

---

## PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK REKOMENDASI PENJUALAN PAKET LIPSTIK

Syahnaz Sofinar Amru<sup>1</sup>, Safitri Juanita<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur

e-mail : [syahnazsofinaramru@gmail.com](mailto:syahnazsofinaramru@gmail.com)<sup>1</sup>, [safitri.juanita@budiluhur.ac.id](mailto:safitri.juanita@budiluhur.ac.id)<sup>2</sup>

### Abstrak

Industri kosmetik telah mengalami perubahan besar selama pandemi COVID-19, dimana konsumen lebih memilih produk perawatan kulit daripada produk dekoratif seperti bedak, lipstik, dan parfum. Hal ini menjadi tantangan bagi PT Titian Citra Kharisma yang merupakan perusahaan bisnis yang bergerak di dalam bidang kosmetika untuk gesit dalam menentukan strategi yang tepat agar dapat terus bertahan. Permasalahannya adalah, pada saat ini semua transaksi penjualan lipstik Kamalia Lip matte tersimpan rapi dalam dokumen Microsoft Excel dan belum diolah menjadi informasi yang bermanfaat bagi perusahaan dalam menentukan strategi yang tepat agar dapat meningkatkan omzet penjualan. Sehingga penelitian ini menerapkan metode association rule dengan algoritma Apriori menggunakan kumpulan data penjualan lipstik pada produk Kamalia Lip Matte, untuk menemukan informasi berupa rekomendasi penjualan paket lipstik sesuai varian yang paling diminati oleh konsumen. Tujuan penelitian ini adalah menemukan dan memberikan rekomendasi paket lipstik untuk meningkatkan penjualan produk Kamalia Lip matte serta dapat membantu dalam pengelolaan stok produk. Penelitian ini menggunakan perangkat lunak Weka. Algoritma Apriori menggunakan nilai minimum support sebesar 0.04 dan nilai minimum confidence sebesar 0.27. Kesimpulan dari penelitian ini adalah menggunakan algoritma apriori ditemukan informasi berupa Rekomendasi penjualan paket lipstik dari berbagai varian Kamalia Lip matte yang ada, dimana terdapat 2 (dua) kombinasi item yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan yaitu: dengan confidence sebesar 28,16% jika membeli varian soft pink maka akan membeli varian soft brown; dan dengan confidence sebesar 31,10% jika membeli varian fierce red maka akan membeli varian soft pink.

**Kata kunci:** Rekomendasi Paket Lipstik, Association Rule, Algoritma Apriori, WEKA, Rekomendasi Penjualan

### Abstract

The cosmetic industry has undergone significant changes during the COVID-19 pandemic, with consumers preferring skin care products over decorative products such as powder, lipstick, and perfume. It is a challenge for PT Titian Citra Kharisma, a business company engaged in the cosmetics sector, to be agile in determining the right strategy to survive. At this time, the problem is that all sales transactions of Kamalia Lip matte lipstick are stored neatly in Microsoft Excel documents and have not been processed into helpful information for the company to determine the right strategy to increase sales turnover. So this study applies the association rule method with the Apriori algorithm using a collection of lipstick sales data on Kamalia Lip Matte products to find information in the form of recommendations for selling lipstick packages according to the most popular variants demanded consumers. This study aims to find and provide recommendations for lipstick packages to increase sales of Kamalia Lip matte products and assist in product stock management. This research uses Weka software. The Apriori algorithm uses a minimum support value of 0.04 and a minimum confidence value of 0.27. This study concludes that using the a priori algorithm, information is found in the form of recommendations for selling lipstick packages from various existing Kamalia Lip matte variants, where there are 2 (two) combinations of items that are often purchased simultaneously by customers, namely: with the confidence of 28.16% when buying soft pink variant, they will buy the soft brown variant; and with a confidence of 31.10%, if you buy the fierce red variant, you will buy the soft pink variant.

**Keywords:** Lipstick Package Recommendation, Association Rule, Apriori Algorithm, WEKA, Sales Recommendation

## 1. PENDAHULUAN

Menurut Direktur Jenderal Industri Kecil Menengah dan Aneka (IKMA) Kementerian Perindustrian Gati Wibawaningsih mengatakan sektor kosmetik masih tumbuh signifikan pada tahun 2020. Hal itu terlihat dari kinerja pertumbuhan industri kimia, farmasi, dan obat tradisional, di mana kosmetik termasuk di dalamnya, tumbuh 9,39% dan berkontribusi 1,92% terhadap produk domestik bruto (PDB) [1]. Namun selama pandemi Covid-19, Industri kosmetik telah mengalami perubahan besar, dimana konsumen lebih memilih produk perawatan kulit daripada produk dekoratif seperti bedak, lipstik, dan parfum [2].

Salah satu perusahaan kosmetik di Indonesia bernama PT. Titian Citra Kharisma yang telah berdiri sejak tahun 2017 hingga saat ini, menjual produk lipstik bernama Kamalia *lip matte* yang mempunyai 8 (delapan) varian warna yaitu *soft pink, flirty pink, soft brown, classy brown, fierce red, sweet choco, maroon shade dan fresh orange*. Perusahaan ini menggunakan media pemasaran dan penjualan melalui media sosial Whatsapp, serta *marketplace Shopee dan Tokopedia*. Perusahaan ini setiap hari melayani 100 transaksi penjualan yang dicatat secara manual ke Microsoft Excel. Permasalahannya adalah proses pencatatan transaksi penjualan masih dilakukan secara manual, sehingga belum membantu perusahaan dalam menentukan strategi yang tepat agar dapat meningkatkan omzet penjualan dan membantu perusahaan untuk mendapatkan informasi stok produk secara cepat dan tepat. Karena selama ini penyediaan stok produk masih dilakukan menggunakan perkiraan atau intuisi dari pemilik perusahaan karena kurangnya informasi terhadap transaksi produk yang paling diminati atau sering dibeli oleh konsumen dalam waktu bersamaan.

Berdasarkan permasalahan di atas, maka penelitian ini menerapkan metode *association rule* yaitu algoritma apriori untuk melakukan analisis terhadap transaksi penjualan lipstik yaitu produk Kamalia *lip matte*. Kontribusi penelitian ini adalah penerapan algoritma *association rule* yaitu algoritma Apriori untuk menemukan pola kombinasi pembelian produk lipstik yang paling diminati menggunakan data transaksi penjualan produk Kamalia *lip matte*, studi kasus pada PT. Titian Citra Kharisma. Tujuan penelitian ini adalah menemukan dan memberikan rekomendasi paket lipstik untuk meningkatkan penjualan produk Kamalia *lip matte* serta dapat membantu dalam pengelolaan stok produk bagi PT. Titian Citra Kharisma.

Penelitian terkait yang menerapkan algoritma apriori untuk pemberian rekomendasi produk oleh beberapa penelitian sebelumnya diantaranya yaitu penelitian untuk memberikan rekomendasi produk promosi berupa buah-buahan segar bagi pelanggan PT. Agro Express Indonesia [3], penelitian ini memproses data menggunakan Weka dengan menggunakan nilai minimum *support* sebesar 0,85 dan nilai minimum *confidence* sebesar 0,90 serta berhasil menemukan 10 aturan pola pembelian produk. Selain itu juga telah dilakukan penelitian untuk rekomendasi produk *makeup* pada Toko The Salon Shop Surabaya [4] dengan tujuan sebagai strategi pemasaran bagi toko. Penelitian ini menggunakan nilai minimum *support* 0.05 dan nilai minimum *confidence* 0.30, serta berhasil menemukan 2 pola kombinasi terbaik.

Penelitian terkait dengan rekomendasi produk juga dilakukan oleh toko *online* penjualan fashion [5], dengan menggunakan nilai *minimum support* 0.40 dan nilai *minimum confidence* 0.70, serta berhasil menemukan 2 pola kombinasi. Selain itu juga telah dilakukan penelitian untuk rekomendasi produk *skincare* dengan menggunakan 2

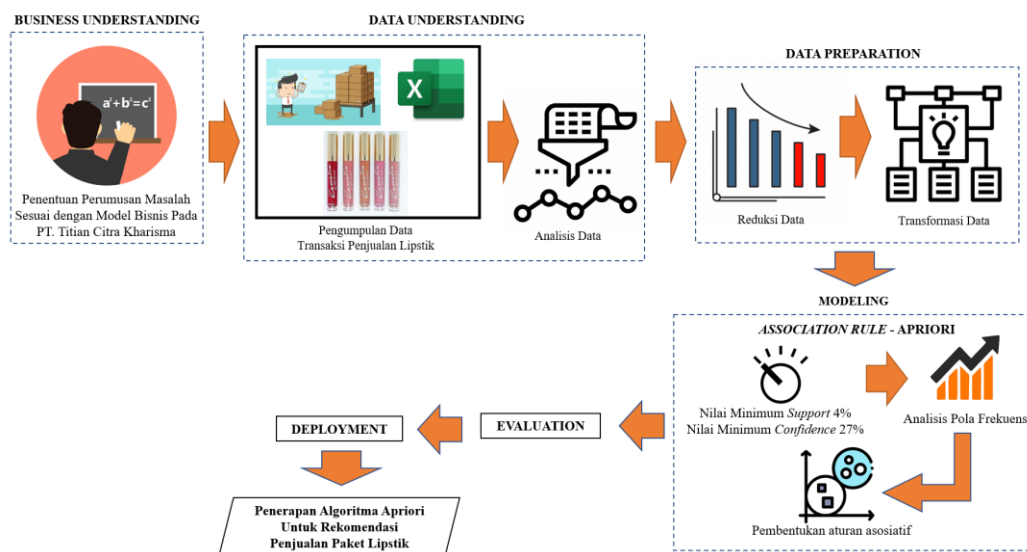
metode yaitu *content-based filtering* dan algoritma apriori [6]. Penelitian ini menggunakan nilai *minimum support* 0.4 dan nilai *minimum confidence* 0.4. Penelitian ini menemukan bahwa dengan 2 item set terdapat 6 kombinasi sedangkan dengan 3 item set terdapat 2 kombinasi. Penelitian lainnya juga telah dilakukan untuk menemukan pola transaksi penjualan di Indomaret Tanjung Anom [7], tujuan penelitian ini untuk meningkatkan penjualan produk. Penelitian ini menggunakan minimum nilai support 0.7 dan nilai minimum *confidence* 0.7 dan menemukan 22 pola kombinasi.

Sedangkan penelitian yang rekomendasi rencana penambahan stok telah dilakukan oleh beberapa penelitian seperti analisis rencana penambahan stok produk pada toko Rianni untuk meningkatkan strategi pemasaran [8]. Penelitian ini menggunakan nilai minimum *support* 0.15 dan nilai minimum *confidence* 0.80. Hasil penelitian ini mendapatkan aturan *assosiasi rule* sebanyak 30 kombinasi dan kombinasi tersebut akan dijadikan rencana penambahan stok produk berdasarkan item-item yang saling berkaitan pada kombinasi tersebut. Penelitian lainnya dilakukan pada UD Chandra Jaya Tani yang melakukan penjualan produk pertanian dan memiliki masalah dalam penyediaan barang yang tidak beraturan sehingga terkadang terjadi penumpukan barang atau kehabisan stok barang [9]. Penelitian ini menggunakan nilai minimum *support* 0.10 dan nilai minimum *confidence* 0.20 dan mendapatkan 4 kombinasi rule.

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya maka dapat disimpulkan bahwa algoritma apriori dapat digunakan sebagai metode yang dapat mengolah data menjadi sebuah informasi berbentuk rekomendasi yang dapat membantu untuk meningkatkan penjualan, pemasaran serta menyelesaikan masalah pada stok produk. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah menemukan pola rekomendasi paket lipstik untuk meningkatkan penjualan produk Kamalia *Lip Matte* serta dapat membantu dalam pengelolaan stok produk bagi PT. Titian Citra Kharisma.

## 2. Metode Penelitian

Tahapan proses penelitian menggunakan metode CRISP-DM [10] dengan 6 (enam) tahapan yang terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian Penerapan Algoritma Apriori Untuk Rekomendasi Penjualan Paket Lipstik

Penjelasan tiap tahapan pada gambar 1, akan dijelaskan sebagai berikut:

a. *Business Understanding*

Pada tahap ini, penelitian berfokus terhadap pemahaman sasaran kebutuhan dalam lingkup bisnis atau penelitian secara keseluruhan. Sehingga pada tahap ini, peneliti berusaha memahami sasaran kebutuhan lingkup bisnis dimana pada penelitian ini menggunakan studi kasus di PT. Titian Citra Kharisma. Sehingga pada tahap ini, peneliti melakukan perumusan masalah serta tujuan penelitian dan juga memahami batasan penelitian pada topik penambangan data sesuai dengan permasalahan yang ada pada PT Titian Citra Kharisma.

b. *Data Understanding*

Tahap berikutnya setelah tahap *business understanding* adalah *data understanding*, dimana pada tahap ini dibagi menjadi 2 kegiatan yaitu:

- Pengumpulan data transaksi penjualan lipstik  
Kegiatan yang dilakukan adalah melakukan pengumpulan data transaksi penjualan lipstik khususnya produk Kamalia *Lip Matte* yang merupakan produk dari PT. Titian Citra Kharisma.
- Analisis data  
Melakukan analisis data yang berhasil terkumpul dari lokasi tempat studi kasus, untuk melakukan evaluasi atas kualitas data yang telah dikumpulkan.

c. *Data Preparation*

Pada tahapan ini, akan dilakukan tahap persiapan data yang akan dimodelkan menggunakan algoritma *association rule* yaitu algoritma Apriori. Tahapan ini dibagi menjadi 2 kegiatan, yaitu:

(1) Reduksi Data

Pada tahap reduksi data, kumpulan data laporan transaksi penjualan PT Titian Citra Kharisma direduksi menjadi lebih kecil dengan cara menyeleksi atribut-atribut yang tidak berhubungan dengan penelitian. Hasil dari tahap ini adalah menampilkan kumpulan atribut data yang akan diproses pada penelitian, untuk mendapatkan informasi kombinasi varian produk yang dibeli secara bersamaan menggunakan teknik penambangan data.

(2) Transformasi Data

Pada tahap ini, hasil dari reduksi data ditransformasi untuk memudahkan proses membaca data saat pemodelan data mining dan transformasi data. Peneliti membuat atribut baru dari atribut yang telah ada. Selain itu, transformasi data juga dapat dimanfaatkan untuk mengetahui secara cepat jumlah transaksi dari masing-masing kombinasi varian yang telah ditemukan.

d. *Modeling*

Data yang digunakan oleh penelitian adalah laporan transaksi penjualan PT Titian Citra Kharisma dari bulan Januari - Maret 2019 sebesar 1774 data. Kemudian, penelitian ini menggunakan teknik *association rule* menggunakan algoritma apriori, yaitu algoritma berdasarkan aturan asosiasi penambahan Boolean, dimana setelah setiap set *frequent item-set* dihasilkan, seluruh basis data akan dipindai dan aturan asosiasi antara data ditambah dari *frequent item-set* yang dihasilkan sehingga menghasilkan pola atau aturan asosiasi antara suatu kombinasi item [11]. Data yang menggunakan metode ini adalah data yang termasuk dalam kategori *unsupervised learning*. Pada *association rule*, penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter, yaitu *support* dan *confidence*. Sehingga tahapan utama yang dilakukan algoritma Apriori adalah sebagai berikut:

(1) *Join* (penggabungan)

Pada tahapan ini, melakukan proses dengan cara melakukan kombinasi *item* satu dengan *item* yang lainnya hingga tidak dapat terbentuk kombinasi lagi.

(2) *Prune* (pemangkasan)

Pada tahapan ini akan melakukan proses pemangkasan, dengan cara menggunakan hasil dari tahapan join (hasil dari *item* yang telah dikombinasikan) yang kemudian akan dipangkas dengan *minimum support* yang telah ditentukan oleh peneliti.

Pada tahapan eksperimen penelitian, pada jurnal ini menyaaajikan proses pengujian algoritma Apriori menggunakan perhitungan manual menggunakan beberapa tabel serta menggunakan alat bantu berupa perangkat lunak WEKA.

e. *Evaluation*

Pada tahap ini, perlu dilakukan evaluasi terhadap hasil pemodelan menggunakan algoritma Apriori, untuk mengetahui apakah hasil yang diperoleh dapat memenuhi tujuan pada fase awal (*business understanding*). Serta, mengevaluasi apakah hasil yang ditemukan bertentangan dengan fakta. Pada tahap ini akan dilakukan evaluasi model kombinasi varian produk yang dibeli secara bersamaan, dengan menghitung tingkat validasi *rule*-nya menggunakan lift ratio. Lift ratio adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosisasi (*association rule*) yang telah terbentuk [11]. Selain itu, peneliti juga akan menguji hasil penelitian menggunakan perangkat lunak WEKA [12].

f. *Deployment*

Proses *Deployment* pada penelitian ini adalah membuat laporan dan artikel jurnal menggunakan model yang dihasilkan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. *Business Understanding*

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membantu PT. Titian Citra Kharisma dalam mengembangkan strategi penjualan lipstik bernama produk Kamalia *Lip matte*, sehingga dapat lebih meningkatkan omzet penjualan produknya. Salah satu strategi yang dapat dilakukan adalah dengan membuat paket produk lipstik yang sesuai dengan keinginan pelanggannya. Salah satu cara untuk mengetahui paket lipstik yang sesuai dengan keinginan pelanggannya adalah dengan menerapkan metode *association rule* dan menggunakan algoritma apriori untuk menemukan kombinasi varian produk yang dibeli secara bersamaan pada produk Kamalia *Lip matte*. Selain untuk membantu dalam strategi penjualan, hasil dari penelitian ini juga dapat dimanfaatkan untuk mengetahui varian yang paling laku sehingga, ketersediaan dan pengelolaan produk dapat lebih optimal.

#### 3.2. *Data Understanding*

Melakukan observasi dan juga interview dengan mendatangi langsung staf yang berkepentingan pada PT Titian Citra Kharisma. Dimana data-data yang dikumpulkan merupakan data penjualan PT Titian Citra Kharisma periode penjualan bulan Januari - Maret 2019 sebesar 1774 data transaksi yang telah dibuat dalam bentuk format xls.

#### 3.3. *Data Preprocessing*

Pada tahapan ini, peneliti melakukan dua tahap data *preprocessing*, yaitu:

##### 1. Reduksi Data

Dalam tahap ini, data transaksi penjualan PT Titian Citra Kharisma direduksi menjadi lebih kecil dengan cara menyeleksi atribut-atribut yang tidak diperlukan. Beberapa variabel yang dihilangkan adalah variabel alamat, nomor handphone, harga satuan, harga ongkos kirim, total pembelian dan nama yang tercantum saat melakukan transfer pembayaran. Sehingga, yang tersisa hanyalah variabel kode varian beserta keterangan jumlah pembelian produk. Berdasarkan data transaksi penjualan PT Titian Citra Kharisma, maka akan ditampilkan sebagian transaksi pada tabel 1.

Tabel 1. Reduksi Data Transaksi

Transaksi	Varian							
	CB	SB	SP	FP	FR	MS	FO	SC
1	1							
2	1				1			1
3			1					
4	1							
5		1		1				
6		1						
7		1						1
.								
1774	1						1	

## 2. Transformasi Data

Untuk memudahkan proses membaca data varian saat pemodelan data mining, maka peneliti membuat beberapa transformasi data yang ditampilkan pada tabel 2.

Tabel 2. Transformasi Atribut

Nama Varian	Atribut
CB ( <i>Choco Brown</i> )	A
SB ( <i>Soft Brown</i> )	B
SP ( <i>Soft Pink</i> )	C
FP ( <i>Flirty Pink</i> )	D
FR ( <i>Fierce Red</i> )	E
MS ( <i>Maroon Shade</i> )	F
FO ( <i>Fresh Orange</i> )	G
SC ( <i>Sweet Choco</i> )	H

Tabel 2 menunjukkan perubahan atribut yang akan digunakan untuk mempersingkat penulisannya. Tabel 3 menampilkan data transaksi penjualan yang telah diubah atribut variannya.

Tabel 3. Daftar Transaksi

Transaksi	Dataset
1	A
2	A, E, H
3	C
4	A
5	B, D
6	B
7	B, H
....	....
1774	A, G

Tahap selanjutnya adalah proses menghitung total jumlah transaksi per-varian untuk digunakan saat pemodelan dengan algoritma apriori. sehingga perlu melakukan transformasi memakai atribut biner 0 dan 1. Jika terdapat transaksi pada item varian, maka akan diubah menjadi angka 1. Dan apabila tidak terdapat transaksi pada item varian, maka akan diubah menjadi angka 0.

Setelah data transaksi selesai ditransformasi ke angka 0 dan 1, maka data tersebut dapat digunakan untuk menjumlahkan transaksi penjualan lipstik per-varian dengan menggunakan rumus penjumlahan yang terdapat pada persamaan (1). Tampilan dari proses transformasi dan penjumlah menggunakan Microsoft Excel terdapat pada tabel 4.  

$$= \text{sum} (\text{kolom transaksi awal}; \text{kolom transaksi akhir}) \tag{1}$$

Tabel 4. Transformasi Menjadi Atribut 0 dan 1

Transaksi	Varian							
	CB	SB	SP	FP	FR	MS	FO	SC
1	1	0	0	0	0	0	0	0

2	1	0	0	0	1	0	0	1
3	0	0	1	0	0	0	0	0
4	1	0	0	0	0	0	0	0
5	0	1	0	1	0	0	0	0
6	0	1	0	0	0	0	0	0
7	0	1	0	0	0	0	0	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...
1774	1	0	0	0	0	0	1	0
<b>Jumlah</b>	<b>660</b>	<b>427</b>	<b>380</b>	<b>267</b>	<b>299</b>	<b>202</b>	<b>348</b>	<b>233</b>

Agar perangkat lunak WEKA dapat membaca data laporan transaksi penjualan, maka perlu melakukan transformasi data transaksi (sebagaimana tampil pada tabel 1), menggunakan nilai diskrit Y dan Null (kosong). Jika terdapat transaksi pada *item* varian, maka akan bertransformasi menjadi huruf Y. Dan apabila tidak terdapat transaksi maka akan bertransformasi menjadi Null (kosong). Tampilan dari hasil transformasi terdapat pada tabel 5.

Tabel 5. Transformasi Menjadi Atribut Y dan Null

Transaksi	Varian							
	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Y							
2	Y				Y			Y
3			Y					
4	Y							
5		Y		Y				
6		Y						
7		Y						Y
...	...	...	...	...	...	...	...	...
1774	Y						Y	

### 3.4. Modeling

Berikut ini merupakan tahapan-tahapan dalam melakukan pemodelan menggunakan teknik *association rule* dengan menerapkan algoritma apriori:

a. Menentukan batas minimum *support* dan minimum *confidence*

Nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* pada penelitian ini, ditentukan melalui proses pengamatan data transaksi penjualan PT Titian Citra Kharisma dari bulan Januari – Maret 2019. Nilai minimum *support* yang ditentukan dalam penelitian ini adalah sebesar 0,04 (4%) dan nilai minimum *confidence* adalah sebesar 0,27 (27%).

b. Analisis pola frekuensi tinggi

*Support* adalah nilai pengungjung atau *persentase* sebuah item dalam basis data. Rumus *support* terdapat pada persamaan (2).



$$Support = \frac{\text{Jumlah kemunculan}}{\text{Total transaksi}} * 100\% \quad (2)$$

Pada tabel 6 menampilkan perhitungan nilai *support* menggunakan data pada tabel 4, dimana pada tabel 6 hanya menggunakan 1 item.

Tabel 6. Iterasi Satu *Itemset*

<i>Item</i>	<b>Jumlah Kemunculan</b>	<b>Support (%)</b>
A	660	37,20%
B	427	24,07%
C	380	21,42%
D	267	15,05%
E	299	16,85%
F	202	11,39%
G	348	19,62%
H	233	13,13%

Berdasarkan data pada tabel 6, menunjukkan bahwa semua *item* memenuhi syarat dari nilai *minimum support* sebesar 0.04. Sehingga, selanjutnya perlu dilakukan pencarian kombinasi menggunakan 2 *itemset* yang akan ditampilkan pada tabel 7.

Tabel 7. Iterasi Dua *Itemset*

<i>Item</i>	<b>Jumlah Kemunculan</b>	<b>Support (%)</b>
<b>AB</b>	<b>106</b>	<b>5,98%</b>
AC	69	3,89%
AD	58	3,27%
<b>AE</b>	<b>77</b>	<b>4,34%</b>
AF	64	3,61%
<b>AG</b>	<b>98</b>	<b>5,52%</b>
AH	58	3,27%
<b>BA</b>	<b>106</b>	<b>5,98%</b>
<b>BC</b>	<b>107</b>	<b>6,03%</b>
BD	50	2,82%
BE	67	3,78%
BF	25	1,41%
BG	47	2,65%
BH	19	1,07%
CA	69	3,89%
<b>CB</b>	<b>107</b>	<b>6,03%</b>
CD	56	3,16%
<b>CE</b>	<b>93</b>	<b>5,24%</b>
CF	24	1,35%
CG	47	2,65%
CH	19	1,07%

DA	58	3,27%
DB	50	2,82%
DC	56	3,16%
<b>DE</b>	<b>72</b>	<b>4,06%</b>
DF	39	2,20%
DG	34	1,92%
DH	12	0,68%
<b>EA</b>	<b>77</b>	<b>4,34%</b>
EB	67	3,78%
<b>EC</b>	<b>93</b>	<b>5,24%</b>
<b>ED</b>	<b>72</b>	<b>4,06%</b>
EF	31	1,75%
EG	46	2,59%
EH	24	1,35%
FA	64	3,61%
FB	25	1,41%
FC	24	1,35%
FD	39	2,20%
FE	31	1,75%
<b>Item</b>	<b>Jumlah Kemunculan</b>	<b>Support (%)</b>
FG	46	2,59%
FH	58	3,27%
<b>GA</b>	<b>98</b>	<b>5,52%</b>
GB	47	2,65%
GC	47	2,65%
GD	34	1,92%
GE	46	2,59%
GF	46	2,59%
GH	53	2,99%
HA	58	3,27%
HB	19	1,07%
HC	19	1,07%
HD	12	0,68%
HE	24	1,35%
HF	58	3,27%
HG	53	2,99%

Berdasarkan data yang tampil pada tabel 7 menunjukkan bahwa terdapat 12 *item* (huruf yang ditebalkan) yang memenuhi syarat dari nilai minimum *support* sebesar 0.04, yaitu kombinasi AB, AE, AG, BA, BC, CB, CE, DE, EA, EC, ED dan GA. Berdasarkan

data pada tabel 7, maka langkah selanjutnya adalah mengubah kombinasi 2-*itemset* menjadi kombinasi 3-*itemset* seperti yang ditampilkan pada tabel 8.

Tabel 8. Iterasi Tiga *Itemset*

<i>Item</i>	Jumlah Kemunculan	<i>Support</i> (%)
ABE	13	0,73%
ABG	22	1,24%
AEG	15	0,85%
BAC	24	1,35%
CBE	39	2,20%
EAC	17	0,96%
EAD	12	0,68%
ECD	28	1,58%

Setelah dilakukan pemeriksaan terhadap data pada tabel 8, hasil perhitungan pada 3-*itemset* ini menunjukkan bahwa tidak terdapat *itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* sebesar 0.04, sehingga perhitungan *itemset* tidak dilanjutkan ke tahap atau iterasi berikutnya. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa, kombinasi yang memiliki frekuensi kemunculan tertinggi adalah kombinasi pada 2-*itemset* (yang memenuhi kondisi nilai *minimum support*).

c. Pembentukan aturan asosiatif

*Confidence* adalah nilai kepastian, yaitu kuatnya hubungan antar *item* dalam sebuah apriori [11]. Rumus untuk menghitung *confidence* adalah sebagai berikut:

$$Confidence (B|A) = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi mengandung A}} * 100\% \quad (3)$$

Tabel 9. Nilai *Confidence* Dua *Itemset*

<i>Item</i>	Jumlah Kemunculan	<i>Support</i> (%)	<i>Confidence</i> (%)
AB	106	5,98%	16,06%
AE	69	4,34%	11,67%
AG	58	5,52%	14,85%
BA	77	5,98%	24,82%
BC	64	6,03%	25,06%
CB	98	6,03%	28,16%
CE	58	5,24%	24,47%
DE	106	4,06%	26,97%
EA	107	4,34%	25,75%
EC	50	5,24%	31,10%
ED	67	4,06%	24,08%
GA	25	5,52%	28,16%

Setelah dilakukan pemeriksaan terhadap data pada tabel 9, data tersebut menunjukkan bahwa hanya terdapat 3 kombinasi 2-itemset yang dapat memenuhi nilai minimum *confidence* yaitu, kombinasi CB, EC dan GA.

Tabel 10. *Itemset Memenuhi Support dan Confidence*

<i>Item</i>	<i>Support (%)</i>	<i>Confidence (%)</i>
CB	6,03%	28,16%
EC	5,24%	31,10%
GA	5,52%	28,16%

Dari tahapan-tahapan yang telah dilakukan di atas, maka dapat disimpulkan aturan asosiasi yang memenuhi nilai *support* dan *confidence* adalah sebagai berikut:

- Jika pelanggan membeli produk kamalia lipmatte varian C yaitu *soft pink*, maka akan membeli varian B yaitu *soft brown* dengan nilai *support* sebesar 6,03% dan nilai *confidence* 28,16%.
- Jika pelanggan membeli kamalia lipmatte varian E yaitu *fierce red*, maka akan membeli varian C yaitu *soft pink* dengan nilai *support* sebesar 5,24% dan nilai *confidence* sebesar 31,10%.
- Jika pelanggan membeli kamalia lipmatte varian G yaitu *fresh orange*, maka akan membeli varian A yaitu *choco brown* dengan nilai *support* sebesar 5,52% dan nilai *confidence* sebesar 28,16%.

### 3.5. Pengujian Association Rule

#### 3.5.1 Pengujian Lift Ratio

Rumus perhitungan *Benchmark confidence* terdapat pada persamaan (4) dan *lift ratio* terdapat pada persamaan (5).

$$Benchmark\ Confidence = \frac{Nc}{N} \tag{4}$$

Keterangan:

Nc = jumlah transaksi dengan *item* dalam *consequent*

N = jumlah transaksi keseluruhan data

$$Lift\ Ratio\ (A \rightarrow B) = \frac{Confidence\ (A,B)}{Benchmark\ Confidence} \tag{5}$$

Tabel 12. Pengujian Lift Ratio

<i>Item</i>	<i>Support (%)</i>	<i>Confidence (%)</i>	<i>Confidence Benchmark</i>	<i>Lift Ratio</i>
<b>CB</b>	6,03%	28,16%	0,240699	<b>1,169926</b>
<b>EC</b>	5,24%	31,10%	0,214205	<b>1,451879</b>
GA	5,52%	28,16%	0,372041	0,756907

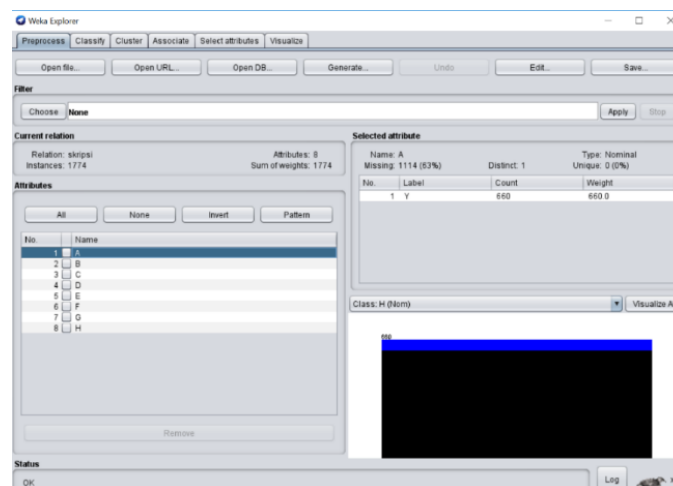
Dari hasil pengujian *lift ratio* yang telah dilakukan di atas, maka dapat disimpulkan aturan asosiasi yang kuat, antara suatu *item* dengan *item* pasangannya, adalah:

- Varian C, yaitu varian *soft pink* terhadap varian B, yaitu varian *soft brown* (C → B); dan
- Varian E, yaitu varian *fierce red* terhadap varian C, yaitu varian *soft pink* (E → C).

### 3.5.2 Pemodelan Algoritma Apriori dengan WEKA

Pada tahap ini akan dilakukan proses pengolahan data penelitian menggunakan tools mesin pembelajaran bernama WEKA. Data yang digunakan yaitu laporan transaksi penjualan PT Titian Citra Kharisma yang telah melalui tahapan *data preprocessing*, dimana data laporan transaksi penjualan telah di transformasikan menggunakan atribut Y dan *Null* (dapat dilihat pada tabel 5). Kemudian, simpan data pada tabel 5 dalam format CSV. Berikut ini adalah tahapan pemrosesan data penelitian menggunakan WEKA.

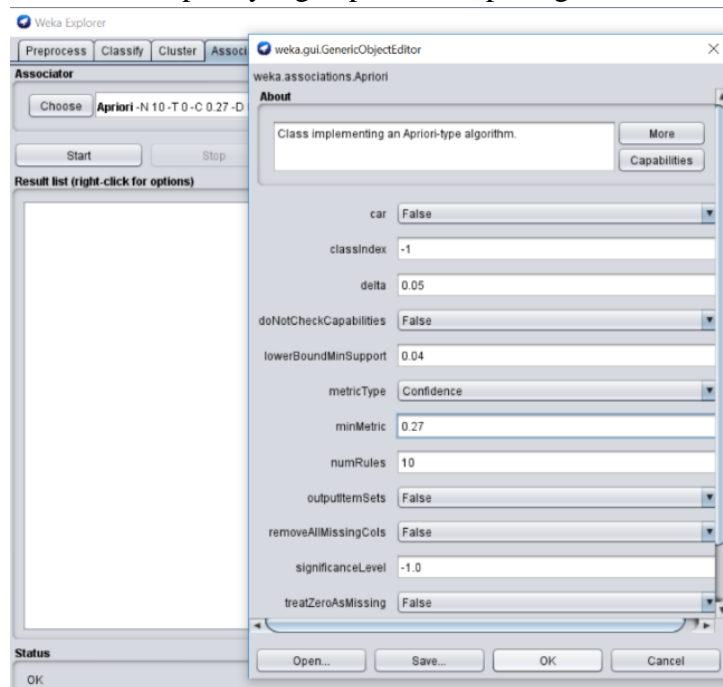
1. Langkah awal yang dilakukan adalah melakukan mengambil data yang ingin diolah menggunakan WEKA.



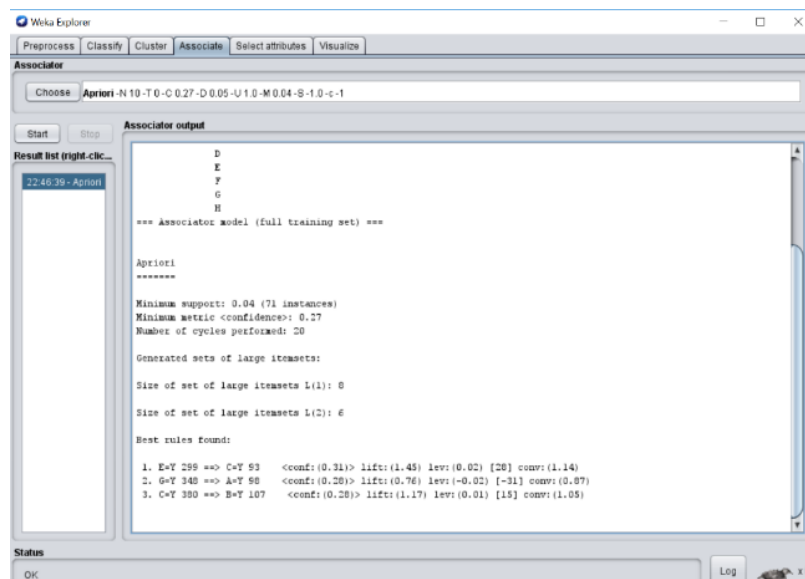
Gambar 2. Tampilan Preprocess pada WEKA

2. Pada gambar 2 terlihat data yang telah di *load* oleh aplikasi WEKA. Untuk melakukan perhitungan algoritma apriori, maka selanjutnya klik tab *Associate* kemudian klik *Choose* dan pilih Apriori, kemudian terdapat tampilan *pop up* seperti yang terlihat pada gambar 3. Pada tampilan *pop up* ini, isi aturan asosiasinya. Berikut ini adalah beberapa *input* parameter yang dilakukan pada penelitian ini:
  - a. *Delta*, merupakan nilai faktor yang digunakan secara *iterative* untuk menurunkan nilai dari *support*. Secara *default* di WEKA, nilai *delta* ini adalah 0.05 (5%).
  - b. *lowerBoundMinSupport*, yang berarti algoritma apriori akan berhenti pada minimum *support* yang telah ditentukan. Pada WEKA, secara *default* nilai minimum *support* yang diberikan adalah 0.1 (10%). Algoritma apriori juga akan berhenti ketika jumlah aturan yang dimasukkan terpenuhi.
  - c. *MetricType*, digunakan untuk mengubah nilai *metric* berdasarkan nilai aturan yang diurutkan. Nilai *default* di WEKA untuk *metric Type* adalah *confidence*.
  - d. *minMetric*, digunakan untuk nilai-nilai yang lebih besar dari *minMetric* yang akan diproses. Dimana pada penelitian ini ditentukan *minMetric* sebesar 0,27 atau 27%.
  - e. *OutputItemsets* adalah jika kondisi berada pada kondisi *true* maka akan menampilkan keseluruhan hasil dari *itemset*, namun jika tidak ingin menampilkan keseluruhan hasil dari *itemset*, bisa di-*set False*.

- f. *upperBoundMinSupport*, algoritma apriori dimulai dengan memasukkan nilai minimum *support* yang direpresentasikan oleh *upperBoundminSupport*. Nilai *default* pada WEKA adalah 1.0 (100%) yang nantinya akan secara *iterative* berkurang berdasarkan nilai *delta* yang telah dimasukkan.
3. Setelah semua parameter telah di *input*, maka langkah selanjutnya yaitu meng-klik tombol *OK* dan kemudian klik tombol *Start*. Kemudian, akan terlihat hasil *rules* yang ada pada data transaksi, seperti yang dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 3. Tampilan Input *Rule* Apriori



Gambar 4. Hasil Pemodelan dengan Algoritma Apriori

### **3.6. Evaluation**

Berdasarkan proses pemodelan terhadap data penelitian menggunakan algoritma Apriori maka dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma apriori yang dilakukan dengan perangkat lunak WEKA, terbukti menunjukkan hasil yang sama dengan melakukan perhitungan secara manual. Serta Kombinasi varian produk yang sering dibeli secara bersamaan, yang dihasilkan dari *data mining association rule*, terbentuk sebanyak 3 kombinasi yang memenuhi minimum *confidence* dan minimum *support*. 3 (tiga) kombinasi tersebut merupakan varian *soft pink* dengan varian *soft brown*, varian *fierce red* dengan varian *soft pink* dan varian *fresh orange* dengan varian *choco brown*.

Setelah dilakukannya pengujian terhadap kombinasi yang ditemukan, ternyata hanya 2 kombinasi yang memenuhi kondisi dari *lift ratio*. Kombinasi tersebut merupakan kombinasi CB dan EC (varian *soft pink* dengan varian *soft brown*, varian *fierce red* dengan varian *soft pink*).

### **3.7. Deployment**

Tahap ini melakukan implementasi dari hasil modeling. Hasil modeling menemukan dan memberikan rekomendasi kepada PT. Titian Citra Kharisma bahwa produk Kamalia Lip Latte yang paling sering dibeli secara bersamaan adalah varian *soft pink* dengan varian *soft brown*, varian *fierce red* dengan varian *soft pink*). Hasil modeling sudah terpublikasi dalam bentuk laporan dan jurnal.

## **4. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian pada penelitian ini, maka dapat diambil kesimpulan bahwa penerapan algoritma apriori menggunakan perhitungan secara manual dan menggunakan WEKA dengan nilai *minimum support* sebesar 0,04 serta nilai *minimum confidence* sebesar 0,27 menghasilkan rekomendasi penjualan paket lipstik produk Kamalia Lip matte sebanyak 2 pola kombinasi yaitu jika konsumen membeli varian *soft pink* maka akan membeli varian *soft brown* (*support* 6.03%, *confidence* 28,16, *lift* 1,169926) dan jika membeli varian *fierce red* maka akan membeli varian *soft pink* (*support* 5,24%, nilai *confidence* 31,10%, *lift* 1,451879).

Hasil penelitian berupa 2 pola kombinasi tersebut diharapkan dapat digunakan sebagai rekomendasi bagi PT. Titian Citra Kharisma dalam menentukan strategi yang tepat untuk meningkatkan omzet penjualan khususnya rekomendasi penjualan paket lipstik produk Kamalia Lip matte yang akan ditawarkan kepada konsumen. Selain itu penelitian ini diharapkan dapat membantu perusahaan dalam menentukan stok produk lipstik sesuai rekomendasi paket lipstik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bisnis Indonesia.id. Prospek Industri Kosmetik Kian Cantik. *BisnisIndonesiaId* 2021. <https://bisnisindonesia.id/article/prospek-industri-kosmetik-kian-cantik> (accessed March 15, 2020).
- [2] Yuliasuti D. Prospek Industri Kosmetik Kian Cantik di 2022. *Fortuneidn* 2022. <https://www.fortuneidn.com/business/desy/prospek-industri-kosmetik-kian-cantik-di-2022%0AJakarta>, (accessed March 15, 2022).
- [3] Riszky AR, Sadikin M. Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan. *J Teknol Dan Sist Komput* 2019;7:103–8. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108>.
- [4] Sari NP, Purbasari IY, Via YV. Rekomendasi Penjualan Paket Kosmetik Menggunakan Algoritma Improvisasi Apriori. *J Inform Dan Sist Inf* 2020;1:499–509.
- [5] Alma'rif E, Utami E, Wibowo FW. Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online. *Citec J* 2020;7:63–74. <https://doi.org/10.31937/ti.v12i1.1644>.
- [6] Safitri DAN, Halilintar R, Wahyuniar LS. Sistem Rekomendasi Skincare Menggunakan Metode Content-Based Filtering dan Algoritma Apriori. *Semin. Nas. Inov. Teknol. (SEMNAS INOTEK)*, Kediri: Fakultas Teknik Universitas Nusantara PGRI Kediri; 2021, p. 242–8.
- [7] Santoso MH. Application of Association Rule Method Using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom. *Brill Res Artif Intell* 2021;1:54–66. <https://doi.org/10.47709/brilliance.v1i2.1228>.
- [8] Verawati I, P MW. Penerapan Data Mining Untuk Rencana Penambahan Stok Produk Menggunakan Algoritma Apriori. *INFOTEKJAR J Nas Inform Dan Teknol Jar* 2021;6.
- [9] Panjaitan FS. Implementasi Algoritma Apriori Untuk Penentuan Pola Persediaan Barang Pada Ud. Chandra Jaya Tani. *J Penelit Tek Inform* 2021;4:567–70.
- [10] Schröer C, Kruse F, Gómez JM. A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model. *CENTERIS, ProjMAN HCist* 2020, vol. 181, Vilamoura, Portugal: Elsevier B.V.; 2021, p. 526–34. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.199>.
- [11] Xie H. Research and Case Analysis of Apriori Algorithm Based on Mining Frequent Item-Sets. *Open J Soc Sci* 2021;09:458–68. <https://doi.org/10.4236/jss.2021.94034>.
- [12] Sriavastava SK, Sharma YK, Kumar S. Using Of WEKA Tool In Machine Learning: A Review. *Int J Adv Sci Technol* 2020;29:8604–14.