

PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK MENGETAHUI KEBIASAAN KONSUMEN DAN PREDIKSI STOK PRODUK (STUDI KASUS TOKO ELEKTRONIK WK)

Okta Pratama, Jajam Haerul Jaman

Program Studi Informatika S1, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang
Jl. H. S. Ronggowaluyo Telukjambe Timur - Karawang 41361
oktapratama772@gmail.com

ABSTRAK

Toko Elektronik WK merupakan toko yang menjual barang elektronik khususnya barang-barang elektronik *sound system*. Selama beroperasi Toko Elektronik WK memiliki data historis penjualan produk yang ditawarkan. Namun belum dilakukan pemanfaatan secara optimal terhadap data – data tersebut. Sebab data historis penjualan produk memuat item – item penjualan selama 30 hari penggunaan algoritma apriori dipilih karena dapat menemukan aturan asosiasi yang terdapat dalam data transaksi, sehingga memberikan wawasan berharga bagi keputusan bisnis. Penerapan algoritma apriori untuk mengungkap pola – pola tersembunyi diharapkan dapat menjadi solusi bagi Toko Elektronik WK untuk membangun rekomendasi produk dan prediksi persediaan produk yang lebih optimal. Keluaran dari penelitian ini mengungkap 16 aturan asosiasi yang memenuhi *minimum support* dan *confidence* yang telah ditetapkan. Dapat dilihat pada aturan asosiasi yang ditemukan pada aturan ke satu sampai tujuh yaitu memiliki *confidence* 1.0 yang menandakan contoh pada aturan ke satu ketika konsumen membeli Amplifier Mini maka kemungkinan konsumen membeli Amplifier juga adalah 100%. Kemudian untuk evaluasi aturan yang telah diungkap dapat dilihat pada lift ratio yang memiliki nilai 1.0 yang menandakan aturan asosiasi yang ditemukan memiliki korelasi yang positif. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas pelayanan, rekomendasi produk yang tepat sasaran, dan efisiensi biaya operasional.

Kata kunci : *Apriori, Python, associate, rules, data mining*

1. PENDAHULUAN

Dalam kesehariannya manusia tidak lepas dari penggunaan barang elektronik. Barang elektronik memudahkan berbagai macam kegiatan sehari-hari manusia. Dari hal tersebut muncul peluang besar pada usaha yang berkaitan dengan barang elektronik. Salah satunya adalah Toko Elektronik WK yang menjual barang elektronik khususnya barang-barang elektronik *sound system*. Banyaknya pelaku usaha yang juga menjalankan bisnis di bidang elektronik diperlukan adanya sebuah strategi untuk bersaing dengan pelaku usaha lain.

Selama beroperasi Toko Elektronik WK memiliki data historis penjualan produk yang ditawarkan. Namun belum dilakukan pemanfaatan secara optimal terhadap data – data tersebut. Dari data tersebut bisa dimanfaatkan untuk menggali informasi yang dapat meningkatkan kinerja toko dan kepuasan pelanggan dalam pembelian barang elektronik yang dibutuhkan.

Pemanfaatan data mining selaku perlengkapan analisis jadi sangat bernilai di era data dan teknologi yang terus menjadi mutakhir guna memahami sikap konsumen serta meningkatkan daya guna manajemen inventaris produk [1]. Membuat evaluasi yang lebih terdidik serta berbasis kenyataan di bermacam zona bisnis dimungkinkan oleh penambangan data, yang memungkinkan kita mengungkap pola tersembunyi dari kumpulan data yang besar serta rumit.

Kita bisa menentukan tren pembelian pelanggan dengan melihat informasi transaksi. Dengan

memanfaatkan informasi ini, pelaku usaha dapat mengenal preferensi serta sikap konsumen guna menghasilkan strategi pemasaran yang lebih efisien serta terfokus [2]. Pemanfaatan data historis penjualan mengakibatkan lebih sedikit kemungkinan kekurangan inventaris dan pengeluaran penyimpanan yang tidak perlu, ini akan menunjang toko dalam mengelola inventaris mereka secara lebih efisien.

Tujuan dari penelitian ini yakni memanfaatkan data mining dengan menggunakan algoritma apriori yang diharapkan dapat membangun rekomendasi dan memperkirakan persediaan produk di Toko Elektronik WK dengan mengenali pola dalam aktivitas konsumen. Penelitian ini akan membantu toko mengelola inventaris produk secara lebih efisien dengan menawarkan pengetahuan yang berguna tentang pola kebiasaan pembelian konsumen melalui analisis riwayat transaksi serta data inventaris.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Algoritma apriori telah menjadi fokus dari berbagai penelitian, banyak di antaranya telah diterbitkan dalam jurnal-jurnal ilmiah. Hal ini dikarenakan algoritma ini memiliki beragam aplikasi yang luas dan telah berhasil mengolah data dalam skala besar. Penggunaan metode apriori bahkan telah menjadi hal umum dalam kehidupan sehari-hari, seperti saat menyajikan rekomendasi produk di *platform* pasar online, mengenali pola kebiasaan konsumen dan sebagainya dalam sektor bisnis.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang selaras sebagai bahan referensi untuk penelitian kali ini. Seperti penelitian Dewi Anggraini, dkk dalam penelitiannya yang berjudul “Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Penjualan Mobil Yang Paling Diminati Pada Honda Permata Serpong” yaitu mengungkap informasi tersembunyi dari data transaksi selama 1 tahun dengan analisis data menggunakan data mining dan memanfaatkan algoritma apriori untuk memperoleh kombinasi – kombinasi sebagai tolak ukur mobil honda mana yang paling banyak diminati konsumen [3].

Esha Alma'arif, dkk dengan risetnya yang bertajuk “Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online” yaitu menerapkan algoritma apriori untuk mengungkap frekuensi barang tertinggi yang dibeli konsumen secara bersamaan. Pada penelitian nilai minimum support digunakan untuk menyaring kombinasi yang jarang tampak. Kemudian nilai confidence sebagai tolak ukur hubungan antar produk. Mengetahui strategi memasarkan produk yang terbaik merupakan tujuan dari penelitian ini [4].

Ramadhani Saputra, dan Alexander J.P.Sibarani dengan penelitian yang bertajuk “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat” penelitian ini menghadapi masalah yaitu kehabisan stok pada obat – obat tertentu saat konsumen membutuhkan obat tersebut. Solusi dalam penelitian ini adalah implementasi algoritma apriori untuk mengungkap obat mana yang sering dibeli konsumen dan kombinasi obat yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Hasil dari penelitian ini merupakan sebuah aplikasi yang dikhususkan untuk mengolah data transaksi obat guna mengoptimalkan stok obat [5].

2.2. Data Mining

Ekstraksi pengetahuan atau informasi yang dapat digunakan dari volume data yang luas, rumit, dan bervariasi dikenal sebagai penambangan data. Menemukan pola tersembunyi, korelasi, tren, dan wawasan lain yang sulit ditemukan melalui analisis standar adalah tujuan dari data mining [6].

Metode penambangan data yang sering digunakan meliputi:

Memanfaatkan teknik pengelompokan, seseorang dapat mengklasifikasikan objek data ke dalam kelompok berdasarkan properti bersama mereka. Pola yang mungkin tidak terlihat pada pandangan pertama dapat ditemukan melalui pengelompokan [7].

Klasifikasi (Klasifikasi): Teknik ini bertujuan untuk mengkategorikan objek data ke dalam kelas atau kategori yang telah ditentukan sebelumnya berdasarkan properti yang sudah ada. Dengan melakukan ini, dimungkinkan untuk menggunakan data rahasia untuk mengantisipasi hasil model [8].

Dalam data transaksi, asosiasi atau korelasi antar objek ditemukan dengan menggunakan teknik

Penambangan Aturan Asosiasi (Association Rule Mining), seperti antara produk yang biasa dibeli pelanggan secara bersamaan.

Menggunakan analisis regresi (Analisis Regresi): Prediksi berdasarkan metode ini dimungkinkan karena memodelkan hubungan antara variabel dependen dan independent [6].

2.3. Algoritma Apriori

Secara ringkas algoritma apriori dapat diartikan sebagai metode mengungkap informasi dari data dalam skala besar yang digunakan untuk mencari aturan asosiasi [9]. Aturan asosiasi adalah aturan yang terbentuk dari hubungan antara beberapa atribut atau item dalam data.

$$\text{Support } A = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

Persamaan (1) merupakan rumus menentukan support.

$$\text{Support}(A, B) = \text{Support}(A \cap B) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi}} \quad (2)$$

Persamaan (2) merupakan rumus menentukan support 2 item.

$$\text{confidence}(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi Mengandung } A} \quad (3)$$

Persamaan (3) merupakan rumus mencari confidence.

$$\text{confidence}(A, B, C) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung } A, B, C}{\sum \text{Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B} \quad (4)$$

Lift Ratio adalah suatu pengukuran untuk menguji aturan yang ditemukan valid atau tidak dan mengevaluasi kekuatan aturan asosiasi yang ditemukan [10].

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confident}(A, B)}{BC(A, B)} \quad (5)$$

$$BC(AB) = \frac{N_c}{N} \quad (6)$$

3. METODE PENELITIAN

Penerapan algoritma apriori membutuhkan langkah – langkah yang terstruktur guna menghasilkan pengolahan data yang optimal dan efisien. Proses penerapan algoritma apriori menggunakan *tools google colabs* dengan bahasa python. Dibawah ini merupakan tahapan – tahapan yang dilalui :

3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan meminta izin kepada pelaku usaha untuk mengambil data transaksi penjualan selama 30 hari. Toko Elektronik WK adalah tempat pengumpulan data.

3.2. Data Preprocessing

Pada tahap ini data yang didapatkan dilakukan proses pembersihan untuk membersihkan data yang tidak relevan digunakan seperti tanggal transaksi. Kemudian dilakukan perubahan format data menjadi biner guna pengolahan data menggunakan algoritma apriori.

3.3. Pemodelan Algoritma Apriori

Setelah data disiapkan sesuai kebutuhan dari algoritma apriori langkah selanjutnya adalah melakukan penulisan kode untuk membuat model apriori. Setelah model berhasil diterapkan selanjutnya menentukan *minimum support* untuk mengungkap item mana yang memenuhi syarat *minimum support*. Pembentukan item lanjut ke kombinasi dua item dan seterusnya sampai tidak ada kombinasi yang memenuhi *minimum support*.

3.4. Pembentukan Association Rule

Setelah pemodelan algoritma apriori diterapkan berikutnya adalah penulisan kode untuk memunculkan aturan asosiasi. Sebelum aturan asosiasi dimunculkan tentukan terlebih dahulu *minimum support* dan *confidence* untuk menyaring aturan asosiasi yang kuat dan mengeliminasi aturan asosiasi yang tidak kuat.

3.5. Uji Lift Ratio Pada Aturan

Setelah aturan asosiasi ditemukan untuk mengevaluasi aturan yang terbentuk dapat dilihat dari lift ratio setiap aturan yang ditemukan. Pada tahapan ini penulis akan melihat lift ratio, jika lift ratio sama dengan satu atau lebih dari satu maka aturan kombinasi yang ditemukan memiliki korelasi yang positif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pertama yang dilakukan adalah pengumpulan data historis penjualan dari Toko Elektronik WK selama 30 hari. Setelah melakukan proses pengumpulan data berikut dibawah ini merupakan visualisasi data historis penjualan dalam bentuk tabel :

Tabel 1. Dataset Historis Penjualan Produk

No	ITEM
1	Amplifier Mini, Amplifier, MP3 Player, Timbangan Digital
2	Amplifier, MP3 Player Masteran Burung, MP3 Player Bluetooth, Amplifier Mini Bluetooth
3	Amplifier Mini, Amplifier
4	MP3 Player, Amplifier
5	Amplifier
6	Amplifier, MP3 Player
7	Amplifier
8	Amplifier, MP3 Player USB
9	Amplifier
10	Amplifier Mini Bluetooth, Amplifier
11	Amplifier, MP3 Player Bluetooth
12	Amplifier Mini, MP3 Player, Amplifier
13	MP3 Player, Amplifier Mini, Amplifier
14	MP3 Player Bluetooth, Amplifier, Amplifier Mini

No	ITEM
15	Amplifier
16	MP3 Bluetooth Player, Amplifier
17	Amplifier, Amplifier Mini
18	Amplifier, Amplifier Mini
19	Amplifier Mini, Amplifier, MP3 Player Masteran Burung
20	Amplifier, MP3 Player Masteran Burung
21	Amplifier Mini, MP3 Player, Amplifier
22	Amplifier
23	Amplifier Mini, Amplifier
24	MP3 Player Masteran Burung, Amplifier, Amplifier Mini, MP3 Player
25	Amplifier Mini, MP3 Player, Amplifier, MP3 Player Masteran Burung
26	Amplifier Mini, Amplifier
27	Amplifier, Amplifier Mini, Amplifier Mini Bluetooth
28	MP3 Player, Amplifier Mini, Amplifier
29	Amplifier Mini, Amplifier
30	Amplifier, Amplifier Mini, MP3 Player

Pada Tabel 1 ditampilkan data historis penjualan Toko Elektronik WK. Dapat dilihat bahwa data yang dikumpulkan adalah data penjualan selama 30 hari.

Dari dataset historis diatas selanjutnya akan masuk pada tahapan penambangan data untuk mengungkap informasi tersembunyi dari dataset diatas. Proses penambangan data dilaksanakan dengan menerapkan algoritma apriori yang memanfaatkan *google colab* untuk penulisan kode. Berikut dibawah ini akan diuraikan rentetan proses yang dilewati selama pengolahan dataset :

```
[1] import pandas as pd
    from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder
    from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules
```

Gambar 1. import library yang dibutuhkan

Langkah awal yang dilakukan sebelum melanjutkan proses penambangan data untuk menemukan aturan asosiasi dibutuhkan beberapa pustaka. Dapat dilihat pada Gambar 1. Merupakan penulisan kode untuk memanggil *library* yang akan digunakan dalam pengolahan data. Baris pertama adalah *library* yang berfungsi membungkus data guna terstruktur, memodifikasi, dan analisa data. Baris kedua pada penulisan kode berguna mengkonversi data ke dalam gambaran yang mudah dianalisa dengan algoritma apriori. Baris ketiga pada penulisan kode diatas berfungsi memanggil apriori dan *association rule*.

```
data = pd.read_csv('Book1.csv', header = None)
print("Data yang berhasil dibaca:")
print(data.head())
```

Gambar 2. pembacaan data

Dataset dalam *format file .csv* yang diunggah ke *google colab* dibutuhkan perintah untuk

membaca dataset tersebut. Tampak pada Gambar 2. merupakan penulisan kode untuk membaca data kemudian dilakukan peninjauan apakah data berhasil dibaca dengan perintah pada baris ketiga.

```
Data yang berhasil dibaca:
0      0      1      2 \
0      Amplifier Mini      Amplifier      MP3 Bluetooth Player
1      Amplifier      MP3 Player Masteran Burung      MP3 Bluetooth Player
2      Amplifier Mini      Amplifier      NaN
3      MP3 Bluetooth Player      Amplifier      NaN
4      Amplifier      NaN      NaN

3
0      Timbangan Digital
1      Amplifier Mini Bluetooth
2      NaN
3      NaN
4      NaN
```

Gambar 3. Keluaran data yang dibaca

Dapat dilihat pada Gambar 3. merupakan keluaran dari penulisan kode pada gambar sebelumnya. Keluaran menampilkan 5 baris data karena penulisan kode menggunakan perintah head(), namun keluaran tersebut menandakan bahwa data sudah berhasil dibaca.

```
records = []
for i in range(0, 30):
    records.append([str(data.values[i, j]) for j in range(0, 4)])
```

Gambar 4. Menyusun dataset kedalam bentuk list

Setelah data berhasil dibaca untuk mempermudah proses konversi dataset kedalam bentuk biner. Baris kedua pada gambar diatas menandai indeks baris ada 30 dan pada baris selanjutnya menandai terdapat 4 kolom.

```
#melihat list data
for row in records:
    print(row)
```

Gambar 5. melihat list data

Dapat dilihat pada Gambar 5. merupakan kode untuk melihat list data yang ditampilkan secara runtun kebawah.

```
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player', 'Timbangan Digital']
['Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier Mini Bluetooth']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Player USB', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini Bluetooth', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['MP3 Player Masteran Burung', 'Amplifier', 'Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player']
['Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'Amplifier Mini Bluetooth', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'nan']
```

Gambar 6. Tampilan list data

Setelah kode pada tahapan sebelumnya dijalankan akan muncul keluaran yang dapat dilihat

pada Gambar 6. Namun ada sedikit kerancuan yaitu muncul nilai nan yang berarti kosong, kemunculan nilai nan disebabkan karena tidak semua data transaksi memiliki item pembelian sampai 4 kolom.

```
# Menghilangkan nilai NaN dari list records
cleaned = [list(filter(lambda x: x != 'nan', row)) for row in records]

# Menampilkan list tanpa NaN
for row in cleaned:
    print(row)
```

Gambar 7. Penyaringan untuk menghilangkan nilai nan

Dengan tujuan hasil dari proses selanjutnya tidak rancu maka dilakukan penyaringan untuk mengeliminasi nilai nan. Tampak pada Gambar 7. Merupakan penulisan kode untuk menghilangkan nilai nan.

```
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player', 'Timbangan Digital']
['Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier Mini Bluetooth']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Player USB', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini Bluetooth', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'nan']
['Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'nan']
['Amplifier', 'nan', 'nan', 'nan']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['MP3 Player Masteran Burung', 'Amplifier', 'Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player']
['Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'Amplifier Mini Bluetooth', 'nan']
['MP3 Bluetooth Player', 'Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan']
['Amplifier Mini', 'Amplifier', 'nan', 'nan']
['Amplifier', 'Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player', 'nan']
```

Gambar 8. Tampilan eliminasi nilai nan

Tampak pada Gambar 8. Merupakan keluaran dari kode sebelumnya, keluaran tersebut menandakan bahwa nilai nan telah berhasil dieliminasi.

```
# Mengubah data menjadi bentuk biner menggunakan TransactionEncoder
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(cleaned).transform(cleaned)
toko = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)
toko_numerik = toko.astype(int)
toko_numerik
```

Gambar 9. Transformasi ke data numerik

Tampak pada gambar diatas merupakan penulisan kode untuk membangun dataframe kedalam data numerik dalam bentuk tabel guna menyiapkan data sebelum proses pemodelan algoritma apriori dan pencarian untuk mengungkap aturan asosiasi.

```
[ ] # Simpan DataFrame ke dalam file Excel
toko_numerik.to_excel('output_toko_numerik.xlsx', index=False)
```

Gambar 10. Simpan keluaran kedalam excel

Tampak pada gambar diatas merupakan penulisan kode untuk menyimpan keluaran dalam bentuk file excel. Selanjutnya didalam file excel keluaran akan berbentuk tabel yang berisi numerik satu dan kosong.

Tabel 2. Tabular dataset

No	Amplifier	Amplifier Mini	Amplifier Mini Bluetooth	MP3 Bluetooth Player	MP3 Player Masteran Burung	MP3 Player USB	Timbangan Digital
1	1	1	0	1	0	0	1
2	1	0	1	1	1	0	0
3	1	1	0	0	0	0	0
4	1	0	0	1	0	0	0
5	1	0	0	0	0	0	0
6	1	0	0	1	0	0	0
7	1	0	0	0	0	0	0
8	1	0	0	0	0	1	0
9	1	0	0	0	0	0	0
10	1	0	1	0	0	0	0
11	1	0	0	1	0	0	0
12	1	1	0	1	0	0	0
13	1	1	0	1	0	0	0
14	1	1	0	1	0	0	0
15	1	0	0	0	0	0	0
16	1	0	0	1	0	0	0
17	1	1	0	0	0	0	0
18	1	1	0	0	0	0	0
19	1	1	0	0	1	0	0
20	1	0	0	0	1	0	0
21	1	1	0	1	0	0	0
22	1	0	0	0	0	0	0
23	1	1	0	0	0	0	0
24	1	1	0	1	1	0	0
25	1	1	0	1	1	0	0
26	1	1	0	0	0	0	0
27	1	1	1	0	0	0	0
28	1	1	0	1	0	0	0
29	1	1	0	0	0	0	0
30	1	1	0	1	0	0	0

Tampak pada Tabel 2. merupakan tampilan dataset yang sudah dikonversi dalam bentuk numerik. Tabel tersebut merupakan keluaran pada penulisan kode ditahapan sebelumnya. Dapat dilihat ada dua kondisi yaitu satu dan kosong dimana satu merepresentasikan ada dan kosong merepresentasikan tidak ada. Contohnya pada transaksi baris pertama amplifier memiliki nilai 1 karena pada transaksi pertama terdapat penjualan *amplifier*, berbeda dengan *mp3 player usb* memiliki nilai 0 karena pada transaksi pertama tidak terdapat penjualan barang tersebut.

```
# Menampilkan jumlah total dan nama item yang memiliki nilai True
total_items = toko.sum()
items_with_true = total_items[total_items > 0]

# Buat DataFrame untuk menampilkan hasil dalam format tabel
result_table = pd.DataFrame({'Item Name': items_with_true.index, 'Total': items_with_true.values})

# menampilkan hasil tabel total kemunculan items
result_table
```

Gambar 11. Menampilkan total jumlah kemunculan

Tampak pada gambar diatas merupakan penulisan kode untuk menampilkan total jumlah kemunculan setiap itemset.

	Item Name	Total
0	Amplifier	30
1	Amplifier Mini	17
2	Amplifier Mini Bluetooth	3
3	MP3 Bluetooth Player	14
4	MP3 Player Masteran Burung	5
5	MP3 Player USB	1
6	Timbangan Digital	1

Gambar 12. Kemunculan dari setiap item

Tampak pada gambar diatas merupakan kemunculan setiap item, dapat dilihat item yang paling sering muncul adalah Amplifier dengan kemunculan total 30.

```
frq_itemsets = apriori(toko_numerik, min_support=0.1, use_colnames=True)
frq_itemsets['length'] = frq_itemsets['itemsets'].apply(lambda x: len(x))
frq_itemsets
```

Gambar 13. Membangun model apriori

Tampak pada gambar diatas merupakan penulisan kode untuk membangun model apriori dari keluaran pada tahapan proses Gambar 9. Dapat dilihat

minimum support yang ditetapkan adalah 0.1, maka keluaran dari penulisan kode tersebut adalah kombinasi yang memenuhi syarat *minimum support* yang ditetapkan.

	support	itemsets	length
0	1.000000	(Amplifier)	1
1	0.566667	(Amplifier Mini)	1
2	0.100000	(Amplifier Mini Bluetooth)	1
3	0.466667	(MP3 Bluetooth Player)	1
4	0.166667	(MP3 Player Masteran Burung)	1
5	0.566667	(Amplifier Mini, Amplifier)	2
6	0.100000	(Amplifier Mini Bluetooth, Amplifier)	2
7	0.466667	(Amplifier, MP3 Bluetooth Player)	2
8	0.166667	(Amplifier, MP3 Player Masteran Burung)	2
9	0.300000	(Amplifier Mini, MP3 Bluetooth Player)	2
10	0.100000	(Amplifier Mini, MP3 Player Masteran Burung)	2
11	0.100000	(MP3 Bluetooth Player, MP3 Player Masteran Bur...	2
12	0.300000	(Amplifier Mini, Amplifier, MP3 Bluetooth Player)	3
13	0.100000	(Amplifier Mini, Amplifier, MP3 Player Mastera...	3
14	0.100000	(Amplifier, MP3 Bluetooth Player, MP3 Player M...	3

Gambar 14. Frekuensi Itemset

Tampak pada gambar diatas adalah keluaran dari proses penulisan kode sebelumnya, dapat dilihat bahwa keluaran diatas memiliki 3 jenis yaitu keluaran 1 itemset, kombinasi 2 itemset, dan kombinasi 3 itemset. Keluaran tersebut hanya sampai kombinasi 3 itemset yang menandakan setelah kombinasi 3 terbentuk tidak ada lagi kombinasi yang memenuhi syarat *minimum support*.

```
frq_itemsets[ (frq_itemsets['length'] == 1)&
              (frq_itemsets['support'] >= 0.1) ]
```

Gambar 15. Frekuensi kemunculan 1 itemset

Untuk mempermudah analisa data hasil kombinasi item yang muncul pada proses kode sebelumnya dilakukan penyaringan. Tampak pada Gambar 15. merupakan kemunculan 1 itemset yang memenuhi *minimum support* 0.1.

	support	itemsets	length
0	1.000000	(Amplifier)	1
1	0.566667	(Amplifier Mini)	1
2	0.100000	(Amplifier Mini Bluetooth)	1
3	0.466667	(MP3 Bluetooth Player)	1
4	0.166667	(MP3 Player Masteran Burung)	1

Gambar 16. Support 1 itemsets

Tampak pada gambar diatas Amplifier memiliki support tertinggi yaitu 100% kemunculan dari seluruh transaksi selama 30 hari.

```
frq_itemsets[ (frq_itemsets['length'] == 2)&
              (frq_itemsets['support'] >= 0.1) ]
```

Gambar 17. Frekuensi kemunculan kombinasi 2 itemsets

Tampak pada Gambar 17. merupakan kemunculan kombinasi 2 itemset secara bersamaan yang memenuhi *minimum support* 0.1.

	support	itemsets	length
5	0.566667	(Amplifier Mini, Amplifier)	2
6	0.100000	(Amplifier Mini Bluetooth, Amplifier)	2
7	0.466667	(Amplifier, MP3 Bluetooth Player)	2
8	0.166667	(Amplifier, MP3 Player Masteran Burung)	2
9	0.300000	(Amplifier Mini, MP3 Bluetooth Player)	2
10	0.100000	(Amplifier Mini, MP3 Player Masteran Burung)	2
11	0.100000	(MP3 Bluetooth Player, MP3 Player Masteran Bur...	2

Gambar 18. Support kombinasi 2 itemsets

Dapat dilihat pada gambar diatas Amplifier Mini, Amplifier memiliki support tertinggi yaitu 56% yang menandakan bahwa kemunculan 2 itemsets dibeli secara bersamaan adalah 56% dari seluruh data historis penjualan selama 30 hari.

```
frq_itemsets[ (frq_itemsets['length'] == 3)&
              (frq_itemsets['support'] >= 0.1) ]
```

Gambar 19. Frekuensi kemunculan 3 itemsets

Tampak pada Gambar 19. merupakan kemunculan kombinasi 3 itemset secara bersamaan yang memenuhi *minimum support* 0.1.

	support	itemsets	length
12	0.3	(Amplifier Mini, Amplifier, MP3 Bluetooth Player)	3
13	0.1	(Amplifier Mini, Amplifier, MP3 Player Mastera...	3
14	0.1	(Amplifier, MP3 Bluetooth Player, MP3 Player M...	3

Gambar 20. Support kombinasi 3 itemsets

Dapat dilihat pada gambar diatas Amplifier Mini, Amplifier, dan MP3 Bluetooth Player memiliki nilai support tertinggi yaitu 30%. Hal tersebut menandakan bahwa kemunculan 3 itemsets tersebut dibeli secara bersamaan adalah 30% dari seluruh data historis penjualan selama 30 hari.

```
# Membangun model
frq_items = apriori(toko_numerik, min_support=0.1, use_colnames=True)

# Mengumpulkan aturan yang disimpulkan dalam kerangka data
rules = association_rules(frq_items, metric="lift", min_threshold=1)

# Aturan pemfilteran berdasarkan min_confidence=0.6
min_confidence = 0.6
filtered_rules = rules[rules['confidence'] >= min_confidence]

# Menyortir aturan yang difilter
filtered_rules = filtered_rules.sort_values(['confidence', 'lift'], ascending=[False, False])

# Menampilkan aturan yang difilter
filtered_rules.head(20)
```

Gambar 21. Pembentukan aturan asosiasi

Tampak Gambar 21. merupakan penulisan kode untuk mengungkap aturan asosiasi berdasarkan kombinasi – kombinasi frekuensi *itemsets* pada proses – proses sebelumnya untuk penyaringan aturan asosiasi ditetapkan *minimum support 0.1* dan *minimum confidence 0.6*. Selanjutnya keluaran akan dimunculkan dalam bentuk tabel.

```
[ ] filtered_rules.to_excel('filtered_rules.xlsx', index=False)
```

Gambar 22. Menyimpan keluaran ke excel

Tampak pada gambar diatas merupakan penulisan kode untuk menyimpan keluaran dalam bentuk tabel ke dengan format *excel*.

Tabel 3. Aturan asosiasi yang terbentuk

No	antecedents	consequents
1	{{'Amplifier Mini'}}	{{'Amplifier'}}
2	{{'Amplifier Mini Bluetooth'}}	{{'Amplifier'}}
3	{{'MP3 Bluetooth Player'}}	{{'Amplifier'}}
4	{{'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'Amplifier'}}
5	{{'Amplifier Mini', 'MP3 Bluetooth Player'}}	{{'Amplifier'}}
6	{{'Amplifier Mini', 'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'Amplifier'}}
7	{{'MP3 Bluetooth Player', 'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'Amplifier'}}
8	{{'MP3 Bluetooth Player'}}	{{'Amplifier Mini'}}
9	{{'Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player'}}	{{'Amplifier Mini'}}
10	{{'MP3 Bluetooth Player'}}	{{'Amplifier Mini', 'Amplifier'}}
11	{{'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'MP3 Bluetooth Player'}}
12	{{'Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'MP3 Bluetooth Player'}}
13	{{'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'Amplifier', 'MP3 Bluetooth Player'}}
14	{{'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'Amplifier Mini'}}
15	{{'Amplifier', 'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'Amplifier Mini'}}
16	{{'MP3 Player Masteran Burung'}}	{{'Amplifier Mini', 'Amplifier'}}

Tabel 4. Lift ratio

No	support	confidence	lift
1	0,57	1,00	1,00
2	0,10	1,00	1,00
3	0,47	1,00	1,00
4	0,17	1,00	1,00
5	0,30	1,00	1,00
6	0,10	1,00	1,00
7	0,10	1,00	1,00
8	0,30	0,64	1,13
9	0,30	0,64	1,13
10	0,30	0,64	1,13
11	0,10	0,60	1,29
12	0,10	0,60	1,29
13	0,10	0,60	1,29
14	0,10	0,60	1,06
15	0,10	0,60	1,06
16	0,10	0,60	1,06

Tampak dari Tabel 3. dan Tabel 4 ditemukan 16 aturan asosiasi yang memenuhi *minimum confidence* sebesar 0.6. Dapat dilihat pada aturan asosiasi yang ditemukan pada aturan ke satu sampai tujuh yaitu memiliki confidence 1.0 yang menandakan contoh pada aturan ke satu ketika konsumen membeli Amplifier Mini maka kemungkinan konsumen membeli Amplifier juga adalah 100%. Kemudian untuk evaluasi aturan yang telah diungkap dapat dilihat pada lift ratio yang memiliki nilai 1.0 bahkan ada yang lebih dari 1.0 yang menandakan aturan asosiasi yang ditemukan memiliki korelasi yang positif. Dari aturan asosiasi yang telah ditemukan dapat dijadikan pertimbangan bagi pelaku usaha untuk menentukan rekomendasi produk dan persediaan barang dapat melihat support yang paling besar untuk

menentukan prioritas barang yang diperbanyak stok nya.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil dari penelitian ini ditemukan 16 aturan asosiasi yang memenuhi *minimum confidence* sebesar 0.6. Dapat dilihat pada aturan asosiasi yang ditemukan pada aturan ke satu sampai tujuh yaitu memiliki confidence 1.0 yang menandakan contoh pada aturan ke satu ketika konsumen membeli Amplifier Mini maka kemungkinan konsumen membeli Amplifier juga adalah 100%. Kemudian untuk evaluasi aturan yang telah diungkap dapat dilihat pada lift ratio yang memiliki nilai 1.0 bahkan ada yang lebih dari 1.0 yang menandakan aturan asosiasi yang ditemukan memiliki korelasi yang positif. Tampak dari hasil yang diperoleh dari penelitian ini algoritma apriori berhasil diterapkan dalam penambangan data untuk mengungkap pola – pola tersembunyi dari data historis penjualan Toko Elektronik WK. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas pelayanan dan kenyamanan konsumen ketika berbelanja di Toko Elektronik WK berdasarkan kebiasaan konsumen yang telah diungkap, kemudian aturan – aturan asosiasi yang ditemukan dapat digunakan Toko Elektronik WK sebagai rekomendasi produk yang tepat sasaran terhadap konsumen guna menjangkau pasar yang semakin luas. Untuk persediaan barang yang lebih terukur Toko Elektronik WK dapat melihat hasil support yang paling tinggi dari aturan asosiasi yang telah diungkap guna efisiensi biaya operasional. Saran untuk penelitian selanjutnya bisa diterapkan untuk studi kasus yang berbeda dengan variasi item yang

lebih banyak dan historis penjualan yang lebih lama guna memperoleh hasil yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Abidin, A. K. Amartya, dan A. Nurdin, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA PENJUALAN SUKU CADANG KENDARAAN RODA DUA (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo)," *Jurnal Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, hlm. 225–232, Jul 2022, Diakses: 28 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/article/view/1459>.
- [2] A. Rahmi, Y. M.-I. S. Journal, dan undefined 2021, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Pada Customer (Studi Kasus: Toko Bakoel Sembako)," *jurnal.amikom.ac.id*, Diakses: 27 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://jurnal.amikom.ac.id/index.php/infos/article/view/561>
- [3] D. Anggraini, S. A. Putri, dan L. A. Utami, "Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menentukan Penjualan Mobil Yang Paling Diminati Pada Honda Permata Serpong," *ejurnal.stmik-budidarma.ac.id*, vol. 118, no. 1, hlm. 118–136, 2020, Diakses: 27 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <http://www.ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/mib/article/view/1496>
- [4] E. Alma'arif, E. Utami, F. W.-C. Information, dan undefined 2021, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Rekomendasi Produk Pada Toko Online," *citec.amikom.ac.id*, vol. 7, no. 1, 2020, Diakses: 27 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://citec.amikom.ac.id/main/index.php/citec/article/view/241>
- [5] S. Saefudin, D. F.-Js. (Jurnal Sist. Informasi), dan undefined 2020, "Penerapan Data Mining Rekomendasi Buku Menggunakan Algoritma Apriori," *core.ac.uk*, Diakses: 27 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://core.ac.uk/download/pdf/327232562.pdf>
- [6] J. Han, M. Kamber, dan J. Pei, "Data Mining. Concepts and Techniques, 3rd Edition (The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)," 2011.
- [7] L. Kurniawati, A. E. Kusuma, dan B. Dewansyah, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fpgrowth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako," vol. 4, no. 1, hlm. 12450–12451, 2020, Diakses: 27 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.unisbank.ac.id/ojs/index.php/sendu/article/view/7957/2920>
- [8] Khusrini., Luthfi, E., dan T., *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi Publisher, 2009.
- [9] N. F.-M. (Multimedia A. I. Networking dan undefined 2019, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis," *ejurnal.itenas.ac.id*, vol. ISSN, hlm. 1–11, 2019, doi: 10.26760/mindjournal.
- [10] A. Anggrawan, ... M. M.-M. J., dan undefined 2021, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," *journal.universitasbumigora.ac.id*, vol. 21, no. 1, hlm. 125–138, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1260.