

PREDIKSI PENJUALAN PARFUM MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA QUEEN PARFUME

Ravi Ari Tri Ardani¹⁾, Jupriyadi²⁾, Styawati³⁾, Rio Andika⁴⁾

^{1,2,4}Teknologi Informasi, Universitas Teknokrat Indonesia

³ Teknik Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia

^{1,2,3,4}Jl. H. ZA. Pagar Alam No. 90-11 Kedaton, Bandar Lampung

Email: ¹ravi_ari_tri_ardani@teknokrat.ac.id, ²jupriyadi@teknokrat.ac.id, ³styawati@teknokrat.ac.id,

⁴rio_andika@teknokrat.ac.id

Abstrak

Queen Parfum adalah sebuah toko yang bergerak di industri penjualan parfum, menawarkan berbagai macam aroma dengan kualitas premium. Merk parfum yang dijual dicatat dalam buku penjualan untuk dilaporkan kepada pemilik toko. Buku penjualan ini mencatat data penjualan harian. Setiap hari, terjadi transaksi penjualan parfum di toko, sehingga data penjualan terus bertambah dan semakin besar seiring waktu. Data ini digunakan untuk mengetahui kombinasi produk parfum yang sering dibeli bersamaan. Algoritma Apriori menggunakan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya. Market basket analysis adalah metodologi untuk menganalisis kebiasaan membeli konsumen dengan menemukan asosiasi antar item yang berbeda menggunakan data transaksi penjualan. Tujuan market basket analysis adalah untuk mengetahui produk mana yang sering dibeli bersamaan. Berdasarkan hasil analisis dari 3556 data, didapatkan 4 aturan dengan nilai minimum support 0.002 dan minimum confidence 0.008, sebagai berikut: Jika membeli parfum Taylor Swift, maka akan membeli parfum Baccarat dengan nilai confidence 0.0802. Jika membeli parfum Dunhil Blue, maka akan membeli parfum Baccarat dengan nilai confidence 0.0720. Jika membeli parfum Baccarat, maka akan membeli parfum Taylor Swift dengan nilai confidence 0.0466. Jika membeli parfum Baccarat, maka akan membeli parfum Dunhil Blue dengan nilai confidence 0.0381. Strategi yang dapat dilakukan setelah mengetahui pola belanja konsumen ini adalah menempatkan produk-produk tersebut berdekatan agar lebih mudah dan cepat diakses oleh konsumen yang ingin membeli.

Kata Kunci: *Association Rules, Data Mining, Google Colab, Queen Parfum*

1. Pendahuluan

Queen Parfum adalah toko yang bergerak di industri penjualan parfum, menawarkan berbagai macam aroma dengan kualitas premium. Pemilik Queen Parfum adalah Bapak Dani Febrian, dan toko ini berlokasi di Jl. Ahmad Yani, RT 06 RW 10 Gedung Tataan, Kabupaten Pesawaran. Banyak toko serupa yang juga menjual parfum, sehingga persaingan dalam bisnis ini sangat ketat.

Oleh karena itu, penting bagi pengembang untuk menemukan strategi yang dapat meningkatkan penjualan dan pemasaran produk mereka, serta bersaing dengan para pesaing. Setiap merk parfum yang terjual dicatat dalam buku penjualan, yang kemudian dilaporkan kepada pemilik toko. Buku penjualan ini berisi data penjualan harian, menyimpan banyak data dan informasi penting.

Setiap hari, toko mengalami transaksi penjualan produk parfum. Data penjualan terus bertambah seiring waktu, sehingga data transaksi semakin besar. Data ini dimanfaatkan untuk mengetahui kombinasi produk parfum yang sering terjual bersama-sama. Algoritma Apriori digunakan untuk memproses informasi ini dengan memanfaatkan frekuensi atribut yang sudah diketahui sebelumnya. Algoritma Apriori menentukan kandidat yang mungkin muncul dengan memperhatikan minimum support (nilai pengunjung atau persentase kombinasi suatu item dalam database) dan minimum confidence (nilai kepastian atau kuatnya hubungan antar item dalam Apriori). Confidence dihitung setelah pola frekuensi munculnya suatu item ditemukan. Kelebihan Algoritma Apriori adalah kesederhanaannya dan kemampuannya menangani data yang besar. Algoritma ini juga membantu pemilik toko mengetahui parfum mana yang banyak terjual, sehingga stok dapat ditambahkan agar tidak kehabisan.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penulis mengambil judul, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Memprediksi Merk Parfum yang Terjual". Terdapat beberapa algoritma dalam association rule seperti yang diungkapkan oleh Shuruti Aggarawal, antara lain algoritma artificial immune system, algoritma direct hashing and pruning, algoritma apriori, algoritma frequent pattern growth, dan algoritma partition [1].

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Data Mining

Data mining adalah metode yang menggabungkan teknik analisis data untuk menemukan pola-pola penting dalam data. Secara sederhana, data mining atau penggalian data dapat didefinisikan sebagai proses memilih, mengeksplorasi, dan memodelkan sejumlah besar data

untuk menemukan tren yang sebelumnya tidak dikenali [2]. Dalam data mining, data disimpan secara elektronik dan diproses secara otomatis oleh komputer menggunakan teknik dan perhitungan tertentu. Data mining menjadi acuan penting dalam pengambilan keputusan. Pengolahan data dalam data mining dapat dilakukan dengan berbagai cara, di antaranya adalah *rough set*, *fuzzy*, *association rule*, algoritma C4.5, dan lain-lain [3].

Data mining memiliki beberapa model proses yang digunakan untuk mengarahkan pelaksanaannya. Model proses yang sering digunakan meliputi Knowledge Discovery in Databases (KDD), CRISP-DM, dan SEMMA [4].

2.2. Association Rules

Association rules adalah salah satu tugas dalam data mining deskriptif yang bertujuan menemukan aturan asosiasi antara item-item dalam data. Langkah utama dalam *association rules* adalah mengidentifikasi seberapa sering kombinasi item muncul dalam database, yang dikenal sebagai pola frekuensi [5]. Dalam menentukan *Association Rule*, ada dua ukuran yang digunakan yaitu:

a. Minimal Support

Minimal Support adalah ukuran yang harus dipenuhi sebagai batas frekuensi kejadian (*support count*) dari seluruh itemset (*support*) dalam keseluruhan transaksi. Untuk mencari nilai *support* sebuah item (*X*) diperoleh dengan rumus :

$$\text{Support}(x) = \frac{\text{Jumlah Transaksi } X}{\text{Total Transaksi}}$$

Sedangkan untuk nilai *support* untuk itemset (*X,Y*) diperoleh dari rumus :

$$\text{Support}(x) = \frac{\text{Jumlah Transaksi } X \text{ dan } Y}{\text{Total Transaksi}}$$

b. Minimal Confidence

Minimal Confidence adalah parameter seberapa sering item dalam *Y* muncul di transaksi yang mengandung *X*.

$$\text{Confidence}(X|Y) = \frac{\text{Jumlah Transaksi } X \text{ dan } Y}{\text{Total Transaksi } X}$$

2.3. Algoritma Apriori

Data transaksi sering menunjukkan pola pembelian barang-barang secara bersamaan. Contohnya, jika barang A dan B sering dibeli bersamaan di toko. Setelah menemukan itemset yang sering muncul, algoritma ini akan memanfaatkan pengetahuan tentang itemset yang sering muncul sebelumnya untuk mengungkap lebih banyak informasi. Apriori menerapkan metode iteratif dalam prosesnya [6].

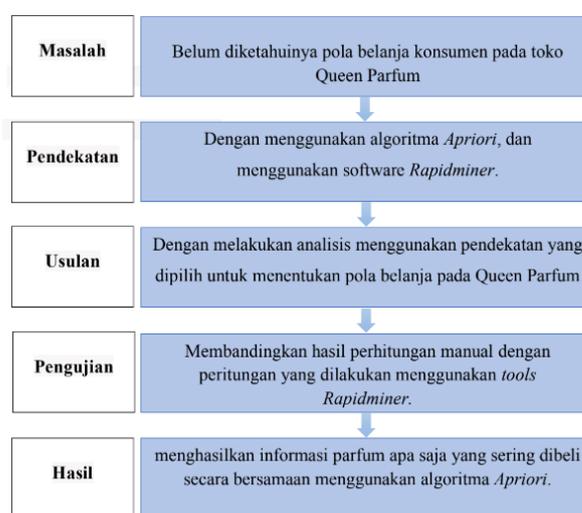
Dasar prinsip kerja algoritma ini adalah mengembangkan kumpulan item yang sering muncul. Prosesnya dimulai

dengan satu item, lalu secara rekursif memperluas kumpulan item tersebut menjadi dua item, tiga item, dan seterusnya, hingga tidak ada lagi pengembangan yang dapat dilakukan. Untuk mengembangkan frequent item set yang terdiri dari dua item, satu item dapat digunakan sebagai acuan, karena jika satu set item tidak memenuhi batas minimum dukungan, maka set item yang lebih besar juga tidak akan memenuhi batas tersebut [7].

3. Metode Penelitian

3.1. Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian adalah metode pemikiran yang menggunakan berbagai model konseptual untuk menghubungkan teori dengan faktor-faktor yang telah diidentifikasi sebagai masalah dalam topik penelitian, serta menyusunnya secara sistematis. Acuan pelaksanaan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

3.2. Prosedur Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan kedua jenis data, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer terdiri dari data transaksi penjualan antara Januari 2021 hingga September 2021, sedangkan data sekunder mencakup kajian pustaka mengenai penerapan aturan asosiasi atau analisis keranjang pasar, yang diperoleh dari jurnal, buku, dan artikel.

3.3. Metode Pengumpulan Data

Metode yang dilakukan dalam proses pengumpulan data antara lain:

1. Pengamatan Langsung (observasi)

Observasi yang dilakukan oleh peneliti di Queen Parfum, didapatkan bahwa data transaksi penjualan hanya digunakan sebagai arsip saja tidak dimanfaatkan ditambah dengan terus bertambahnya jumlah transaksi setiap harinya yang menyebabkan data semakin besar. Maka dari itu peneliti

memanfaatkan data transaksi tersebut untuk mengetahui kombinasi produk parfum. Observasi adalah pengamatan langsung terhadap objek penelitian yang dilakukan dengan cara mengamati secara teliti serta pencatatan secara sistematis.

2. **Dokumentasi**
Dokumentasi dalam penelitian ini melibatkan pengumpulan data dari toko Queen Parfum. Proses pengumpulan data dilakukan dengan memfoto data transaksi dan kemudian memindahkannya secara manual ke Microsoft Excel. Dokumentasi ini bertujuan untuk memperoleh data yang relevan untuk penelitian, yaitu dengan mendokumentasikan data transaksi dari Januari 2021 hingga September 2021. Dokumentasi adalah metode untuk mengumpulkan data dan informasi dalam bentuk huruf dan angka yang dapat mendukung penelitian.
3. **Wawancara**
Pada penelitian ini, peneliti menggunakan teknik wawancara bebas terpimpin. Teknik ini melibatkan pengajuan pertanyaan secara bebas namun tetap mengikuti pedoman wawancara yang telah ditetapkan. Pertanyaan dapat berkembang selama proses wawancara. Menurut Arikunto (2013: 199), peneliti melakukan wawancara dengan karyawan toko Queen Parfum, yaitu Yessi Renikasari.

3.4. Desain Penelitian

Pada penelitian ini peneliti menggunakan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), dengan tahapan sebagai berikut :

1. **Selection**
Di bagian ini, peneliti memilih dan menyaring data yang akan diolah berdasarkan kriteria tertentu, yaitu data transaksi penjualan dari toko Queen Parfum. Contoh data transaksi sebelum proses seleksi dapat dilihat pada Gambar 2, sementara contoh data setelah seleksi dapat dilihat pada Gambar 3.

NO	Tanggal	Nama Parfum	Bibit	MI	Kualitas	Harga	Toko
1	2-Juni-2021	Bomshel	8	20	ST	Rp. 20.000	QR
2	2-Juni-2021	Pink Chifon	20	50	ST	Rp. 40.000	QR
3	2-Juni-2021	Dunhil Blue	6	15	ST	Rp. 15.000	QR
4	2-Juni-2021	B Shop Chery Blossom, Bacarat	6	15	ST	Rp. 80.000	QR
5	2-Juni-2021	YSI Black Oplum	25	50	DL	Rp. 30.000	QR
6	2-Juni-2021	Bacarat, Vanila	12	30	ST	Rp. 50.000	QR
7	2-Juni-2021	Bacarat	24	60	ST	Rp. 50.000	QR
8	2-Juni-2021	Rafi AAhmad	24	60	ST	Rp. 50.000	QR
9	2-Juni-2021	J Malon English Piers	24	60	DL	Rp. 50.000	QR
10	2-Juni-2021	CH Sood Girl	15	30	ST	Rp. 60.000	QR
11	2-Juni-2021	J Malon English Piers	24	60	ST	Rp. 50.000	QR
12	2-Juni-2021	VS. Romance Wish	20	50	ST	Rp. 40.000	QR
13	3-Juni-2021	E Eigner Blue Imotion	12	30	ST	Rp. 30.000	QR
14	3-Juni-2022	Msharhtoi	12	30	st	Rp. 30.000	QR
15	3-Juni-2021	Moon Sparkel, 212 Men	8	20	ST	Rp. 20.000	QR

Gambar 2. Data Sebelum Proses Selection

Transaksi	Nama Parfum	Quantity	Toko
1	Bomshel	1	QR
1	Pink Chifon	1	QR
1	Dunhil Blue	1	QR
2	B Shop Chery Blossom	1	QR
2	Bacarat	1	QR
1	YSI Black Oplum	1	QR
2	Bacarat	1	QR
2	Vanila	1	QR
1	Bacarat	1	QR
1	Rafi AAhmad	1	QR
1	J Malon English Piers	1	QR
1	CH Sood Girl	1	QR
1	J Malon English Piers	1	QR
1	VS. Romance Wish	1	QR
1	E Eigner Blue Imotion	1	QR
1	Msharhtoi	1	QR

Gambar 3. Data Setelah Proses Selection

2. **Pre-Processing**
Sebelum melanjutkan ke tahap pengolahan data, peneliti melakukan proses pembersihan data untuk memeriksa ketidakkonsistenan, seperti data yang tampak duplikat, dan mengoreksi kesalahan pada data. Contoh data sebelum dilakukan *pre-processing* dapat dilihat pada Gambar 4, sedangkan contoh data setelah *pre-processing* dapat dilihat pada Gambar 5.

Transaksi	Nama Parfum	Quantity	Toko
1	Bomshel	1	QR
1	Pink Chifon	1	QR
1	Dunhil Blue	1	QR
2	B Shop Chery Blossom	1	QR
2	Bacarat	1	QR
1	YSI Black Oplum	1	QR
2	Bacarat	1	QR
2	Vanila	1	QR
1	Bacarat	1	QR
1	Rafi AAhmad	1	QR
1	J Malon English Piers	1	QR
1	CH Sood Girl	1	QR
1	J Malon English Piers	1	QR
1	VS. Romance Wish	1	QR
1	E Eigner Blue Imotion	1	QR
1	Msharhtoi	1	QR

Gambar 4. Data Sebelum Pre-Processing

Transaksi	Nama Parfum	Quantity	Toko
1	Bomshel	1	QR
1	Pink Chifon	1	QR
1	Dunhil Blue	1	QR
2	B Shop Chery Blossom	1	QR
2	Bacarat	1	QR
1	YSI Black Oplum	1	QR
2	Bacarat	1	QR
2	Vanila	1	QR
1	Bacarat	1	QR
1	Rafi Ahmad	1	QR
1	J Malon English Piers	1	QR
1	CH Good Girl	1	QR
1	J Malon English Piers	1	QR
1	VS. Romance Wish	1	QR
1	E Eigner Blue Imotion	1	QR
2	Moon Sparkel	1	QR

Gambar 5. Data Setelah Pre-Processing

3. Transformasi

Pada tahap ini, peneliti melakukan transformasi data dengan mengubah data transaksi penjualan yang telah dibersihkan (*cleaning*) menjadi bentuk data yang valid dan siap untuk diproses. Hasil proses transformasi dapat dilihat pada Gambar 6.

1	B SHOP CHERY BLOM
2	MOON SPARKEL, 212 MEN
3	VS BOMSHL, NAGITA SLAVINA
4	BBD VANILA, 212 MEN
5	BULGARIA OMNIA CRISTAL
6	RAFI AHMAD, ANASUI DREAM
7	BACARAT, TAYLOR SWIFF
8	D&G ONLY ME, MAHERZAIN
9	VANILA LACE, YSL BLACK OPLUM
10	BACARAT, SCANDAL
11	T H CITRUS BRIGHT
12	RAFI AHMAD, ZARA COKLAT
13	SELENA GOMES, SILVER
14	VS BOMSHL, NAGITA SLAVINA
15	VS EAU SO SEXY, INCANTO SHINE

Gambar 6. Data yang sudah valid sebelum diubah ke format tabular

4. Pengolahan Data

Pada proses ini, peneliti mencari pola atau informasi menarik dalam data menggunakan metode tertentu dengan menerapkan algoritma Apriori. Penelitian dilakukan menggunakan Python sebagai alat dan dijalankan melalui Google Colab untuk menemukan pola hubungan berdasarkan nilai batas bawah dan batas atas dari data yang telah diolah.

5. Evaluasi dan Analisis Hasil

Pada tahapan ini peneliti menganalisis hasil dari perhitungan metode algoritma apriori dengan menggunakan tools Goggle Colab. Hasil yang diperoleh dapat digunakan untuk menentukan pola pembelian dan hasil untuk mengetahui hubungan antar itemset dua atau lebih itemset.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Pengelolaan Data dan Informasi

Data yang diperoleh dalam pengumpulan data adalah file Excel berisi transaksi. Data transaksi penjualan mencakup 7 atribut: tanggal transaksi, nama parfum, bibit, mili, kualitas, harga, dan toko. Penjelasan mengenai atribut-atribut tersebut dapat dilihat pada Gambar 7. Data ini akan diproses sesuai dengan hasil studi literatur, dilanjutkan dengan preprocessing, penerapan metode Apriori, dan akhirnya pembentukan aturan asosiasi (*Association Rules*).

Atribut	Keterangan
Tanggal transaksi	Tanggal terjadinya transaksi di toko
Nama parfum	Nama parfum yang terjual
Bibit	Ekstrak wewangian
Mili	Ukuran yang dibeli oleh konsumen
Kualitas	Kualitas parfum yang dibeli oleh konsumen
Harga	Harga setiap barang yang dibeli oleh konsumen
Toko	Queen Parfum

Gambar 7. Keterangan Atribut Data Transaksi

4.2. Pre-Processing Data

Dalam tahap ini agar data dapat diolah menggunakan google colab maka dilakukan preprocessing yang dilakukan secara manual. Untuk atribut yang tidak 29 terpakai seperti tanggal, bibit, mili, kualitas, dan harga dihilangkan.

Pada penelitian ini data yang diperlukan hanya data transaksi penjualan yang terjadi di Queen Parfum, maka dilakukan filter data pada tersebut. Filter dilakukan dengan menghapus data transaksi yang bukan transaksi penjualan. Dalam pembentukan Association Rules atribut yang dipakai hanya transaksi, quantity nama barang dan tempat terjadinya transaksi pada setiap penjualan parfum. Untuk mengetahui jenis barang di setiap transaksi dan mencari pola hubungan antar item dalam 1 transaksi menggunakan *Market basket analysis*. Apabila dalam satu transaksi hanya ada satu item maka transaksi tersebut dihilangkan.

4.3. Penyelesaian Masalah Menggunakan Algoritma Apriori

Algoritma apriori digunakan untuk menemukan Frequent itemset yang berguna dalam pembentukan Association Rules. Langkah-langkah yang dilakukan dalam algoritma hash-based yaitu :

1. Pemrosesan Data Data set yang didapat pada tahap *pre-processing* setelah itu diproses menggunakan algoritma apriori agar menghasilkan *Frequent Itemset*.
2. Menyakinkan minimum support sebagai batas dalam pembentukan frequent itemset dan *minimum confidence* dalam pembentukan 31 *Association Rules*. Penentuan *minimum support* dan *minimum confidence* disesuaikan dengan kebutuhan karena tidak ada regulasinya. Dalam penelitian ini menggunakan *Frequent Itemset* sebesar 2 dan *minimum confidence* 80%.
3. Dalam melakukan perhitungan manual menggunakan data sebanyak 120 data sampel transaksi, sedangkan untuk keseluruhan data yang digunakan adalah 3556 data. Data sampel transaksi yang digunakan untuk memproses perhitungan manual yaitu memakai algoritma apriori dapat dilihat pada Gambar 8.

Transaksi	Parfum
1	1000 BUNGA, BACARAT
2	A BANDERA BUSED
3	B MITNIGHT FANTASY, DUNHIL RED
4	B SEARS FANTASY
5	B SHOP CHERY BLOSUM
6	B SPEARS FANTASY
7	BACARAT, RAFI AHMAD
8	C DIOR SAVAGE
9	C GAILERA BY NIGHT
10	CAPUCINO COCO, B SHOP CHERY BLOSUM
11	CH 212 MEN, E MOON SPARKEL

Gambar 8. Data sampel transaksi penjualan

- Pembangkitan kandidat 1-itemset (CI) terhadap perhitungan support count. sebagai model salah satu perhitungan nilai support adalah sebagai berikut. Contoh nilai support dari item pafum Bacarat.

$$Support (Bacarat) = \frac{2}{120} \times 100\% = 1,6\%$$

Hasil perhitungan CI kemudian di filter berdasarkan nilai support count yang lebih besar atau sama dengan 1,6% atau 0,016 dari nilai support minimum yang telah ditentukan sebelumnya. Hasil penyaringan menghasilkan frequent itemset (LI). Contoh hasil penyaringan L1 ditunjukkan pada Gambar 9.

Parfum Yang di Beli	Count	Support
E MOON SPARKEL	5	0.05
FLOWER BOMB	5	0.05
J MALON ENGLISH PIERS	4	0.04
LOVELY	3	0.03
NOIR	3	0.03
ROMANCE WISH	3	0.03
V SECRET AQUA KISS	3	0.03
B SHOP CHERY BLOSUM	2	0.02
BACARAT	2	0.02
DUNHIL RED	2	0.02
GRENTA	2	0.02

Gambar 9. Contoh Hasil LI

- Hasil LI dikombinasikan dengan dimasukkan ke dalam tabel dengan menerapkan persamaan support akan menghasilkan C2. Sesudah dilakukan dua kali pengulangan menyisahkan delapan belas alamat pada tabel dengan 2 itemset. Frequent Itemset yang ditemukan adalah (E moon Sparkel, Flower Bomb, J Malon English Piers, Lovely, Noir, Romance Wish, V Secret Aqua Kiss, B Shop Chery Blossom, Bacarat, Dunhil Red, Grentea Kenzo Batang Maherzain, Mitnight Fantasy, Omnia Cristal,

Orange Men, P Hilton Paspor, Sexy Gravity22. Dengan jumlah parfum yang paling banyak tejual adalah E Moon Sparkel dan Flower Bomb sebesar 5. Setelah tahap perhitungan algoritma apriori selesai maka dilakukan perhitungan confidence. Penyaringan hasil perhitungan confidence dilakukan berdasarkan minimum confidence yang telah ditetapkan yaitu 80% untuk semua hasil perhitungan algoritma apriori.

$$Confidence E Moon Sparkel - Ch 212 Men = \frac{5}{5} \times 100\% = 100\%$$

Dari hasil perhitungan confidence diatas tingkat kemungkinan ketika membeli E Moon Sparkel maka konsumen akan membeli item Ch 212 Men sebesar 100%. Hasil perhitungan confidence item lainnya dapat dilihat pada Gambar 10.

Kombinasi Parfum		Count	Support	Confidence
E MOON SPARKEL	CH 212 MEN	5	0.05	1,00
FLOWER BOMB	GUCCI GUILTY MEN	5	0.05	1,00
J MALON ENGLISH PIERS	FLOWER BOMB	4	0.04	1,00
LOVELY	J PARKEY LOVELY	3	0.03	1,00
NOIR	DRAKAR NOIR	3	0.03	1,00
ROMANCE WISH	YSL MOON PARIS	3	0.03	1,00
V SECRET AQUA KISS	VALENTINO ROSSI	3	0.03	1,00
B SHOP CHERY BLOSUM	CAPUCINO COCO	2	0.02	1,00
BACARAT	1000 BUNGA	2	0.02	1,00
DUNHIL RED	B MITNIGHT FANTASY	2	0.02	1,00

Gambar 10. Hasil penyaringan confidence

Hasil dari penyaringan confidence tersebut merupakan Association Rules yang memenuhi minimum confidence lebih besar dari atau sama dengan 80% atau 0,8 sebagai berikut :

- [CH 212 MEN] - [E MOON SPARKEL] = confidence : 100%
- [EAU SO PARTY] - [E MOON SPARKEL] = confidence : 100%
- [H BOSS REVERSED] - [E MOON SPARKEL] = confidence : 100%
- [JACOB ESENSIAL SPORT] - [E MOON SPARKEL] = confidence : 100%
- [GUCCI GUILTY MEN] - [FLOWER BOMB] = confidence : 100%
- [J MALON ORANGE BLOSUM] - [FLOWER BOMB] = confidence : 100%
- [JAMES BON 007] - [FLOWER BOMB] = confidence : 100%

- 8) [V FLOWER BOMB] - [FLOWER BOMB] = confidence : 100%
- 9) [H BOSS ORANGE MEN] - [J MALON ENGLISH PIERS] = confidence : 100%
- 10) [ZARA COKLAT] - [J MALON ENGLISH PIERS] = confidence : 100%
- 11) [J PARKEY LOVELY] - [LOVELY] = confidence : 100%
- 12) [JESICA PARKER LOVELY] - [LOVELY] = confidence : 100%
- 13) [DRAKAR NOIR] - [NOIR] = confidence : 100%
- 14) [NOIR TEASE] - [NOIR] = confidence : 100%
13. Jika membeli parfum Valentino Rossi maka akan membeli parfum V Secret Aqua Kiss dengan nilai confidence : 1.0
14. Jika membeli parfum Gucci Guilty Men maka akan membeli parfum Flower Bomb dengan nilai confidence : 1.0
15. Jika membeli parfum J Malon Orange Blossom maka akan membeli parfum Flower Bomb dengan nilai confidence : 1.0
16. Jika membeli parfum James Bon 007 maka akan membeli parfum Flower Bomb dengan nilai confidence : 1.0
17. Jika membeli parfum H Boss Orange Men maka akan membeli parfum J Malon English Piers dengan nilai confidence : 1.0
18. Jika membeli parfum Zara Coklat maka akan membeli parfum J Malon English Piers dengan nilai confidence : 1.0
19. Jika membeli parfum Ch 212 Men maka akan membeli parfum E Moon Sparkel dengan nilai confidence : 1.0
20. Jika membeli parfum Eau So Party maka akan membeli parfum E Moon Sparkel dengan nilai confidence : 1.0
21. Jika membeli parfum H Boss Reversed maka akan membeli parfum E Moon Sparkel dengan nilai confidence : 1.0
22. Jika membeli parfum Jacob Esensial Sport maka akan membeli parfum E Moon Sparkel dengan nilai confidence : 1.0

4.4. Hasil Association Rules

Setelah dilakukan analisis keranjang belanja pada Queen Parfum dengan menggunakan algoritma apriori dan Tools Google Colab dapat diketahui pola belanja yang terjadi pada data sampel sebanyak 120 menghasilkan 22 rules. Dari hasil pengujian yang dilakukan dengan membandingkan hasil dari perhitungan manual menggunakan minimum support dan minimum confidence pada *microsoft excel* sebanyak 120 sampel mendapatkan tingkat akurasi sebesar 96.04%. Aturan Association rules dari 120 data sampel transaksi yang telah dilakukan perhitungan dengan google colab menghasilkan 22 aturan *Associaton Rules* yaitu

1. Jika membeli parfum M Jacob Daisy maka akan membeli parfum Love Bunga dengan nilai confidence : 1.0
2. Jika membeli parfum Love Bunga maka akan membeli parfum M Jacob Daisy dengan nilai confidence : 1.0
3. Jika membeli parfum 1000 Bunga maka akan membeli parfum Bacarat dengan nilai confidence : 1.0
4. Jika membeli parfum B Mitnight Fantasy maka akan membeli parfum Dunhiil Red dengan nilai confidence : 1.0
5. Jika membeli parfum Capucino Coco maka akan membeli parfum B Shop Chery Blossom dengan nilai confidence : 1.0
6. Jika membeli parfum Lady Million maka akan membeli parfum Kenzo Batang dengan nilai confidence : 1.0
7. Jika membeli parfum Melon maka akan membeli parfum Maherzain dengan nilai confidence : 1.0
8. Jika membeli parfum Monalisa maka akan membeli parfum Omnia Cristal dengan nilai confidence : 1.0
9. Jika membeli parfum Orange Men maka akan membeli parfum P Hilton Heries dengan nilai confidence : 1.0
10. Jika membeli parfum Ysl Moon Paris maka akan membeli parfum Romance Wish dengan nilai confidence : 1.0
11. Jika membeli parfum Sexy Gravity maka akan membeli parfum Salvadoly Blue Ice dengan nilai confidence : 1.0
12. Jika membeli parfum Oriflame Exited Men maka akan membeli parfum V Secret Aqua Kiss dengan nilai confidence : 1.0

Berdasarkan hasil analisis, peneliti berhasil menemukan 4 aturan dari 3556 data transaksi, dengan batas bawah 0.002 dan batas atas 0.008. Pengujian dilakukan dengan membandingkan perhitungan manual menggunakan 120 sampel data terhadap perhitungan menggunakan Google Colab, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,04%. Setelah mengidentifikasi pola belanja konsumen di Queen Parfum, peneliti merekomendasikan kepada pemilik toko untuk menyediakan stok yang lebih banyak untuk item Taylor Swift dan Baccarat.

5. Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Penggunaan algoritma Apriori membantu toko Queen Parfum untuk memahami pola belanja konsumen dan item yang sering dibeli oleh mereka.
2. Pengujian menunjukkan bahwa dari 3556 data transaksi, dihasilkan 4 aturan, dengan hasil tertinggi menunjukkan bahwa pembelian merk parfum Taylor Swift cenderung diikuti dengan pembelian merk parfum Baccarat. Aturan-aturan ini dapat digunakan untuk menambah stok merk parfum yang paling banyak terjual dan memungkinkan pemilik toko untuk menawarkan parfum yang kurang laku guna meningkatkan penjualan serta bersaing dengan merk parfum yang sering terjual.

Daftar Pustaka

- [1] I.A. Nikmatun and I. Waspada, "Implementasi Data Mining Untuk Klasifikasi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor", *Jurnal SIMETRIS*, Vol. 10 No. 2 November 2019, pp. 421-432.
- [2] R.R. Putra, and C. Wadisman, "Implementasi Data Mining Pemilihan Pelanggan Potensial Menggunakan Algoritma K-Means", *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, Volume 1 No 1, Maret 2018, pp. 72-77.
- [3] S. Jambekar and Z. Saquib, "Application of Data Mining Techniques for Prediction of Crop Production in India," vol. 7, no. 4, pp. 66–69, 2018.
- [4] U. Shafique and H. Qaiser, "A Comparative Study of Data Mining Process Models (KDD, CRISPDM and SEMMA)," *Int. J. Innov. Sci. Res.* ISSN, vol. 12, no. 1, pp. 2351–8014, 2014.
- [5] Han, J., Kamber, M., dan Pei, J., "Data Mining: Concepts and Techniques Third Edition", *Morgan Kaufmann*, USA, 2011.
- [6] J.R. Gumilang, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Penjualan Konter Berbasis Web", *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, Vol. 1 No. 2, Desember 2020, pp. 226~233.
- [7] Iswandi, P., Permana, I. and Salisah, F. N. "Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Hypermart XYZ Lampung Untuk Penentuan Tata Letak Barang", *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, 6(1), 2020, pp. 70–74.