

## Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Pembelian Komsumen pada Toko Plastik Saraswati

Rudi Rahayu<sup>1\*</sup>, Hari Soetanto<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup>rudirahayu333@gmail.com, <sup>2</sup>hari.soetanto@budiluhur.ac.id  
(\* : corresponding author)

**Abstrak-** Dalam transaksi jual beli barang atau jasa selalu memiliki data yang tersimpan sebagai bukti transaksi, data tersebut semakin lama akan bertambah banyak bahkan menumpuk menjadi limbah yang tidak digunakan oleh toko plastik saraswati, Data ini dapat diolah untuk memberikan informasi yang berguna dalam meningkatkan penjualan bagi para pebisnis. salah satu masalah yang sering terjadi pada toko plastik saraswati adalah persediaan *stock* plastik yang dibutuhkan konsumen terkadang habis atau tidak ada sedangkan agar *stock* kembali tersedia harus menghubungi sales terlebih dahulu yang memakan waktu beberapa hari untuk datang mengirim barang karna toko tidak mengantisipasi persediaan plastik apa saja yang banyak terjual. Untuk itu dibuatlah aplikasi *Data mining* sebagai solusi mengatasi masalah yang terjadi pada toko plastik saraswati, penelitian bertujuan untuk mencari informasi plastik yang paling banyak terjual secara bersamaan agar pemilik toko dapat mengantisipasi ketersediaan *stock* plastik di waktu mendatang serta mengatur tata letak barang yang dibutuhkan pembeli bisa berdekatan sehingga memudahkan pembeli dalam mencari plastik yang dibutuhkan. Metode yang di gunakan dalam penelitian ini adalah *association rule* yang berguna untuk mencari kombinasi antar *item* dalam dataset yang telah di tentukan guna memenuhi *support* dan *confidence* yang telah di tentukan, Untuk mencari aturan asosiasi yang akurat diperlukan perhitungan dengan batas *support* 10% dan *confidence* 70%. Dari hasil penelitian ini menghasilkan kombinasi pembelian plastik yang terjual secara bersamaan mencapai 3 *itemset* barang. Dari hasil pengujian dengan menghitung keakuratan menggunakan *lift ratio* menghasilkan beberapa aturan yang memiliki nilai *ratio* tinggi yaitu Jika Konsumen Membeli Styrofoam Sedang, Karet Gelang, Maka Membeli Plastik Alas dengan *confidence* 93% dan *support* 10,83% serta *lift ratio* 3,2 dan Jika Konsumen Membeli Karet Gelang, Kantong Hitam Sedang, Maka Membeli Kertas Nasi dengan *confidence* 71% dan *support* 12.31% serta *lift ratio* 2,5.

**Kata Kunci:** algoritma apriori, *data mining*, *association rules*, penjualan plastik

### *Applying Apriori Algorithms to Find Consumer Purchase Patterns in Stores Saraswati Plastic*

**Abstract-** In buying and selling transactions, goods or services always have data stored as proof of transactions, the data will increase more and more and even accumulate into waste that is not used by saraswati plastic stores, this data can be processed to provide useful information in increasing sales for business people. one of the problems that often occurs in saraswati plastic stores is thatper plastic stock preparations that consumers need sometimes run out or do not exist while in order for the stock to be available again, you must contact the sales first which takes a few days to come to send the goods because the store does not anticipate what plastic supplies are sold a lot. For this reason, a *Data mining* application was created as a solution to overcome problems that occur in saraswati plastic stores, the study aims to find information on the most sold plastics simultaneously so that store owners can anticipate stock availability plastic in the future and arranging the layout of the goods needed by buyers can be close together, making it easier for buyers to find the plastic needed. The method used in this study is an *association rule* that is useful for finding combinations between items in the dataset that have been determined to meet the *support* and *confidence* that has been determined, To find the asosiasi rule that acclaimed t requires calculations with *support* limits 10% and 70% *confidence*. From the results of this study, the combination of plastic purchases sold simultaneously reached 3 items of goods. From the test results by measuring theaccuracy of using the *lift ratio*, it produces several rules that have a high *ratio* value, namely If Consumers Buy Medium Styrofoam, Rubber Bands, Then Buy Plastic Bases with 93% *confidence* and 10.83% *support* and *lift ratio* 3.2 and If Consumers Buy Rubber Bands, Medium Black Bags, Then Buy Rice Paper with 71% *confidence* and *support* 12.31% and *lift ratio* 2.5.

**Keywords:** *apriori algorithms*, *data mining*, *association rules*, *plastics sales*

## 1. PENDAHULUAN

Dalam transaksi jual beli barang atau jasa selalu memiliki data yang tersimpan sebagai bukti transaksi, data tersebut semakin lama akan bertambah banyak bahkan menumpuk menjadi limbah yang tidak di gunakan oleh toko plastik saraswati, Data ini dapat diolah untuk memberikan informasi yang berguna berupa informasi ketersediaan barang bagi para pelaku bisnis. Salah satu cara untuk mengantisipasi ketersediaan barang yaitu dengan menganalisis data-data transaksi barang yang telah terjadi, dari hasil analisis tersebut akan menghasilkan informasi mengenai pola pembelian komsumen terhadap toko saraswati guna mengantisipasi ketersediaan *stock* barang yang sering kali habis atau tidak tersedia sehingga menyebabkan kerugian bagi para pelaku bisnis[1].

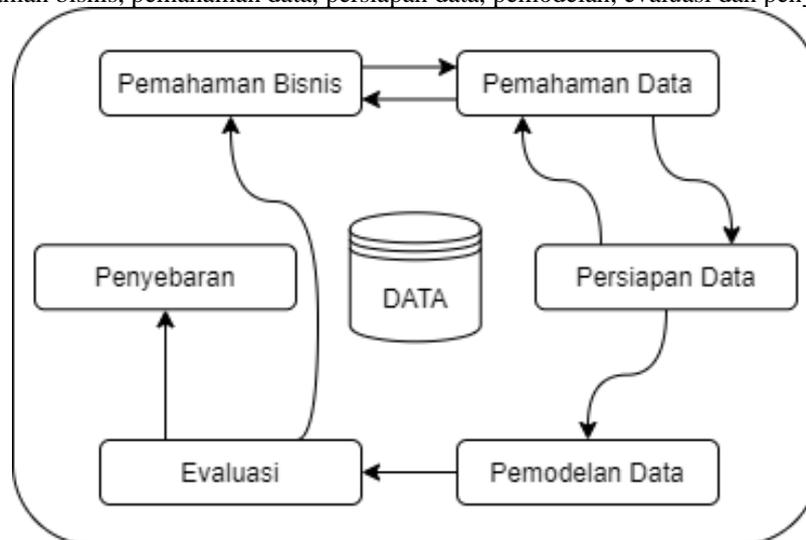
Toko Plastik Saraswati adalah merupakan toko yang menjual berbagai macam plastik, bertempat di Jl. Hos Cokroaminoto Ruko Pasar Saraswati BLOK K.B<sup>11</sup>/57, Karang Tengah, Kec.Ciledug, Kota Tangerang, Banten toko tersebut menawarkan lebih dari 50 jenis plastik dan ukuran. Dengan menggunakan data transaksi penjualan dapat mengetahui jenis produk yang cenderung sering dibeli konsumen dan mendapatkan pola pembelian konsumen. Pola pembelian tersebut diolah sehingga menghasilkan informasi yang nantinya dapat menjadi dasar pengambilan keputusan. Untuk mengetahui pola penjualan pada toko plastik ini, metode yang di gunakan adalah *association rule* yang dapat membantu dalam membentuk kandidat kombinasi item yang mungkin terjadi, kemudian dilakukan pengujian apakah kombinasi tersebut memenuhi *parameter support* dan *confidence* yang telah di tentukan oleh pengguna.[2].

Pada penelitian sebelumnya [3] memanfaatkan *data mining* dengan Algoritma Apriori menghasilkan nilai *support x confidence* terbesar yaitu 33% penelitian tersebut bertujuan untuk mendapatkan pola penempatan produk pada indomaret sehingga memudahkan pembeli dalam mencari barang yang dibutuhkan secara bersamaan. serta terdapat juga penelitian sebelumnya[4], penelitian tersebut mengambil topik penerapan *association rule* untuk menentukan pola kelulusan mahasiswa, hasil penelitian tersebut menghasilkan pola *frekuensi* tinggi yang menghasilkan lulusan terbaik setiap tahunnya berdasarkan IPK dan lama studi mahasiswa. *Association rules* merupakan salah satu *data mining* yang berguna untuk mencari pola frekuensi tinggi diantara banyaknya transaksi, guna memenuhi frekuensi tersebut pengguna harus menentukan *min support* dan *min confidence* yang telah di tetapkan sebelumnya, dari setiap data transaksi tersebut terdiri dari beberapa *item* sehingga metode ini akan mendukung *system* keterkaitan antar *item* melalui dalam transaksi-transaksi yang terjadi [5]. Untuk mengukur keakuratan dari *rule* yang telah dibentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence* yaitu menggunakan perhitungan *lift ratio*. Metode *lift ratio* dapat menghasilkan kevalidan proses transaksi bahwa produk A benar dibeli bersamaan dengan produk B. Sebuah transaksi dikatakan valid jika mempunyai nilai *lift* lebih dari 1 [6]. Hasil aplikasi ini dapat mengetahui apa saja plastik yang paling laku terjual sehingga dapat mengetahui pola pembelian plastik.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Metode Pengembangan Sistem

Metode pengembangan sistem yang diterapkan pada penelitian ini adalah CRISP-DM. CRISP-DM merupakan metode yang menggunakan model proses pengembangan data. Pada Gambar 1 Ada enam tahap proses CRISP-DM yaitu pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi dan penyebaran[7].



Gambar 1. Proses CRISP-DM[8]

#### 2.1.1 Pemahaman Bisnis

Bisnis yang di lakukan oleh toko plastik saraswati adalah bergerak dalam bidang penjualan aneka macam plastik dan ukuran, terdapat lebih dari 40 jenis plastik di antaranya styrofoam, gelas plastik, dan berbagai macam kantong plastik juga ukuran yang tersedia. Dengan banyaknya aneka macam plastik yang tersedia di toko sering kali plastik tersebut habis karena permintaan komsumen akan kebutuhan plastik. Dari masalah tersebut maka penulis membuat aplikasi *data mining* yang sangat cocok untuk membaca kebiasaan pelanggan dalam membeli plastik pada Toko Plastik Saraswati. Sehingga nantinya ketersediaan produknya akan lebih efektif karena telah menyesuaikan data produk yang biasa terjual oleh pelanggan.

### 2.1.2 Pemahaman Data

Penulis mengidentifikasi kualitas data, memeriksa data untuk melakukan tahap pemahaman data. Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data transaksi penjualan Toko Plastik Saraswati sebanyak 1283 data penjualan.

### 2.1.3 Persiapan Data

Data yang diambil merupakan data transaksi penjualan yang terdapat pada kuitansi pembelian toko plastik saraswati pada tahun 2021-2022 serta melakukan riset ke tempat terkait selama 1 bulan dengan rentang waktu 1 april 2022 - 30 april 2022 toko tersebut beralamatkan di Jl. Hos Cokroaminoto Ruko Pasar Saraswati BLOK K.B<sup>II</sup>/57, Karang Tengah, Kec.Ciledug, Kota Tangerang, Banten. Dari data transaksi tersebut di lakukan pengelompokan data menggunakan *Microsoft Excel* agar memudahkan dalam pengolahan data.

### 2.1.4 Pemodelan Data

Pemodelan data bertujuan untuk memastikan bahwa semua objek data yang dibutuhkan oleh *database* diwakili secara akurat. Karena kelalaian data akan menyebabkan pembuatan laporan yang salah. Penulis memastikan bahwa setiap *item* nama produk sudah benar.

### 2.1.5 Evaluasi

Pada tahap ini di lakukan evaluasi terhadap kualitas dan efektivitas dari model yang telah disebut sebelumnya. Metode *lift ratio* di pergunakan dalam melakukan keakuratan asosiasi yang dapat memastikan modelnya telah mencapai tujuan yang ditetapkan pada pemahaman bisnis.

### 2.1.6 Penyebaran

Di tahap ini pengetahuan atau informasi yang telah menghasilkan algoritme data APRIORI diimplementasikan menjadi sebuah aplikasi berbasis web agar lebih mudah dipahami oleh pihak yang berkepentingan.

## 2.2. Metode Association Rules

*Association rules* merupakan salah satu *data mining* yang berguna untuk mencari pola frekuensi tinggi diantara banyaknya transaksi, guna memenuhi frekuensi tersebut pengguna harus menentukan *min\_support* dan *min\_confidence* yang telah di tetapkan sebelumnya, dari setiap data transaksi tersebut akan mendukung system keterkaitan antar item melalui penemuan pola dalam transaksi-transaksi yang terjadi [3][9].

## 2.3. Tahapan Association Rules

Tahapan association Rules ada 2 tahap [10] :

a. Menentukan frekuensi tinggi itemset

Tahapan ini mencari frekuensi tinggi melalui pembentukan item untuk memenuhi syarat batas *support* dalam *database*. Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan memakai rumus berikut:

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

untuk mencari nilai dari dua *item* dapat menggunakan rumus berikut:

$$\text{Support (A, B)} = (A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

b. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah frekuensi tinggi dari semua itemset ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi sebagai syarat untuk memenuhi nilai *min\_confidence* yang telah di tentukan dengan menghitung *asosiasi* “ jika A maka B “. diperoleh rumus berikut :

$$\text{Confidence} = P(B|A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A \& B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \quad (3)$$

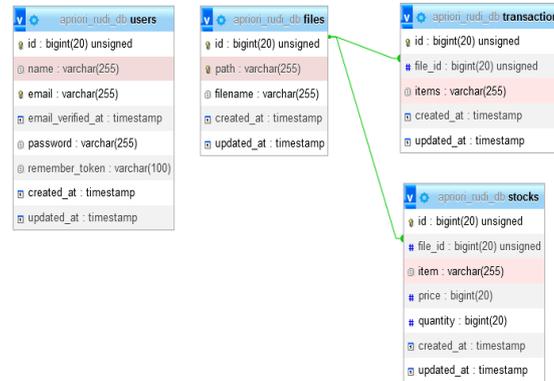
## 2.4. Metode Pengujian

Adapun metode pengujian yang digunakan oleh penulis adalah menggunakan metode *lift ratio*. Metode *lift ratio* mengukur seberapa akurat *rule* yang telah dibentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence*[11]. Nilai yang dihasilkan dari perhitungan *lift ratio* merupakan nilai yang menunjukkan kevalidan proses transaksi bahwa produk A benar dibeli bersamaan dengan produk B. Rumus dari *lift rasio* adalah sebagai berikut :

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Support}(A \cap B)}{\text{Support}(A) \times \text{Support}(B)} \quad (4)$$

## 2.5. Rancangan Basis Data

Dalam proses pembuatan aplikasi ini, dibutuhkan basis data yang berisikan semua data untuk menjalankan aplikasi, basis data yang di gunakan pada penelitian ini adalah LRS, LRS terdiri dari tipe *record*. Pada Gambar 2 merupakan LRS yang terdiri dari hubungan antara tipe *record*.



Gambar 2. Rancangan LRS

Berikut penjelasan dari setiap record yang ada pada gambar:

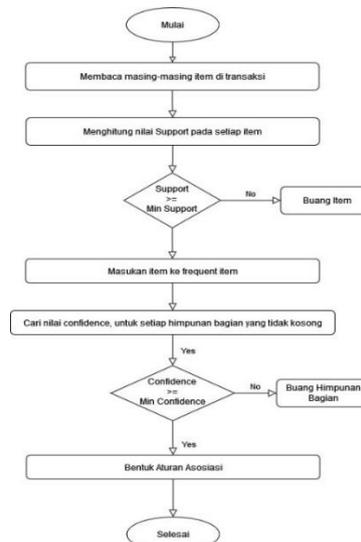
- Users*: merupakan tabel *database* yang berisikan informasi dari pengguna berfungsi untuk mendapatkan izin akses pada program
- Files*: merupakan tabel *database* yang untuk menyimpan data yang telah di unggah.
- Transactions*: merupakan tabel *database* yang di dalamnya berisikan data transaksi penjualan toko yang sudah di unggah.
- Stocks*: merupakan tabel *database* yang di dalamnya berisikan data ketersediaan barang pada toko plastik saraswati.

## 2.6. Algoritma Apriori

Berikut tahapan dalam proses *mining* algoritma apriori:

- Menentukan batas *min\_support* setiap *item*
- Menentukan batas *min\_support* 3 *itemset*
- Menentukan batas *mini\_confidence*
- Pembentukan aturan asosiasi (*association rules*).

Pada Gambar 3 merupakan alur dari flowchart algoritme Apriori:



Gambar 3. Flowchart Apriori

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1.1 Data Transaksi Penjualan

Pada tabel 1 menyajikan data transaksi penjualan dari Toko Plastik Saraswati yang berjumlah 1283 data transaksi:

**Tabel 1.** Data Transaksi Penjualan toko plastik saraswati

No	Barang Yang Dibeli
1	Styrofoam sedang, plastik alas, kantong putih sedang, plastik PE 7x20, sendok plastik
2	Styrofoam kecil, sendok plastik, kantong putih kecil, kantong putih sedang
3	Styrofoam sedang, sumpit bambu, plastik alas, kantong putih sedang, plastik PE 20x25
...	.....
1281	plastik PP kecil, plastik PP sedang, plastik PP besar, sarung tangan
1282	kertas nasi, isi staples, karet gelang, kantong hitam sedang, plastik PE 10x20, sedotan kecil
1283	styrofoam sedang, plastik alas, kantong putih sedang

#### 3.1.2 Pembentukan 1 Itemset

Pada tabel 2 menyajikan hasil pembentukan 1 *itemset* yang menunjukkan hasil perhitung jumlah dan nilai *support* setiap *item* dengan rumus sebagai berikut. **Support A**  $\frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\%$  contoh:

$$\text{Styrofoam Sedang} = \frac{332}{1283} \times 100 = 25.87\%$$

**Tabel 2.** Tabel Pembentukan 1 *Itemset*

No	Item	Jumlah	Support
1	Styrofoam Sedang	332	25.87%
2	Plastik Alas	312	24.31%
3	Kantong Putih Sedang	410	31.95%
4	Plastik PE 7x20	117	9.11%
...	...	...	...
45	Sedotan Bubble	8	0.62%
46	Stik Eskrim	32	2.49%
47	Plastik Pp Kecil	17	1.32%
48	Plastik Pp Sedang	16	1.24%
49	Plastik Opp	13	1.01%

Pada tabel 3 dilakukan filter dengan *min\_support* 10% untuk mendapatkan *frequent 1 itemset*. *Item* yang memiliki nilai *support* di bawah 10% selanjutnya tidak masukkan kedalam table *frequent 1 itemset*.

**Tabel 3.** Tabel *Frequent 1 Itemset*

No	Item	Jumlah	Support
1	Styrofoam Sedang	332	25.87%
2	Plastik Alas	312	24.31%
3	Kantong Putih Sedang	410	31.95%
4	Kantong Putih Kecil	260	20.26%
...	...	...	...
8	Karet Gelang	429	33.43%
9	Kantong Hitam Sedang	468	36.47%
10	Isi Staples	240	18.70%
11	Kantong Hitam Kecil	253	19.71%
12	Plastik PE 10x20	246	19.17%

#### 3.1.3 Kombinasi 2 Itemset dengan *min\_support* 10%

Pada tabel 4 menyajikan hasil dari perhitungan pembentukan 2 *itemset* yang menunjukkan hasil perhitungan dengan kombinasi 2 *itemset* dengan **Support (A, B)**  $\frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\%$  contoh: Styrofoam

$$\text{Sedang, Plastik Alas} = \frac{223}{1283} \times 100\% = 17.38\%$$

**Tabel 4.** Tabel Kombinasi 2 *Itemset*

No	Item	Jumlah	Support
1	Styrofoam Sedang, Plastik Alas	223	17.38%
2	Styrofoam Sedang, Kantong Putih Sedang	172	13.40%
3	Styrofoam Sedang, Kantong Putih Kecil	54	4.20%
4	Styrofoam Sedang, Kertas Nasi	6	0.46%
...	...	...	...
62	Kantong Hitam Sedang, Kantong Hitam Kecil	180	14.02%
63	Kantong Hitam Sedang, Plastik PE 10x20	134	10.44%
64	Isi Staples, Kantong Hitam Kecil	35	2.72%
65	Isi Staples, Plastik PE 10x20	97	7.56%
66	Kantong Hitam Kecil, Plastik PE 10x20	51	3.97%

Pada tabel 5 dilakukan *filter* dengan *min\_support* 10% untuk mendapatkan *frequent 2 itemset*. *Item* yang memiliki nilai *support* di bawah 10% selanjutnya tidak di masukkan kedalam table *frequent* kombinasi 2 *itemset*.

**Tabel 5.** Tabel *Frequent* Kombinasi 2 *Itemset*

No	Item	Jumlah	Support
1	Styrofoam Sedang, Plastik Alas	223	17.387%
2	Styrofoam Sedang, Kantong Putih Sedang	172	13.40%
3	Styrofoam Sedang, Karet Gelang	143	11.14%
4	Plastik Alas, Kantong Putih Sedang	171	13.32%
...	...	...	...
1	Kertas Nasi, Plastik PE 10x20	133	10.36%
2	Karet Gelang, Kantong Hitam Sedang	221	17.22%
3	Kantong Hitam Sedang, Isi Staples	137	10.67%
4	Kantong Hitam Sedang, Kantong Hitam Kecil	180	14.02%
5	Kantong Hitam Sedang, Plastik PE 10x20	134	10.44%

### 3.1.4 Kombinasi 3 *Itemset* dengan *min\_support* 10%

Pada tabel 6 menyajikan hasil dari pembentukan 3 *itemset* yang menunjukkan hasil perhitungan dengan kombinasi 3 *itemset* dengan  $Support(A, B, C) = \frac{\sum Transaksi Mengandung A, B, dan C}{\sum Transaksi} \times 100\%$  contoh: Styrofoam Sedang, Plastik Alas, Kantong Putih Sedang =  $\frac{139}{1283} \times 100 = 10.83398285268901\%$

**Tabel 6.** Tabel Kombinasi 3 *Itemset*

No	Item	Jumlah	Support
1	Styrofoam Sedang, Plastik Alas, Kantong Putih Sedang	139	10.83%
2	Styrofoam Sedang, Plastik Alas, Karet Gelang	133	10.36%
3	Styrofoam Sedang, Plastik Alas, Kantong Putih Kecil	51	3.97%
4	Styrofoam Sedang, Plastik Alas, Kantong Hitam Sedang	34	2.65%
...	...	...	...
117	Kantong Hitam Sedang, Isi Staples, Kantong Hitam Kecil	1	0.07%
119	Kertas Nasi, Plastik PE 10x20, Isi Staples	75	5.84%
120	Kertas Nasi, Plastik PE 10x20, Kantong Hitam Kecil	50	3.89%

Pada tabel 7 dilakukan *filter* dengan *min\_support* 10% untuk mendapatkan *frequent 3 itemset*. *Item* yang memiliki nilai *support* di bawah 10% selanjutnya tidak di masukkan kedalam table *frequent* kombinasi 3 *itemset*.

**Tabel 7.** Tabel *Frequent* Kombinasi 3 *Itemset*

No	Item	Jumlah	Support
1	Styrofoam Sedang, Plastik Alas, Kantong Putih Sedang	139	10.83%
2	Styrofoam Sedang, Plastik Alas, Karet Gelang	133	10.36%
3	Karet Gelang, Kantong Hitam Sedang, Kertas Nasi	158	12.31%

### 3.1.5 Pembentukan Aturan Asosiasi

Pada tabel 8 menyajikan *frekuensi* tinggi telah ditemukan, selanjutnya dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *min\_confidence* 70%. Aturan asosiasi dibentuk dengan menggunakan rumus berikut:

Confidence =  $\frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\Sigma \text{Transaksi A}} \times 100\%$  Contoh : Confidence Jika Konsumen Membeli Plastik Alas, Maka Membeli Styrofoam Sedang =  $\frac{223}{312} \times 100 = 56.451612903226\%$ .

Selanjutnya perlu dilakukan pengujian untuk menentukan bahwa aturan asosiasi telah valid menggunakan lift ratio sebagai berikut: Lift Ratio =  $\frac{\text{Support}(A \cap B)}{\text{Support}(A) \times \text{Support}(B)}$  Contoh : Lift Ratio Jika Konsumen Membeli Plastik Alas, Maka Membeli Styrofoam Sedang =  $\frac{17.38\%}{24.31\% \times 25.87\%} = 2.76$

**Tabel 8.** Pembentukan Aturan Asosiasi

No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika Konsumen Membeli Plastik Alas, Maka Membeli Styrofoam Sedang	17.38%	71.47%	2.76
2	Jika Konsumen Membeli Kertas Nasi, Maka Membeli Kantong Hitam Sedang	19.71%	70.86%	1.94
3	Jika Konsumen Membeli Styrofoam Sedang, Kantong Putih Sedang, Maka Membeli Plastik Alas	10.839%	80.81%	3.36
4	Jika Konsumen Membeli Styrofoam Sedang, Karet Gelang, Maka Membeli Plastik Alas	10.36%	93.00%	3.82
5	Jika Konsumen Membeli Plastik Alas, Kantong Putih Sedang, Maka Membeli Styrofoam Sedang	10.83%	81.28%	3.14
6	Jika Konsumen Membeli Plastik Alas, Karet Gelang, Maka Membeli Styrofoam Sedang	10.36%	82.09%	3.17
7	Jika Konsumen Membeli Karet Gelang, Kantong Hitam Sedang, Maka Membeli Kertas Nasi	12.31%	71.49%	2.56
8	Jika Konsumen Membeli Karet Gelang, Kertas Nasi, Maka Membeli Kantong Hitam Sedang	12.31%	75.23%	2.06

#### 4. KESIMPULAN

Hasil dari proses pengujian yang di lakukan dapat membantu pemilik toko dalam mengantisipasi ketersediaan stock plastik yang paling banyak terjual karena dari proses pengujian menghasilkan nilai *frequent* tinggi dari setiap item plastik yang terjual serta membantu dalam penempatan plastik pada tiap rak sehingga membantu konsumen dalam mencari plastik yang dibutuhkan secara bersamaan. dengan menggunakan data transaksi penjualan toko plastik saraswati yang berjumlah 1.283 transaksi penelitian ini menghasilkan 3 rule ketika menggunakan *min\_support* 10% serta *min\_confidence* 70% dengan keakuratan yang valid menggunakan metode penguji lift ratio lebih besar dari 1. yaitu Jika Konsumen Membeli Styrofoam Sedang, Karet Gelang, Maka Membeli Plastik Alas dengan confidence 93% dan lift ratio 3,2 dan Jika Konsumen Membeli Karet Gelang, Kantong Hitam Sedang, Maka Membeli Kertas Nasi dengan confidence 71% dan lift ratio 2,5.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, pp. 262–276, 2020.
- [2] A. Setiawan and R. Mulyanti, "Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori pada Ecommerce Toko Busana Muslim Trendy," *JUITA J. Inform.*, vol. 8, p. 11, 2020.
- [3] S. Al Syahdan and A. Sindar, "Data Mining Penjualan Produk Dengan Metode Apriori Pada Indomaret Galang Kota," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 1, 2018.
- [4] M. G. Farhan, D. Januarita, B. A. Krisnamurti, A. B. Praja, and R. Prasetya, "Penerapan Association Rule Mining Untuk Menentukan Pola Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Centive*, pp. 159–166, 2019.
- [5] C. R. Artsitella, A. R. Apriliani, and S. Ashari, "Market Basket Analysis untuk Mencari Frequent Itemset dengan Algoritma FP-Growth," *J. Al-AZHAR Indones. SERI SAINS DAN Teknol.*, vol. 6, p. 61, 2021.
- [6] N. F. FAHRUDIN, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis," *MIND J.*, vol. 1, pp. 13–23, 2019.
- [7] D. Astuti, "Penentuan Strategi Promosi Usaha Mikro Kecil Dan Menengah (UMKM) Menggunakan Metode CRISP-DM dengan Algoritma K-Means Clustering," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 1, no. 2, pp. 60–72, 2019, doi: 10.20895/inista.v1i2.71.
- [8] M. Fitriani, G. F. Nama, and M. Mardiana, "Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Apriori Pada Data Peminjaman Buku UPT Perpustakaan Universitas Lampung Menggunakan Metodologi CRISP-DM," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 10, pp. 41–49, 2022.
- [9] R. Febrian, F. Dzulfarqor, M. N. Lestari, A. A. Romadhon, and E. Widodo, "Analisis Pola Pembelian Obat di Apotek UII Farma Menggunakan Metode Algoritma Apriori," pp. 49–54, 2018.

- [10] A. Junaidi, “Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 61–67, 2019, doi: 10.32736/sisfokom.v8i1.604.
- [11] A. R. Riszky and M. Sadikin, “Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, pp. 103–108, 2019.