

Implementasi Algoritma Apriori untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen pada Perusahaan Retail

Ulfadiyah Nir Kumalasari^{a1}, I Ketut Gede Darma Putra^{a2}, I Putu Arya Dharmaadi^{a3}

^aDepartment of Information Technology, Udayana University, Indonesia
e-mail: ¹ulfadiyahkumalasari@gmail.com, ²ikgdarmaputra@unud.ac.id,
³aryadharmaadi@unud.ac.id

Abstrak

Persaingan bisnis yang semakin ketat membuat perusahaan retail harus mencari terobosan baru untuk menentukan strategi yang tepat dalam menjalankan bisnis. Data transaksi penjualan dapat dimanfaatkan oleh pihak manajemen perusahaan untuk menganalisis kebiasaan belanja pelanggan mengenai barang-barang yang sering dibeli secara bersamaan dengan menerapkan analisis keranjang belanja (market basket analysis) menggunakan teknik data mining. Asosiasi merupakan salah satu metode data mining yang digunakan untuk menemukan hubungan menarik antara suatu kombinasi item. Apriori adalah salah satu algoritma dari metode asosiasi yang digunakan untuk menambang frequent itemset (kombinasi item yang sering muncul) dalam membentuk aturan asosiasi. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sampel 200 data transaksi penjualan. Aturan asosiasi final yang diperoleh dari data transaksi tersebut adalah "Jika konsumen membeli chocolates chocolate drink28g, maka akan membeli CUP COFFE + AIR SEDUH" dengan persentase support sebesar 2,5% dan confidence sebesar 100%. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa Algoritma Apriori cocok diterapkan untuk menemukan pola pembelian konsumen pada data transaksi penjualan. Aturan asosiasi yang dihasilkan dapat digunakan sebagai pendukung dalam pengambilan keputusan oleh manajemen perusahaan.

Kata kunci: Algoritma Apriori, Data Mining, Market Basket Analysis, Metode Asosiasi

Abstract

Retail companies require to find new solutions in running a business amid increasing competition. Company management used sales transaction data to analyzed customer buying behaviour regarding items that are often purchased simultaneously by applying market basket analysis using data mining techniques. Association is a data mining method used to find interesting relationships between the combination of items. Apriori is an algorithm of the association method used to mine frequent itemsets in forming association rules. The data used in this study is a sample of 200 sales transaction data. The final association rule obtained from the transaction data is "If buy chocolates chocolate drink28g, then buy CUP COFFE + AIR SEDUH" with a support percentage of 2.5% and a confidence of 100%. The results of the study proved Apriori Algorithm suitable for finding consumer purchasing patterns in sales transaction data. The resulting association rules used as a support in decision making by company management.

Keywords: Apriori Algorith, Association, Data Mining, Market Basket Analysis

1. Introduction

Dewasa ini, persaingan bisnis yang semakin ketat membuat perusahaan retail harus mencari terobosan baru untuk menentukan strategi yang tepat dalam menjalankan bisnis. Data transaksi penjualan yang terus bertambah setiap hari menghasilkan laporan harian yang monoton, sehingga memunculkan fenomena "data rich but information poor", artinya data yang berjumlah besar tidak diikuti dengan peningkatan informasi yang diperoleh dari data tersebut. Oleh karena itu, data transaksi perlu dimanfaatkan oleh pihak manajemen perusahaan untuk

menemukan informasi atau pengetahuan baru yang berguna sebagai pendukung dalam pengambilan keputusan. Informasi atau pengetahuan baru dapat ditemukan dengan menggunakan teknik *data mining*. *Data mining* adalah proses untuk mengekstraksi atau menggali pengetahuan dari data yang berjumlah besar [1].

Analisis keranjang belanja (*market basket analysis*) dapat dilakukan oleh perusahaan retail untuk menganalisis kebiasaan belanja pelanggan dengan menemukan asosiasi antara berbagai item yang ditempatkan oleh pelanggan dalam “keranjang belanja” [1]. Metode *data mining* yang dapat digunakan untuk analisis keranjang belanja adalah metode asosiasi. Analisis asosiasi digunakan untuk menemukan hubungan menarik antara suatu kombinasi *item* yang tersembunyi dalam suatu basis data. Hubungan ini dapat digambarkan dalam suatu bentuk aturan asosiasi [2]. Bentuk dari aturan asosiasi adalah *if antecedent then consequent*. Kekuatan hubungan suatu aturan asosiasi dapat diukur dengan dua parameter yaitu *support* dan *confidence*. *Support* (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi *item* tersebut dalam basis data, sedangkan *confidence* (nilai kepastian) adalah kekuatan hubungan antar-*item* dalam aturan asosiasi [3]. Apriori adalah algoritma untuk menambang *frequent itemset* untuk aturan asosiasi Boolean. Algoritma apriori didasarkan pada fakta bahwa algoritma tersebut menggunakan pengetahuan sebelumnya tentang properti *frequent itemset*. Apriori menggunakan pendekatan berulang (iteratif) yang dikenal sebagai pencarian *level-wise*, *k-itemsets* digunakan untuk mengeksplorasi $(k+1)$ -*itemsets* [1].

Penelitian sejenis yang menggunakan algoritma Apriori telah dilakukan untuk sistem pengelolaan daerah rawan banjir yang dapat memberikan peringatan dini kepada warga di daerah rawan banjir, sehingga dapat menyelamatkan lebih banyak jiwa dan harta benda [4], penelitian lain dengan algoritma Apriori adalah sistem rekomendasi perpustakaan di perguruan tinggi yang secara efektif meningkatkan kualitas layanan di perpustakaan [5]. Penelitian ini menggunakan sampel 200 data transaksi penjualan perusahaan retail. Hasil analisis dapat digunakan untuk mengetahui pola pembelian konsumen berupa kombinasi *item* yang sering dibeli secara bersamaan, sehingga dapat membantu perusahaan dalam mengambil keputusan dan menetapkan kebijakan.

2. Research Method / Proposed Method

Penelitian tentang implementasi algoritma Apriori untuk mencari pola belanja konsumen dilakukan melalui beberapa tahap, seperti pada Figure 1.

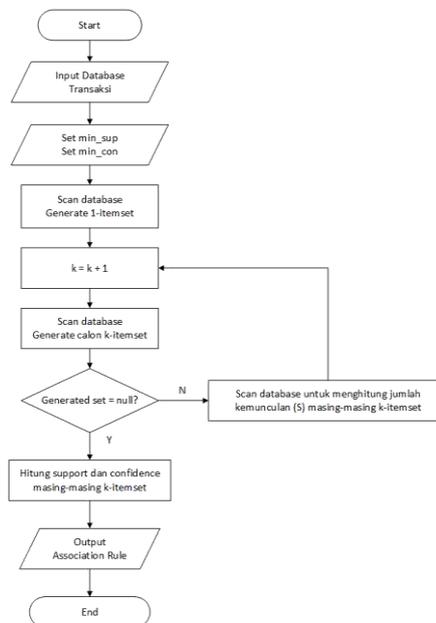


Figure 1. Flowchart Algoritma Apriori

Aturan asosiasi yang dibentuk sesuai dengan tahapan pada *flowchart* algoritma Apriori dapat dijelaskan sebagai berikut.

1. Algoritma Apriori menggunakan pendekatan iteratif dimana k -*itemset* digunakan untuk mengeksplorasi $(k+1)$ -*itemset*.
2. Langkah pertama adalah *input* basis data yang digunakan untuk melakukan perhitungan algoritma Apriori, kemudian menentukan nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence*.
3. Langkah selanjutnya yaitu mencari *frequent 1-itemset* dengan melakukan *scanning* basis data untuk mengakumulasi jumlah kemunculan dari setiap *item* pada setiap transaksi.
4. Selanjutnya *frequent 1-itemset* digunakan untuk menemukan calon kandidat *2-itemset*. Calon kandidat *2-itemset* ditemukan dengan cara saling memasangkan satu *item* dengan *item* lainnya sehingga dapat menghasilkan kombinasi yang memungkinkan untuk 2 buah *item*.
5. Kemudian kombinasi *2-itemset* dihitung jumlah kemunculannya pada setiap transaksi untuk menemukan *frequent 2-itemset*. *Frequent 2-itemset* digunakan untuk menemukan calon kandidat *3-itemset* dan seterusnya hingga tidak ada lagi *frequent (k+1)-itemset* yang bisa ditemukan.
6. Jika tidak ada kombinasi k -*itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence*, maka akan kembali dilakukan proses *scanning* basis data untuk mencari jumlah kemunculan masing-masing k -*itemset* pada setiap transaksi.
7. *Frequent 2-itemset* dan *frequent 3-itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* yang telah ditentukan digunakan sebagai aturan asosiasi.
8. Selanjutnya hitung nilai *support* dan *confidence* yang terdapat pada semua aturan dari *frequent (k+1)-itemset* yang terbentuk. Hasil perkalian dari nilai *support* dan *confidence* yang paling tinggi merupakan aturan asosiasi yang paling baik dari keseluruhan transaksi yang ada dalam basis data.

2.1 Penerapan Algoritma Apriori pada Data Transaksi Penjualan

Contoh berikut diberikan lima buah data transaksi penjualan barang seperti yang dijabarkan pada tabel berikut:

Table 1. Data Transaksi Penjualan

Tid	Tanggal Transaksi	Nama Barang
1	01 Desember 2017	Cokelat, Biscuit
2	01 Desember 2017	Kopi, Gula, Biscuit
3	01 Desember 2017	Susu, Gula, Cokelat, Kopi
4	01 Desember 2017	Kopi, Gula
5	01 Desember 2017	Biscuit, Kopi, Gula

Data transaksi tersebut dijabarkan dalam bentuk *tabular* menjadi *1-itemset* yang berfungsi untuk mendapatkan calon $(k+1)$ *itemset* berikutnya seperti tabel dibawah ini.

Table 2. Data Transaksi Bentuk Tabular *1-itemset*

Tid	Cokelat	Biscuit	Kopi	Gula	Susu
1	1	1	0	0	0
2	0	1	1	1	0
3	1	0	1	1	1
4	0	0	1	1	0
5	0	1	1	1	0
Jumlah	2	3	4	4	1

Selanjutnya, mencari *frequent 2-itemsets* dengan cara membangun satu set C_k dari kandidat k -*itemsets* dengan memasangkan satu *item* dengan *item* lainnya. Calon kandidat *2-itemset* yang telah dibentuk kemudian dihitung jumlah kemunculannya pada setiap transaksi.

Table 3. Calon Kandidat 2-*itemset*

Kombinasi		Jumlah
Cokelat	Biscuit	1
Cokelat	Kopi	1
Cokelat	Gula	1
Cokelat	Susu	1
Biscuit	Kopi	2
Biscuit	Gula	2
Biscuit	Susu	0
Kopi	Gula	4
Kopi	Susu	1
Gula	Susu	1

Jika ditetapkan nilai *threshold minimum support* = 2, maka *frequent 2-itemset* (F2) = {Biscuit, Kopi}, {Biscuit, Gula}, dan {Kopi, Gula}. Calon kandidat 3-*itemset* juga dibentuk dengan cara yang sama yaitu dengan memasangkan satu *item* dengan *item* lainnya. Calon kandidat 3-*itemset* yang telah dibentuk kemudian dihitung jumlah kemunculannya pada setiap transaksi seperti yang terdapat pada Tabel 4.

Table 4. Calon Kandidat 3-*itemset*

Kombinasi			Jumlah
Cokelat	Biscuit	Kopi	0
Cokelat	Biscuit	Gula	0
Cokelat	Biscuit	Susu	0
Cokelat	Kopi	Gula	1
Cokelat	Kopi	Susu	1
Cokelat	Gula	Susu	1
Biscuit	Kopi	Gula	2
Biscuit	Kopi	Susu	0
Biscuit	Gula	Susu	0
Kopi	Gula	Susu	1

Jika nilai *threshold minimum support* = 2, maka *frequent 3-itemset* (F3) = {Biscuit, Kopi, Gula}. Selanjutnya, membuat aturan asosiasi berupa *antecedent* dan *consequent* menggunakan *frequent itemsets* yang telah didapatkan pada proses sebelumnya. Calon aturan asosiasi dari *frequent 2-itemset* (F2) data transaksi penjualan dapat dilihat pada Tabel 5.

Table 5. Calon Aturan Asosiasi dari F2

Aturan (If Antecedent, then Consequent)	Support	Confidence
If Biscuit, then Kopi	3/5 = 60%	2/3 = 67%
If Kopi, then Biscuit	4/5 = 80%	2/4 = 50%
If Biscuit, then Gula	3/5 = 60%	2/3 = 67%
If Gula, then Biscuit	4/5 = 80%	2/4 = 50%
If Kopi, then Gula	4/5 = 80%	4/4 = 100%
If Gula, then Kopi	4/5 = 80%	4/4 = 100%

Calon aturan asosiasi dari *frequent 3-itemset* (F3) data transaksi penjualan juga dibentuk dengan cara yang sama seperti sebelumnya, seperti yang dapat dilihat pada Table 6.

Table 6. Calon Aturan Asosiasi dari F3

Aturan (If Antecedent, then Consequent)	Support	Confidence
If Biscuit and Kopi, then Gula	2/5 = 40%	2/2 = 100%
If Biscuit and Gula, then Kopi	2/5 = 40%	2/2 = 100%
If Gula and Kopi, then Biscuit	2/5 = 40%	2/4 = 50%

Jika ditetapkan nilai *threshold minimum* confidence adalah 70%, Aturan asosiasi yang dipilih adalah aturan yang mempunyai nilai *confidence* yang lebih besar atau sama dengan dari nilai *minimum confidence*, maka aturan asosiasi final yang dapat dibentuk dapat dilihat pada Table 7.

Table 7. Aturan Asosiasi Final

Aturan (If Antecedent, then Consequent)	Support	Confidence	Support x Confidence
If Kopi, then Gula	4/5 = 80%	4/4 = 100%	0.80
If Gula, then Kopi	4/5 = 80%	4/4 = 100%	0.80
If Biscuit and Kopi, then Gula	2/5 = 40%	2/2 = 100%	0.40
If Biscuit and Gula, then Kopi	2/5 = 40%	2/2 = 100%	0.40

2.2 Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi final dari algoritma apriori dengan nilai minimum confidence 70% yang terdapat pada Table 7. diurutkan berdasarkan *support x confidence*. Aturan asosiasi merupakan hasil akhir yang bertujuan untuk memilih aturan yang paling cocok digunakan sebagai pedoman dalam pengambilan keputusan dan strategi pemasaran yang lebih baik. Tahap ini menghasilkan *output* berupa *frequent itemset* atau aturan asosiasi, dan menjelaskan bahwa aturan asosiasi yang mempunyai pengaruh paling kuat adalah aturan yang memiliki nilai perkalian *support* dan *confidence* yang paling tinggi [6].

3. Literature Study

Kajian pustaka berisi tentang teori-teori penunjang yang digunakan sebagai dasar dalam melakukan penelitian.

3.1 Data Mining

Data mining adalah proses untuk menemukan pola, dan informasi yang berguna secara otomatis dalam penyimpanan data besar dan memberikan kemampuan untuk memprediksi hasil pengamatan [2]. Gagasan untuk menemukan pola yang berguna dalam data telah ada sejak dahulu dan disebut dengan berbagai macam nama, termasuk *data mining*, ekstraksi pengetahuan, penemuan informasi, pengumpulan informasi, arkeologi data, dan pengolahan pola data. *Data mining* dan *knowledge discovery in database* (KDD) sering kali digunakan secara bergantian untuk menjelaskan proses penggalian informasi tersembunyi dalam suatu basis data yang besar. Sebenarnya kedua istilah tersebut memiliki konsep yang berbeda, tetapi berkaitan satu sama lain. KDD mengacu pada keseluruhan proses untuk menemukan pengetahuan yang berguna dari data, dan *data mining* mengacu pada algoritma tertentu dalam proses ini.

3.2 Market Basket Analysis

Data mining dan model asosiasi khususnya dapat digunakan untuk mengidentifikasi produk-produk terkait yang biasanya dibeli bersamaan. Model-model ini dapat digunakan untuk analisis keranjang belanja (*market basket analysis*) dan untuk mengungkapkan kumpulan produk atau jasa yang dapat dijual bersamaan [7]. Analisis keranjang belanja (*market basket analysis*) tidak mengacu pada satu teknik, sesuai dengan namanya, hal ini merujuk pada sekumpulan masalah bisnis yang berkaitan dengan pemahaman titik penjualan data transaksi. Penerapan teknik analisis keranjang belanja (*market basket analysis*) telah diperluas ke

berbagai bidang, sebagai contoh: aplikasi analisis keranjang belanja yang lebih baru adalah untuk memahami bagian-bagian situs *web* yang dikunjungi pelanggan [8].

3.3 Metode Asosiasi

Analisis asosiasi didefinisikan sebagai suatu proses untuk menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *support* (*minimum support*) dan syarat minimum untuk *confidence* (*minimum confidence*). Analisis asosiasi dibagi menjadi dua tahap [3] yaitu:

1. Analisa pola frekuensi tinggi

Tahap ini akan mencari kombinasi *item* yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam basis data. Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan rumus berikut:

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

Sementara nilai *support* dari 2 *item* diperoleh dari rumus berikut.

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

2. Pembentukan aturan asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, kemudian akan dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif "Jika A maka B" = A→B. Nilai *confidence* dari aturan A→B diperoleh dari rumus sebagai berikut:

$$\text{Confidence} = P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi untuk A dan B}}{\sum \text{Transaksi untuk A}} \quad (3)$$

3.4 Algoritma Apriori

Apriori adalah algoritma yang diusulkan oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1994 untuk menambang *frequent itemset* untuk aturan asosiasi Boolean. Nama algoritma apriori didasarkan pada fakta bahwa algoritma tersebut menggunakan pengetahuan sebelumnya tentang properti *frequent itemset*. Apriori menggunakan pendekatan berulang (iteratif) yang dikenal sebagai pencarian *level-wise*, *k-itemsets* digunakan untuk mengeksplorasi (k+1)-*itemsets*. Adapun proses utama yang dilakukan dalam algoritma Apriori, antara lain sebagai berikut [1].

1. *Join Step* (Penggabungan)
Proses ini akan mengombinasikan setiap *item* dengan *item* lainnya sampai tidak terbentuk kombinasi lagi.
2. *Prune Step* (Pemangkasan)
Hasil dari kombinasi *item* akan dipangkas dengan *minimum support* yang telah ditentukan oleh *user*.

4. Result and Discussion

Penelitian ini menggunakan data transaksi perusahaan retail sebanyak 200 data transaksi yang terdapat dalam satu bulan. Pengujian dilakukan dengan menentukan nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* terlebih dahulu sebelum menjalankan algoritma Apriori agar menghasilkan aturan asosiasi yang baik.

4.1 Menentukan Nilai *Minimum Support* dan *Confidence*

Minimum support adalah nilai ambang / nilai kemunculan *item* tersebut dalam basis data. *Minimum confidence* adalah nilai ambang / nilai kekuatan hubungan antar *item* dalam aturan asosiasi yang terbentuk [6]. Nilai *minimum support* dan *minimum confidence* ditentukan melalui proses percobaan beberapa kali pada basis data yang digunakan. Penentuan nilai tersebut disesuaikan agar menghasilkan aturan asosiasi yang baik. Nilai *minimum support* yang ditentukan dalam penelitian ini adalah 2, karena dalam beberapa kali percobaan jumlah

kemunculan suatu kombinasi yang paling sering adalah 2 kali dalam keseluruhan transaksi. Nilai *minimum confidence* yang ditentukan adalah 75% untuk menghasilkan aturan asosiasi yang baik, karena keterkaitan antar *item* lebih kuat dengan kemungkinan kemunculan sebesar 75% dalam keseluruhan transaksi.

Figure 2. Identifikasi Perhitungan

Proses selanjutnya adalah pencarian *frequent itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* dan *minimum confidence*.

4.2 Pencarian *Frequent Itemset*

Pencarian *frequent 1-itemset* dilakukan dengan melewati proses *scanning* yang berulang-ulang untuk mengakumulasi jumlah kemunculan dari setiap *item* pada setiap transaksi.

Item	Jumlah
chocolatos chocolate drink28g	5
CUP COFFE + AIR SEDUH	12
abc kopi susu 31g	6
cheetos bbq 10gr	4
coklat 250	6
silver queen milk chocolate	2
luwak white kopi 20g	2
cloud9 crunchy chocolate 10g	9
Good Time Rainbow 16g	2
TEH PUCUK HARUM 500ml	6

Figure 3. *Frequent 1-itemset*

Figure 3. adalah beberapa *frequent 1-itemset* yang ditampilkan dengan jumlah kemunculan sama dengan atau lebih besar dari nilai *minimum support* yang telah ditentukan sebelumnya. Kemudian, *frequent 1-itemset* dipasangkan antara satu *item* dengan *item* lainnya untuk mendapatkan kombinasi calon kandidat *itemset*. Kombinasi calon kandidat *itemset* yang dibentuk adalah kombinasi tanpa pengulangan, sehingga setiap *item* yang ada hanya bisa dipilih sekali. Berikut adalah beberapa kombinasi calon kandidat *itemset* yang dibangkitkan dari dalam data transaksi.

Item 1	Item 2	Jumlah
chocolatos chocolate drink28g	CUP COFFE + AIR SEDUH	5
CUP COFFE + AIR SEDUH	abc kopi susu 31g	4
CUP COFFE + AIR SEDUH	cheetos bbq 10gr	1
CUP COFFE + AIR SEDUH	coklat 250	2
CUP COFFE + AIR SEDUH	luwak white kopi 20g	2
CUP COFFE + AIR SEDUH	gerry daluut roll 6,5g	1
CUP COFFE + AIR SEDUH	better vanilla cream	3
CUP COFFE + AIR SEDUH	TIM TAM maxi red valvet 16 gr	1
CUP COFFE + AIR SEDUH	lucky strike bold	1
CUP COFFE + AIR SEDUH	salut peanut	1

Figure 4. Calon Kandidat *2-itemset*

Item 1	Item 2	Item 3	Jumlah
teh pucuk harum 350ml	salut peanut	better vanilla cream	1
chocolatos chocolate drink28g	CUP COFFE + AIR SEDUH	better vanilla cream	1
abc kopi susu 31g	CUP COFFE + AIR SEDUH	coklat 250	2
abc kopi susu 31g	CUP COFFE + AIR SEDUH	better vanilla cream	2
CUP COFFE + AIR SEDUH	cheetos bbq 10gr	abc kopi susu 31g	1
CUP COFFE + AIR SEDUH	coklat 250	better vanilla cream	1
abc kopi susu 31g	coklat 250	better vanilla cream	1
CUP COFFE + AIR SEDUH	cheetos bbq 10gr	coklat 250	1
abc kopi susu 31g	cheetos bbq 10gr	coklat 250	1
POP MIE rasa ayam	gerry saluut malkist keju 18g	AIR HANGAT	1

Figure 5. Calon Kandidat 3-itemset

Kombinasi calon kandidat *itemset* yang telah dibangkitkan selanjutnya dihitung jumlah kemunculannya pada setiap transaksi. Kombinasi-kombinasi calon kandidat *itemset* tersebut kemudian dipilih yang mana termasuk *frequent itemset* dengan cara memilih yang memiliki nilai kemuculan sama dengan atau lebih besar dari nilai *minimum support* yang telah ditentukan dalam keseluruhan transaksi. Berikut adalah beberapa kombinasi yang termasuk *frequent itemset* dalam data transaksi.

Item 1	Item 2	Jumlah
chocolatos chocolate drink28g	CUP COFFE + AIR SEDUH	5
CUP COFFE + AIR SEDUH	abc kopi susu 31g	4
CUP COFFE + AIR SEDUH	coklat 250	2
CUP COFFE + AIR SEDUH	luwak white kopi 20g	2
CUP COFFE + AIR SEDUH	better vanilla cream	3
abc kopi susu 31g	coklat 250	3
abc kopi susu 31g	better vanilla cream	2
cheetos bbq 10gr	cheetos net 10g	2
cloud9 crunchy chocolate 10g	OASIS air minum 600ml	2
cloud9 crunchy chocolate 10g	gerry saluut malkist keju 18g	2

Figure 6. Frequent 2-itemset

Item 1	Item 2	Item 3	Jumlah
abc kopi susu 31g	CUP COFFE + AIR SEDUH	coklat 250	2
abc kopi susu 31g	CUP COFFE + AIR SEDUH	better vanilla cream	2

Figure 7. Frequent 3-itemset

Hasil diatas menunjukkan beberapa kombinasi *itemset* yang memenuhi syarat sebagai *frequent itemset* dengan nilai kemuculan 2 kali atau lebih dalam 200 transaksi. *Frequent itemset* tersebut kemudian dibuatkan calon aturan asosiasi.

Aturan	Support	Confidence
Jika konsumen membeli chocolatos chocolate drink28g , maka akan membeli CUP COFFE + AIR SEDUH .	2,5 %	100 %
Jika konsumen membeli CUP COFFE + AIR SEDUH , maka akan membeli chocolatos chocolate drink28g .	2,5 %	41,67 %
Jika konsumen membeli CUP COFFE + AIR SEDUH , maka akan membeli abc kopi susu 31g .	2 %	33,33 %
Jika konsumen membeli abc kopi susu 31g , maka akan membeli CUP COFFE + AIR SEDUH .	2 %	66,67 %
Jika konsumen membeli CUP COFFE + AIR SEDUH , maka akan membeli coklat 250 .	1 %	16,67 %

Figure 8. Calon Aturan Asosiasi F2

Aturan	Support	Confidence
Jika konsumen membeli abc kopi susu 31g dan CUP COFFE + AIR SEDUH , maka akan membeli coklat 250 .	1 %	50 %
Jika konsumen membeli abc kopi susu 31g dan coklat 250 , maka akan membeli CUP COFFE + AIR SEDUH .	1 %	66,67 %
Jika konsumen membeli CUP COFFE + AIR SEDUH dan coklat 250 , maka akan membeli abc kopi susu 31g .	1 %	100 %
Jika konsumen membeli abc kopi susu 31g dan CUP COFFE + AIR SEDUH , maka akan membeli better vanilla cream .	1 %	50 %
Jika konsumen membeli abc kopi susu 31g dan better vanilla cream , maka akan membeli CUP COFFE + AIR SEDUH .	1 %	100 %

Figure 9. Calon Aturan Asosiasi F3

Calon aturan asosiasi yang dibuat berdasarkan *frequent itemset* tersebut, kemudian dihitung persentase nilai *support* dan nilai *confidence* dari masing-masing *frequent itemset*. Perhitungan nilai *support* dan nilai *confidence* menggunakan rumus yang telah dipaparkan pada teori sebelumnya.

4.3 Pembentukan Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi yang dipilih adalah calon aturan yang mempunyai nilai *confidence* sama dengan atau lebih besar dari nilai *minimum confidence*. Nilai *minimum confidence* yang telah ditentukan adalah 75%, maka beberapa aturan asosiasi final yang dapat dibentuk sebagai berikut.

Aturan	Support	Confidence	Support x Confidence
Jika konsumen membeli chocolatos chocolate drink28g , maka akan membeli CUP COFFE + AIR SEDUH .	2,5 %	100 %	0.025
Jika konsumen membeli twister vanila , maka akan membeli LE MINERAL .	1,5 %	75 %	0.0113
Jika konsumen membeli luwak white kopi 20g , maka akan membeli CUP COFFE + AIR SEDUH .	1 %	100 %	0.01
Jika konsumen membeli Alpenliebe susu karamel 32g , maka akan membeli AQUA 600ml .	1 %	100 %	0.01
Jika konsumen membeli MENTOS rasa mint , maka akan membeli AQUA 600ml .	1 %	100 %	0.01

Figure 10. Aturan Asosiasi Final

Aturan asosiasi yang mempunyai pengaruh paling kuat dari beberapa aturan asosiasi yang dihasilkan adalah aturan yang memiliki nilai perkalian *support* dan *confidence* yang paling tinggi yaitu 0.025 terdapat pada aturan “Jika konsumen membeli **chocolatos chocolate drink28g**, maka akan membeli **CUP COFFE + AIR SEDUH**”. Jadi dapat disimpulkan bahwa kebanyakan pelanggan membeli **chocolatos chocolate drink28g**, juga akan membeli **CUP COFFE + AIR SEDUH** dan juga sebaliknya.

5. Conclusion

Algoritma Apriori cocok diterapkan untuk menemukan pola pembelian konsumen pada data transaksi penjualan perusahaan retail. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sampel 200 transaksi dari data transaksi penjualan. Aturan asosiasi final yang dihasilkan dari data transaksi tersebut adalah “Jika konsumen membeli **chocolatos chocolate drink28g**, maka akan membeli **CUP COFFE + AIR SEDUH**” dengan persentase *support* sebesar 2,5% dan *confidence* sebesar 100%. Jadi dapat disimpulkan bahwa kebanyakan konsumen membeli **chocolatos chocolate drink28g**, juga akan membeli **CUP COFFE + AIR SEDUH** dan juga sebaliknya. Aturan asosiasi yang dihasilkan dapat digunakan sebagai pendukung dalam pengambilan keputusan oleh manajemen perusahaan, seperti membantu untuk menentukan strategi pemasaran, menentukan pengaturan tata letak produk, dan menetapkan diskon untuk kombinasi barang-barang tertentu yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen.

References

- [1] Han J, Kamber M, Pei J. Data Mining Concepts and Techniques. Third Edition. Waltham: Elsevier Inc. 2012.
 - [2] Tan PN, Steinbach M, Kumar V. Introduction to Data Mining. Boston: Pearson Education, Inc. 2006.
 - [3] Kusriani, Luthfi ET. Algoritma Data Mining. Yogyakarta: Penerbit Andi. 2009.
 - [4] Harun NA, Makhtar M, Aziz AA, Zakaria ZA, Abdullah FS, Jusoh JA, The Application of Apriori Algorithm in Predicting Flood Areas, International Journal on Advanced Science Engineering Information Technology. 2017: 7(3).
 - [5] Xueyuan W, Bo Y. Design and Implementation of An Apriori-based Recommendation System for College Libraries, International Conference on Engineering Simulation and Intelligent Control. 2018.
 - [6] Gama AWO. Algoritma Apriori Modifikasi Dengan Teknik Combination Reduction Dan Iteration Limitation Pada Keranjang Belanja. Thesis MT. Denpasar: Postgraduate Universitas Udayana; 2016.
 - [7] Tsipstis K, Chorianopoulos A. Data Mining Techniques in CRM: Inside Customer Segmentation. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd. 2009.
 - [8] Linoff GS, Berry MJA. Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management. Third Edition. Indianapolis: Wiley Publishing, Inc. 2011.
-