

ARTICLE

OPTIMASI PEMBELIAN BARANG DENGAN ANALISIS PENJUALAN MENGGUNAKAN METODE ASSOCIATION RULE MINING

OPTIMIZING GOODS PURCHASE WITH SALES ANALYSIS USING THE ASSOCIATION RULE MINING METHOD

Choirul Huda,^{1*} Galuh Apriliano,²

^{1,2} Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember, Jember, Indonesia

*Penulis Korespondensi: chuda@polije.ac.id.

(Disubmit 22-11-23; Diterima 23-3-24; Dipublikasikan online pada 30-3-24)

Abstrak

Pada umumnya, para pelaku usaha bisnis hanya menggunakan data transaksi penjualan sehari-hari hanya untuk melihat omset dan laba dari usaha yang dilakukan. Namun, seiring dengan aktivitas jual beli yang terus meningkat, data transaksi juga semakin menumpuk dan seringkali hanya digunakan sebagai arsip tanpa dimanfaatkan secara maksimal. Hal ini menyebabkan masalah sering terjadi, seperti kehabisan barang yang diinginkan oleh konsumen akibat kurangnya perhatian terhadap pengelolaan barang dan kurangnya pemanfaatan data penjualan dengan baik. Data transaksi penjualan dapat dimanfaatkan kembali dengan mengolah data tersebut menjadi suatu informasi yang baru. Salah satu cara untuk menganalisis data penjualan yaitu dengan memanfaatkan data mining. Terdapat banyak metode di dalam data mining, namun yang paling sesuai untuk data penjualan adalah association rule mining. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem memberikan 10 aturan dari 785 total transaksi pada bulan Maret 2024 dengan menggunakan minimum support 0.01 dan minimum confidence 0.06. Dari 10 aturan tersebut, tidak terdapat aturan yang kurang valid sehingga sistem mendapatkan akurasi sebesar 100%.

Kata kunci: Optimasi; Data Mining; Association Rule Mining; Apriori; Market Basket Analysis

Abstract

Generally, business practitioners use daily sales transaction data only to monitor the revenue and profit of their operations. However, as buying and selling activities continue to increase, transaction data also accumulates and is often only used as an archive without being fully utilized. This causes frequent issues, such as running out of desired items due to a lack of attention to inventory management and inadequate use of sales data. Sales transaction data can be leveraged by processing it into new information. One way to analyze sales data is by utilizing data mining. There are many methods in data mining, but the most suitable for sales data is association rule mining. The results of this study show that the system provided 10 rules from a total of 785 transactions in March 2024 using a minimum support of 0.01 and a minimum confidence of 0.06. From these 10 rules, none were found to be invalid, resulting in the system achieving an accuracy of 100%.

Keywords: Optimization; Data Mining; Association Rule Mining; Apriori; Market Basket Analysis;

1. Pendahuluan

Pada umumnya, para pelaku usaha bisnis hanya menggunakan data transaksi penjualan sehari-hari hanya untuk melihat omset atau laba dari usaha yang dilakukan. Seiring dengan aktivitas jual beli yang terus meningkat, data transaksi juga semakin menumpuk dan sering kali hanya digunakan sebagai arsip tanpa dimanfaatkan secara maksimal. Hal ini menyebabkan masalah sering terjadi, seperti kehabisan barang yang diinginkan oleh konsumen akibat kurangnya perhatian terhadap pengelolaan barang dan kurangnya pemanfaatan data penjualan dengan baik. Selain itu, ketersediaan barang yang menumpuk dapat menyebabkan barang kadaluarsa, yang pada akhirnya dapat merugikan perusahaan. Jika masalah ini dibiarkan, maka dapat mengakibatkan kerugian secara berkala. Kondisi larisnya penjualan menjadi salah satu informasi yang dapat diperoleh dari data transaksi penjualan yang menumpuk tersebut. Pada dasarnya tumpukan data tersebut menyimpan informasi yang berharga dan dapat digunakan untuk meningkatkan keuntungan bisnis [1].

Data transaksi penjualan dapat dimanfaatkan kembali dengan mengolah data tersebut menjadi suatu informasi yang baru. Salah satu cara untuk menganalisis data penjualan yaitu dengan memanfaatkan data mining. Data mining merupakan suatu metode pengolahan data yang menggunakan teknik statistik, matematika, dan

machine learning untuk mengekstrak pengetahuan atau informasi implisit yang terkait dari suatu dataset. Metode ini bertujuan untuk menemukan pola atau hubungan yang tersembunyi dari sekumpulan data, kemudian diubah menjadi informasi yang mudah dipahami [2], [3].

Terdapat banyak metode di dalam data mining, namun yang paling sesuai untuk menganalisa data penjualan adalah association rule mining. Association rule mining digunakan untuk mencari keterkaitan antara data barang yang satu dengan barang yang lainnya. Metode tersebut dapat membentuk aturan-aturan pola pembelian pelanggan berdasarkan data penjualan. Seperti pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Warisa dkk (2021), dengan tema penjualan kosmetik menggunakan metode association rule untuk mempermudah mengelola data penjualan kosmetik. Terdapat juga penelitian lain yang dilakukan oleh S. Miranda dkk (2022), dimana penelitian ini mengambil topik implementasi association rule dalam menganalisis data penjualan pada Sheshop dengan menggunakan algoritma apriori [4], [5].

Pengolahan data penjualan dapat menggunakan analisis keranjang belanja pasar (*Market Basket Analysis*), yaitu suatu metode yang digunakan untuk menganalisa perilaku belanja konsumen. Analisa ini bertujuan untuk menemukan barang-barang yang sering dibeli bersamaan atau berdekatan dari transaksi yang dilakukan, diawali dari pengolahan data transaksi penjualan, kemudian dicari hubungan antara barang yang terjual. Akhirnya, data hasil pengolahan dapat digunakan oleh pihak manajemen untuk membantu membuat keputusan terkait pembelian barang, tata letak atau bahkan promosi untuk meningkatkan omset serta laba penjualan [6].

Dalam penelitian ini, studi kasus dilakukan pada Toko Handari yang menghadapi tantangan dalam proses pembelian barang. Saat ini, keputusan untuk membeli barang hanya dilakukan ketika barang dianggap sudah habis. Sebaliknya, jika ketersediaan barang dianggap masih cukup, pihak toko tidak melakukan pembelian tambahan. Selain itu saat proses pembelian barang, pemilik toko seringkali tidak memiliki acuan yang jelas untuk menentukan berapa banyak jumlah barang yang sebenarnya diperlukan. Pola ini menyebabkan beberapa tantangan operasional, seperti risiko kehabisan barang yang dapat mengakibatkan penurunan kepuasan pelanggan dan potensi kehilangan penjualan. Selain itu, tidak adanya perencanaan pembelian yang konsisten dan berbasis data dapat menyebabkan ketidakseimbangan persediaan, dimana beberapa barang mengalami kelebihan jumlah sementara barang lainnya cepat habis.

Keadaan dimana barang habis mengakibatkan konsumen tidak dapat memperoleh barang yang diinginkan, sehingga mengurangi potensi keuntungan yang dapat diperoleh oleh pemilik toko. Sebaliknya, jika barang melebihi jumlah yang dibutuhkan dapat menyebabkan barang menjadi kadaluarsa, mengakibatkan kerugian finansial yang signifikan bagi toko secara berkala. Ketidakrutinan dalam pembelian barang juga meningkatkan ongkos perjalanan yang tidak perlu, sehingga mempengaruhi efisiensi operasional dan keuangan toko secara keseluruhan.

Oleh karena itu, pada penelitian ini penulis mengambil judul Optimasi Pembelian Barang dengan Analisis Penjualan Menggunakan Metode Association Rule Mining yang berlokasi di Toko Handari. Dengan mengoptimalkan proses pembelian barang dan menganalisis pola penjualan, diharapkan Toko Handari dapat meningkatkan kepuasan pelanggan, mengurangi kerugian akibat barang habis atau berlebih, dan meningkatkan keuntungan bisnis. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi pada peningkatan pemahaman pengusaha kecil dan menengah mengenai pengolahan data penjualan untuk meningkatkan kinerja bisnis. Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengusaha kecil dan menengah serta membantu meningkatkan perekonomian Indonesia secara keseluruhan.

2. Metode

Terdapat beberapa metode yang digunakan pada penelitian ini. Subbab berikutnya akan menjelaskan pendekatan yang digunakan pada penulisan ini.

2.1 Optimalisasi

Optimalisasi, juga dikenal sebagai optimasi, merujuk pada suatu proses yang bertujuan untuk mencapai hasil yang ideal atau nilai efektif yang dapat dicapai. Proses ini melibatkan usaha untuk mengoptimalkan sesuatu yang sudah ada atau merancang serta membuat sesuatu secara optimal. Tujuan dari optimalisasi bervariasi, mulai dari meminimalkan biaya, memaksimalkan keuntungan, meningkatkan efisiensi, hingga mencapai hasil yang optimal dalam berbagai situasi. Proses ini merupakan sebuah usaha untuk memperoleh hasil yang paling baik atau mencapai tingkat kinerja tertinggi yang dapat dicapai dalam suatu konteks tertentu. Dengan kata lain optimalisasi adalah upaya untuk memaksimalkan atau meningkatkan suatu hal dengan cara membuatnya menjadi yang terbaik atau mencapai tingkat tertinggi yang memungkinkan [7].

Pada penelitian ini optimalisasi digunakan untuk menemukan variasi barang, memaksimalkan keuntungan, serta meningkatkan efisiensi yang dihasilkan dari kombinasi yang dilakukan.

2.2 Data Mining

Data mining adalah teknik untuk mengidentifikasi pola atau hubungan yang signifikan dari kumpulan data yang besar. Meskipun banyak dipelajari pada bidang ilmu komputer dan statistika, data *mining* dapat diterapkan dan bermanfaat dalam berbagai bidang lainnya. Metode yang umum digunakan dalam data *mining* meliputi *clustering* (pengelompokan data berdasarkan kesamaan karakteristik), *classification* (pembuatan model untuk memprediksi kategori atau kelas berdasarkan atribut yang ada), *association rule mining* (mengidentifikasi hubungan asosiatif antara item dalam dataset), dan *decision tree* (membangun pohon keputusan berdasarkan atribut dan nilai-nilai yang ada). Penggunaan data *mining* dapat mempermudah pekerjaan dan memberikan wawasan yang berharga dalam berbagai bidang, tidak hanya terbatas pada ilmu komputer dan statistika [8].

Pada penelitian ini, data *mining* digunakan untuk menggali informasi dari transaksi penjualan barang. Adapun informasi yang diperlukan yaitu pengelompokan barang sesuai kesamaan karakteristik dan frekuensi pembelian.

2.3 Association Rule Mining

Association rule mining adalah metode yang digunakan untuk mencari hubungan antara item dalam suatu dataset yang telah ditentukan sebelumnya. Tujuan dari *association rule mining* adalah untuk menemukan dan mengidentifikasi hubungan antara item yang ada dalam dataset. Dalam penerapan data *mining* dengan menggunakan *association rule mining*, tujuannya adalah untuk menemukan aturan asosiasi yang memenuhi persyaratan minimum untuk *support* (*minimum support*) dan *confidence* (*minimum confidence*) [9]. Contoh asosiasi yang dimaksud pada penelitian ini seperti kecenderungan memilih gula setelah pembeli mengambil kopi dan teh. Contoh lainnya yaitu pembelian minyak goreng dan telur setelah pembeli memilih beras dan lain sebagainya.

2.4 Market Basket Analysis

Market basket analysis adalah salah satu metode atau teknik yang sering digunakan dan sangat bermanfaat dalam konteks pemasaran. Tujuan utama dari *market basket analysis* adalah untuk mengidentifikasi produk apa yang biasanya dibeli oleh pelanggan secara bersamaan. Nama metode ini diambil dari kebiasaan pelanggan dalam menaruh barang belanjaan ke dalam keranjang atau daftar belanja (*market basket*). Dengan mengetahui produk-produk yang sering dibeli bersamaan, metode ini dapat memberikan manfaat yang besar bagi para pelaku usaha bisnis.

Dalam praktiknya, toko atau perusahaan dapat menggunakan informasi ini untuk menyusun area atau kategori produk yang sering terjual bersamaan. Misalnya, produk-produk yang sering dibeli bersamaan dapat ditempatkan dalam satu area atau kategori untuk memudahkan akses pelanggan. Selain itu, katalog atau situs *e-commerce* juga dapat memanfaatkan informasi ini untuk menentukan tata letak yang optimal [10].

2.5 Apriori

Untuk menggali informasi dari jumlah data yang besar, diperlukan penggunaan algoritma yang sesuai. Algoritma apriori merupakan algoritma dasar yang pertama kali diusulkan oleh Agrawal & Srikant pada tahun 1994. Algoritma ini digunakan untuk menentukan hubungan asosiasi antara kombinasi item, yang disebut *frequent itemsets*. Aturan yang mengungkapkan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut sebagai analisis keranjang belanja (*Market Basket Analysis*) atau analisis afinitas (*affinity analysis*) [11].

2.6 Support

Support adalah metrik yang menggambarkan seberapa sering suatu aturan atau pola muncul dalam *dataset* transaksi atau koleksi data yang terdiri dari himpunan item [12]. Sebagai contoh, dalam analisis keranjang belanja (*market basket analysis*), *support* berguna untuk menilai seberapa sering kombinasi tertentu dari barang atau item muncul bersama dalam transaksi belanja. Hal ini membantu dalam mengidentifikasi pola pembelian yang umum atau populer di antara para pelanggan. Secara matematis, *support* dihitung sebagai perbandingan antara jumlah transaksi yang mengandung kombinasi tertentu dari item dengan total jumlah transaksi dalam dataset.

Nilai *support* pada suatu item dihitung menggunakan persamaan (1) dibawah ini

$$\text{support } a = \frac{\text{Jml Transaksi } a}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

support a : nilai support pada satu item

jml transaksi a : jumlah transaksi yang memiliki item a

total transaksi : total keseluruhan transaksi

Sedangkan jika ingin menentukan nilai *support* dari dua item, pada penelitian ini menggunakan persamaan (2) dibawah ini

$$support(A, B) = \frac{Jml\ Transaksi\ A, B}{Total\ transaksi} \quad (2)$$

support (A, B) : nilai *support* pada item A dan B

jml transaksi A, B: jumlah transaksi yang memiliki item A dan B

total transaksi : total keseluruhan transaksi

2.7 Confidence

Confidence merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa sering suatu aturan atau pola yang ditemukan terbukti benar atau valid dalam kumpulan data transaksi. *Confidence* memberikan gambaran tentang seberapa dapat diandalkannya suatu asosiasi atau keterkaitan antara item dalam transaksi. Contohnya, dalam analisis keranjang belanja, *confidence* membantu dalam menilai seberapa sering item atau produk muncul bersama dalam transaksi belanja, mengindikasikan seberapa kuat hubungan antara item tersebut. Dengan kata lain, *confidence* memberikan pemahaman tentang seberapa sering item pendukung dan item yang dihasilkan muncul bersama. Perhitungan nilai *confidence* menggunakan persamaan (3) dibawah ini

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{Jml\ Transaksi\ A, B}{Total\ transaksi\ A} \quad (3)$$

confidence (A, B) : nilai *support* pada item A dan B

jml transaksi A : jumlah transaksi yang memiliki item A

total transaksi : total keseluruhan transaksi

2.8 Lift Ratio

Lift ratio adalah sebuah ukuran atau parameter yang digunakan untuk mengukur kekuatan dari suatu aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. *Lift ratio* sering digunakan sebagai penentu apakah suatu aturan asosiasi valid atau tidak. *Lift ratio* dihitung dengan membandingkan nilai *observed support* (*support* yang diamati) dari suatu aturan asosiasi dengan *expected support* (*support* yang diharapkan) jika tidak ada hubungan antara item yang terkait dalam aturan tersebut. Jika nilai *lift ratio* lebih besar dari 1, maka menunjukkan bahwa ada hubungan yang kuat antara item yang terkait dalam aturan tersebut. Sebaliknya, jika nilai *lift ratio* kurang dari 1, maka menunjukkan bahwa kemunculan bersama-sama dari item atau *itemset* tersebut kurang sering dan tidak terkait secara signifikan. Sedangkan nilai *lift ratio* sama dengan 1 menunjukkan bahwa kemunculan item atau *itemset* tersebut bersama-sama sama seringnya dengan yang diharapkan secara acak [13].

Dengan demikian, *lift ratio* dapat digunakan sebagai indikator untuk mengevaluasi kekuatan dan validitas dari aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan *support* dan *confidence*. Semakin tinggi nilai *lift ratio*, semakin kuat hubungan antara item-item yang terkait dalam aturan asosiasi tersebut. Perhitungan nilai *lift ratio* menggunakan persamaan (4) dibawah ini

$$Lift\ Ratio = \frac{confidence(A \rightarrow B)}{Support(A, B)} \quad (4)$$

Lift Ratio : nilai *lift ratio*

Confidence (A → B) : nilai *confidence* item A terhadap B

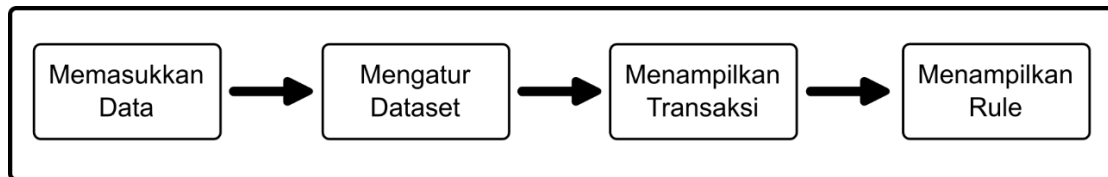
Support (A, B) : nilai *support* A, B

Berdasarkan perhitungan tersebut dapat dijabarkan nilai korelasi antara item A dan item B. Korelasi yang dimaksud adalah jika konsumen membeli item A, kemungkinan besar konsumen tersebut juga akan membeli item B.

3. Implementasi

Bagian ini membahas tahapan implementasi sistem yang diajukan. Sistem dikembangkan dalam bentuk website dengan memanfaatkan *streamlit*. *Streamlit* merupakan suatu *framework* yang digunakan untuk mengembangkan *website* dengan memanfaatkan bahasa pemrograman *python*. Hal ini sangat membantu pengembangan aplikasi agar bekerja optimal tidak hanya untuk komersial namun juga sangat berguna untuk menunjang penelitian. Adapun tempat implementasi menggunakan salah satu toko penjual kebutuhan pokok sehari-hari bernama Toko Handari yang berada di daerah Banyuwangi Jawa Timur. Hal ini disebabkan karena toko ini masih menerapkan pencacatan transaksi penjual secara manual, sehingga perlu dikembangkan sistem untuk mempermudah analisis transaksi.

Gambar 1 menampilkan tahapan sistem pada penelitian ini. Dimulai dari Memasukkan Data, Mengatur Dataset, Menampilkan Transaksi, dan Menampilkan Rule yang dihasilkan. Tiap-tiap langkah akan dibahas lebih lanjut pada subbab berikutnya.



Gambar 1. Tahapan Implementasi Sistem

3.1 Memasukkan Data

Fitur ini merupakan aktivitas awal yang dilakukan pengguna didalam sistem. Pengguna harus memasukkan file data transaksi dengan format csv. Pengguna dapat menekan tombol “Browse Files” untuk memilih data transaksi dan memasukkannya ke dalam sistem. Dalam penelitian ini pengguna menggunakan data transaksi Toko Handari selama bulan Maret 2023. Input data dengan cara ini disebabkan karena toko tidak memiliki sistem transaksi sebelumnya sehingga peneliti harus memasukkan data secara manual. Format CSV digunakan karena cara ini yang sangat memungkinkan untuk diterapkan. Adapun data yang dimasukkan terdiri dari ID Barang, Tanggal Transaksi, dan Jumlah Pembelian. Pseudocode 1 menampilkan langkah-langkah memasukkan data ke sistem.

Pseudocode 1. Memasukkan Data ke Sistem

```

dataset_file = st.file_uploader("Upload Dataset Anda", type=['csv'])

if dataset_file is None:
    st.warning('Mohon upload dataset Anda!')
    st.stop()

try:
    df = pd.read_csv(dataset_file)
except Exception as e:
    st.error(f"Terjadi kesalahan saat membaca file: {str(e)}")
    st.stop()

if df is not None and not df.empty:
    try:
        pembeli, tanggal, jumlah_produk = df.columns[0], df.columns[1], df.columns[2]

# Memanggil fungsi untuk prapemrosesan data
        df = data_summary(df, pembeli, tanggal, jumlah_produk)
    except IndexError:
        st.warning()
  
```

Program ini dimulai dengan meminta pengguna untuk mengunggah file dataset berjenis CSV. Berikutnya, program akan memeriksa dataset apakah sudah sesuai apa belum. Jika dataset *valid*, program menetapkan kolom pertama, kedua, dan ketiga dari dataset ke dalam variabel `pembeli`, `tanggal`, dan `jumlah produk`. Kemudian, program memanggil fungsi untuk melakukan prapemrosesan data dan memanggil fungsi untuk melakukan *Association Rule Mining* menggunakan algoritma *Apriori*. Jika terjadi kesalahan indeks (*IndexError*), program menampilkan peringatan bahwa indeks di luar batas dan meminta pengguna untuk memeriksa bahwa dataset memiliki setidaknya tiga kolom.

3.2 Mengatur Dataset

Bagian ini digunakan untuk menyesuaikan dataset Toko Handari sesuai dengan format tanggal yang ada pada file csv. Peneliti dapat menyesuaikan format serta menentukan tahun dan bulan yang ingin diterapkan untuk analisis. Terdapat menu yang digunakan untuk mengatur pemisah dan urutan format tanggal. Pseudocode 2

menunjukkan pengaturan format dataset set pada sistem oleh peneliti.

Pseudocode 2. Mengatur Format Dataset

```
DEFINE FUNCTION data_summary(df, pembeli, tanggal, jumlah_produk):
    col1, col2 = CREATE two columns layout
    sep_option = col1.SELECT radio button "Tentukan separator tanggal" with options [('-',
'Dash'), ('/', 'Slash')]
    sep = GET first element of sep_option
    dateformat = col2.SELECT radio button "Tentukan format urutan tanggal" with options
('ddmmyy', 'mmdyy', 'yymmdd')

    TRY:
        df = CALL FUNCTION prep_date(df, tanggal, sep, dateformat)
    EXCEPT ValueError:
        DISPLAY warning "Format tanggal tidak sesuai! Silakan cek kembali dan pastikan format
yang benar."
        STOP execution
    EXCEPT IndexError:
```

Fungsi `data_summary` menerima empat parameter: dataframe (`df`), kolom pembeli (`pembeli`), kolom tanggal (`tanggal`), dan kolom jumlah_produk (`produk`). Fungsi ini dimulai dengan menampilkan judul "Ringkasan Dataset" dan membuat dua kolom untuk tata letak. Berdasarkan pilihan pengguna, fungsi mencoba melakukan format kolom tanggal sesuai dengan separator dan format yang dipilih. Jika terjadi kesalahan format atau separator yang tidak sesuai, fungsi menampilkan peringatan yang sesuai dan menghentikan eksekusi.

3.3 Menampilkan Transaksi

Bagian ini menyajikan rincian informasi transaksi pada data Toko Handari dalam bentuk grafik dan tabel, sesuai dengan tahun dan bulan yang telah diatur sebelumnya. Pengguna dapat memilih kategori produk melalui radio button, dan menggunakan slider untuk menentukan jumlah produk yang ingin ditampilkan dalam grafik. Pseudocode 3 menampilkan alur pengerjaan pada fitur ini.

Fungsi `show_transaction_info` menerima `DataFrame` dan nama kolom untuk produk dan pembeli sebagai parameter. Fungsi ini bertujuan untuk menampilkan informasi mengenai transaksi yang terdapat dalam dataset. Pertama, fungsi ini membuat dua kolom menggunakan `st.columns` dan menampilkan `subheader` "Informasi Transaksi" dengan `st.subheader`. Fungsi kemudian menghitung jumlah total produk unik, jumlah total transaksi unik, jumlah total barang terjual, dan frekuensi total dari semua produk. Informasi ini ditampilkan di aplikasi web menggunakan `col1.info` dan `col2.info`.

Pengguna dapat menentukan kategori produk yang ingin ditampilkan (terlaris atau kurang laris) melalui radio button `col1.radio` dan jumlah produk yang ingin ditampilkan melalui slider `col2.slider`. Berdasarkan pilihan pengguna, fungsi menghitung produk yang paling sering terjual atau yang kurang laris menggunakan `value_counts` pada kolom produk dan menampilkan sejumlah produk yang dipilih pengguna. Grafik penjualan dibuat menggunakan `matplotlib` dan ditampilkan dengan `c1.pyplot`, sedangkan daftar produk ditampilkan dengan `c2.write`. Gambar 2 menampilkan grafik penjualan pada toko handari terdiri dari nama barang, dan jumlah pembelian yang terjadi.

Pseudocode 3. Menampilkan Transaksi

```
def show_transaction_info(df, produk, pembeli):
    try:
        col1, col2 = st.columns(2)
        st.subheader(f'Informasi Transaksi:')
        total_produk = df[produk].nunique()
        total_transaksi = df[pembeli].nunique()
        total_barang_terjual = df[produk].sum()
        total_frekuensi_produk = len(df)
        col1.info(f'Produk terjual : {total_produk}')
        col2.info(f'Total transaksi : {total_transaksi}')
        col2.info(f'Frekuensi total produk terjual : {total_frekuensi_produk}')
        sort = col1.radio('Tentukan kategori produk', ('Terlaris', 'Kurang Laris'))
        jumlah = col2.slider('Tentukan jumlah produk', 0, total_produk, 10)
        if sort == 'Terlaris':
            most_sold = df[produk].value_counts().head(jumlah)
        else:
            most_sold = df[produk].value_counts().tail(jumlah)
            most_sold = most_sold.sort_values(ascending=True)
        if not most_sold.empty:
            c1, c2 = st.columns((2, 1))

            plt.figure(figsize=(8, 4))
            most_sold.plot(kind='bar')
            plt.title('Grafik Penjualan')
            c1.pyplot(plt)
            c2.write(most_sold)
        else:
```

```

st.warning("Tidak ada data yang sesuai dengan kriteria yang dipilih.")
except Exception as e:
    st.error(f"Terjadi kesalahan saat menampilkan informasi transaksi: {str(e)}")

```

Informasi Transaksi:

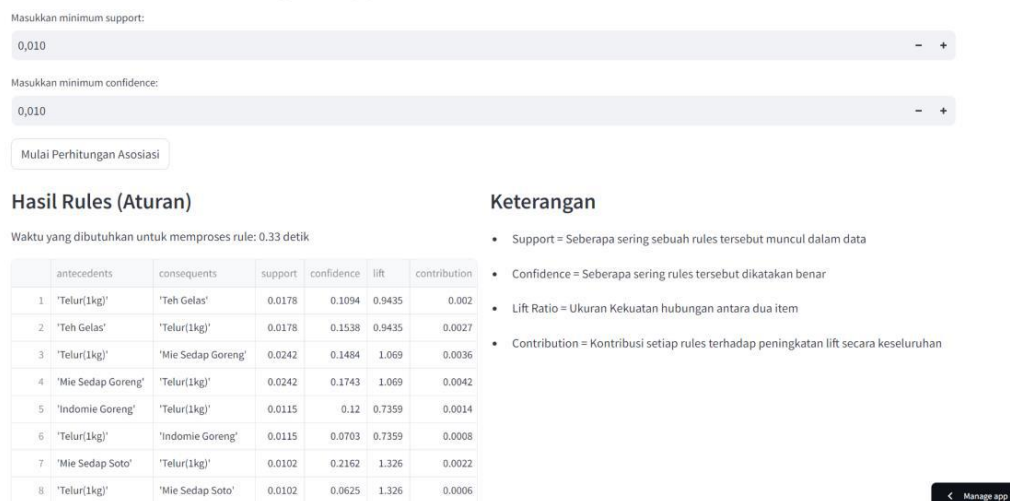


Gambar 2. Tampilan transaksi pembelian

3.4 Menampilkan Rule

Fitur ini menerapkan algoritma apriori pada data transaksi Toko Handari untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan. Hal ini bertujuan untuk memberikan rekomendasi alternatif terkait pembelian barang yang optimal. Pengguna dapat menekan tombol “Mulai Perhitungan Asosiasi” untuk menganalisis data dan menampilkan aturan-aturan serta rekomendasi alternatif pembelian barang. Hasil dari proses apriori dapat dilihat pada Gambar 3.

Association Rule Mining Menggunakan Apriori



Gambar 3. Output dari proses apriori

4. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan sejumlah percobaan, sistem mampu menampilkan 662 aturan (*rule*) dari 785 total transaksi pada data penjualan Toko Handari selama bulan Maret 2024. Dari percobaan tersebut diperoleh nilai *support* yang bervariasi mulai dari 0,0013 hingga 0,0242. Untuk memperoleh kombinasi barang yang relevan, peneliti membandingkan kombinasi nilai *support* yang kecil, sedang hingga terbesar. Gambar 4 menampilkan hasil perhitungan nilai *support* 0,001.

	antecedents	consequents	↑ support	confidence	lift	contribution
1	"Lay's"	'Teh Gelas'	0.0013	0.3333	2.8755	0.0004
2	'Teh Gelas'	"Lay's"	0.0013	0.011	2.8755	0
3	'Mamy Poko'	'Yakult'	0.0013	0.0625	1.443	0.0001
4	'Yakult'	'Mamy Poko'	0.0013	0.0294	1.443	0
5	'GoodDay (botol)'	'Ultramilk Stroberi'	0.0013	0.05	13.0833	0.0001
6	'Ultramilk Stroberi'	'GoodDay (botol)'	0.0013	0.3333	13.0833	0.0004
9	'GoodDay (botol)'	'Charm'	0.0013	0.05	3.5682	0.0001
10	'Charm'	'GoodDay (botol)'	0.0013	0.0909	3.5682	0.0001
13	'Ultramilk Stroberi'	'Charm'	0.0013	0.3333	23.7879	0.0004
14	'Charm'	'Ultramilk Stroberi'	0.0013	0.0909	23.7879	0.0001
17	'Beras SB'	'Telur(1/2kg)'	0.0013	0.3333	5.0321	0.0004
18	'Telur(1/2kg)'	'Beras SB'	0.0013	0.0192	5.0321	0
21	'Indomie Kari Ayam'	'Teh Gelas'	0.0013	1	8.6264	0.0013
22	'Teh Gelas'	'Indomie Kari Ayam'	0.0013	0.011	8.6264	0
23	'Indomie Kari Ayam'	'Telur(1/2kg)'	0.0013	1	15.0962	0.0013
24	'Telur(1/2kg)'	'Indomie Kari Ayam'	0.0013	0.0192	15.0962	0
33	'Yakult'	'Kopi ABC+'	0.0013	0.0294	7.6961	0
34	'Kopi ABC+'	'Yakult'	0.0013	0.3333	7.6961	0.0004
41	'Indomie Goreng'	'Madu TJ'	0.0013	0.0133	10.4667	0
42	'Madu TJ'	'Indomie Goreng'	0.0013	1	10.4667	0.0013

Gambar 4. Hasil perhitungan nilai support oleh sistem

Jika menggunakan nilai *support* 0,001 maka nilai kombinasi yang dihasilkan terlalu banyak. Hal ini menyebabkan kombinasi item yang kurang relevan. Sebagai contoh pada *antecedents* (pembelian) dibaris ke-3 yaitu kombinasi item 'Mamy Poko' dan 'Yakult' memiliki nilai *support & confidence* sebesar 0,0013 & 0,0625. Nilai ini tergolong rendah dan menunjukkan kombinasi yang tidak relevan dan jarang dibeli secara bersamaan. Hal ini juga ditunjukkan dengan nilai *contribution* yang kecil yaitu sebesar 0,0001. Nilai *contribution* diperoleh dengan cara mengali antara nilai *support* dan nilai *confidence*.

Kemudian, peneliti mencoba menerapkan nilai *support* 0,0051 dan *confidence* 0,093. Hasilnya lebih baik dari sebelumnya, namun tingkat relevansinya masih kecil dengan nilai *contribution* sebesar 0,0005. Hal ini ditemui saat kombinasi item 'The Pucuk Harum' dan 'Promaag'.

Berikutnya, peneliti mencoba menerapkan nilai *support* sebesar 0,01 dan *confidence* 0,06. Hasilnya kombinasi item mulai relevan. Hal ini ditunjukkan oleh pembelian item Telur 1kg dan Mie Sedap Soto pada baris ke 236 dengan nilai *support* dan *confidence* sebesar 0,0102 dan 0,0625. Nilai *contribution* juga meningkat sebesar 0,042 seiring dengan kenaikan nilai *support* dan *confidence*. Pada sejumlah *rule* berikutnya, ditemukan pula kombinasi item yang relevan apabila menerapkan nilai *support* dan *confidence* minimal diatas 0,01 dan 0,06. Berdasarkan analisis tersebut diperoleh minimum kombinasi nilai *support* dan *confidence* sebesar 0,01 dan 0,06 jika menginginkan pembelian item yang relevan.

Penulis juga menganalisa hasil perhitungan nilai *lift ratio* berdasarkan persamaan (4) diatas. Ditemukan nilai diatas 1 pada kombinasi item 'Mie Sedap Soto' dan 'Telur 1kg' seperti pada perhitungan dibawah ini.

$$Lift\ Ratio = \frac{0,2162}{0,1630}$$

$$Lift\ Ratio = 1,3260$$

5. Pengujian

Dalam tahap pengujian akurasi, penulis mencocokkan kombinasi item yang direkomendasikan oleh sistem dengan kondisi realita pada transaksi aktual dibulan berikutnya. Hasil aturan pada bulan Maret dapat dilihat pada Gambar 5. Gambar 5 merupakan hasil *generate* aturan oleh sistem menunjukkan 10 aturan yang relevan dengan nilai *support* dan *confidence* minimal sebesar 0,01 dan 0,06. Sebagai contoh pada baris pertama terdapat aturan jika pelanggan membeli Telur 1kg, maka pelanggan juga membeli Teh Gelas, aturan ini memiliki nilai *support* 0.0178, *confidence* 0.1094, *lift Ratio* 0.9435, dan *contribution* 0.002.

	antecedents	consequents	support	confidence	lift	contribution
1	'Telur(1kg)'	'Teh Gelas'	0.0178	0.1094	0.9435	0.002
2	'Teh Gelas'	'Telur(1kg)'	0.0178	0.1538	0.9435	0.0027
3	'Telur(1kg)'	'Mie Sedap Goreng'	0.0242	0.1484	1.069	0.0036
4	'Mie Sedap Goreng'	'Telur(1kg)'	0.0242	0.1743	1.069	0.0042
5	'Indomie Goreng'	'Telur(1kg)'	0.0115	0.12	0.7359	0.0014
6	'Telur(1kg)'	'Indomie Goreng'	0.0115	0.0703	0.7359	0.0008
7	'Mie Sedap Soto'	'Telur(1kg)'	0.0102	0.2162	1.326	0.0022
8	'Telur(1kg)'	'Mie Sedap Soto'	0.0102	0.0625	1.326	0.0006
9	'White Coffe (botol)'	'Mie Sedap Goreng'	0.0102	0.0976	0.7026	0.001
10	'Mie Sedap Goreng'	'White Coffe (botol)'	0.0102	0.0734	0.7026	0.0007

Gambar 5. Hasil Aturan Bulan Maret 2024

Sebagai contoh baris pertama pembelian kombinasi Telur(1kg) dan Teh Gelas ada sebesar 14 dari total pembelian 785 dibulan April. Jika dihitung menggunakan persamaan (2) nilai *support* pada kombinasi tersebut diperoleh sebesar:

$$Support(Telur\ 1kg, Teh\ Gelas) = \frac{14}{785}$$

Sedangkan pada nilai *confidence*, jumlah transaksi yang memiliki item Telur 1kg dan Teh Gelas 14. Jumlah transaksi yang memiliki Telur 1kg sebesar 135. Berdasarkan persamaan (3) diperoleh nilai *confidence* sebesar

$$Confidence(Telur\ 1kg, Teh\ Gelas) = \frac{14}{135}$$

Pada kolom *lift* menggambarkan kekuatan suatu kombinasi dari 2 pembelian item. Pada baris pertama kekuatan kombinasi sebesar 0,9435 atau sekitar 94,35%. Hal ini menunjukkan kekuatan aturan yang dihasilkan sangat tinggi karena sering muncul saat transaksi pembelian.

Berikutnya, penulis melakukan pengujian pada transaksi dibulan April 2024 . Tabel 1 menampilkan hasil aturan yang telah disesuaikan nilai *support* dan *confidence* nya.

Tabel 1. Hasil Aturan pada Bulan April 2024

No	Hasil Aturan		Support	Confidence	Lift Ratio	Contribution
	Antecedents	Consequents				
1	Telur(1kg)	Teh Gelas	0.0191	0.1037	0.9435	0.0020
2	Teh Gelas	Telur(1kg)	0.0178	0.1638	0.9435	0.0029
3	Telur(1kg)	Mie Sedap Goreng	0.0262	0.1484	1.069	0.0039
4	Mie Sedap Goreng	Telur(1kg)	0.0242	0.1743	1.069	0.0042
5	Telur(1kg)	Indomie Goreng	0.0215	0.12	0.7359	0.0026
6	Indomie Goreng	Telur(1kg)	0.0215	0.0703	0.7359	0.0015
7	Mie Sedap Soto	Telur(1kg)	0.012	0.2162	1.326	0.0026
8	Telur(1kg)	Mie Sedap Soto	0.012	0.0625	1.326	0.0008
9	White Coffe (Botol)	Mie Sedap Goreng	0.0112	0.0976	0.706	0.0011
10	Mie Sedap Goreng	White Coffe (Botol)	0.0112	0.0734	0.706	0.0008

Berdasarkan Tabel 1. Hasil Aturan dapat dilihat bahwa sistem menghasilkan 10 aturan yang menyerupai transaksi pembelian pada bulan Maret 2024. Terdapat perbedaan sejumlah pembelian yang sedikit berbeda namun tidak terlalu jauh. Misalkan jika pada bulan Maret jumlah transaksi Telur 1kg dan Teh Gelas sebesar 14, maka dibulan April jumlahnya sebesar 16. Begitu juga pada transaksi item lainnya.

Penulis juga melakukan pengujian *User Acceptance Test* (UAT) untuk mengetahui penerimaan pengguna dari sistem yang dikembangkan. UAT ini menerapkan 14 pertanyaan, dimana 13 pertanyaan memberikan hasil yang maksimal. Berdasar beberapa percobaan yang telah dilakukan, sistem memperoleh skor UAT sebesar 87%. Hasil ini menunjukkan sistem mampu bekerja dengan optimal.

6. Simpulan

Untuk menganalisis pola pembelian pada Toko Handari dapat dilakukan dengan cara melihat informasi penjualan di bulan Maret 2024. Berikutnya informasi penjualan akan diolah menggunakan metode *association rule mining* dengan algoritma apriori. Kombinasi pembelian item pada dua jenis barang memberikan hasil yang optimal apabila menggunakan nilai *support* dan *confidence* minimal 0,01 dan 0,06. Hal ini diperoleh dari analisa rule yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Saputra and A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [2] C. R. Artsitella, A. R. Apriliani, and S. Ashari, "Penerapan Association Rules - Market Basket Analysis untuk Mencari Frequent Itemset dengan Algoritma FP-Growth," *JURNAL AL-AZHAR INDONESIA SERI SAINS DAN TEKNOLOGI*, vol. 6, no. 2, p. 61, 2021, doi: 10.36722/sst.v6i2.661.
- [3] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan," *Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.
- [4] S. Aulia Miranda, F. Fahrullah, and D. Kurniawan, "Implementasi Association Rule Dalam Menganalisis Data Penjualan Sheshop dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *Metik Jurnal*, vol. 6, no. 1, pp. 30–36, 2022, doi: 10.47002/metik.v6i1.342.
- [5] W. Warisa, S. Aminah, and K. Karmila, "Studi Kasus Penjualan Kosmetik Menggunakan Metode Association Rule (Apriori)," *Technologia: Jurnal Ilmiah*, vol. 12, no. 4, p. 218, 2021, doi: 10.31602/tji.v12i4.5630.
- [6] S. Herdyansyah, E. H. Hermaliani, L. Kurniawati, and S. R. Sri Rahayu, "Analisa Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Fp-Growth Terhadap Data Penjualan (Study Kasus Toko Berkah)," *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 127–133, 2020, doi: 10.31294/jki.v8i2.9277.
- [7] P. D. K. Pardede, D. J. Tafonao, and E. E. Buulolo, "Optimalisasi Penggunaan Dana Desa Dalam Pembangunan Desa Lolosoni Kecamatan Gomo Kabupaten Nias Selatan 2019/2020," *Jurnal Governance Opinion*, vol. 6, no. 2, pp. 78–89, 2021.
- [8] H. Prastiwi, Jeny Pricilia, and Errissya Rasywir, "Implementasi Data Mining Untuk Menentuksn Persediaan Stok Barang Di Mini Market Menggunakan Metode K-Means Clustering," *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Komputer(JAKAKOM)*, vol. 2, no. 1, pp. 141–148, 2022, doi: 10.33998/jakakom.2022.2.1.34.
- [9] M. A. M. Afdal and M. Rosadi, "Penerapan Association Rule Mining Untuk Analisis Penempatan Tata Letak Buku Di Perpustakaan Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, p. 99, 2019, doi: 10.24014/rmsi.v5i1.7379.
- [10] A. Sharif, "Data mining untuk memprediksi itemset promosi penjualan barang menggunakan metode market basket analysis (mba)(studi kasus: toko sentra ponsel)," *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 3, no. 2, Des, 2019.
- [11] N. Fitriana, K. Kustanto, and R. T. Vulandari, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Sistem Rekomendasi Barang Di Minimarket Battox," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKoSIN)*, vol. 6, no. 2, pp. 21–27, 2018, doi: 10.30646/tikomsin.v6i2.376.
- [12] Di. Mulya, "ANALISA DAN IMPLEMENTASI ASSOCIATION RULE DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH DALAM SELEKSI PEMBELIAN TANAH LIAT (STUDI KASUS DI PT. ANVEVE ISMI BERJAYA)," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 1, no. 1, pp. 47–57, 2019, doi: 10.47233/jteksis.v1i1.6.
- [13] A. Maulidah and F. A. Bachtiar, "Penerapan Metode Association Rule Mining Untuk Asosiasi Ulasan Terhadap Aspek Tempat Wisata Jawa Timur Park 3 Application of Association Rule Mining Method for Association of Reviews on Aspect in Tourist Attraction Jawa Timur Park 3," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, no. 5, pp. 1029–1038, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184417.