

IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA TOKO RUMAH SKINCARE 88

Michael Christian Sugianto¹, Abdul Munir S^{2*}, Izmy Alwiah Musdar³

^{1,2,3}Teknik Informatika, STMIK Kharisma Makassar

³Sistem Informasi, UIN Alauddin Makassar

e-mail: ¹michaelchrstian_20@kharisma.ac.id, ²abdulmunir@kharisma.ac.id,
³izmyalwiah@kharisma.ac.id

Abstrak

Tujuan penelitian ini yaitu untuk mengimplementasikan algoritma apriori pada data transaksi penjualan produk kosmetik di toko Rumah Skincare 88 sehingga dapat membantu mengembangkan strategi pemasaran dan meningkatkan penjualan pada toko tersebut. Hasil dari penelitian ini yaitu algoritma apriori berhasil diimplementasikan pada penjualan produk kosmetik di toko RumahSkincare88. Nilai support yang digunakan yaitu 3 % dan 10 % serta nilai confidence minimumnya sebesar 30 % dan 50 %. Jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan sebanyak 17 dengan nilai support tertinggi 14 % dan confidence tertinggi yaitu 53.4 %. Aturan asosiasi yang dihasilkan dengan nilai support dan confidence tertinggi adalah jika konsumen membeli Bedak/Foundation maka juga akan membeli Lips. Strategi pemasaran yang direkomendasikan yaitu Cross-Selling dan Bundling. Untuk strategi Cross-Selling yang bisa diterapkan adalah jika konsumen membeli Bedak/Foundation, maka ketika hendak membayar kasir dapat menawarkan untuk membeli Lips juga. Sedangkan untuk Bundling, strategi yang bisa diterapkan yaitu menjual Serum Wajah dan Sunscreen dalam satu paket dengan harga khusus.

Kata kunci: Data Mining, Algoritma Apriori, Kosmetik, Rapidminer, Strategi Pemasaran.

Abstract

The purpose of this research is to implement the apriori algorithm on sales transaction data of cosmetic products at Rumah Skincare 88 store so that it can help develop marketing strategies and increase sales at the store. The results of this study are that the apriori algorithm was successfully implemented on the sale of cosmetic products at the RumahSkincare88 store. The support values used are 3% and 10% and the minimum confidence values are 30% and 50%. The number of association rules generated is 17 with the highest support value of 14% and the highest confidence of 53.4%. The resulting association rule with the highest support and confidence value is if consumers buy Powder/Foundation then they will also buy Lips. The recommended marketing strategies are Cross-Selling and Bundling. For Cross-Selling strategy that can be applied is if consumers buy Powder/Foundation, then when they want to pay the cashier can offer to buy Lips as well. As for Bundling, the strategy that can be applied is to sell Face Serum and Sunscreen in one package at a special price.

Keywords: Data Mining, Apriori Algorithm, Cosmetics, Rapidminer, Marketing Strategy.

1. PENDAHULUAN

Rumah Skincare 88 merupakan sebuah usaha yang bergerak di bidang kosmetik dan kecantikan. Rumah Skincare 88 sendiri memiliki sebanyak 2011 produk saat ini, dimana toko ini menjual secara online dan offline. Toko ini sudah berdiri sejak 2022 lalu. Di toko ini, setiap

* Corresponding author : Abdul Munir S (abdulmunir@kharisma.ac.id)

harinya data transaksi penjualan terus meningkat yang mengakibatkan penyimpanan data yang semakin banyak. Data transaksi tersebut biasanya digunakan untuk pengecekan keuangan bulanan saja, kemudian dijadikan arsip tanpa dimanfaatkan lebih lanjut. Berdasarkan hasil wawancara, masalah pada toko RumahSkincare88 yaitu ingin meningkatkan penjualan tetapi bingung dengan strategi pemasaran apa yang hendak digunakan.

Dalam bidang bisnis, pengambilan keputusan terkait dengan strategi pemasaran dapat mengimplementasikan data mining [1], [2], [3], [4]. Data mining dapat didefinisikan sebagai mengekstrak data atau usaha untuk menggali informasi berharga yang berguna pada basis data dalam skala besar [5]. Salah satu teknik dalam data mining yang menarik banyak perhatian para peneliti adalah teknik asosiasi [6]. Aspek utama dalam teknik data mining adalah aturan untuk mencari pola frekuensi tinggi diantara kumpulan itemset yang dikenal sebagai aturan asosiasi. Beberapa algoritma yang termasuk kedalam aturan asosiasi adalah Partition Algorithm, DHP Algorithm, dan Apriori Algorithm. Dalam analisis pola pembelian, algoritma apriori merupakan salah satu algoritma yang paling sering digunakan dalam data mining [7]. Agrawal dan Srikant mengusulkan algoritma apriori pertama kali pada tahun 1994 [7]. Algoritma apriori memiliki keunggulan dalam efisiensi waktu dikarenakan algoritma ini memerlukan waktu yang lebih singkat dibandingkan algoritma lain dalam metode aturan asosiasi [8].

Algoritma apriori merupakan suatu metode pengambilan data yang berfokus pada aturan asosiasi dalam menentukan hubungan asosiatif antara kombinasi item. Aturan asosiasi ini ditentukan melalui perhitungan support dan confidence dari korelasi item tertentu. Suatu aturan asosiasi dianggap menarik jika nilai support-nya melebihi minimum support dan nilai confidence-nya melebihi minimum confidence [9]. Algoritma Apriori digunakan secara luas dalam domain penjualan, terutama dalam analisis data transaksi yang sering disebut sebagai market basket [9]. Contohnya, di sebuah supermarket yang memiliki market basket, dengan menggunakan algoritma apriori, pemilik supermarket dapat mengidentifikasi pola pembelian konsumen, seperti jika seorang konsumen membeli item A dan B, maka ada kemungkinan sebesar 50% dia akan membeli item C. [10]. Masalah yang sering terjadi di toko ritel adalah penempatan barang-barang yang tidak sesuai dengan kebiasaan konsumen dalam membeli berbagai produk secara bersamaan dalam satu kunjungan. Tentu saja, hal ini akan berdampak pada tingkat penjualan produk [11].

Maka dari itu, dalam penelitian ini akan diimplementasikan data mining menggunakan metode algoritma apriori pada data transaksi penjualan di toko Rumah Skincare 88 sehingga dapat diketahui pola pembelian pelanggan yang dapat membantu dalam pengembangan strategi pemasaran.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Algoritma Apriori

Association Rule atau Algoritma apriori adalah algoritma yang pada prinsipnya digunakan untuk menemukan *Frequentitemsets* (kumpulan *item-item* yang memenuhi syarat minimum

support.) pada setiap data transaksi [12]. Tahapan algoritma apriori terdiri dari 3 langkah, yakni [13] :

1) Analisa pola frekuensi tinggi

Dalam tahap ini, terjadi pencarian kombinasi item yang memenuhi persyaratan minimum dari nilai support dalam database. Nilai support suatu item dihitung dengan rumus berikut :

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

Jumlah transaksi mengandung A yang dimaksudkan yaitu banyaknya total transaksi yang terjadi untuk produk atau barang A. Support adalah sebuah ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item dalam semua transaksi yang terjadi. Sedangkan untuk mencari nilai support dari 2 item dihitung dengan rumus berikut :

$$\text{Support (A B)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

Jumlah transaksi mengandung A dan B yang dimaksudkan ialah jumlah transaksi yang terjadi secara bersamaan antara A dan B dalam semua transaksi.

2) Pembentukan aturan asosiasi

Setelah mendapatkan semua pola frekuensi tinggi, langkah berikutnya adalah mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence pada aturan asosiasi A. Nilai confidence pada aturan asosiasi A dihitung dengan rumus :

$$\text{Confidence} = P(A | B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} \times 100 \% \quad (3)$$

Confidence adalah sebuah ukuran yang menunjukkan hubungan antara dua item berdasarkan kondisi tertentu.

3) Lift Ratio

Dalam mencari aturan asosiasi, *lift ratio berguna* untuk mengetahui valid tidaknya suatu aturan asosiasi yang didapatkan berdasar dari nilai support dan nilai confidence. *Lift ratio* adalah nilai yang memberi informasi benar tidaknya seorang konsumen membeli barang A dan barang B secara bersamaan. Nilai *lift ratio* dihitung dengan rumus berikut :

$$\text{Support B} = \frac{\text{Transaksi Mengandung B}}{\text{Total Transaksi}} \quad (4)$$

$$\text{Lift Ratio (A,B)} = \frac{\text{Confidence (A \cap B)}}{\text{Support B}} \quad (5)$$

Lift ratio yang bernilai lebih dari 1, menunjukkan bahwa aturan asosiasi tersebut valid [13].

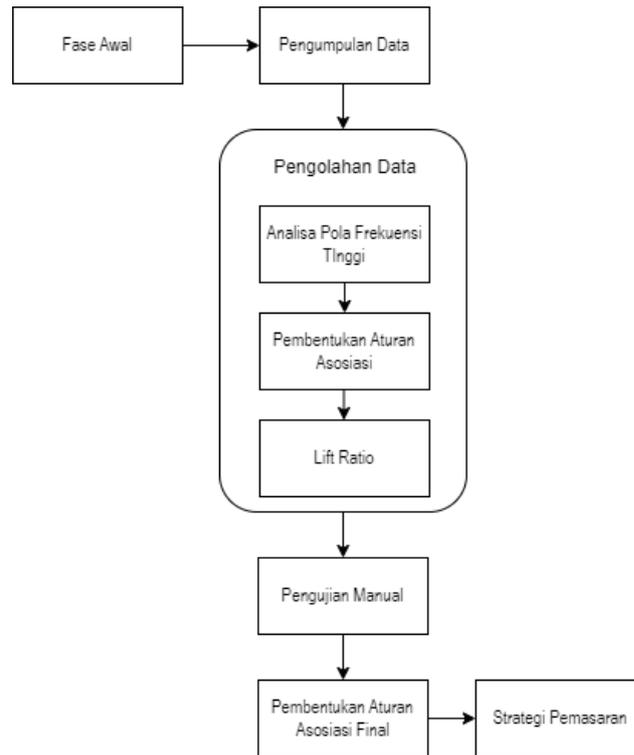
a. **Rapidminer**

Pada awalnya, *RapidMiner* dinamakan *YALE* (Yet Another Learning), dan pengembangan awal *RapidMiner* dimulai pada tahun 2001. Kemudian, pada tahun 2007, *YALE* dirubah namanya menjadi *RapidMiner*. *RapidMiner* adalah perangkat lunak yang bersifat *open source*. *RapidMiner* juga merupakan perangkat lunak yang berfungsi untuk melakukan analisis terhadap *data mining*, *text mining* dan *analisis prediksi*. *RapidMiner*

memanfaatkan teknik *deskriptif* dan prediksi untuk memberikan pemahaman kepada pengguna sehingga dapat membuat keputusan yang tepat [14].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahap yang dimulai dari fase awal, pengumpulan data, pengolahan data, pengujian manual, pembentukan aturan asosiasi final, sampai pada tahap strategi pemasaran. Tahapan yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.1 Fase Awal

Pada tahap ini dilakukan dengan mewawancarai pemilik dari toko Rumah Skincare88 untuk mengetahui masalah apa yang dihadapi. Lalu, ditawarkanlah solusi untuk membantu mengembangkan strategi pemasaran. Toko pun setuju untuk memberikan data transaksi guna menghadapi masalah yang ada.

3.2 Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, dimulai dengan mencari data transaksi penjualan yang memiliki kombinasi itemset sebanyak 3 item per transaksinya agar nanti hasilnya bisa menjadi maksimal. Data yang digunakan sebanyak 500 data transaksi dan yang diambil berdasarkan jenis barangnya. Lalu data akan dibuat pada microsoft excel dalam bentuk tabular.

3.3 Pengolahan data

Data akan diolah menggunakan software Rapidminer yang dimana Rapidminer sendiri sangat banyak digunakan oleh peneliti terdahulu untuk data mining dan sudah berdiri sejak tahun 2001. Pada proses pengolahan data, diimplementasikan algoritma apriori dengan tahapan sebagai berikut:

1. Analisa Pola Frekuensi Tinggi

Dalam menganalisa pola frekuensi tinggi, ditentukan nilai minimum support dan confidence. Produk kosmetik yang tidak memenuhi syarat minimum support dan confidence akan dieliminasi.

2. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi didapatkan, proses berikutnya yaitu mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence pada aturan asosiasi tersebut.

3. Lift Ratio

Dalam mencari aturan asosiasi, *lift ratio* berguna untuk mengetahui valid tidaknya suatu aturan asosiasi yang didapatkan berdasar dari nilai support dan nilai confidence. Lift ratio yang bernilai lebih dari 1 menunjukkan bahwa aturan asosiasi tersebut valid.

3.4 Pengujian Manual

Setelah mendapat hasil dari Rapidminer, maka akan diuji lagi dengan perhitungan manual untuk membuktikan keakuratan Rapidminer.

3.5 Pembentukan Aturan Asosiasi Final

Pembentukan aturan asosiasi final dilakukan setelah seluruh pola frekuensi tinggi didapatkan. Pola frekuensi tinggi yang dimaksudkan ialah nilai support dan confidence tertinggi. Support merupakan presentase kemunculan item A dan B secara bersamaan, sedangkan confidence merupakan seberapa seringnya suatu item B muncul dalam transaksi yang mengandung A .

3.6 Strategi Pemasaran

Strategi pemasaran merupakan hasil yang didapatkan setelah mendapatkan aturan asosiasi dengan nilai support dan confidence tertinggi. Hal ini untuk menjawab tantangan guna membantu dalam pengembangan strategi pemasaran pada toko RumahSkincare88.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan data

Pada penelitian ini, data yang diperoleh dari toko RumahSkincare88 merupakan data transaksi berbentuk file pdf. Jumlah data transaksi yang akan diambil yaitu sebanyak 500 data dengan 84 jenis data kosmetik. Data akan dibuat dengan format tabular dengan penginputan manual pada microsoft excel yang akan ditampilkan seperti pada Gambar 2.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	ALAT	BEDAK/FOUNDATION	BLUSH ON	BODY CREAM	BODY LOTION/CREAM	BODY MIST	BODY SCRUB/LULUR	BODY SPRAY	BODY WASH	BULU MATA	BUST FIRMIN
483	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
484	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
485	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
486	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
487	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
488	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
489	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
490	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
491	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
492	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
493	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0
494	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
495	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
496	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
497	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
498	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
499	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
501	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 2. Data Transaksi

4.2 Pengolahan Data

Pada tahap ini, akan diimplementasikan algoritma apriori menggunakan software *RapidMiner*. Ada 4 operator yang digunakan yaitu *Retrieve*, *Numerical To Binominal*, *FP-Growth* dan *Create Association Rules*. Berikut penjelasan keempat operator tersebut.

1. Retrieve

Retrieve Data Transaksi



Gambar 3. Retrieve

Fungsinya untuk mengimport/memasukkan data transaksi ke dalam *Rapidminer*.

2. Numerical To Binominal

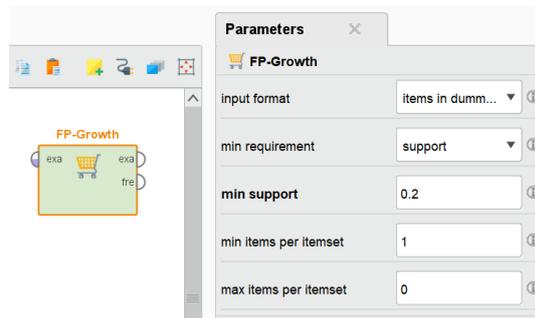
Numerical to Binominal



Gambar 4. Numerical to Binomial

Berfungsi mengubah bilangan numerik atau angka ke binomial yang dapat dimengerti oleh *Rapidminer*.

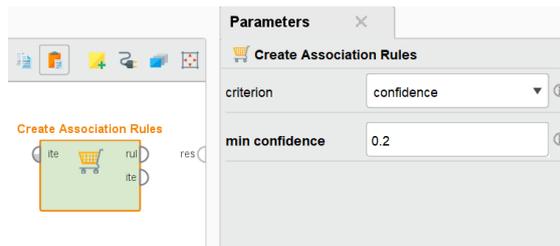
3. FP – Growth



Gambar 5. FP-Growth

FP-Growth berfungsi menentukan himpunan data yang sering muncul atau frekuensi item set dalam sekumpulan data. Pada FP Growth, nilai minimum supportnya dapat diatur. Misalnya ditentukan nilai minimum supportnya 20% atau 0.2 seperti pada Gambar 5.

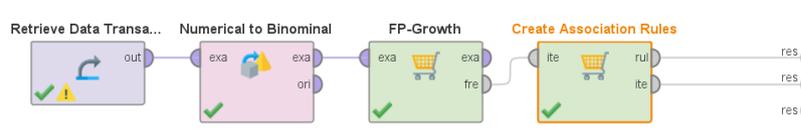
4. Create Association Rules



Gambar 6. Create Association Rules

Create Association Rules berfungsi menghasilkan aturan asosiasi dari frekuensi item set. Pada Association Rules ini, bisa ditentukan nilai minimum confidence nya.

Lalu, semua operator disambungkan seperti yang terlihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Operator-operator Algoritma Apriori

4.3 Percobaan 1 (minimum Support 3 % dan Confidence 50 %)

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
5	BEDAK/FOUNDATION	LIPS	0.140	0.534	1.284
6	SUNSCREEN, FACIAL WASH	SERUM WAJAH	0.040	0.541	1.790
7	MASCARA	LIPS	0.038	0.543	1.305
8	BEDAK/FOUNDATION, MICELLAR WATER	LIPS	0.034	0.548	1.318
9	BEDAK/FOUNDATION, PARFUME	LIPS	0.030	0.556	1.335
10	SUNSCREEN, MICELLAR WATER	SERUM WAJAH	0.030	0.556	1.840
11	SHAMPOO	LIPS	0.032	0.571	1.374
12	SUNSCREEN, TONER	SERUM WAJAH	0.038	0.594	1.966
13	MOISTURIZER, TONER	SERUM WAJAH	0.038	0.594	1.966
14	LIPS, EYESHADOW	BEDAK/FOUNDATION	0.030	0.625	2.385
15	EYESHADOW	BEDAK/FOUNDATION	0.044	0.647	2.470
16	BEDAK/FOUNDATION, MOISTURIZER	LIPS	0.034	0.680	1.635
17	BEDAK/FOUNDATION, EYESHADOW	LIPS	0.030	0.682	1.639
18	EYESHADOW	LIPS	0.048	0.706	1.697

Gambar 8. Hasil Rapidminer Percobaan 1

Dari hasil Rapidminer tersebut, dapat disimpulkan bahwa terdapat 14 *rules* ataupun aturan asosiasi yang terbentuk dimana ada 5 *rules* yang membentuk 2 kandidat itemset, dan ada 9 *rules* yang membentuk 3 kandidat itemset. Dengan nilai support dan confidence tertinggi yaitu sebagai berikut:

1. Bedak/Foundation → Lips (Support 14 % dan Confidence 53.4 %)

Ini berarti 14 % atau 70 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Bedak/Foundation dan Lips yang menunjukkan bahwa ketika membeli Bedak/Foundation, ada kemungkinan 53.4% juga akan membeli Lips.

2. Eyeshadow → Bedak/Foundation (Support 4.4 % dan Confidence 64.7 %).

Ini berarti 4.4 % atau 22 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Eyeshadow dan Bedak/Foundation yang menunjukkan bahwa ketika membeli Eyeshadow, ada kemungkinan 64.7 % akan membeli Bedak/Foundation.

3. Eyeshadow → Lips (Support 4.8 % dan Confidence 70.6 %)

Ini berarti 4.8 % atau 24 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Eyeshadow dan Lips yang menunjukkan bahwa ketika membeli Eyeshadow, ada kemungkinan 70.6 % akan membeli Lips.

4.4 Percobaan 2 (minimum Support 10 % dan Confidence 30 %)

No.	Premises	Conclusion	Support ↓	Confidence	Lift
56	BEDAK/FOUNDATION	LIPS	0.140	0.534	1.284
32	SERUM WAJAH	SUNSCREEN	0.120	0.397	1.589
47	SUNSCREEN	SERUM WAJAH	0.120	0.480	1.589
21	SERUM WAJAH	LIPS	0.112	0.371	0.891
35	MOISTURIZER	SERUM WAJAH	0.102	0.418	1.384

Gambar 9. Hasil Rapidminer Percobaan 2

Dari hasil Rapidminer tersebut, dapat disimpulkan bahwa terdapat 5 *rules* ataupun aturan asosiasi yang terbentuk. Dengan nilai support dan confidence tertinggi yaitu sebagai berikut:

1. Bedak/Foundation → Lips (Support 14 % dan Confidence 53.4 %)
Ini berarti 14 % atau 70 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Bedak/Foundation dan Lips yang menunjukkan bahwa ketika membeli Bedak/Foundation, ada kemungkinan 53.4% juga akan membeli Lips.
2. Serum Wajah → Sunscreen (Support 12 % dan Confidence 39.7 %)
Ini berarti 12 % atau 60 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Serum Wajah dan Sunscreen yang menunjukkan bahwa ketika membeli Sunscreen, ada kemungkinan 39.7% juga akan membeli Sunscreen.
3. Sunscreen → Serum Wajah (Support 12 % dan Confidence 48 %)
Ini berarti 12 % atau 60 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Sunscreen dan Serum Wajah yang menunjukkan bahwa ketika membeli Sunscreen, ada kemungkinan 48 % juga akan membeli Serum Wajah.

4.5 Pengujian Manual

Setelah mendapat hasil dari Rapidminer, maka akan diuji lagi dengan perhitungan manual untuk membuktikan keakuratan Rapidminer. Tabel 1 berikut akan menunjukkan hasil perbandingan perhitungan Rapidminer dan juga perhitungan manual.

Berdasarkan Tabel 1 diketahui bahwa perhitungan dengan menggunakan software Rapidminer dengan manual relatif sama, hanya terdapat perbedaan sekitar 0.001 hingga 0.005. Dengan perbedaan yang sangat kecil, maka dapat disimpulkan bahwa perhitungan support dan confidence serta lift menggunakan software *Rapidminer* sangat akurat.

4.6 Pembentukan aturan asosiasi final

Setelah melakukan penelitian, maka ditemukan aturan asosiasi terbaik adalah sebagai berikut:

1. Eyeshadow → Bedak/Foundation (Support 4.4 % dan Confidence 64.7 %).
Ini berarti 4.4 % atau 22 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Eyeshadow dan Bedak/Foundation yang menunjukkan bahwa ketika membeli Eyeshadow, ada kemungkinan 64.7 % akan membeli Bedak/Foundation.
2. Eyeshadow → Lips (Support 4.8 % dan Confidence 70.6 %)
Ini berarti 4.8 % atau 24 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Eyeshadow dan Lips yang menunjukkan bahwa ketika membeli Eyeshadow, ada kemungkinan 70.6 % akan membeli Lips.

3. Serum Wajah → Sunscreen (Support 12 % dan Confidence 39.7 %) Ini berarti 12 % atau 60 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Serum Wajah dan Sunscreen yang menunjukkan bahwa ketika membeli Sunscreen, ada kemungkinan 39.7% juga akan membeli Sunscreen.
4. Sunscreen → Serum Wajah (Support 12 % dan Confidence 48 %)

Ini berarti 12 % atau 60 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Sunscreen dan Serum Wajah yang menunjukkan bahwa ketika membeli Sunscreen, ada kemungkinan 48 % juga akan membeli Serum Wajah
5. Bedak/Foundation → Lips (Support 14 % dan Confidence 53.4 %)

Ini berarti 14 % atau 70 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Bedak/Foundation dan Lips yang menunjukkan bahwa ketika membeli Bedak/Foundation, ada kemungkinan 53.4% juga akan membeli Lips.

Tabel 1: Perbandingan Rapidminer dan Perhitungan Manual

No	Aturan Asosiasi	Rapidminer			Perhitungan Manual		
		S (%)	C (%)	L	S (%)	C (%)	L
1.	Bedak/Foundaiton → Lips	14	53,4	1,284	14	53,4	1,284
2.	Sunscreen, Facial Wash → Serum Wajah	4	54,1	1,790	4	54,1	1,791
3.	Mascara → Lips	3,8	54,3	1,305	3,8	54,3	1,305
4.	Bedak/Foundation, Micellar Water → Lips	3,4	54,8	1,318	3,4	54,8	1,317
5.	Bedak/Foundation, Parfume → Lips	3	55,6	1,335	3	55,6	1,336
6.	Sunscreen, Micellar Water → Serum Wajah	3	55,6	1,840	3	55,6	1,841
7.	Shampoo → Lips	3,2	57,1	1,374	3,2	57,1	1,374
8.	Sunscreen, Toner → Serum Wajah	3,8	59,4	1,966	3,8	59,4	1,966
9.	Moisturizer, Toner → Serum Wajah	3,8	59,4	1,966	3,8	59,4	1,996
10.	Lips, Eyeshadow → Bedak/Foundation	3	62,5	2,385	3	62,5	2,38
11.	Eyeshadow → Bedak/Foundation	4,4	64,7	2,47	4,4	64,7	2,47
12.	Bedak/Foundation, Moisturizer → Lips	3,4	68	1,635	3,4	68	1,635
13.	Bedak/Foundation, Eyeshadow → Lips	3	68,2	1,639	3	68,2	1,639
14.	Eyeshadow → Lips	4,8	70,6	1,697	4,8	70,6	1,697

S merupakan *Support*, C merupakan *Confidence* dan L merupakan *Lift Ratio*.

4.7 Strategi Pemasaran

Ada 5 aturan asosiasi terbaik yang memiliki nilai *support* dan *confidence* tertinggi pada penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Eyeshadow → Bedak/Foundation
2. Eyeshadow → Lips
3. Serum Wajah → Sunscreen
4. Sunscreen → Serum Wajah
5. Bedak/Foundation → Lips

Dengan demikian, maka disimpulkan ada 2 strategi marketing yang cocok digunakan untuk aturan asosiasi tersebut yaitu:

1. Cross Selling

Ada 5 cara yang bisa menerapkan teknik ini. Yaitu:

- a. Jika konsumen membeli Eyeshadow, maka ketika hendak membayar kasir dapat menawarkan atau merekomendasikan untuk membeli Bedak/Foundation juga.
- b. Jika konsumen membeli Eyeshadow, maka ketika hendak membayar kasir dapat menawarkan atau merekomendasikan untuk membeli Lips juga.
- c. Jika konsumen membeli Serum Wajah, maka ketika hendak membayar kasir dapat menawarkan atau merekomendasikan untuk membeli Sunscreen juga.
- d. Jika konsumen membeli Sunscreen, maka ketika hendak membayar kasir dapat menawarkan atau merekomendasikan untuk membeli Serum Wajah juga.
- e. Jika konsumen membeli Bedak/Foundation, maka ketika hendak membayar kasir dapat menawarkan atau merekomendasikan untuk membeli Lips juga.

2. Bundling

Ada 4 cara yang bisa menerapkan teknik ini. Yaitu:

- a. Menjual Eyeshadow dan Bedak/Foundation dalam 1 paket dengan harga khusus.
- b. Menjual Eyeshadow dan Lips dalam 1 paket dengan harga khusus.
- c. Menjual Serum Wajah dan Sunscreen dalam 1 paket dengan harga khusus.
- d. Menjual Bedak/Foundation dan Lips dalam 1 paket dengan harga khusus.

4.8 Strategi Pemasaran Final

Strategi pemasaran final diambil dari strategi pemasaran dengan nilai *support* dan *confidence* tertinggi. Maka:

- a) Cross Selling

Bedak/Foundation → Lips (Support 14 % dan Confidence 53.4 %)

Ini berarti 14 % atau 70 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Bedak/Foundation dan Lips yang menunjukkan bahwa ketika membeli

Bedak/Foundation, ada kemungkinan 53.4% juga akan membeli Lips. Maka, strategi pemasaran yang diterapkan yaitu jika konsumen membeli Bedak/Foundation, maka ketika hendak membayar kasir dapat menawarkan atau merekomendasikan untuk membeli Lips juga.

b) Bundling

Sunscreen → Serum Wajah (Support 12 % dan Confidence 48 %)

Ini berarti 12 % atau 60 dari 500 transaksi yang muncul bersamaan antara Sunscreen dan Serum Wajah yang menunjukkan bahwa ketika membeli Sunscreen, ada kemungkinan 48 % juga akan membeli Serum Wajah. Maka, strategi pemasaran yang diterapkan yaitu menjual Serum Wajah dan Sunscreen dalam 1 paket dengan harga khusus.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Algoritma apriori berhasil diimplementasikan pada penjualan produk kosmetik di toko RumahSkincare88 dengan software Rapidminer yang menggunakan operator *Retrieve*, *Numerical to Binomial*, *FP-Growth*, dan *Create Association Rules*. Nilai support minimum yang digunakan yaitu 3 % dan 10 % serta nilai confidence minimumnya sebesar 30 % dan 50 %. Jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan sebanyak 17 dengan nilai support tertinggi 14 % dan confidence tertinggi 53.4 %. Aturan asosiasi yang dihasilkan dengan nilai support dan confidence tertinggi yaitu jika membeli Bedak/Foundation maka juga akan membeli Lips.
2. Penelitian ini menghasilkan dua strategi pemasaran yaitu Cross Selling dan Bundling. Untuk strategi Cross-Selling yang bisa diterapkan pada toko RumahSkincare88 adalah jika konsumen membeli Bedak/Foundation, maka ketika hendak membayar, kasir dapat menawarkan atau merekomendasikan untuk membeli Lips juga. Sedangkan untuk Bundling, strategi yang bisa diterapkan yaitu menjual Serum Wajah dan Sunscreen dalam 1 paket dengan harga khusus.

5.2 Saran

Untuk penelitian berikutnya, disarankan untuk meningkatkan jumlah data transaksi yang digunakan agar dapat menghasilkan nilai support yang lebih tinggi, sehingga aturan asosiasi yang didapatkan akan menjadi lebih terbukti dan kuat. Semakin banyak data transaksi yang digunakan, maka informasi yang didapatkan akan lebih teruji kebenarannya. Disarankan juga menggunakan data transaksi terbaru karena pola pembelian konsumen dapat berubah setiap waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Irdiansyah, "Penerapan Data Mining Pada Penjualan Produk Minuman Di Pt . Pepsi Cola Indbeverages Menggunakan Metode," *J. TA/SKRIPSI*, vol. 2, no. 6, pp. 1–6, 2017.
- [2] N. Lestari, "Penerapan Data Mining Algoritma Apriori Dalam Sistem Informasi Penjualan," *Edik Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 103–114, 2017, doi: 10.22202/ei.2017.v3i2.1540.
- [3] H. E. Simanjuntak and W. Windarto, "Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 4, pp. 914–923, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2300.
- [4] Normah, B. Rifai, S. Vambudi, and R. Maulana, "Analisa Sentimen Perkembangan Vtuber Dengan Metode Support Vector Machine Berbasis SMOTE," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. 8, no. 2, pp. 174–180, 2022, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [5] K. Tampubolon, H. Saragih, B. Reza, K. Epicentrum, A. Asosiasi, and A. Apriori, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan," pp. 93–106, 2013.
- [6] M. Badrul, "Algoritma Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. XII, no. 2, pp. 121–129, 2016, [Online]. Available: <http://ejournal.nusamandiri.ac.id/index.php/pilar/article/view/266>
- [7] D. Rusdianto, Sutyono, and L. Zaelan, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mengetahui Pola Peminjaman Buku di Perpustakaan Universitas," *J. Sist. Inf.*, vol. 02, no. 02, pp. 1–10, 2020, [Online]. Available: <http://ejournal.unibba.ac.id/index.php/j-sika/article/view/376>
- [8] N. Wandu, R. A. Hendrawan, and A. Mukhlason, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Penelusuran Buku dengan Penggalan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Tek. ITS*, vol. 1, pp. 1–5, 2012.
- [9] R. Yanto and R. Khoiriah, "Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat," *Citec J.*, vol. 2, no. 2, pp. 1–12, 2015.
- [10] S. Yakub, A. Fitri Boy, I. Mariami, W. Stmik, and T. Dharma, "J-SISKO TECH Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD Penerapan Data Mining Pengaturan Pola Tata Letak Barang Pada Berkah Swalayan Untuk Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," vol. 69, no. 1, pp. 69–75, 2019.
- [11] F. A. K. Wardani and T. Kristiana, "Implementasi Data Mining Penjualan Produk Kosmetik Pada PT. Natural Nusantara Menggunakan Algoritma Apriori," *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 22, no. 1, pp. 85–90, 2020, doi: 10.31294/p.v22i1.6520.
- [12] N. Agustiani, D. Suhendro, W. Saputra, and S. Tunas Bangsa Pematangsiantar, "Penerapan Data Mining Metode Apriori Dalam Implementasi Penjualan Di Alfamart," in *Prosiding Seminar Nasional Riset Dan Information Science (SENARIS)*, 2020, vol. 2, pp. 1–5.

- [13] I. L. Putri *et al.*, “Aturan asosiasi bahan pada resep jamu tradisional dengan algoritma apriori,” pp. 978–979, 2020.
- [14] F. Panjaitan, A. Surahman, and T. D. Rosmalasari, “Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb. Menara),” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–119, 2020, doi: 10.33365/jtsi.v1i2.450.