



Penerapan Data Mining dengan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Barang Minus Bernilai Tinggi

Kiki Alfiansyah*, Nanang

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

Email : ^{1,*}kikialfiansyah2929@gmail.com, ²dosen02599@unpam.ac.id

Email Korrespondensi : kikialfiansyah2929@gmail.com

Abstrak—Toko Indomaret merupakan salah satu ritel modern yang memiliki risiko tinggi terhadap terjadinya selisih stok, khususnya barang minus bernilai tinggi yang dapat menimbulkan kerugian. Selama ini, data hasil audit persediaan masih dianalisis secara manual sehingga pola keterkaitan antarbarang minus belum dapat diketahui secara jelas. Penelitian ini bertujuan menerapkan data mining dengan metode association rule menggunakan algoritma Apriori untuk menganalisis pola barang minus bernilai tinggi pada toko Indomaret (studi kasus Tim IC Ajat Sugiantoro). Data yang digunakan berasal dari hasil audit persediaan periode April hingga Juni 2025 dengan fokus pada barang minus kategori NK. Proses analisis dilakukan melalui pembentukan frequent itemset dan aturan asosiasi berdasarkan parameter minimum support sebesar 30% dan minimum confidence sebesar 70%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu mengidentifikasi keterkaitan antarbarang minus yang sering muncul secara bersamaan, sehingga dapat digunakan sebagai dasar penentuan prioritas pengawasan stok dan pencegahan selisih persediaan. Selain itu, penelitian ini menghasilkan sistem berbasis web yang memudahkan pengguna dalam mengunggah data audit, menentukan nilai support dan confidence, serta menampilkan hasil analisis secara otomatis dan lebih sistematis.

Kata Kunci: Data Mining; Association Rule; Algoritma Apriori; Barang Minus; Inventory Control

Abstract—Indomaret stores, as part of the modern retail sector, face a high risk of inventory discrepancies, particularly high-value stock losses that may cause significant financial impacts. In practice, audit data are often analyzed manually, making it difficult to identify association patterns among missing items. This study aims to implement data mining using the association rule method with the Apriori algorithm to analyze patterns of high-value missing items at Indomaret stores (case study: IC Team Ajat Sugiantoro). The dataset was obtained from inventory audit results during April to June 2025, focusing on NK-category high-loss items. The analysis was conducted by generating frequent itemsets and association rules based on a minimum support threshold of 30% and a minimum confidence threshold of 70%. The results indicate that the Apriori algorithm can effectively identify relationships among missing items that frequently occur together, which can be used to prioritize stock monitoring and support preventive actions against inventory discrepancies. In addition, this research developed a web-based system that enables users to upload audit data, set support and confidence parameters, and automatically display the association rule results in a more systematic and efficient manner.

Keyword: Data Mining; Association Rule; Apriori Algorithm; Missing Items; Inventory Control

1. PENDAHULUAN

Aktivitas ekonomi berkembang seiring meningkatnya ragam kebutuhan yang harus dipenuhi demi keberlangsungan hidup. Kondisi tersebut mendorong munculnya berbagai tempat yang menyediakan kebutuhan masyarakat, terutama kebutuhan pokok. Fenomena ini terlihat dari semakin banyaknya pasar tradisional, toko, hingga minimarket. Setiap jenis tempat perbelanjaan memiliki keunggulan masing-masing. Minimarket, misalnya, menawarkan sejumlah kelebihan, seperti lokasi yang umumnya strategis sehingga mudah diakses konsumen, tersedianya area parkir yang aman, serta kenyamanan saat berbelanja karena ruangan ber-AC, tidak berdesakan, dan terjaga kebersihannya. Selain itu, sistem pembayarannya pun fleksibel dapat menggunakan uang tunai maupun non-tunai serta menyediakan jenis produk yang cukup lengkap dan beragam [1],[2],[3].

Minimarket menjadi salah satu tempat berbelanja yang memiliki banyak keunggulan dalam menarik minat konsumen, sehingga mampu memberikan tingkat kepuasan yang lebih tinggi dibandingkan jenis tempat belanja lainnya. Tidak mengherankan apabila hampir seluruh lapisan masyarakat cenderung memilih berbelanja di minimarket. Meskipun harga yang ditawarkan relatif lebih tinggi dibandingkan tempat lain, hal tersebut dianggap sepadan dengan berbagai bentuk kenyamanan dan kepuasan yang diperoleh konsumen [4].

Keberhasilan minimarket dalam memberikan layanan terbaik kepada konsumen turut memberikan dampak positif bagi perkembangan usaha itu sendiri. Penerimaan masyarakat terhadap minimarket semakin meningkat, yang pada akhirnya berdampak pada kenaikan pendapatan. Dalam konteks tersebut, pengendalian persediaan menjadi aspek penting untuk memastikan ketersediaan barang di gudang tetap terkelola dengan baik. Perusahaan ritel, termasuk minimarket, memiliki tingkat kerentanan yang tinggi terhadap risiko kehilangan barang. Kondisi ini sangat berkaitan dengan efektivitas sistem pengendalian persediaan di gudang. Sistem yang terstruktur dan berjalan dengan baik dapat meminimalkan kemungkinan kehilangan stok yang berpotensi menimbulkan kerugian finansial, sehingga tujuan perusahaan dapat tercapai. Salah satu kebijakan penting dalam perencanaan perusahaan adalah upaya menekan praktik penyelewengan yang dapat menyebabkan hilangnya barang dagangan, baik yang dilakukan oleh pihak internal maupun eksternal [5].

Indomaret adalah salah satu jaringan ritel terbesar di Indonesia yang didirikan pada tahun 1988. Indomaret menyediakan berbagai kebutuhan sehari-hari dan memiliki ribuan gerai yang tersebar di seluruh wilayah Indonesia. Sebagai perusahaan ritel *modern*, pengelolaan stok dan persediaan barang menjadi aspek yang sangat krusial untuk menjamin kelancaran operasional dan kepuasan pelanggan.



Ritel (*retail*) sendiri merupakan kegiatan penjualan barang atau jasa secara langsung kepada konsumen akhir untuk penggunaan pribadi dan bukan untuk dijual kembali. Dalam konteks ini, toko-toko Indomaret termasuk dalam kategori ritel modern yang menyediakan berbagai macam produk kebutuhan harian dalam jumlah satuan. Manajemen persediaan merupakan elemen kunci dalam rantai pasok bisnis ritel *modern*. Salah satu tantangan terbesar dalam pengelolaan stok adalah terjadinya selisih antara data stok sistem dan jumlah barang fisik di toko. Selisih ini dapat berupa barang minus (barang tercatat di sistem, tetapi tidak ditemukan di toko) maupun barang plus (barang ditemukan lebih dari jumlah yang tercatat). Keberadaan barang minus, terutama yang bernilai tinggi, dapat menimbulkan potensi kerugian besar, mengganggu operasional toko, serta mencerminkan adanya kelemahan dalam pengelolaan persediaan [6].

Di lingkungan Indomaret, kegiatan pengawasan stok dilakukan secara berkala oleh tim *Inventory Control (IC)* atau yang dikenal dengan tim audit, salah satunya adalah Tim *IC* Ajat Sugiantoro. Tim ini melakukan *stock opname* di banyak toko untuk mencocokkan stok fisik dengan data sistem. Hasil dari audit ini menghasilkan laporan berisi daftar barang-barang minus, terutama yang bernilai tinggi, sebagai prioritas pengawasan. Perlu diketahui bahwa karyawan toko juga memiliki peran penting dalam menjaga keakuratan stok, karena mereka melakukan pengecekan barang secara rutin setiap hari. Pengendalian selisih stok bukan hanya menjadi tanggung jawab tim audit, tetapi juga melibatkan kesadaran dan tindakan langsung dari karyawan toko itu sendiri. Dibutuhkan sistem yang tidak hanya membantu tim audit dalam menganalisis data, tetapi juga mempermudah karyawan toko dalam mengenali barang-barang yang rawan mengalami selisih minus, agar bisa dicek dan ditangani sejak awal.

Data hasil audit masih dianalisis secara manual atau hanya dikompilasi dalam bentuk laporan sederhana, sehingga pola keterkaitan antar barang minus tidak dapat terlihat dengan jelas. Padahal, sering kali terdapat pola tertentu, misalnya barang A dan barang B yang berulang kali muncul bersama sebagai barang minus di berbagai toko. Dibutuhkan pendekatan yang mampu menggali informasi tersembunyi dari data audit. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah tersebut adalah *data mining*. *Data mining* merupakan proses eksplorasi dan analisis data dalam jumlah besar untuk menemukan pola, tren, hubungan tersembunyi, atau informasi penting yang sebelumnya tidak terlihat secara eksplisit. *Data mining* memiliki berbagai metode seperti klasifikasi, *clustering*, regresi, dan *association rule mining*.

Association rule mining (pencarian pola asosiasi) adalah salah satu teknik dalam *data mining* yang bertujuan untuk menemukan aturan atau hubungan antar item dalam satu set data. Metode ini digunakan untuk menjawab pertanyaan seperti: "Jika barang A muncul, seberapa sering barang B juga muncul bersamaan?" Dalam konteks audit inventori, teknik ini dapat digunakan untuk menemukan kombinasi barang yang sering mengalami selisih minus secara bersamaan. Salah satu algoritma populer untuk melakukan pencarian asosiasi adalah *Apriori*. Algoritma *Apriori* bekerja dengan mencari kombinasi item yang memiliki frekuensi kemunculan tinggi (*frequent itemsets*) dalam *dataset*, kemudian menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. Penerapan algoritma *Apriori* dalam data audit toko memungkinkan pengguna untuk menemukan pola hubungan antar barang minus, misalnya: "Jika cokelat *SilverQueen cashew* 55g sering minus, maka cokelat *SilverQueen almond* 55g juga sering ikut minus – dengan *confidence* 70%." Untuk menjembatani proses analisis tersebut dengan pengguna di lapangan, maka penelitian ini membangun aplikasi analisis berbasis *web*. Aplikasi ini tidak hanya dirancang untuk digunakan oleh tim *IC* sebagai alat bantu evaluasi, tetapi juga untuk mempermudah karyawan toko dalam mengidentifikasi barang rawan minus berdasarkan pola historis yang ditemukan dari audit sebelumnya. Dengan *web* ini, pengguna dapat mengunggah data hasil audit, mengatur parameter analisis (*support*, *confidence*), dan langsung mendapatkan hasil pola barang minus secara otomatis dan interaktif [7],[8].

Penelitian ini bertujuan untuk menggabungkan pendekatan *data mining*, khususnya teknik *association rule mining* dengan algoritma *Apriori*, ke dalam sistem berbasis *web* yang bermanfaat secara nyata tidak hanya untuk tim audit sebagai evaluator, tetapi juga untuk karyawan toko sebagai pelaksana harian pengecekan stok, demi mengurangi potensi terjadinya selisih barang di toko Indomaret, khususnya di bawah pengawasan Tim *IC* Ajat Sugiantoro.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu tersebut, dapat diketahui bahwa algoritma *Apriori* telah banyak diterapkan untuk menemukan pola asosiasi dalam berbagai permasalahan, khususnya pada pola belanja konsumen, pengelolaan persediaan, dan pengendalian stok. Namun, penelitian-penelitian tersebut masih memiliki perbedaan dengan permasalahan yang terdapat pada penelitian ini. Penelitian Siregar dkk. (2022) berfokus pada pola belanja konsumen untuk meningkatkan omset penjualan [9]. Sedangkan penelitian Ikram dkk. (2025) berfokus pada hubungan antar material dalam pengelolaan persediaan di warehouse [10]. Sementara itu, penelitian Riadi dkk. (2023) membahas penerapan *association rule* untuk *inventory control* dengan menggunakan algoritma *Apriori* dan *FP-Growth*. Berdasarkan penelitian yang telah ditinjau, masih terbatas penelitian yang secara khusus menerapkan *association rule* menggunakan algoritma *Apriori* untuk menganalisis keterkaitan antarbarang yang mengalami selisih minus bernilai tinggi berdasarkan data hasil audit atau *stock opname* pada toko ritel [11]. Penelitian terdahulu pada umumnya menggunakan data transaksi penjualan atau data persediaan sebagai dasar pembentukan itemset, sedangkan penelitian ini menggunakan data barang minus hasil audit yang merepresentasikan kejadian selisih antara stok sistem dan stok fisik. Dengan demikian, terdapat kesenjangan penelitian pada pemanfaatan data audit barang minus untuk menemukan pola keterkaitan antarbarang yang secara berulang mengalami selisih minus secara bersamaan. Selain itu, hasil analisis data audit pada objek penelitian masih dilakukan secara manual atau disajikan dalam bentuk laporan sederhana, sehingga pola hubungan antarbarang minus belum dapat dimanfaatkan secara optimal sebagai informasi pendukung pengendalian persediaan.

Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan *data mining* dengan metode *association rule* menggunakan algoritma *Apriori* untuk mengidentifikasi pola keterkaitan barang minus bernilai tinggi pada toko Indomaret, khususnya berdasarkan data hasil audit Tim *IC* Ajat Sugiantoro. Penelitian ini tidak hanya menghasilkan *frequent itemset* dan aturan

asosiasi berdasarkan nilai support, confidence, dan lift ratio, tetapi juga mengimplementasikan proses analisis tersebut ke dalam aplikasi berbasis web. Aplikasi yang dikembangkan memungkinkan pengguna mengunggah data hasil audit, menentukan parameter analisis, melakukan proses Apriori, serta memperoleh informasi mengenai kombinasi barang yang memiliki kecenderungan mengalami selisih minus secara bersamaan. Hasil pola asosiasi tersebut diharapkan dapat memberikan informasi pendukung bagi Tim IC dalam melakukan evaluasi dan menentukan prioritas pengawasan, serta membantu karyawan toko mengenali barang-barang yang memiliki kecenderungan mengalami minus secara bersamaan sehingga pengecekan dapat dilakukan secara lebih terarah. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi dalam mengubah data hasil audit yang sebelumnya hanya berupa laporan menjadi informasi pola yang dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengendalian persediaan dan upaya mengurangi potensi kerugian akibat selisih stok pada toko Indomaret.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu algoritma yang paling banyak digunakan untuk mengidentifikasi pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi adalah kombinasi item dalam suatu basis data yang memiliki tingkat kemunculan (*support*) melebihi batas minimum yang telah ditentukan, yang dikenal sebagai minimum *support*. *Algoritma Apriori* secara luas digunakan dalam proses penemuan pola dengan tingkat kemunculan tinggi (*frequent pattern mining*) [12]. Kebermanfaatan suatu aturan asosiasi dapat ditentukan berdasarkan dua ukuran utama, yaitu nilai *support* dan nilai *confidence*. Nilai *support* atau penunjang menggambarkan persentase kemunculan kombinasi item tertentu di dalam keseluruhan basis data, sedangkan nilai *confidence* atau tingkat kepastian menunjukkan seberapa kuat hubungan antara item-item yang terdapat dalam kombinasi tersebut [13],[14],[15].

2.2 Inventory Control

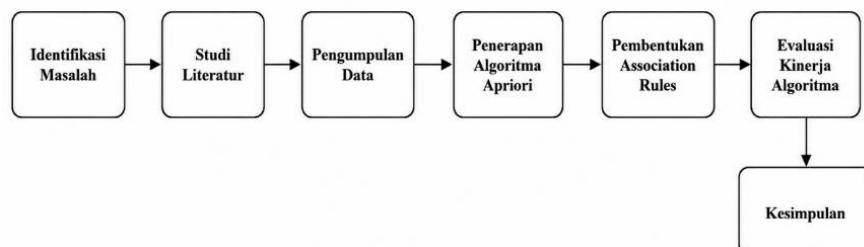
Inventory control atau pengendalian persediaan merupakan suatu proses perencanaan, pengawasan, dan pengendalian jumlah persediaan barang yang bertujuan untuk memastikan ketersediaan barang secara optimal, sehingga kebutuhan operasional dapat terpenuhi tanpa menimbulkan kelebihan maupun kekurangan stok. Pengendalian persediaan dilakukan agar barang tersedia dalam jumlah yang tepat, pada waktu yang tepat, serta dengan biaya yang efisien. Dalam konteks pengendalian internal, *inventory control* merupakan bagian dari suatu proses yang dirancang untuk memberikan keyakinan yang memadai (*reasonable assurance*) dalam pencapaian tujuan organisasi. Pengendalian internal tidak memberikan jaminan mutlak, melainkan keyakinan yang wajar, karena setiap sistem pengendalian memiliki keterbatasan yang melekat serta harus mempertimbangkan keseimbangan antara manfaat dan biaya yang ditimbulkan [6].

2.3 Association Rule

Association rules merupakan sebuah prosedur yang digunakan untuk mencari serta mengidentifikasi hubungan antar item di dalam suatu dataset. Melalui proses *association rule mining*, pola-pola keterkaitan antar item dapat ditemukan berdasarkan kemunculan item-item tersebut secara bersamaan dalam data transaksi [16],[17]. Penerapan *data mining* dengan metode aturan asosiasi bertujuan untuk mengekstraksi informasi mengenai item-item yang saling berhubungan dan menyajikannya dalam bentuk aturan atau *rule* yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut. Aturan asosiasi merupakan salah satu teknik dalam data mining yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan atau keterkaitan antar kombinasi item [18],[19],[20].

2.4 Tahapan Penelitian

Adapun tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1 berikut :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

- Identifikasi Masalah
Merupakan tahap untuk menentukan permasalahan terkait barang minus bernilai tinggi pada toko Indomaret.
- Studi Literatur
Merupakan tahap untuk mempelajari teori, metode *Association Rule*, algoritma Apriori, dan penelitian terdahulu yang relevan.
- Pengumpulan Data



Merupakan tahap memperoleh data barang minus bernilai tinggi dari hasil audit atau *stock opname* Tim IC Ajat Sugiantoro.

d. Penerapan Algoritma Apriori

Merupakan tahap mengolah data dan menemukan *frequent itemset* berdasarkan nilai *support* yang telah ditentukan.

e. Pembentukan Association Rules

Merupakan tahap membentuk aturan asosiasi dan menghitung nilai *support*, *confidence*, serta *lift ratio* untuk mengetahui hubungan antarbarang minus.

f. Evaluasi Kinerja Algoritma

Merupakan tahap mengevaluasi aturan asosiasi berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* untuk menentukan pola yang relevan.

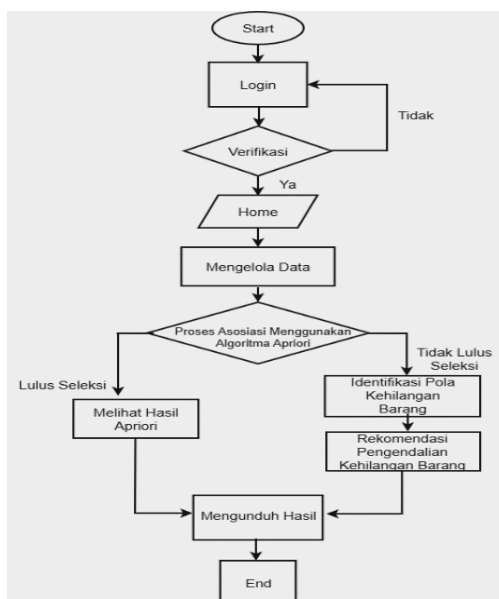
g. Kesimpulan

Merupakan tahap merangkum hasil penelitian dan pola barang minus yang diperoleh dari penerapan algoritma Apriori.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisa Sistem

Dalam banyak proyek pengembangan sistem informasi, proses analisis dan perancangan umumnya tidak dilakukan secara terpisah, melainkan berlangsung secara bersamaan dan saling beriringan. Hal ini menunjukkan bahwa ketika tahap analisis masih berjalan, kegiatan perancangan sudah mulai dilakukan sebagai bagian dari rangkaian pengembangan sistem. Pendekatan tersebut menegaskan pentingnya integrasi antara fase analisis dan desain guna meningkatkan efisiensi pelaksanaan proyek, karena pengembang dapat secara simultan memahami kebutuhan sistem sekaligus merancang solusi yang selaras dengan kebutuhan yang telah diidentifikasi. Berikut ditampilkan pada Gambar 2 yaitu Use Case Analisa Sistem.



Gambar 2. Use Case Analisa Sistem

3.2 Analisa Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu metode dalam bidang ilmu komputer yang digunakan untuk menemukan pola asosiasi pada data transaksional, seperti data transaksi pembelian. Algoritma ini didasarkan pada prinsip bahwa kumpulan item yang sering muncul secara bersamaan dalam suatu transaksi dapat merepresentasikan pola asosiasi tertentu. Melalui penerapan analisis *algoritma Apriori*, proses pencarian hubungan antaritem dapat dilakukan secara efisien dan dimanfaatkan dalam berbagai bidang, antara lain sistem rekomendasi produk, analisis pasar, serta pengelolaan persediaan. Pemahaman terhadap kinerja *algoritma Apriori* juga berperan penting dalam meningkatkan efisiensi penemuan pola asosiasi pada data berukuran besar. Berikut ditampilkan Pada Tabel 1 yaitu Data Transaksi.

Tabel 1. Data Transaksi

No	Transaksi	Item
1	A040425 FM1N Pembangunan Raya	kapal api kopi bubuk special 20x6g, sun kara santan kelapa siap pakai 65ml, indomaret tas ramah lingkungan press 36x30cm, silver queen chocolate crispy 50g, silver queen chocolate cashew 55g



No	Transaksi	Item
2	A040425 TJP5 DC Parung 2	<i>frisian flag</i> kental manis putih 535g, <i>philips avent teat fast flow 4 holes</i> isi 2 <i>normal</i> , nuvo sabun kesehatan cair <i>fresh protect</i> lemon 400ml, natur pencuci rambut alami mencegah rontok 140ml, ultra susu cair <i>uht steril chocolate</i> 1000ml
3	A040425 TTMM Pemuda Raya	mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml, <i>bear brand</i> susu encer steril 189ml, <i>bright</i> gas isi ulang 5.5kg, <i>bright</i> gas tabung 5.5kg, mama lime cairan pencuci piring refill 680ml
4	A040525 FIKO Sentraland	indomaret tas ramah lingkungan <i>press</i> 36x30cm, mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml, mama lime cairan pencuci piring refill 680ml, indomaret tas ramah lingkungan jahit kecil 38x30x10.5, <i>larissst detergent</i> cair <i>spring garden</i> 750ml
5	A040525 FYER Kebasiran	<i>silver queen chocolate crispy</i> 50g, <i>silver queen chocolate cashew</i> 55g, qtela keripik singkong balado 175g, <i>certainity</i> popok celana ukuran <i>medium</i> 8s, <i>tropical</i> minyak goreng 2000ml
6	A040525 T5Y9 M Toha 1	vidoran xmart1+ susu pertumbuhan vanila 700g, sgm <i>eksplor 3+ pro-gressmaxx</i> susu pertumbuhan vanila 400g, <i>garnier hair color naturals 7.3 golden brown</i> , <i>garnier sakura glow hyaluron face wash</i> 100ml, <i>garnier bright complete vit c facial wash</i> 100ml
7	A040725 FG3R Intan 1	marjan syrup cocopandan 460ml, bebelove 2 / 6 - 12 bulan susu formula lanjutan 400g/350g, khong guan <i>biscuit mini assorted</i> 650g, indomaret <i>card, sweet silver pants 26s large</i>
8	A040725 TC3E Fresh Golden Vienna	<i>raw material coffee bean</i> , anggur <i>red</i> promo bazar, buah olahan jambu kristal, <i>raw material</i> susu segar, indomaret gula pasir premium kuning 1kg
9	A040725 TUGG H Mawi 2	<i>raw material</i> susu segar, <i>raw material</i> tepung basah, <i>raw material palm sugar liquid</i> , konversi <i>matcha powder</i> , konversi <i>syrup hazelnut</i>
10	A040825 TAY1 Griya Parung Panjang	bebelac 3 / 1+ susu pertumbuhan vanila 800g, <i>abc syrup squash delight orange</i> 460ml, <i>monde biscuit butter cookies</i> 454g klg, khong guan <i>biscuit red segi assorted</i> 1600g, indomaret wafer <i>stick</i> 550g
11	A040825 TDF4 Fresh Kemang Jampang	<i>raw material coffee bean</i> , <i>raw material</i> susu segar, konversi <i>matcha powder</i> , <i>point coffee</i> botol saku, <i>raw material</i> sosis bakar keju
.....		
216	A063025 FZFM Kemang Kiara	<i>garnier sakura glow hyaluron face wash</i> 100ml, <i>garnier bright complete vit c facial wash</i> 100ml, <i>pigeon peristaltic nipple 3s slim neck large</i> , <i>kraft cheese quick melt mozza</i> 165g, <i>mobile kiosk braided cable type c to type c</i>
217	A063025 T7WA Raya Semplak	<i>garnier sakura glow hyaluron face wash</i> 100ml, <i>garnier bright complete vit c facial wash</i> 100ml, sgm <i>eksplor 1+ pro-gressmaxx</i> vanilla 1-3 tahun 900g, <i>sensodyne pasta gigi repair & protect</i> 100g, <i>garnier men acno fight foam 6 in 1 anti acne</i> 100ml

Hasil perhitungan nilai *support* pada masing-masing jenis item yang hilang selama periode 4 April 2025 sampai dengan 30 Juni 2025 disajikan sebagai berikut. Untuk memperoleh nilai *support* pada data transaksi, dilakukan proses perhitungan terhadap setiap barang atau produk yang tercatat dalam transaksi.

a. *Itemset 1* (*garnier sakura glow hyaluron face wash* 100ml)

Diketahui :

$\sum$ Item kehilangan dalam satu kejadian = 72

$\sum$ Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan = 217

$72/217 \times 100 = 33.18 \%$

b. *Itemset 1* (*garnier bright complete vit c facial wash* 100ml)

Diketahui :

$\sum$ Item kehilangan dalam satu kejadian = 69

$\sum$ Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan = 217

$69/217 \times 100 = 31.8 \%$

c. *Itemset 1* (mama lemon cairan pencuci piring *refill* ekstrak lemon 680ml)

Diketahui :

$\sum$ Item kehilangan dalam satu kejadian = 59

$\sum$ Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan = 217

$59/217 \times 100 = 27.19 \%$

d. *Itemset 1* (mama lime cairan pencuci piring *refill* 680ml)

Diketahui :

$\sum$ Item kehilangan dalam satu kejadian = 50

$\sum$ Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan = 217



$$50/217 \times 100 = 23.04 \%$$

- e. *Itemset 1* (sgm eksplor 1+ *pro-gressmaxx* madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g)

Diketahui :

$$\sum \text{Item kehilangan dalam satu kejadian} = 46$$

$$\sum \text{Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan} = 217$$

$$46/217 \times 100 = 21.02 \%$$

- f. *Itemset 1* (sgm eksplor 1+ *pro-gressmaxx* vanilla 1-3 tahun 900g)

Diketahui :

$$\sum \text{Item kehilangan dalam satu kejadian} = 45$$

$$\sum \text{Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan} = 217$$

$$45/217 \times 100 = 20.74 \%$$

Dan berikut disajikan hasil perhitungan nilai *support* terhadap keseluruhan data item yang mengalami kehilangan persediaan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Support* Produk *Itemset 1*

No	Item 1	Qty	Support
1	garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml	72	33,18%
2	garnier bright complete vit c facial wash 100ml	69	31,8%
3	mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml	59	27,19%
4	mama lime cairan pencuci piring refill 680ml	50	23,04%
5	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g	46	21,2%
6	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx vanilla 1-3 tahun 900g	45	20,74%
7	silver queen chocolate crispy 50g	30	13,82%
8	silver queen chocolate cashew 55g	25	11,52%
.....			
425	kaki tiga larutan penyegar putih 500ml	1	0,46%
426	indomilk susu steril honey 189ml	1	0,46%
427	anlene gold plus 5x hi-calcium original 570g	1	0,46%
428	garnier men acno fight foam 6 in 1 anti acne 100ml	1	0,46%

Untuk memperoleh nilai *support* pada *itemset* yang terdiri atas dua jenis barang yang mengalami kehilangan dalam periode 4 April 2023 hingga 30 Juni 2025, penulis melakukan perhitungan *support* terhadap kombinasi kedua item tersebut.

- a. *Itemset 2* (garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml & garnier bright complete vit c facial wash 100ml)

Diketahui :

$$\sum \text{Item kehilangan dalam satu kejadian} = 67$$

$$\sum \text{Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan} = 217$$

$$67/217 \times 100 = 30.88 \%$$

- b. *Itemset 2* (mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml & mama lime cairan pencuci piring refill 680ml)

Diketahui :

$$\sum \text{Item kehilangan dalam satu kejadian} = 49$$

$$\sum \text{Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan} = 217$$

$$49/217 \times 100 = 22.58 \%$$

- c. *Itemset 2* (sgm eksplor 1+ *pro-gressmaxx* madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g & sgm eksplor 1+ *pro-gressmaxx* vanilla 1-3 tahun 900g)

Diketahui :

$$\sum \text{Item kehilangan dalam satu kejadian} = 40$$

$$\sum \text{Jumlah seluruh kejadian kehilangan persediaan} = 217$$

$$40/217 \times 100 = 18.43 \%$$

Berikut adalah hasil perhitungan *support* keseluruhan pada item set 2 disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. *Support* Produk *Itemset 2*

No	Item 1	Item 2	Qty	Support
1	garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml	garnier bright complete vit c facial wash 100ml	67	30,88%
2	mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml	mama lime cairan pencuci piring refill 680ml	49	22,58%
3	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx vanilla 1-3 tahun 900g	40	18,43%



No	Item 1	Item 2	Qty	Support
4	garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx vanilla 1-3 tahun 900g	9	4,15%
5	garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g	7	3,23%
6	mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml	garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml	6	2,76%
7	garnier bright complete vit c facial wash 100ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx vanilla 1-3 tahun 900g	6	2,76%
8	mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml	garnier bright complete vit c facial wash 100ml	5	2,3%
9	mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx vanilla 1-3 tahun 900g	5	2,3%
10	mama lemon cairan pencuci piring refill ekstrak lemon 680ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g	4	1,84%
11	garnier bright complete vit c facial wash 100ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g	4	1,84%
12	mama lime cairan pencuci piring refill 680ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx vanilla 1-3 tahun 900g	3	1,38%
13	mama lime cairan pencuci piring refill 680ml	garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml	2	0,92%
14	mama lime cairan pencuci piring refill 680ml	garnier bright complete vit c facial wash 100ml	2	0,92%
15	mama lime cairan pencuci piring refill 680ml	sgm eksplor 1+ pro-gressmaxx madu susu pertumbuhan 1-3 tahun 900g	2	0,92%

Berikut adalah hasil perhitungan tingkat kepercayaan (*confidence*) untuk dua jenis barang yang mengalami kehilangan dalam periode 4 April 2023 hingga 30 Juni 2025 :

- Confidence* dari *Itemset 2* (mama lime cairan pencuci piring *refill* 680ml & mama lemon cairan pencuci piring *refill* ekstrak lemon 680ml)
 $\sum$ Item yang hilang sekaligus = 49
 $\sum$ Jumlah transaksi pada bagian *antecedent* = 50
 $49/50 \times 100 = 98\%$
- Confidence* dari *Itemset 2* (garnier *bright complete vit c facial wash* 100ml & garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml)
 $\sum$ Item yang hilang sekaligus = 67
 $\sum$ Jumlah transaksi pada bagian *antecedent* = 69
 $67/69 \times 100 = 97.1\%$

Berikut pada Tabel 4 adalah perhitungan keseluruhan setelah proses perhitungan manual seperti diatas :

Tabel 3. *Confidence* Produk *Itemset 2*

No	X => Y	Support X U Y	Support X X	Confidence
1	mama lime cairan pencuci piring <i>refill</i> 680ml => Signature piring <i>refill</i> ekstrak lemon 680ml	22.58%	23.04%	98%
2	garnier <i>bright complete vit c facial wash</i> 100ml => garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml	30.88%	31.79%	97.1%

Berikut ini adalah hasil dari Analisa Apriori *Itemset-2* selama 3 bulan yaitu 04 April 2025 sampai dengan 30 Juni 2023 :

Tabel 4. Hasil Analisa Apriori *Itemset 2*

No	Rule	Support	Confidence
1	Jika item mama lime cairan pencuci piring <i>refill</i> 680ml mengalami kehilangan persediaan, maka item mama lemon cairan pencuci piring <i>refill</i> ekstrak lemon 680ml juga cenderung mengalami kehilangan persediaan pada periode yang sama.	22,58%	49/50 98%
2	Jika item garnier <i>bright complete vit c facial wash</i> 100ml mengalami kehilangan persediaan, maka item garnier sakura glow hyaluron face wash 100ml juga cenderung mengalami kehilangan persediaan pada periode yang sama.	30,88%	67/69 97,1%

3.3 Implementasi Sistem

3.3.1 Tampilan Login

Pada tahap implementasi, mekanisme input *login* untuk Admin dan *User* dirancang dengan struktur yang sama, yaitu menggunakan komponen berupa kotak teks dan tombol pilihan yang berfungsi sebagai sarana untuk mengakses formulir maupun menu yang telah disediakan dalam sistem. Berikut ditampilkan pada Gambar 3.

Gambar 3. Tampilan Login

3.3.2 Tampilan Dashboard

Pada tahap implementasi *output Dashboard*, disediakan tabel data serta beberapa tombol pilihan yang berfungsi untuk memfasilitasi pengguna dalam mengakses formulir maupun menu yang telah tersedia di dalam sistem. Berikut disajikan Tampilan Dashboard (Admin) pada Gambar 4.



Gambar 4. Tampilan Dashboard (Admin)

3.3.3 Tampilan Data User

Pada tahap implementasi *output*, sistem menyediakan tabel data serta sejumlah tombol pilihan yang berfungsi untuk memfasilitasi pengelolaan data pengguna melalui akses ke formulir maupun menu yang telah disediakan. Berikut disajikan Tampilan Data User pada Gambar 5.

No	Kode	Nama	Username	Password	Aksi
1	U001	Administrator	admin	admin	[Edit] [Hapus]
2	U002	User	user	user	[Edit] [Hapus]

Gambar 5. Tampilan Data User

Gambar 6. Tampilan Input Data User

Pada tahap implementasi input, disediakan berbagai komponen berupa kotak teks dan tombol pilihan yang berfungsi untuk memasukkan data serta mengakses formulir maupun menu yang telah disiapkan dalam sistem. Berikut disajikan Tampilan Data User pada Gambar 6 diatas.

3.3.4 Tampilan Data Transaksi

Pada tahap implementasi *output* data transaksi, sistem menampilkan tabel data yang dilengkapi dengan berbagai tombol pilihan yang berfungsi untuk melakukan pencarian data melalui fitur *refresh*, menambahkan data, mengimpor data, mencetak data, serta mengosongkan data melalui menu yang telah disediakan. Berikut disajikan Tampilan Data Transaksi (Admin) pada Gambar 7.

No	Transaksi	Date	Transaksi	Aksi
1	AKSI001/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI001/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
2	AKSI002/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI002/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
3	AKSI003/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI003/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
4	AKSI004/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI004/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
5	AKSI005/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI005/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
6	AKSI006/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI006/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
7	AKSI007/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI007/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
8	AKSI008/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI008/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]

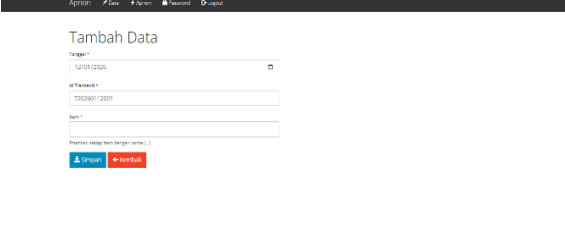
Gambar 7. Tampilan Data Transaksi (Admin)

No	Transaksi	Date	Transaksi	Aksi
1	AKSI001/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI001/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
2	AKSI002/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI002/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
3	AKSI003/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI003/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
4	AKSI004/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI004/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
5	AKSI005/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI005/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
6	AKSI006/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI006/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
7	AKSI007/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI007/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]
8	AKSI008/SP100/Transaksi	2025-09-04	AKSI008/SP100/Transaksi	[Edit] [Hapus]

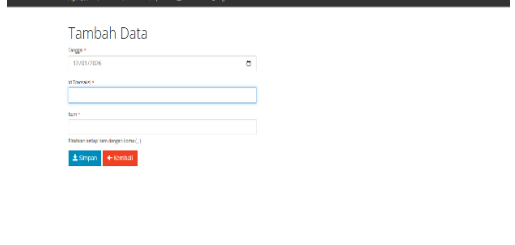
Gambar 8. Tampilan Data Transaksi (User)

Pada tahap implementasi *output* data transaksi, sistem menampilkan tabel data yang dilengkapi dengan berbagai tombol pilihan yang berfungsi untuk melakukan pencarian data melalui fitur *refresh*, menambahkan data, mengimpor data, mencetak data, serta mengosongkan data melalui menu yang telah disediakan. Berikut disajikan Tampilan Data Transaksi (User) pada Gambar 8 diatas.

Selanjutnya Pada tahap implementasi input penambahan data transaksi, sistem menyediakan sejumlah kotak teks serta tombol pilihan yang berfungsi untuk memasukkan tanggal transaksi, identitas data transaksi, dan nama item ke dalam formulir atau menu yang telah disiapkan. Berikut disajikan Tampilan Input Data Transaksi (Admin) pada Gambar 9.



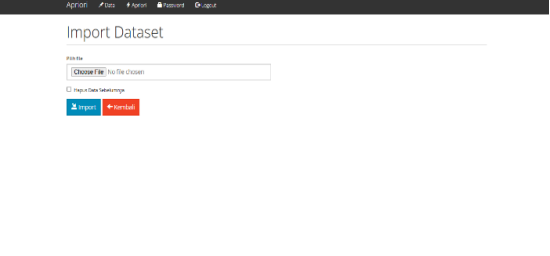
Gambar 9. Tampilan *Input Data* Transaksi (Admin)



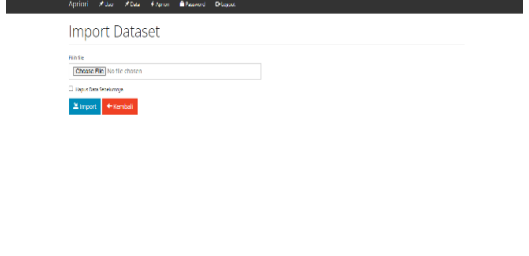
Gambar 10. Tampilan *Input Data* Transaksi (User)

Pada tahap implementasi input penambahan data transaksi, sistem menyediakan sejumlah kotak teks serta tombol pilihan yang berfungsi untuk memasukkan tanggal transaksi, identitas data transaksi, dan nama item ke dalam formulir atau menu yang telah disiapkan. Berikut disajikan Tampilan Input Data Transaksi (User) pada Gambar 10 diatas.

Lalu Pada tahap implementasi impor data transaksi, sistem menyediakan kotak teks serta tombol pilihan yang berfungsi untuk mengimpor data transaksi dalam format Excel ke dalam formulir atau menu yang telah disiapkan. Berikut disajikan Tampilan Import Data Transaksi (Admin) pada Gambar 11.



Gambar 11. Tampilan *Import Data* Transaksi (Admin)

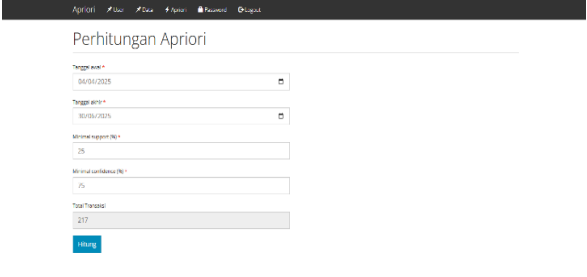


Gambar 12. Tampilan *Import Data* Transaksi (User)

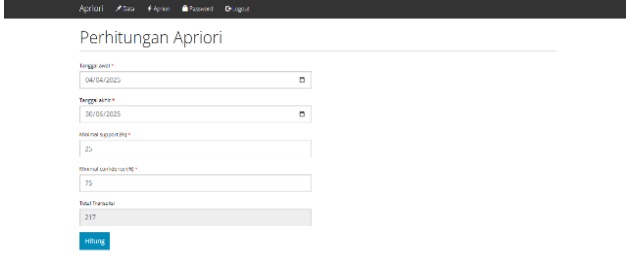
Pada tahap implementasi *import* data transaksi, sistem menyediakan kotak teks serta tombol pilihan yang berfungsi untuk mengimpor data transaksi dalam format Excel ke dalam formulir atau menu yang telah disiapkan. Berikut disajikan Tampilan *Import Data* Transaksi (User) pada Gambar 12 diatas.

3.3.5 Tampilan Perhitungan *Apriori*

Pada tahap implementasi output perhitungan *algoritma Apriori*, pengguna dapat terlebih dahulu menentukan rentang tanggal awal dan tanggal akhir transaksi, kemudian menyesuaikan nilai *support* dan *confidence* sesuai dengan kebutuhan analisis serta karakteristik data yang dianalisis. Nilai *support* ditetapkan berdasarkan tingkat kemunculan suatu itemset dalam keseluruhan data transaksi, di mana nilai *support* yang lebih tinggi berfungsi untuk menyaring *itemset* yang jarang muncul. Nilai *confidence* digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antara *itemset* A dan *itemset* B dalam suatu aturan asosiasi, dengan tingkat *confidence* yang semakin tinggi menunjukkan hubungan yang semakin kuat. Adapun jumlah total transaksi akan terisi secara otomatis setelah pengguna menentukan tanggal awal dan tanggal akhir transaksi. Berikut disajikan pada Gambar 13 yaitu Tampilan Perhitungan *Apriori* (Admin).



Gambar 13. Tampilan Perhitungan *Apriori* (Admin)



Gambar 14. Tampilan Perhitungan *Apriori* (User)



Pada tahap implementasi output perhitungan *algoritma Apriori*, pengguna dapat terlebih dahulu menentukan rentang tanggal awal dan tanggal akhir transaksi, kemudian menyesuaikan nilai *support* dan *confidence* sesuai dengan kebutuhan analisis serta karakteristik data yang dianalisis. Nilai *support* ditetapkan berdasarkan tingkat kemunculan suatu itemset dalam keseluruhan data transaksi, di mana nilai *support* yang lebih tinggi berfungsi untuk menyaring *itemset* yang jarang muncul. Nilai *confidence* digunakan untuk mengukur kekuatan hubungan antara *itemset* A dan *itemset* B dalam suatu aturan asosiasi, dengan tingkat *confidence* yang semakin tinggi menunjukkan hubungan yang semakin kuat. Adapun jumlah total transaksi akan terisi secara otomatis setelah pengguna menentukan tanggal awal dan tanggal akhir transaksi. Berikut disajikan pada Gambar 14 yaitu Tampilan Perhitungan Apriori (User)

3.4 Pengujian Sistem

Pengujian sistem merupakan tahapan yang sangat penting dalam pengembangan perangkat lunak yang bertujuan untuk mengidentifikasi kesalahan maupun kekurangan pada sistem yang diuji. Melalui penerapan metode *black box testing*, kualitas sistem dapat ditingkatkan sehingga potensi kesalahan atau kelemahan dalam fungsionalitas sistem dapat diminimalkan.

3.4.1 Pengujian Black Box Testing

Metode *Black Box Testing* merupakan teknik pengujian yang digunakan untuk mengidentifikasi kesalahan pada sistem aplikasi, seperti ketidaksesuaian fungsi sistem maupun menu aplikasi yang tidak tersedia. Oleh karena itu, *Black Box Testing* dapat dikategorikan sebagai metode pengujian yang berfokus pada aspek fungsionalitas sistem aplikasi.

Tabel 6. Pengujian Blax Box Testing

No	Skenario Pengujian	Text Case	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
Kasus Dan Hasil Uji (Data Benar)					
1.	Memasukkan <i>Username</i> dan <i>Password</i> sesuai dengan data <i>Admin</i> , lalu melakukan klik pada tombol <i>Login</i> pada halaman <i>Login</i> .	Memasuk kan" <i>admin</i> " sebagai <i>Username</i> dan " <i>admin</i> " sebagai <i>Password</i> , dan setelah itu menekan tombol <i>Login</i> .	Berhasil masuk sebagai <i>Admin</i> dan ditampilkan halaman utama khusus untuk <i>Admin</i> .	Berhasil <i>Login</i> sebagai <i>Admin</i> dan muncul halaman <i>Dashboard</i> yang diperuntuk kan bagi <i>Admin</i> .	<i>Valid</i>
Kasus Dan Hasil Uji (Data Salah)					
1.	Menghapus isian pada kolom input di form <i>Login</i> , dan kemudian mengeksekusi klik pada tombol <i>Login</i> .	Tidak mengisi kolom <i>Username</i> dan <i>Password</i> , dan selanjutnya mengeklik tombol <i>Login</i> .	Gagal <i>Login</i> , sehingga halaman <i>Login</i> kembali ditampilkan.	<i>Login</i> tidak berhasil, sehingga halaman <i>Login</i> ditampilkan kembali.	<i>Valid</i>
2.	Menginputkan <i>Username</i> dan <i>Password</i> yang tidak sesuai dengan data <i>Admin</i> .	Mengisi kolom <i>Username</i> dengan " <i>admin</i> " dan kolom <i>Password</i> dengan " <i>test</i> ", lalu melakukan klik pada tombol <i>Login</i> .	Gagal <i>Login</i> , sehingga halaman <i>Login</i> kembali ditampilkan.	<i>Login</i> tidak berhasil, sehingga halaman <i>Login</i> ditampilkan kembali.	<i>Valid</i>
Kasus Dan Hasil Uji (Data Benar)					
1.	Input data transaksi dengan klik tombol tambah Transaksi	Semua Data terisi dengan benar.	Berhasil Menambah data Transaksi	Menampilkan data yang baru ditambah pada tabel Transaksi.	<i>Valid.</i>
2.	Merubah Data Transaksi dengan klik Tombol aksi edit	Klik Action di tabel Transaksi pada baris data yang akan diubah, pilih Edit.	Menampilkan data Transaksi yang akan diubah sesuai dengan input field di form Transaksi.	Menampilkan Data Transaksi yang sudah diubah	<i>Valid.</i>
3.	Menghapus Data Transaksi dengan	Klik Action di tabel Transaksi	Menghapus data transaksi sesuai	Data Transaksi telah terhapus.	<i>Valid.</i>



No	Skenario Pengujian	Text Case	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
	klik Tombol aksi delete	pada baris data yang akan dihapus, pilih Hapus.	dengan baris yang akan dihapus pada tabel Transaksi.		
		Kasus Dan Hasil Uji (Data Salah)			
1.	Tidak mengisi keseluruhan data ketika menambahkan data Transaksi	Sebagian form tidak diisi kemudian Save.	Tidak berhasil memproses penambahan data, form yang kosong memberikan pesan wajib diisi	Data Transaksi tidak berhasil ditambahkan	Valid.

3.4.2 Pengujian White Box Testing

White box testing adalah metode pengujian perangkat lunak yang dilakukan dengan meninjau struktur kode internal pada sistem. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menganalisis kompleksitas logika program sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam menentukan basis jalur eksekusi program.

a. Login

Berikut pada Tabel 7 merupakan Flowgraph dan Cyclomatic Complexity Login.

Tabel 7. Flowgraph dan Cyclomatic Complexity Login

Flowgraph	Cyclomatic Complexity
<pre> graph TD 1((1)) --> 2((2)) 2 --> 3((3)) 3 --> 4((4)) 4 --> 5((5)) 5 --> 6((6)) 6 --> 7((7)) 6 --> 9((9)) 7 --> 8((8)) 8 --> 10((10)) 9 --> 10 </pre>	Maka jalur independen yang didapat : $V(G)=D+1=1+1=2$ Jalur 1: 1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 6 → 7 → 8 → 10 (berhasil) Jalur 2: 1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 6 → 9 → 10 (gagal)

Selanjutnya pada Tabel 8 merupakan Graph Matrix Login.

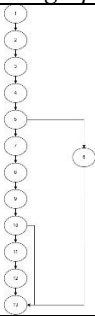
Tabel 8. Graph Matrix Login

Node	Koneksi Ke Node										Jumlah koneksi dikurangi 1
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1		1									1-1=0
2			1								1-1=0
3				1							1-1=0
4					1						1-1=0
5						1					1-1=0
6							1		1		2-1=1
7								1			1-1=0
8										1	1-1=0
9										1	1-1=0
10											0
Jumlah CC											D+1=2

b. Input Data Transaksi

Berikut pada Tabel 9 ditampilkan Flowgraph dan Cyclomatic Complexity Data Transaksi .

**Tabel 9.** *Flowgraph* dan *Cyclomatic Complexity* Data Transaksi

<i>Flowgraph</i>	<i>Cyclomatic Complexity</i>
	Maka jalur independen yang didapat : $V(G)=D+1=2+1=3$ Jalur 1: 1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 6 → 13 (gagal) Jalur 2: 1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 7 → 8 → 9 → 10 → 13 (gagal) Jalur 3: 1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 7 → 8 → 9 → 10 → 11 → 12 → 13 (Berhasil)

Berikut ditampilkan Tabel 10 yg merupakan Graph Matrix Data Transaksi.

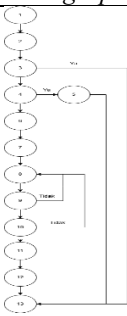
Tabel 10. *Graph Matrix* Data Transaksi

Node	Koneksi Ke Node													Jumlah koneksi dikurangi 1
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
1		1												1-1=0
2			1											1-1=0
3				1										1-1=0
4					1									1-1=0
5						1	1							2-1=1
6												1		1-1=0
7								1						1-1=0
8									1					1-1=0
9										1				1-1=0
10											1	1		2-1=1
11												1		1-1=0
12													1	1-1=0
13														0
Jumlah CC														D+1=3

c. Pehitungan Apriori

Selanjutnya pada Tabel 11 merupakan *Flowgraph* dan *Cyclomatic Complexity* Perhitungan Apriori .

Tabel 11. *Flowgraph* dan *Cyclomatic Complexity* Perhitungan Apriori

<i>Flowgraph</i>	<i>Cyclomatic Complexity</i>
	Maka jalur independen yang didapat : $V(G)=D+1=4+1=5$ Jalur 1: 1 → 2 → 3 → 13 (gagal, data kosong) Jalur 2: 1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 13 (berhasil, kombinasi 1 item) Jalur 3: 1 → 2 → 3 → 4 → 6 → 7 → 8 → 9 → 10 → 11 → 12 → 13 (berhasil, kombinasi baru terbentuk) Jalur 4: 1 → 2 → 3 → 4 → 6 → 7 → 8 → 9 → 8 → 9 → 10 → 11 → 12 → 13 (perulangan item ketika item terakhir belum ditemukan) Jalur 5: 1 → 2 → 3 → 4 → 6 → 7 → 8 → 9 → 10 → 8 → 9 → 10 → 11 → 12 → 13 (perulangan ketika status ditemukan belum bernilai true)

Pada Tabel 12 merupakan *Graph Matrix* Perhitungan Apriori .

Tabel 12. *Graph Matrix* Perhitungan Apriori

Node	Koneksi Ke Node													Jumlah koneksi dikurangi 1
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
1		1												1-1=0
2			1											1-1=0
3				1									1	2-1=1
4					1	1								2-1=1
5													1	2-1=1



Node	Koneksi Ke Node													Jumlah koneksi dikurangi 1
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
6							1							1-1=0
7								1						1-1=0
8									1					1-1=0
9								1		1				2-1=1
10								1			1			2-1=1
11												1		1-1=0
12													1	1-1=0
13														0
Jumlah CC														D+1=5

3.5 Pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan algoritma Apriori mampu menghasilkan pola keterkaitan antarbarang minus bernilai tinggi pada Toko Indomaret. Melalui nilai support, confidence, dan lift ratio, dapat diketahui kombinasi barang yang cenderung mengalami selisih minus secara bersamaan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa data audit atau stock opname dapat dimanfaatkan untuk menemukan pola yang sebelumnya sulit diketahui melalui analisis laporan secara manual.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian Siregar dkk. (2022) yang menunjukkan bahwa algoritma Apriori mampu menemukan pola hubungan antarbarang. Perbedaanannya, penelitian Siregar dkk. berfokus pada pola belanja konsumen untuk meningkatkan omset, sedangkan penelitian ini berfokus pada pola keterkaitan barang yang mengalami minus. Penelitian ini juga sejalan dengan Ikram dkk. (2025) yang menggunakan Apriori untuk menganalisis hubungan antaritem dalam persediaan material. Perbedaanannya terletak pada objek data, yaitu penelitian Ikram dkk. menggunakan material warehouse, sedangkan penelitian ini menggunakan data hasil audit barang minus bernilai tinggi pada toko ritel [10].

Selanjutnya, penelitian Riadi dkk. (2023) menerapkan Apriori dan FP-Growth untuk mendukung pengendalian persediaan. Kesamaannya terletak pada pemanfaatan association rule untuk menghasilkan informasi hubungan antarbarang, sedangkan penelitian ini secara khusus memanfaatkan pola tersebut untuk mengidentifikasi barang yang cenderung mengalami selisih minus secara bersamaan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan fokus yang berbeda dengan penelitian terdahulu karena menerapkan Apriori pada data audit stock opname, bukan data transaksi penjualan [11].

Berdasarkan perbandingan tersebut, penerapan algoritma Apriori pada penelitian ini dapat menjadi pendekatan untuk mengubah data audit yang sebelumnya hanya berupa laporan barang minus menjadi informasi pola yang lebih bermakna. Hasil association rules dapat digunakan oleh Tim IC dan karyawan toko sebagai informasi pendukung dalam menentukan prioritas pengecekan dan pengawasan barang yang memiliki kecenderungan mengalami minus secara bersamaan.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai penerapan data mining dengan metode *association rule* menggunakan *algoritma Apriori* untuk analisis pola barang minus bernilai tinggi pada toko Indomaret (studi kasus Tim IC Ajat Sugiantoro), maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut: *Algoritma Apriori* Algoritma dengan teknik *association rule mining* berhasil diterapkan untuk mengidentifikasi pola barang minus bernilai tinggi berdasarkan data hasil audit stok pada toko Indomaret dengan menggunakan minimum *support* sebesar 25% dan minimum *confidence* sebesar 75%. Hasil analisis juga menunjukkan aturan asosiasi lainnya dengan nilai *support* sebesar 30,88% dan *confidence* sebesar 97,1% pada hubungan antara produk *Garnier Bright Complete Vit C Facial Wash* 100 ml dengan *Garnier Sakura Glow Hyaluron Face Wash* 100 ml, sehingga pola keterkaitan antarbarang minus ini dapat digunakan sebagai dasar pendukung pengawasan serta pencegahan selisih stok secara lebih terarah. Penelitian ini berhasil membangun aplikasi analisis berbasis *web* yang membantu tim audit dan karyawan toko untuk mengenali barang rawan selisih stok secara lebih cepat, sistematis, dan berbasis data historis..

REFERENCES

- [1] D. Aulia, M. Safii, and D. Suhendro, "Penerapan Algoritma K-Means dalam Proses Clustering Penilaian Kinerja Aparatur Sipil Negera di Sekretariat DPRD Pematangsiantar," *Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 6, no. 1, p. 47, 2021, doi: 10.30645/jurasik.v6i1.270.
- [2] R. N. Dianti and J. Zeniarja, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Toserba Yusuf Semarang," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 1013–1021, 2024, doi: 10.29100/jupi.v9i2.5421.
- [3] R. Y. Simanullang and M. Iqbal, "Pengelompokan Pola Interaksi Pengguna Media Sosial Menggunakan Algoritma K-Means untuk Pemetaan Aktivitas Online," *J. Informatics Manag. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 1, pp. 37–43, 2026, doi: 10.47065/jimat.v6i1.954.
- [4] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, and R. Winanjaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan



- Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang: Studi Kasus: Toko Sinar Harahap,” *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–19, 2022.
- [5] V. Jessfry and M. Siddik, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Membangun Sistem Persediaan Barang,” *J. Inf. Syst. Informatics Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 187–199, 2024.
- [6] A. E. Widjaja, “Analysis of Apriori and FP-Growth Algorithms for Market Basket Insights : A Case Study of The Bread Basket Bakery Sales,” *J. Digit. Mark. Digit. Curr.*, vol. 1, no. 1, pp. 63–83, 2024, doi: 10.47738/jdmdc.v1i1.2.
- [7] P. Salsabila, E. Wahyudin, G. Dwilestari, K. Kaslani, and F. Subhiyanto, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen Di Warung Makan Dede,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 1221–1128, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8964.
- [8] Y. Putry, R. T. A. Agus, and M. D. Sena, “Implementation of Apriori Algorithm in Determining the Layout of Items,” *Indones. J. Artif. Intell. Data Min.*, vol. 8, no. 1, pp. 11–18.
- [9] D. Ruth, M. Siregar, F. Sonata, and M. Yetri, “Analisa Pola Belanja Untuk Meningkatkan Omset Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori,” *INFOKOM (Informatika & Komputer)*, vol. 1, no. November, pp. 876–887, 2022.
- [10] D. J. W. Ikram, A. R. Sadrin, and D. Moeis, “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Persediaan Material Di Warehouse Pt. Telkom Akses Makassar,” *J. Inform. Prog.*, vol. 17, no. 1, pp. 52–62, 2025.
- [11] I. Riadi, A. Muis, and M. Yunus, “Implementation of association rule using apriori algorithm and frequent pattern growth for inventory control,” *J. INFOTEL*, vol. 15, no. 4, pp. 369–378, 2023.
- [12] K. Tampubolon, H. Saragih, B. Reza, K. Epicentrum, and A. Asosiasi, “Implementasi Data Mining Algoritma Apriori pada sistem persediaan alat-alat kesehatan,” *Inf. dan Teknol. Ilm.*, vol. 1, no. 1, pp. 93–106, 2013.
- [13] S. Sornalakshmi, M., Balamurali, S., Venkatesulu, M., Krishnan, M. N., Ramasamy, L. K., Kadry, S., & Lim, “An efficient apriori algorithm for frequent pattern mining using mapreduce in healthcare data,” *J-Icon J. Komput. dan Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 390–403, 2021, doi: 10.11591/eei.v10i1.2096.
- [14] T. M. Harshali Patil, “Enhancing Retail Strategies through Apriori , ECLAT & FP Growth Algorithms in Market Basket Analysis,” *Int. J. Recent Innov. Trends Comput. Commun.*, no. July, pp. 3831–3838, 2023.
- [15] I. F. P. Ginting and D. Saripurna, “Penerapan Data Mining Dalam Menentukan Pola Ketersediaan Stok Barang Berdasarkan Permintaan Konsumen Di Chykes Minimarket Menggunakan Algoritma Apriori,” *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 20, no. 1, pp. 28–37, 2021.
- [16] P. S. Jetlie Kang, “Analisis Pola Penjualan Produk Elektronik Pada E-Commerce Menggunakan Algoritma FP-Growth,” *J. Comasie*, vol. 13, no. 1, pp. 94–103, 2025.
- [17] R. D. Parinduri, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, “Implementasi Algoritma Apriori dalam Data Mining untuk Optimalisasi Stok Obat di Apotik,” *J. KomtekInfo*, vol. 11, pp. 89–97, 2024, doi: 10.35134/komtekinfo.v11i3.544.
- [18] U. Soleha, M. Widyastuti, L. Khairani, R. Maghfirah, and A. Fauzan, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen 212 Mart Pekanbaru,” *IJIRSE Indones. J. Inform. Res. Softw. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 93–99, 2022.
- [19] R. Yuni, P. Wanny, and S. M. Rambe, “Implementation of the K-Means Algorithm on Smart Systems in Grouping Gadget Accessory Purchase Patterns,” *JITCSE (Journal Inf. Technol. Komput. Sci. Electr. Eng.)*, vol. 2, no. 3, pp. 22–31, 2026, doi: 0.61306/jitcse.
- [20] A. Putera, U. Siahaan, N. A. Harahap, and R. Y. Simanullang, “Analysis of Inpatient Data Using Cluster Analysis on Simulation Dataset,” *J. BIT (Bulletin Inf. Technol.)*, vol. 6, no. 1, pp. 33–39, 2025, doi: 10.47065/bit.v5i2.1830.