Hypermall*, Jawa Barat. Dalam waktu singkat, jaringan toko ini berkembang dari 50 cabang pada tahun 2018 menjadi lebih dari 1.000 cabang pada 2024. Ciri khas toko MR.DIY di Indonesia adalah sistem operasional yang mengutamakan efisiensi, harga kompetitif, serta variasi kategori seperti alat rumah tangga, perabotan, perkakas, perhiasan, mainan, dan alat tulis.

Dalam perkembangannya di Nusa Tenggara Timur, MR.DIY resmi membuka cabang di Kabupaten Malaka dengan nama MR.DIY Cabang Betun, Jl. Ahmad Yani, Desa Wehali, Kecamatan Malaka Tengah, Kabupaten Malaka, Nusa Tenggara Timur.

2. Data Transaksi

Dalam konteks riset yang menerapkan algoritma Apriori, data transaksi penjualan dapat terdiri dari item-item yang dibeli dalam setiap transaksi. Sebagai contoh, dalam sebuah supermarket, transaksi penjualan akan merekam daftar produk yang dibeli oleh konsumen dalam satu kali pembelian. Dengan menerapkan algoritma Apriori, dapat diidentifikasi kombinasi produk mana yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen.

Komponen Utama Transaksi Penjualan:

1. Identitas Penjual

Penjual: Pihak yang menyediakan dan menawarkan barang atau jasa.

2. Barang atau Jasa yang Diperjualbelikan Deskripsi produk atau layanan yang mencakup kuantitas, harga per unit, dan spesifikasi lainnya.

3. Harga dan Total Pembayaran

a. Harga per unit dan total nilai yang harus dibayarkan.

b. Dapat mencakup pengurangan harga (diskon) atau penambahan pajak.

4. Metode Pembayaran

a. Cara pembayaran seperti tunai, kartu kredit, transfer bank, atau dompet digital.

b. Tanggal Transaksi Waktu pelaksanaan transaksi yang digunakan untuk keperluan pencatatan dan penelusuran.

3. Analisis

Analisis data adalah proses pemeriksaan, pembersihan, pemodelan data yang bertujuan menemukan informasi berguna, menarik kesimpulan, dan mendukung pengambilan keputusan. Analisis data memiliki berbagai aspek dan pendekatan yang mencakup beragam teknik dengan nama berbeda serta diterapkan di berbagai bidang seperti ekonomi, sains, dan ilmu sosial. Dalam dunia bisnis modern, analisis data berperan penting dalam pengambilan keputusan secara ilmiah dan membantu perusahaan beroperasi lebih efektif. (Amna et al., 2023).

4. Data Mining

Data mining merupakan proses penggalian informasi serta pola-pola yang berguna dari kumpulan data berukuran besar. Dalam konteks pemasaran, data mining memudahkan pengelola bisnis dalam memahami tren tersembunyi dibalik transaksi pembelian digunakan untuk analisa keranjang pasar. data mining memberikan informasi tentang kombinasi produk yang dibeli, waktu pembelian, dan urutan pembelian konsumen.

Tujuan utama *data mining* adalah menemukan pola, relasi, atau informasi bernilai yang tersimpan secara implisit dalam sekumpulan data bervolume besar atau kompleks. Proses data mining bertujuan menggali wawasan yang tidak dapat diidentifikasi secara langsung melalui observasi sederhana terhadap data. *Data Mining* juga berfungsi dalam mengidentifikasi fakta-fakta atau kesimpulan yang diajukan melalui proses penyaringan data untuk deteksi pola yang terkandung di dalamnya. (Djuwitaningrum et al., 2023)

Beberapa teknik utama dalam data mining menurut (Amna et al., 2023):

1. Klasifikasi

Menetapkan kategori atau label untuk data berdasarkan pola atau tren yang teridentifikasi.

2. *Clustering*

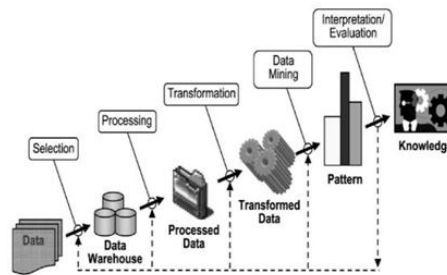
Clustering adalah teknik mengelompokkan objek berdasarkan kesamaan dengan membagi data menjadi kelompok homogen dan memaksimalkan kesamaan dalam satu kelompok dan meminimalkan kesamaan antar kelompok.

3. Asosiasi

Dalam data mining asosiasi bertujuan untuk mengidentifikasi atribut yang muncul dalam waktu yang bersamaan.

5. Tahapan Data Mining

Data mining merupakan salah satu tahapan dalam *Knowledge Discovery in Database* (KDD). KDD berkaitan dengan proses mengidentifikasi pengetahuan dari suatu database (Amna et al., 2023). Berikut 5 tahapan data mining dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Data Mining (Amna et al., 2023)

Tahapan data mining dapat sebagai berikut :

1. *Data Selection*

Langkah awal dalam menggali informasi menggunakan *Knowledge Discovery in Database (KDD)* adalah memilih data yang diperlukan dari kumpulan data yang tersedia. Data terpilih akan digunakan pada tahap data mining. Untuk mempermudah penggunaan dan pencarian ulang, data yang telah diseleksi disimpan dalam berkas terpisah dari data lainnya.

2. *Pre-processing*

Tahap ini dilakukan untuk memastikan data yang tersimpan berkualitas dan akurat dengan cara menghilangkan data yang tidak lengkap atau tidak valid. Tahap ini penting agar proses data mining menghasilkan data berkualitas dan valid sesuai dengan data yang diinput.

3. *Transformation*

Pada tahap transformasi, data disesuaikan dengan teknik data mining yang akan diterapkan. Data diberi format tertentu sehingga data yang tidak sesuai format akan dieliminasi dan menyisakan data yang sesuai untuk tahap selanjutnya dengan kualitas tetap.

4. *Data Mining*

Pada proses ini, digunakan teknik atau metode tertentu untuk menganalisis data sehingga diperoleh hasil berupa data yang mengandung pengetahuan penting

atau tersembunyi. Pemilihan teknik harus sesuai dengan tujuan KDD agar hasilnya relevan.

5. *Interpretation (evaluation)*

Hasil dari proses data mining akan diidentifikasi untuk menemukan pola yang akan dimasukkan ke dalam *Knowledge Discovery in Database* untuk kemudian dianalisis.

6. **Algoritma Apriori**

Algoritma Apriori adalah salah satu teknik data mining yang digunakan untuk mengidentifikasi item atau itemset yang sering muncul dalam *database* transaksional. Algoritma ini pertama kali diperkenalkan oleh Agarwal dan Srikant pada tahun 1994 untuk menemukan item atau itemset dengan frekuensi kemunculan tertinggi dalam satu database. Algoritma Apriori umumnya diaplikasikan dalam konteks data transaksi atau dikenal sebagai *market basket analysis*.(Triyanto et al., 2024)

Association rules adalah salah satu tugas *data mining* deskriptif yang berfungsi untuk mengidentifikasi pola hubungan antar item data. Fokus utama dalam *association rules* adalah mendapatkan *frequent patterns*, yaitu mengetahui frekuensi kemunculan kombinasi item dalam database. *Association rules* adalah prosedur yang mencari hubungan atau relasi antar item, biasanya menggunakan pola kondisi *if-then*, contohnya *if A then B and C*, yang menunjukkan jika A terjadi maka B dan C akan mengikuti.(Djuwitaningrum et al., 2023)

Tingkat kepentingan suatu aturan asosiatif dapat diukur melalui 2 parameter yaitu *Support* dan *confidence*. *Support* menggambarkan frekuensi kemunculan suatu item dalam database, sedangkan *confidence* menunjukkan tingkat kebenaran pernyataan atau asosiasi tersebut. Melalui pendekatan ini, aturan asosiasi dapat dihasilkan untuk mengidentifikasi hubungan yang signifikan dan penting antar item atau elemen dalam konteks data tertentu.(Triyanto et al., 2024)

Analisis asosiasi memiliki dua tahap yaitu:

- a. Analisis pola frekuensi tinggi

Tahap ini dilakukan pencarian kombinasi item yang memenuhi syarat minimum nilai *Support* dalam database. Nilai *Support* sebuah item diperoleh dengan rumus berikut:

$$Support (A) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi} \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

Sedangkan nilai *Support* dari 2 item diperoleh dari rumus berikut:

$$Support (A, B) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi} \times 100\% \dots\dots\dots(2)$$

b. Pembentukan Aturan Asosiasi

Pada tahap ini dimulai setelah seluruh pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian dilakukan pencarian aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung nilai *confidence* aturan asosiastif $A \rightarrow B$. Nilai *confidence* dari $A \rightarrow B$ diperoleh menggunakan rumus berikut:

$$Confidence (A \rightarrow B) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ mengandung\ A} \times 100\% \dots\dots\dots(3)$$

Algoritma Apriori sangat berguna untuk menganalisis pola pembelian konsumen dalam data transaksi dengan mengidentifikasi produk yang dibeli secara bersamaan.

7. Pola Pembelian Konsumen

Pola merupakan sistem cara kerja atau bentuk struktur yang tetap. Pembelian konsumen adalah serangkaian tindakan yang dilakukan konsumen dalam membeli produk baik barang maupun jasa. Dengan demikian, pola pembelian konsumen dapat didefinisikan sebagai bentuk atau cara tertentu dalam aktivitas pembelian yang dilakukan konsumen secara konsisten. (Romdani dan A.R, 2022)

Pola pembelian konsumen dapat dikategorikan menjadi beberapa jenis, yaitu:

1. *Impulsif Buying* (pembelian tanpa perencanaan):

Konsumen sering tertarik beli barang tambahan yang tidak direncanakan sebelumnya, dipicu display produk yang menarik dan suasana toko yang nyaman.

2. *Habitual Buying* (pembelian rutin):

Beberapa produk rumah tangga yang sering dibeli secara berulang, seperti alat kebersihan, aksesoris dapur, serta barang kebutuhan dasar.

3. *Planned Buying* (pembelian terencana):

Konsumen datang dengan daftar kebutuhan spesifik namun kadang tertarik membeli barang lain akibat promosi atau rekomendasi toko.

Tinjauan Umum *Software*

1. Rapid Miner

Sebagai *software* pengolahan data, Rapid Miner bekerja dengan mengombinasikan algoritma *data mining* bersama metode statistik, kecerdasan buatan, dan teknologi *database* untuk menemukan pola dalam dataset berskala besar. Sebelum menggunakan nama Rapid Miner, *platform* ini pertama kali diluncurkan tahun 2007 dengan nama *Yet Another Learning Environment (YALE)*. Salah satu keunggulan utamanya adalah kemampuan menganalisis data bervolume sangat besar, bahkan hingga skala *big data* melalui fitur yang dinamakan *Rapid Miner Radoop*.(Nurhidayati et al., 2025).

2. Visual Studio Code

Visual Studio Code (VS Code) adalah perangkat lunak editor kode sumber moderen yang diciptakan untuk mempermudah proses pengembangan perangkat lunak oleh programmer di berbagai bidang. *VS Code* dikenal karena antarmuka yang sederhana serta mendukung banyak bahasa pemrograman populer seperti *Python* atau *Java*, sehingga bisa digunakan untuk mengerjakan proyek dengan teknologi yang berbeda-beda. Selain itu, program ini dilengkapi berbagai fitur, seperti penyimpanan otomatis, penyelesaian kode secara cerdas, dan sistem debugging yang terintegrasi untuk membantu menemukan serta memperbaiki error dalam penulisan kode.

C. METODE PENELITIAN

Data Penelitian

1. Bahan Penelitian

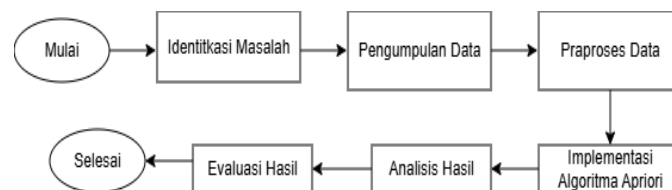
Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah data riwayat transaksi penjualan di Toko MR. DIY. Data mencakup ID transaksi, tanggal transaksi, produk yang dibeli, jumlah dan harga produk. Data ini diperoleh dari sistem pencatatan transaksi yang dikelola oleh toko.

2. Data Transaksi

Teknik utama pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data transaksi penjualan pada toko MR. DIY. Data transaksi ini meliputi ID transaksi, tanggal transaksi, produk atau items yang dibeli, jumlah transaksi dan harga. Pengumpulan data penjualan ini bertujuan untuk mengetahui pola pembelian konsumen serta memudahkan analisis *frequent itemset* menggunakan algoritma Apriori.

Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian ini dilaksanakan secara sistematis untuk mengolah data transaksi penjualan di Toko Mr. DIY Cabang Betun menggunakan algoritma Apriori. Berikut adalah alur prosedur dalam penelitian ini yakni sebagai berikut:



Gambar 2. Prosedur Penelitian

Penjelasan dari gambar kerangka berpikir penelitian diatas sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah

Mengidentifikasi masalah yaitu ketersediaan data transaksi pembelian konsumen yang belum dioptimalkan secara maksimal. Informasi transaksi ini sebenarnya menyimpan potensi besar sebagai sumber strategis untuk menggali pemahama mendalam mengenai perilaku konsumsi pelanggan, khususnya produk-produk yang cenderung dibeli dalam satu waktu pembelian.

2. Pengumpulan data

Data transaksi penjualan diperoleh dari seluruh pembelian produk pada toko secara periodik melalui sistem yang tersedia. Informasi yang didapat merupakan data real yang digunakan sebagai dasar dalam proses analisis pola pembelian konsumen. Data mentah harus mencakup ID transaksi, tanggal transaksi, produk atau items yang dibeli, jumlah transaksi dan harga.

3. Pra-proses Data

Data yang telah dikumpulkan dipersiapkan dalam tahapan praproses. Data kemudian diolah agar siap diproses oleh Algoritma Apriori, termasuk menghapus data yang tidak relevan, menangani *missing values*, dan menstrukturkan data dalam format transaksional.

4. Penerapan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori diterapkan untuk menemukan pola asosiasi antara produk dalam data transaksi. Algoritma ini bekerja berdasarkan properti bahwa setiap subset dari itemset yang sering muncul di atas *Min Support*, juga harus sering muncul. Proses ini melibatkan Pembentukan Kandidat Itemset dan Pruning (pemotongan) itemset yang tidak memenuhi nilai *Minimum Support*. Dengan menggunakan parameter nilai *Minimum Support* dan *Minimum Confidence*, algoritma ini membentuk aturan asosiasi yang memenuhi kriteria tersebut untuk menunjukkan produk mana yang sering dibeli bersama. Implementasi ini menggunakan Rapid Miner.

5. Analisis Hasil

Hasil dari Algoritma Apriori berupa pola atau aturan asosiasi yang dihasilkan pada tahap sebelumnya dianalisis. Analisis ini melibatkan perhitungan metrik *Support*, *Confidence*, dan *Lift Ratio* untuk menilai kekuatan dan signifikansi setiap aturan. Misalnya, jika produk A dan B ditemukan sering dibeli bersama dengan nilai *Lift* yang tinggi, informasi ini dianalisis untuk merumuskan strategi pemasaran dan mengoptimalkan penataan stok untuk meningkatkan profitabilitas.

6. Evaluasi Hasil

Tahap ini bertujuan untuk menilai sejauh mana hasil analisis dengan algoritma Apriori dapat memberikan informasi yang sesuai dengan kondisi nyata di toko MR. DIY Cabang *Betun*. Evaluasi dilakukan dengan melihat nilai *Support*, *confidence*, dan *lift ratio* dari setiap aturan asosiasi yang terbentuk. Aturan yang memiliki nilai *lift* di atas 1 dianggap memiliki hubungan kuat antarproduk dan relevan untuk digunakan.

Analisis Data

Penelitian ini mengimplementasikan pendekatan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) sebagai kerangka utama dalam menganalisis data transaksi pada Toko MR. DIY. *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah proses ekstraksi terhadap kumpulan data bervolume besar melalui serangkaian tahap penambangan dan analisis dalam memperoleh informasi serta pengetahuan.

Tahapan KDD yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. *Data Selection*

Data yang digunakan merupakan transaksi penjualan di Toko MR. DIY yang memuat informasi item yang dibeli oleh konsumen, diekstraksi dari sistem pencatatan transaksi dalam format CSV atau *Excel*. Sebelum diproses di RapidMiner, dataset dikonversi ke representasi biner (0 dan 1), di mana nilai 1 menandakan suatu item dibeli dalam sebuah transaksi, sedangkan nilai 0 menandakan item tersebut tidak dibeli. Setelah konversi selesai, data diimpor ke RapidMiner untuk dilakukan analisis lanjutan menggunakan algoritma Apriori.

2. *Pre-processing Data*

Data preprocessing atau *data cleaning* merupakan tahapan untuk menata data dengan menghapus elemen yang tidak relevan atau tidak sesuai konteks, termasuk data duplikat, kesalahan ketik, serta entri yang kosong/hilang.

3. *Transformation*

Transformasi data merupakan tahapan konversi dataset ke dalam bentuk binominal (bernilai positif dan negatif). Tahap ini diperlukan agar data dapat diproses oleh algoritma Apriori.

4. *Data mining*

Data mining adalah proses penemuan pola-pola dari kumpulan data. Proses ini dilakukan dengan menerapkan metode dan algoritma Apriori pada data mining. Pada implementasi berbasis RapidMiner, penambangan pola dapat dilakukan dengan operator *FP-Growth* untuk membentuk *frequent* itemset sekaligus menetapkan nilai minimum *Support*, kemudian dilanjutkan dengan operator *Create Association Rules* untuk menentukan ambang *confidence* serta membangkitkan aturan asosiasinya (*rules*) secara sistematis.

5. *Evaluation*

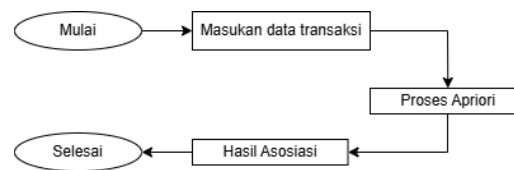
Tahap ini mencakup interpretasi sekaligus evaluasi terhadap pola yang telah ditemukan. Evaluasi dilakukan untuk menilai apakah pola tersebut konsisten dengan tujuan dan hasil yang diharapkan. Selain itu, evaluasi berperan sebagai dasar dalam mendukung pengambilan keputusan yang tepat.

Analisis dan Perancangan

1. Analisis Sistem

Analisis sistem merupakan proses untuk mempelajari secara mendalam bagaimana sistem bekerja, menemukan permasalahan atau kekurangannya, serta mencari solusi agar sistem menjadi lebih efisien dan efektif. Proses ini meliputi kegiatan pengumpulan data dan pembuatan alur kerja untuk menggambarkan sistem yang ada maupun sistem yang akan dibuat.

Alur kerja sistem



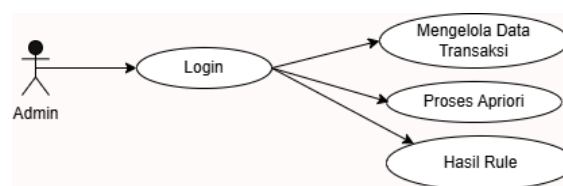
Gambar 3. *Flowchart* Perancangan Sistem

Penjelasan dari alur kerja pada *flowchart* perancangan sistem diatas sebagai berikut:

1. Mulai, sebagai penanda titik awal proses.
2. Masukan data transaksi dari toko, yakni data barang yang dibeli.
3. Proses Apriori, yaitu penggunaan algoritma Apriori untuk memproses pola asosiasi dari data yang telah dimasukan.
4. Hasil asosiasi, yaitu menelaah keluaran Apriori untuk mengidentifikasi pola yang relevan bagi pengambilan keputusan bisnis.
5. Selesai, sebagai penanda berakhirnya rangkaian proses.

Usecase Diagram

Usecase diagram merupakan pemodelan yang menggambarkan hubungan interaksi antara sistem dan aktor, di mana aktor pengguna pada sistem ini adalah admin.



Gambar 4. *Usecase Diagram*

D. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan Data

a) Tahap Analisis Data

Tahap pengumpulan data mencakup proses pertama dan kedua dalam alur KDD. Adapun data yang dihimpun merupakan rekap transaksi penjualan produk toko MR.

DIY, mencakup rentang waktu Agustus hingga Oktober 2025. Berdasarkan tahapan seleksi data yang telah dilakukan, diperoleh sejumlah 56 transaksi dengan 146 item atau produk yang selanjutnya disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Data Transaksi Penjualan

No	Tanggal	Produk
1	01/08/2025	SHOULDER BAG, ASTON IN ROUND BOWL, NAIL CLIPERS, SOCKS, MEASURING TAPE, JAW CLIP
2	01/08/2025	ORGANIZER, SPEED JUMP ROPE, FLUFFY HEADBAND, BATH BALL, STAPLER SET, MUG, HAIR CLIP, JAW CLIP
3	01/08/2025	PAPER BAG, TRUCK
4	01/08/2025	PLASTIC SCRAPER, KENMASTER CHAMOIS PLAS
5	03/08/2025	HEX KEY SET, PENCIL, BASKET
6	03/08/2025	ROPE BRACELET, NEEDLE & THREAD SET
7	06/08/2025	DUMP TRUCK & SHOVEL SET, CUP, HAIR BAND, COSMETIC BAG
8	13/08/2025	SUNGLASSES, HAIR SCRUNCHIE
9	16/08/2025	CAR CLEANING CHAM, KIT MULTI GUNA PUMP, BOTTLE, USB CAR CHARGER, BLIND BOX, WATER BOTTLE, KIDS BEADET BRACELET, KAGUYAPLAS GERABAK ICE CREAM, LED KEYCHAIN, SOCKS, SHOULDER BAG
10	17/08/2025	HAIR CLIP, BRACELET
.	.	.
.	.	.
.	.	.
56	31/10/2025	THERMOS, CHEST BAG, RAZORS PRECIS

b) Tahap Transformation

Dari keseluruhan 56 transaksi yang berhasil dihimpun, teridentifikasi sebanyak 146 jenis item. Seluruh data tersebut selanjutnya ditransformasikan ke dalam format

matriks transaksi. Dalam matriks ini, nilai 1 menandakan adanya transaksi yang terjadi, sedangkan nilai 0 mengindikasikan tidak adanya transaksi. Matriks transaksi tersebut kemudian dimanfaatkan sebagai dasar perhitungan frekuensi kemunculan setiap k-itemset.

Tabel 8. Transformation Data

NO	SHOULDER BAG	SOCKS	JAW CLIP	MU G	...	BRACELET
1	1	1	1	0	...	0
2	0	0	1	1	...	0
3	0	0	0	0	...	0
4	0	0	0	0	...	0
5	0	0	0	0	...	0
6	0	0	0	0	...	0
7	0	0	0	0	...	0
8	0	0	0	0	...	0
9	1	1	0	0	...	0
10	0	0	0	0	..	1
..
56	0	0	0	0		0

c) Tahap Data Mining

Dalam tahap penerapan data mining, algoritma Apriori dijalankan dengan menetapkan ambang batas minimum *Support* sebesar 3% dan *confidence* sebesar 10%. Dari total 146 jenis item yang tersedia, dilakukan perhitungan frekuensi kemunculan beserta nilai *Support* masing-masing item menggunakan persamaan (1). Item-item yang nilai *Support*-nya melampaui ambang batas minimum *Support* selanjutnya membentuk himpunan kandidat 1-itemset, yang menghasilkan sebanyak 26 item.

Tabel 9. Kandidat1- Itemset

Item	Jumlah	Support
SHOULDER BAG	2	3,6%
SOCKS	6	10,7%
JAW CLIP	5	8,9%
MUG	2	3,6%
HAIR CLIP	4	7,1%
PAPER BAG	3	5,4%
PENCIL	2	3,6%
BASKET	3	5,4%
HAIR BAND	7	12,5%
SUNGLASSES	2	3,6%
WATER BOTTLE	4	7,1%
GIFT BAG	2	3,6%
GEL PEN	2	3,6%
LADLE	2	3,6%
PHOTO FRAME	2	3,6%
GREEBEL GLUE STICK	2	3,6%
HAIR TIE	2	3,6%

Item	Jumlah	Support
MINI EXCAVATOR TOY	2	3,6%
BACKPACK	2	3,6%
KETCHUP BOTTLE	2	3,6%
RULER	2	3,6%
NOTEBOOK	4	7,1%
BADMINTON RACKET	2	3,6%
HAIR CLAW	3	5,4%
LUNCH BOX	2	3,6%
BRACELET	2	3,6%

Himpunan k1-itemset yang telah terbentuk kemudian dijadikan landasan dalam penyusunan k2-itemset. Proses penyusunan k2-itemset dilaksanakan melalui mekanisme kombinasi antar item yang ada. Kombinasi berpasangan dari 26 item anggota k1-itemset menghasilkan sebanyak 325 pasangan kombinasi. Terhadap seluruh kombinasi tersebut, selanjutnya dilakukan kalkulasi nilai *Support* masing-masing pasangan. Kombinasi yang memiliki nilai *Support* memenuhi atau melampaui ambang batas minimum *Support* kemudian ditetapkan sebagai anggota k2-itemset.

Tabel 10. Kandidat2-Itemset

Item 1	Item 2	Jumlah	Support
SHOULDER BAG	SOCKS	2	3,6%
JAW CLIP	HAIR CLIP	2	3,6%

HAIR BAND	LUNCH BOX	2	3,6%
BRACELET	HAIR CLIP	2	3,6%

Tahapan iterasi berikutnya adalah pembentukan k3-itemset. Proses pembentukan k3-itemset dijalankan melalui mekanisme kombinasi antar item yang berlandaskan pada pasangan kombinasi k2-itemset yang telah diperoleh sebelumnya. Iterasi ini mengikuti prinsip *antimonotone*, yakni setiap subset 2-itemset yang merupakan bagian dari k3-itemset wajib memenuhi ambang batas nilai minimum *Support* yang telah ditetapkan. Dari proses tersebut, tidak terdapat kandidat yang berhasil memenuhi prinsip *antimonotone*.

Tabel 11. Kandidat3-Itemset

Item	Jumlah	Support
SHOULDER BAG, SOCKS, JAW CLIP	1	1,8%

Pada proses kandidat 3-itemset tidak berhasil memenuhi ambang batas nilai minimum *Support* sebesar 3%. Hal ini mengindikasikan bahwa proses iterasi dinyatakan berhenti, dengan *frequent* itemset tertinggi yang diperoleh adalah pada tingkatan 2-itemset. Sebagai langkah lanjutan, guna mengukur tingkat keterkaitan antara 2 item A dan B yang berasal dari kandidat 2-itemset, dilaksanakan perhitungan nilai *confidence* dengan pola asosiasi (A→B) secara bersamaan dengan perhitungan nilai *lift* terhadap seluruh aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas nilai minimum *confidence*. Hasil dari kedua perhitungan tersebut selanjutnya disajikan secara terintegrasi.

Tabel 12. Hasil Association Rule

Antecedent	Consequent	Jumlah	Support	Confidence	Lift
SHOULDER BAG	SOCKS	2	3,6%	100%	9,33
SOCKS	SHOULDER BAG	2	3,6%	33%	9,33
JAW CLIP	HAIR CLIP	2	3,6%	40%	5,60

HAIR CLIP	JAW CLIP	2	3,6%	50%	5,60
HAIR BAND	LUNCH BOX	2	3,6%	29%	8,00
LUNCH BOX	HAIR BAND	2	3,6%	100%	8,00
BRACELET	HAIR CLIP	2	3,6%	100%	14
HAIR CLIP	BRACELET	2	3,6%	50%	14

Berdasarkan hasil perhitungan nilai *confidence* dan *lift* yang telah dilakukan, diperoleh sebanyak 8 aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas nilai minimum *confidence* sebesar 10%. Kedelapan aturan asosiasi tersebut seluruhnya menunjukkan korelasi positif, yang ditandai dengan perolehan nilai *lift* di atas 1 ($lift > 1$). Hal ini mengindikasikan bahwa setiap item yang terdapat dalam *antecedent* memiliki kecenderungan untuk dibeli bersamaan dengan item yang terdapat dalam *consequent*. Adapun urutan aturan asosiasi berdasarkan nilai *lift* tertinggi hingga terendah adalah sebagai berikut:

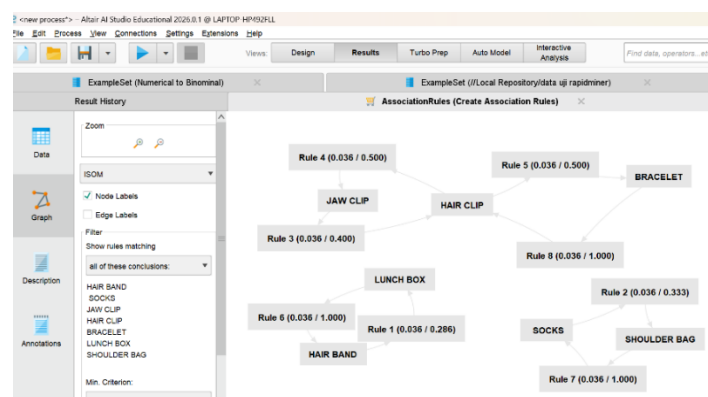
1. Jika membeli Bracelet maka kemungkinan akan membeli Hair clip.
2. Jika membeli Hair clip maka kemungkinan akan membeli Bracelet.
3. Jika membeli Shoulder bag maka kemungkinan akan membeli Socks.
4. Jika membeli Socks maka kemungkinan akan membeli Shoulder bag.
5. Jika membeli Hair band maka kemungkinan akan membeli Lunch box.
6. Jika membeli Lunch box maka kemungkinan akan membeli Hair band.
7. Jika membeli Jaw clip maka kemungkinan akan membeli Hair clip.
8. Jika membeli Hair clip maka kemungkinan akan membeli Jaw clip.

d) Hasil Analisis Pola dengan RapidMiner

Perolehan Hasil Komputasi Menggunakan Pendekatan Asosiasi pada *platform* RapidMiner. Proses implementasi metode asosiasi dengan algoritma Apriori turut divalidasi melalui pengujian menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Hasil eksekusi yang diperoleh dari RapidMiner menunjukkan keselarasan dengan hasil perhitungan manual yang telah dilakukan sebelumnya, sehingga membuktikan bahwa proses perhitungan yang diterapkan telah berjalan dengan benar dan konsisten.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Gain	p-s	LIR
3	JAW CLIP	HAIR CLIP	0.036	0.400	0.961	-0.143	0.029	5.600
4	HAIR CLIP	JAW CLIP	0.036	0.500	0.967	-0.107	0.029	5.600
5	HAIR CLIP	BRACELET	0.036	0.500	0.967	-0.107	0.033	14
6	LUNCH BOX	HAIR BAND	0.036	1	1	-0.036	0.031	8
7	SHOULDER BAG	SOCKS	0.036	1	1	-0.036	0.032	9.333
8	BRACELET	HAIR CLIP	0.036	1	1	-0.036	0.033	14

Gambar 5. Hasil Tabel View



Gambar 6. Hasil Graph View

```

Association Rules
[HAIR BAND] --> [LUNCH BOX] (confidence: 0.296)
[SOCKS] --> [SHOULDER BAG] (confidence: 0.333)
[HAIR CLIP] --> [JAW CLIP] (confidence: 0.400)
[HAIR CLIP] --> [JAW CLIP] (confidence: 0.500)
[HAIR CLIP] --> [BRACELET] (confidence: 0.500)
[SOCKS] --> [HAIR BAND] (confidence: 1.000)
[SHOULDER BAG] --> [SOCKS] (confidence: 1.000)
[BRACELET] --> [HAIR CLIP] (confidence: 1.000)
    
```

Gambar 7. Output Association Rules

Kesesuaian hasil antara perhitungan manual dan *output* RapidMiner ini memperkuat validitas dan reliabilitas proses analisis yang telah dilakukan, sekaligus mengonfirmasi bahwa penerapan algoritma Apriori dalam penelitian ini telah menghasilkan aturan asosiasi yang dapat dipertanggungjawabkan. Meskipun demikian, terdapat aspek yang perlu dicermati lebih lanjut, yakni rendahnya nilai *Support* yang dihasilkan pada keseluruhan aturan asosiasi tersebut. Kondisi ini tidak terlepas dari

keterbatasan volume dataset yang digunakan dalam penelitian ini, yakni hanya sebanyak 56 transaksi dengan 146 itemset atau jenis produk yang tercatat.

Dengan jumlah transaksi yang relatif terbatas, peluang kemunculan kombinasi item secara bersamaan dalam satu transaksi menjadi semakin kecil, sehingga berdampak langsung pada rendahnya nilai *Support* yang diperoleh. Lebih lanjut, semakin besar rasio antara jumlah jenis produk dengan jumlah transaksi yang tersedia, maka semakin sulit suatu kombinasi item untuk memenuhi ambang batas minimum *Support* yang telah ditetapkan. Kondisi inilah yang menjadi salah satu faktor pembatas dalam pembentukan aturan asosiasi yang lebih beragam dan representatif.

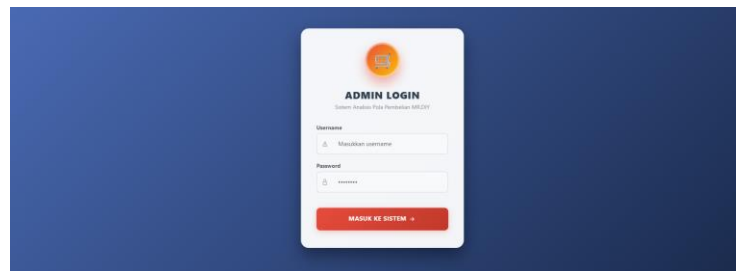
Dengan demikian, keterbatasan volume dataset yang digunakan terbukti berpengaruh signifikan terhadap kualitas maupun kuantitas aturan asosiasi yang dihasilkan. Oleh karena itu, penambahan volume data transaksi pada penelitian selanjutnya sangat direkomendasikan guna memperoleh pola asosiasi yang lebih kuat, akurat, dan mampu mencerminkan kondisi transaksi yang sesungguhnya secara lebih komprehensif.

A. Implementasi Sistem

Implementasi sistem merupakan tahapan penerapan perangkat lunak yang telah melalui proses perancangan dan pembangunan hingga mencapai kondisi siap untuk dioperasikan oleh pengguna akhir. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini berbasis *platform* website, dengan tujuan untuk menganalisis sekaligus memproses data transaksi penjualan secara otomatis, serta menghasilkan pola keterkaitan antar itemset melalui penerapan algoritma Apriori.

1. Halaman Login

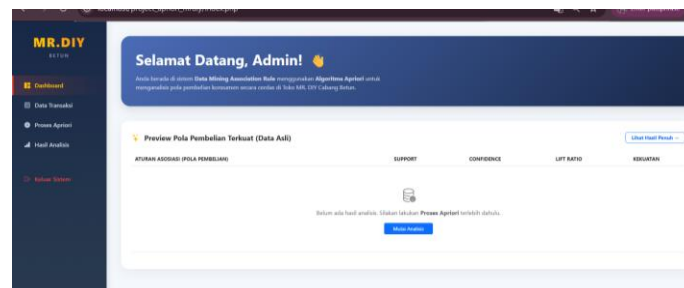
Halaman *login* admin adalah halaman pertama yang terdapat beberapa komponen pada halaman ini, yaitu kolom *username* untuk memasukkan nama pengguna yang terdaftar, kolom *password* yang memproses autentikasi. Apabila data yang dimasukkan benar, sistem akan mengarahkan administrator ke halaman *dashboard*, sedangkan jika salah sistem akan menampilkan pesan kesalahan.



Gambar 8. Halaman *login* admin

2. Halaman Dashboard

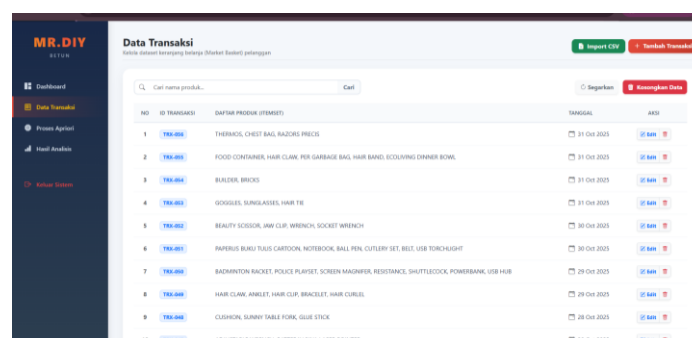
Pada halaman *dashboard* admin menampilkan navigasi dari sisi kiri yang terdiri dari data transaksi, proses apriori, hasil analisis *preview* pola pembelian terketuat.



Gambar 9. Halaman *dashboard*

3. Halaman Data Transaksi

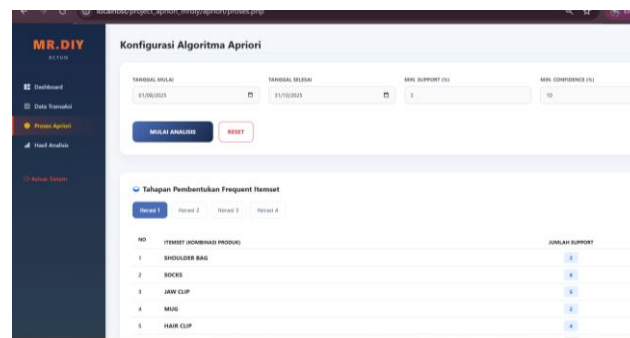
Halaman data transaksi berfungsi untuk mengelola dataset keranjang belanja (*Market Basket*) pelanggan. Halaman ini menyediakan fitur pencarian produk, import csv untuk mengunggah data secara massal, dan fitur tambah transaksi untuk menambahkan transaksi secara manual, serta fitur kosongkan data untuk menghapus seluruh data transaksi yang tersimpan dalam sistem.



Gambar 10. Halaman data transaksi

4. Halaman Proses Apriori

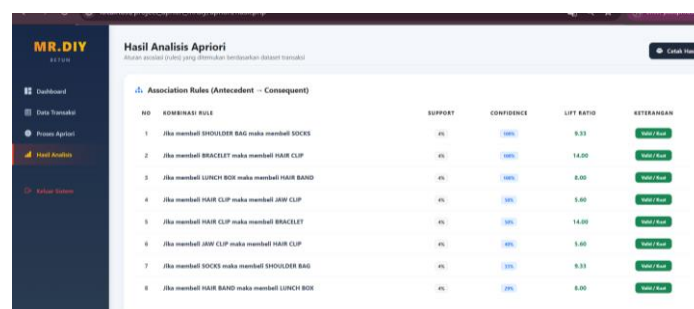
Halaman ini digunakan untuk mengkonfigurasi parameter analisis algoritma. Pada halaman ini, administrator dapat menentukan tanggal dimulai dan tanggal selesai sebagai rentan periode data yang akan dianalisis, serta mengatur nilai min. *Support* dan min. *confidence* sebagai ambang batas minimum pembentukan aturan asosiasi. Setelah parameter diisi, klik tombol mulai analisis untuk menjalankan proses dan fitur reset untuk mengembalikan nilai ke pengaturan awal.



Gambar 11. Halaman proses apriori

5. Halaman Hasil Analisis

Halaman hasil analisis menampilkan aturan asosiasi (*association rules*) yang ditemukan berdasarkan dataset transaksi, meliputi kolom kombinasi *rule*, *Support*, *confidence*, *lift ratio*, dan keterangan. Selain itu, halaman ini juga menyajikan rekomendasi strategi penjualan sebagai saran bagi manajemen Toko MR. DIY Betun dalam pengambilan keputusan pemasaran. Terdapat fitur cetak hasil di pojok kanan atas untuk mencetak atau mengeksport hasil analisis. Apabila proses analisis belum dijalankan, sistem akan menampilkan pesan untuk menjalankan proses Apriori terlebih dahulu.



Gambar 12. Halaman hasil analisis

B. Pengujian Sistem

Implementasi pengujian pada penelitian ini menggunakan metode *black box testing*. Pendekatan ini menitikberatkan pada evaluasi fungsionalitas aplikasi dari sudut pandang pengguna tanpa melibatkan pemeriksaan terhadap struktur kode program atau logika internal sistem. Fokus utama dari tahapan ini adalah untuk memvalidasi bahwa seluruh komponen fitur dan antarmuka yang telah dirancang mampu beroperasi secara konsisten sesuai dengan dokumen spesifikasi kebutuhan serta memberikan output yang akurat.

Tabel 13. Pengujian sistem

Modul Pengujian	Langkah Pengujian	Target Output	Status Pengujian
Halaman Login/Autentikasi Akses Admin	Melakukan akses ke halaman login, menginputkan kredensial (<i>username</i> dan <i>password</i>) yang valid, dilanjutkan dengan mencoba masuk menggunakan kombinasi data yang salah, serta melakukan pengujian klik tombol login pada kondisi formulir masih kosong tanpa pengisian data apapun.	Sistem berhasil melakukan verifikasi data sehingga dapat mengalihkan akses ke Dashboard jika data sesuai, menampilkan pesan peringatan " <i>Username</i> atau <i>Password</i> Salah" jika data tidak cocok, dan memunculkan instruksi validasi pengisian wajib jika kolom input dibiarkan kosong.	Valid

Modul Pengujian	Langkah Pengujian	Target Output	Status Pengujian
<p>Halaman Data Transaksi/Manajemen Data Transaksi</p>	<p>Mengakses halaman utama transaksi untuk memverifikasi keterbacaan daftar data, melakukan simulasi pembaruan informasi produk dan tanggal melalui fitur "Edit", menguji fungsi eliminasi data menggunakan tombol "<i>Delete</i>" (Hapus), serta melakukan validasi pada seluruh tautan navigasi di bilah samping (sidebar) untuk berpindah antar modul sistem.</p>	<p>Sistem mampu menyajikan tabel informasi transaksi secara terstruktur dan akurat, menampilkan formulir ubah data yang berfungsi dengan baik, memproses penghapusan rekaman data dari basis data secara permanen disertai munculnya notifikasi konfirmasi, serta menjamin seluruh tautan pada menu navigasi mengarah ke modul yang tepat tanpa kendala teknis.</p>	<p>Valid</p>
<p>Halaman import/Integrasi Dataset Transaksi</p>	<p>Mengakses halaman import, memilih file dataset berformat .csv yang berisi data produk dan tanggal, melakukan eksekusi</p>	<p>Sistem secara otomatis melakukan pembersihan (<i>truncate</i>) pada tabel transaksi</p>	<p>Valid</p>

Modul Pengujian	Langkah Pengujian	Target Output	Status Pengujian
	tombol import untuk memproses pemindahan data, serta melakukan pengujian dengan mengunggah file yang memiliki format tidak sesuai atau tanpa ekstensi .csv.	lama, berhasil mendeteksi pemisah CSV secara otomatis, mampu mengonversi format tanggal (Indonesia/Inggris) ke dalam format basis data secara akurat, menampilkan notifikasi jumlah data yang berhasil disimpan, serta menolak file dengan ekstensi selain .csv.	
Halaman Proses Apriori/Komputasi Pola Asosiasi	Menentukan parameter rentang tanggal, nilai <i>Support</i> , dan <i>confidence</i> untuk menjalankan tombol "Mulai Analisis", serta melakukan pengujian pada fitur tombol "Reset Data" untuk menghapus	Sistem secara presisi melakukan penyaringan data berdasarkan tanggal, menghitung frekuensi kemunculan itemset dari tahap awal hingga akhir, melakukan	Valid

Modul Pengujian	Langkah Pengujian	Target Output	Status Pengujian
	seluruh riwayat hasil perhitungan yang tersimpan di dalam basis data.	pemangkasan (pruning) berdasarkan nilai <i>Support</i> , serta menghasilkan aturan asosiasi yang memenuhi kriteria confidence yang telah ditentukan. serta menjamin penghapusan seluruh rekaman hasil analisis lama secara permanen saat tombol Reset ditekan guna menghindari tumpang tindih data pada proses berikutnya.	
<p style="text-align: center;">Hasil Analisis/Visualisasi dan Laporan Aturan Asosiasi</p>	Mengakses halaman hasil analisis untuk meninjau daftar aturan asosiasi yang terbentuk, memverifikasi nilai korelasi antar produk berdasarkan	Sistem menyajikan tabel hasil akhir yang informatif secara sistematis, menampilkan interpretasi aturan asosiasi yang memiliki nilai	Valid

Modul Pengujian	Langkah Pengujian	Target Output	Status Pengujian
	parameter lift ratio, serta melakukan pengujian pada fitur tombol "Cetak Laporan" untuk mendokumentasikan hasil temuan pola pembelian konsumen.	korelasi kuat ($Lift \geq 1$), menyertakan narasi rekomendasi strategi pemasaran yang relevan bagi manajemen toko, serta berhasil mengalihkan tampilan ke format cetak (<i>print-view</i>) yang siap digunakan sebagai laporan fisik.	

C. Pengujian Algoritma

Pengujian algoritma dilakukan untuk memvalidasi kebenaran dan konsistensi hasil komputasi yang dihasilkan oleh Sistem. Pengujian ini membandingkan tiga sumber hasil perhitungan, yakni perhitungan manual menggunakan *Microsoft Excel*, output yang dihasilkan oleh Sistem yang dikembangkan, serta hasil validasi menggunakan RapidMiner.

1) Pengujian Nilai *Support*

Nilai *Support* kandidat 2-itemset dihitung menggunakan persamaan:

$$Support(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \times 100\%$$

Berdasarkan total 56 transaksi, seluruh pasangan item pada k2-itemset memiliki frekuensi kemunculan sebanyak 2 transaksi, perbandingan hasil perhitungan nilai *Support* dari ketiga sumber dapat dilihat pada tabel 14.

Tabel 14. Perbandingan Nilai *Support*

Aturan Asosiasi	Manual (<i>Excel</i>)	RapidMiner	Sistem	Kesesuaian
SHOULDER BAG → SOCKS	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai
SOCKS → SHOULDER BAG	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai
JAW CLIP → HAIR CLIP	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai
HAIR CLIP → JAW CLIP	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai
HAIR BAND → LUNCH BOX	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai
LUNCH BOX → HAIR BAND	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai
BRACELET → HAIR CLIP	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai
HAIR CLIP → BRACELET	3,6%	0.036	3.6%	Sesuai

2) Pengujian Nilai *Confidence*

Nilai *confidence* dihitung untuk mengukur seberapa sering aturan asosiasi terbukti benar. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\Sigma \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\Sigma \text{Transaksi mengandung } A} \times 100\%$$

Hasil perbandingan nilai *confidence* dari perhitungan manual, RapidMiner, dan Sistem dapat dilihat pada table berikut.

Tabel 15. Perbandingan Nilai *Confidence*

Aturan Asosiasi	Manual (<i>Excel</i>)	RapidMiner	Sistem	Kesesuaian
SHOULDER BAG → SOCKS	100%	1.000	100%	Sesuai

SOCKS → SHOULDER BAG	33%	0.333	33%	Sesuai
JAW CLIP → HAIR CLIP	40%	0.400	40%	Sesuai
HAIR CLIP → JAW CLIP	50%	0.500	50%	Sesuai
HAIR BAND → LUNCH BOX	29%	0.268	29%	Sesuai
LUNCH BOX → HAIR BAND	100%	1.000	100%	Sesuai
BRACELET → HAIR CLIP	100%	1.000	100%	Sesuai
HAIR CLIP → BRACELET	50%	0.500	50%	Sesuai

RapidMiner menampilkan nilai *confidence* dalam format decimal (0-1), sedangkan perhitungan manual dan Sistem menampilkan dalam format presentase.

3) Pengujian Nilai *Lift Ratio*

Nilai *lift* digunakan sebagai indikator kekuatan keterkaitan antar item dalam suatu aturan asosiasi. Nilai *lift* > 1 menunjukkan korelasi positif antara kedua item. Rumus perhitungan *lift* adalah sebagai berikut:

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

Hasil perbandingan nilai *lift ratio* dari ketiga sumber ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 16. Perbandingan Nilai *Lift*

Aturan Asosiasi	Manual (Excel)	RapidMiner	Sistem	Kesesuaian
SHOULDER BAG → SOCKS	9,33	9.333	9,33	Sesuai
SOCKS → SHOULDER BAG	9,33	9.333	9,33	Sesuai
JAW CLIP → HAIR CLIP	5,60	5.600	5,60	Sesuai

HAIR CLIP → JAW CLIP	5,60	5.600	5,60	Sesuai
HAIR BAND → LUNCH BOX	8,00	8.000	8,00	Sesuai
LUNCH BOX → HAIR BAND	8,00	8.000	8,00	Sesuai
BRACELET → HAIR CLIP	14	14.00	14,00	Sesuai
HAIR CLIP → BRACELET	14	14.00	14,00	Sesuai

Berdasarkan hasil perbandingan antara perhitungan manual menggunakan *Microsoft Excel*, output sistem yang dikembangkan, dan validasi menggunakan RapidMiner, seluruh nilai *Support*, *confidence*, dan *lift ratio* menunjukkan kesesuaian yang konsisten pada seluruh 8 aturan asosiasi yang terbentuk. Perbedaan kecil pada nilai desimal antara perhitungan manual dan RapidMiner semata-mata disebabkan oleh perbedaan metode pembulatan, bukan kesalahan komputasi.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa implementasi algoritma Apriori pada sistem yang dikembangkan telah berjalan dengan benar, akurat, dan konsisten. Hal ini membuktikan bahwa sistem mampu menghasilkan aturan asosiasi yang valid dan dapat dipertanggung jawabkan sebagai dasar pengambilan keputusan strategi pemasaran bagi manajemen Toko MR. DIY cabang Betun.

D. Analisis Kelebihan dan Kekurangan Sistem

Setelah dilakukan serangkaian pengujian fungsional menggunakan metode *Black Box Testing*, maka tahap selanjutnya adalah melakukan analisis terhadap performa sistem secara keseluruhan. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana aplikasi mampu memberikan solusi atas permasalahan analisis pola pembelian di MR. DIY Betun serta mengidentifikasi batasan-batasan teknis yang masih ada.

1. Kelebihan Sistem

Sistem yang dikembangkan mampu menggantikan proses perhitungan algoritma Apriori secara manual menjadi komputasi digital yang cepat dan akurat. Pengguna dapat menentukan nilai minimum *Support* dan *confidence* secara fleksibel sesuai kebutuhan strategi pemasaran, didukung fitur *impor csv* yang

memungkinkan pemasukan data transaksi dalam jumlah besar secara efisien. Hasil analisis disajikan dalam bentuk aturan asosiasi yang mudah dipahami beserta nilai *lift ratio* sebagai indikator kekuatan pola pembelian, serta dilengkapi proteksi sesi dan validasi format tanggal otomatis untuk menjamin integritas data yang diolah.

2. Kekurangan Sistem

Sistem ini memiliki beberapa keterbatasan, yakni proses *impor* data sangat bergantung pada struktur file csv yang baku sehingga perubahan format memerlukan penyesuaian pada logika parser, laporan hasil analisis masih terbatas pada format tabel tanpa visualisasi grafik maupun diagram jaringan antar produk, sistem bersifat *stand-alone* sehingga data transaksi harus diekspor secara manual ke format csv sebelum dapat diproses, serta adanya batasan kapasitas memori PHP pada lingkungan XAMPP yang berpotensi memperlambat proses komputasi apabila dataset yang digunakan mencapai skala ratusan ribu baris dengan nilai *Support* yang sangat rendah. Selain itu, dari sisi keamanan sistem ini masih memiliki celah yang perlu mendapat perhatian lebih lanjut, di antaranya belum diterapkannya *enkripsi* pada data yang tersimpan dalam basis data, belum adanya mekanisme pembatasan percobaan *login* untuk mencegah serangan peretasan, serta belum tersedianya sistem pencatatan aktivitas pengguna atau *log audit* yang dapat digunakan untuk memantau dan mendeteksi akses yang tidak sah terhadap sistem.

E. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis pola pembelian konsumen dengan algoritma Apriori pada Toko MR. DIY Cabang Betun, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan algoritma Apriori terhadap data transaksi penjualan Toko MR. DIY Cabang Betun periode Agustus hingga Oktober 2025 melalui pendekatan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) berhasil mengidentifikasi pola pembelian konsumen secara sistematis. Dari 56 transaksi dengan 146 jenis item produk, proses analisis menghasilkan 26 kandidat 1-itemset dan 4 kandidat 2-

itemset, sedangkan pada tahapan 3-itemset tidak ditemukan kandidat yang memenuhi ambang batas minimum *Support* sebesar 3%, sehingga *frequent* itemset tertinggi berada pada tingkatan 2-itemset. Dengan demikian, penelitian ini dinyatakan berhasil menjawab rumusan masalah dalam menganalisis pola pembelian konsumen menggunakan algoritma Apriori pada Toko MR. DIY Cabang Betun.

2. Dari proses pembentukan aturan asosiasi dengan parameter minimum support 3% dan minimum confidence 10%, diperoleh sebanyak 8 aturan asosiasi yang seluruhnya menunjukkan korelasi positif dengan nilai lift di atas 1, yang mengindikasikan adanya kecenderungan konsumen untuk membeli produk-produk tersebut secara bersamaan. Adapun aturan asosiasi dengan nilai lift tertinggi adalah Bracelet → Hair Clip dan Hair Clip → Bracelet dengan nilai lift sebesar 14 dan confidence 100%, diikuti oleh aturan Shoulder Bag → Socks serta Lunch Box → Hair Band dengan nilai lift masing-masing sebesar 9,33 dan 8,00. Hasil ini membuktikan bahwa algoritma Apriori berhasil menemukan pola keterkaitan antar produk yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar rekomendasi strategi pemasaran dan penataan produk di Toko MR. DIY Cabang Betun.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan, berikut beberapa saran yang dapat dijadikan pertimbangan untuk penelitian maupun pengembangan sistem selanjutnya:

1. Menggunakan volume data transaksi yang lebih besar dengan rentang periode yang lebih panjang,
2. Sistem yang dikembangkan disarankan untuk dilengkapi fitur visualisasi data berupa grafik atau diagram jaringan.
3. Perlu dilakukan optimasi performa sistem dalam hal pengelolaan memori agar mampu menangani dataset berskala besar dengan lebih efisien.
4. Perlu dilakukan peningkatan keamanan sistem..

DAFTAR PUSTAKA

- Amna, S. W., Sudipa, I. G. I., Putra, T. A. E., Wahidin, A. J., Syukrilla, W. A., Wardhani, A. K., Heryana, N., Indriyani, T., & Santoso, L. W. (2023). Data Mining Data mining. In *Mining of Massive Datasets* (Vol. 2, Issue January 2013). https://www.cambridge.org/core/product/identifier/CBO9781139058452A007/type/book_part
- Endang Ratnawati Djuwitaningrum, Soleh, M., & Rahman., M. A. (2023). Sistem Rekomendasi Produk Obat pada Apotek Juang Jaya Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi*, 7(1), 33–46 <https://doi.org/10.31543/jii.v7i1.229>
- Firdaus, S. E. (2021). Sistem Informasi Akuntansi Konsep Sistem Pengolah Transaksi (Transactions Processing Sistem). *Universitas Mercu Buana, March*, 1–14. https://www.researchgate.net/publication/350174808_SISTEM_INFORMASI_AKUNTANSI_KONSEP_SISTEM_PENGOLAH_TRANSAKSI_TRANSACTION_PROCESSING_SISTEM
- Gustian, R., Fitriano, Y., & Utama Putra, I. (2024). The Effect of Store Atmosphere, Promotion and Product Diversity on Purchasing Decisions at Mr.Diy Manna South Bengkulu Regency. *Jurnal Pusat Manajemen*, 1(1), 5–14. <https://jurnalunived.com/index.php/PUSMAN/index%0Ahttps://jurnalunived.com/index.php/PUSMAN/article/view/438>
- Irawan, I., Sunardi, & Harlina, S. (2024). Implementasi Algoritma Apriori Pada Aplikasi Penjualan Buah Berbasis Web. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 9(1), 234–243 <https://doi.org/10.35870/jtik.v9i1.2971>
- Marindah, M., & Setiawan, K. (2024). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Pola Pembelian Konsumen Di Marketplace Shopee Jaktimstore. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 7(5), 1473–1481. <https://doi.org/10.31539/intecom.v7i5.11644>
- Muhamad Adi Kurnia Invanto, & Khoirun Nisa. (2025). Analisis Pola Pembelian Souvenir Dengan Algoritma Apriori Untuk Optimalisasi Penjualan Umkm. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Elektronik*, 8(1), 131–139. <https://doi.org/10.36595/jire.v8i1.1556>

-
- Putri, S. D., & Sitohang, S. (2023). Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori. *Computer and Science Industrial Engineering (COMASIE)*, 9(7), 6813–6824 <https://doi.org/10.33884/comasiejournal.v9i7.7889>
- Romdani, S., & A.R, R. (2022). Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Apotek & Alkes 58. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 5(5), 790–798. <https://doi.org/10.32672/jnkti.v5i5.4995>
- Saputra, A., Sari, H. L., & Sartika, D. (2023). Implementasi Metode Association Rule Mining Pada Penjualan Barang Di Toko Bangunan Ada Mas Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Multidisiplin Dehasen (MUDE)*, 2(4), 709–718. <https://doi.org/10.37676/mude.v2i4.4805>
- Suherman, Arsita, A. D., & Afriantoro, I. (2024). Analisis Pola Penjualan di Toko Retail Menggunakan Algoritma Apriori dengan Rapid Minner. *Jurnal Teknologi Informatika Dan Komputer*, 10(2), 734–753. <https://doi.org/10.37012/jtik.v10i2.2407>
- Triyanto, Henny Yulianti, M. I. (2024). Penerapan Data Mining Terhadap Data Penjualan Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Citra Utama. *Journal of Information Sistem, Applied, Management, Accounting and Research*, 8(2), 401 <https://doi.org/10.52362/jisamar.v8i2.1485>
- Utnasar, I. (2024). Analisis Data Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Minimarket D Mart. *Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika*, 2(1), 1–7. <https://doi.org/10.47233/jiska.v2i1.1254>
- Nurhidayati, N. ida, Isnaeni, M., Fathurrahman, F., & Yulistia Alwanda, A. (2025). Analisis Faktor yang Mempengaruhi Penjualan ChicKen Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal PRINTER: Jurnal Pengembangan Rekayasa Informatika Dan Komputer*, 3(1), 56–70 <https://doi.org/10.29408/jprinter.v3i1.30976>.