

## Implementasi Algoritma Apriori sebagai Association Rule Learning untuk Mengidentifikasi Pola Item Dataset Penjualan

I Wayan Supriana<sup>\*1</sup>, Luh Arida Ayu Rahning Putri<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana

Jl. Raya Kampus Unud Bukit Jimbaran, Badung, Indonesia

Email: <sup>1</sup>wayan.supriana@unud.ac.id, <sup>2</sup>rahningputri@unud.ac.id

**Abstract. Implementation of Apriori Algorithm as Association Rule Learning to Identify Sales Dataset Item Patterns.** Retail store competition is becoming more intense, so marketing and product arrangement are crucial for shopping efficiency, maintaining comfort, and increasing profits. This study analyzes consumer shopping habits for goods in each transaction through market basket analysis. The Apriori algorithm is a common technique for finding frequent item search techniques in building association rules, namely the relationships between item combinations in a dataset. The aim is to implement the Apriori algorithm as an association rule learning method to identify patterns within sales data. The Apriori association rule is compared to the frequent pattern growth algorithm, which finds the most frequently occurring patterns in a dataset. Based on the tests, the average lift ratio for the Apriori algorithm is 1.58, while for the frequent pattern growth algorithm, it is 1.28. This indicates that the Apriori algorithm performs better than the frequent pattern growth algorithm.

**Keywords:** Apriori, association rule, data mining, frequent pattern growth, retail store

**Abstrak.** Persaingan toko retail semakin ketat, pemasaran dan penataan produk penting untuk efisiensi belanja, menjaga kenyamanan, dan meningkatkan profit. Analisis kebiasaan berbelanja konsumen terhadap barang pada setiap transaksi dengan melakukan market basket analysis. Algoritma Apriori merupakan salah satu teknik untuk menemukan frequent item dalam membangun association rule yaitu hubungan antara kombinasi item dalam suatu dataset. Penelitian ini bertujuan untuk implementasi algoritma Apriori sebagai association rule learning untuk mengidentifikasi pola item dataset penjualan pada toko retail. Association rule itemset dengan algoritma Apriori akan dibandingkan dengan Frequent Pattern Growth (FP-Growth) yang merupakan algoritma untuk menemukan himpunan data yang paling sering muncul pada dataset. Berdasarkan pengujian yang dilakukan rerata nilai lift ratio algoritma Apriori sebesar 1,58 dan rerata nilai lift ratio algoritma FP-Growth sebesar 1,28. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori memiliki kinerja lebih tinggi jika dibandingkan dengan algoritma FP-Growth.

**Kata Kunci:** Apriori, association rule, data mining, frequent pattern growth, toko retail

### 1. Pendahuluan

Perkembangan bisnis retail sangat pesat seiring perkembangan teknologi, bisnis ini mengusung konsep pemasaran produk satuan yang menyasar konsumen akhir secara langsung dengan penyajian modern, tersebar, dan mudah dijangkau di berbagai wilayah. Salah satu bisnis retail yang sedang berkembang sampai ke pelosok daerah perdesaan adalah waralaba retail yang memiliki pangsa pasar paling luas di Indonesia, seperti Alfamart dan Indomaret. Kedua toko retail ini memiliki persaingan ketat terlihat pada setiap lokasi saling berdekatan. Tingkat keberhasilan toko retail yang kompetitif harus mampu menawarkan barang atau produk yang sesuai, tempat yang tepat, dan harga barang yang bersaing. Strategi pemasaran merupakan salah satu inovasi untuk tetap bertahan dan meningkatkan profit bisnis. Analisis karakteristik konsumen pada toko retail merupakan hal yang penting untuk meningkatkan strategi pemasaran, sehingga pelaku atau manajemen toko retail menjalankan beberapa fungsi seperti melengkapi berbagai produk toko retail, memecah penyajian produk, dan menjalankan fungsi manajemen secara terintegrasi. Kenyamanan berbelanja pada toko retail adalah salah satu yang dapat membuat konsumen untuk kembali dan berbelanja lagi. Kenyamanan dalam berbelanja dapat dilihat dari seberapa efisien waktu

berbelanja, sehingga tata letak produk menjadi salah satu faktor penting yang mempengaruhi tingkat kenyamanan konsumen pada toko retail.

Data transaksi penjualan yang semakin meningkat dapat digunakan oleh manajemen toko retail untuk dapat menemukan pengetahuan dan informasi dalam mengambil keputusan. Analisis tata letak barang melalui data transaksi penjualan digunakan untuk menganalisis kebiasaan berbelanja konsumen terhadap barang yang dibeli pada setiap transaksi dengan melakukan *market basket analysis* dengan teknik *data mining*. *Association rule* merupakan penerapan *data mining* yang digunakan untuk menemukan hubungan tersembunyi antara kombinasi *item* dalam suatu *dataset* [1]. Kekuatan hubungan dalam suatu *association rule* dinilai dengan variabel *support* dan *confidence*. *Support* adalah nilai persentase *item* pada *database*, sementara *confidence* adalah kekuatan hubungan antar *item* pada *association rule* [2]. Algoritma Apriori merupakan salah satu teknik untuk menemukan *frequent item* pada sebuah *dataset* untuk membangun *association rule*. Algoritma ini bekerja dengan pengetahuan sebelumnya tentang *item* data yang sering muncul, menggunakan pendekatan iteratif [3].

Minimnya penerapan *market basket analysis* pada toko retail mendorong perlunya identifikasi kombinasi produk yang sering dibeli konsumen untuk mendukung strategi penempatan barang yang optimal [4]. Pada penelitian ini, mengimplementasi algoritma Apriori sebagai *association rule learning* untuk mengidentifikasi pola *item* dataset pada data transaksi. *Association rule itemset* dengan algoritma Apriori akan dibandingkan dengan *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth). FP-Growth merupakan algoritma untuk menemukan himpunan data yang paling sering muncul pada *dataset*. Perbandingan ini untuk mengevaluasi hasil analisis *frequent item dataset* pada *association rule* oleh kedua model. Permasalahan penelitian adalah membangun *association rule* antar barang dari kumpulan data transaksi penjualan sebagai *dataset* untuk dapat merekomendasikan pola penempatan barang pada toko retail. Menentukan tingkat *strong association rule* berdasarkan nilai *lift ratio* algoritma Apriori dan FP-Growth pada analisis pola penempatan barang berdasarkan data transaksi penjualan.

## 2. Tinjauan Pustaka

### 2.1 Studi Literatur

Salah satu penelitian yang membandingkan algoritma Apriori dan FP-Growth, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

**Tabel 1. Perbandingan Penelitian Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth**

No	Penelitian	Hasil
1	Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth Terhadap Market Basket Analysis pada Data Penjualan Bakery [5]	Algoritma Apriori mempunyai pola kombinasi <i>confidence</i> tertinggi “jika membeli Alfajores, maka juga membeli Coffe” dengan nilai <i>confidence</i> 54,06%, sementara pola kombinasi dengan algoritma FP-Growth tertinggi adalah “jika membeli Pastry, maka membeli juga Coffe” dengan nilai <i>confidence</i> 55,21%
2	Analisis Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth Pada Transaksi Koperasi [6]	Hasil yang diperoleh adalah algoritma Apriori membutuhkan waktu komputasi yang lama dan membutuhkan alokasi memori yang besar untuk melakukan pencarian <i>itemsets</i>

### 2.2 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma dalam teknik *data mining* yaitu asosiasi, yang merupakan algoritma dalam mencari keterkaitan atau hubungan antar beberapa himpunan *itemsets* dalam *datasets* yang berukuran besar [2]. *Affinity analysis* atau *market basket analysis* adalah istilah yang sering digunakan untuk menjelaskan aturan pada teknik asosiasi yaitu aturan yang mengungkapkan hubungan antara banyak data [7]. Algoritma Apriori paling populer dalam penggunaannya untuk penerapan aturan karena pengimplementasian algoritma ini cukup mudah dimengerti dan informasi yang menjadi *output* sangat *end-user friendly* [8]. Dalam algoritma Apriori ada dua variabel yang nantinya dipakai sebagai batas minimum saat penentuan *strong association rule*, yaitu minimum *support* dan minimum *confidence*. Aturan asosiasi yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence* akan menjadi kandidat untuk *association*

*rule* yang kuat dalam penentuan *sequence* dari *itemset* [6]. Kedua variabel tersebut ditetapkan saat awal proses algoritma Apriori bekerja. Persamaan 1 dan 2 merupakan formula dalam menentukan *support* dan *confidence* pada masing-masing *itemsets*.

$$\text{supp}(x) = \frac{|T_x|}{|D|} \quad (1)$$

$$\text{conf}(x \rightarrow y) = \frac{\text{supp}(x \cup y)}{\text{supp}(x)} \quad (2)$$

Keterangan:

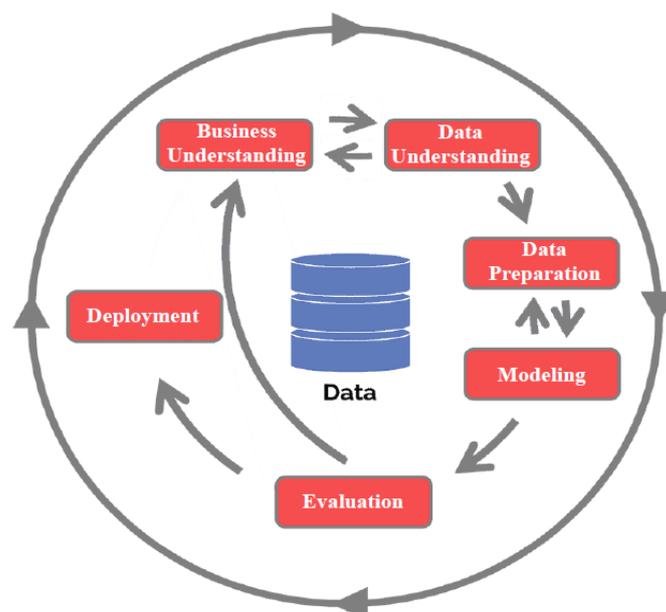
$T_x$  = Jumlah *item* dalam seluruh transaksi;

D = Total transaksi.

Langkah-langkah dalam menentukan *strong association rule* [9] adalah sebagai berikut: (1) hitung *support* untuk tiap-tiap *item* yang ada pada keseluruhan transaksi; (2) tentukan berapa minimum *support* untuk menyingkirkan *item* yang bukan merupakan *frequent itemsets*; (3) seleksi *itemsets* yang nilai *support* diatas minimum *support*; (4) cari *support* dari *item* yang berpasangan; (5) ulangi langkah 3 dan 4 untuk *dataset* yang ukurannya besar; (6) tentukan *association rule* dan nilai *confidence*.

### 3. Metodologi Penelitian

Penelitian ini tergolong penelitian bidang *data science* yang bertujuan mengolah dan menginterpretasikan data menurut formula statistika, serta menggunakan bahasa pemrograman dan *tools* yang tepat dalam pengolahannya. Penelitian *data science* menggali dan mengekstrak *knowledge* dalam mendukung keputusan yang tepat dan solusi yang efektif untuk berbagai masalah [10]. Penelitian ini akan mengadopsi pengembangan proyek *data science* yaitu *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Metodologi ini merupakan kerangka kerja yang digunakan untuk pembangunan dan pengembangan aplikasi digital serta pemrosesan data dalam memahami dan mengelola data secara sistematis. CRISP-DM terdiri dari enam proses [11], yaitu: (1) *business understanding*; (2) *data understanding*; (3) *data preparation*; (4) *modelling*; (5) *evaluation*; (6) *deployment*. Gambar 1 merupakan tahapan dari metodologi CRISP-DM.



Gambar 1. *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM)

#### 3.1 Tahap *Business Understanding*

Tahap ini berfokus pada penyelesaian terhadap masalah yang ingin dipecahkan dalam data bisnis retail. Bisnis retail merupakan jenis usaha yang mengutamakan penjualan barang atau

produk langsung kepada konsumen akhir melalui berbagai saluran, seperti toko fisik maupun *online*. Pada penelitian ini solusi dan perspektif bisnis, diantaranya: (1) teknik asosiasi dengan algoritma Apriori untuk membangun *association rule* dari data transaksi penjualan sebagai dasar penyusunan barang toko retail Alfamart Kepin Mesari; (2) *analytical approach* untuk data *cleansing* dan data *preparation* untuk dapat di *consume* oleh algoritma Apriori; (3) *analytical approach* untuk model *selection* dan *metric analysis* sebagai matrik evaluasi mengukur *strong association rule* dengan menggunakan nilai *lift ratio* [10].

### 3.2 Tahap Data Understanding

Data yang digunakan memodelkan *association rule learning* untuk mengidentifikasi pola *item dataset* adalah data pada toko retail Alfamart Kepin Mesari tahun 2020 sampai 2022. Data disimpan dalam bentuk *dataset* dengan format excel, jumlah baris data sebanyak 14.962 dan 11 kolom yang merupakan data transaksi penjualan. Tabel 2 adalah contoh *dataset* penelitian.

**Tabel 2. Data Penelitian**

No	Date	0	1	2
0	Jan-20	Ultra milk 1000ml full cream	Olahan roti jadi	Makanan ringan
1	Jan-20	Kanzler singles original	Ultra milk 1000ml full cream	Olahan roti jadi
2	Jan-20	Coca cola 250ml	Golden farm mixed vegetables	Buavita
3	Jan-20	Bintang beer kaleng 300ml	Nescafe ready to drink latte 220ml	Aqua 600mL
4	Jan-20	Kanzler singles original	Alat kebersihan	Fanta stroberi
...	...	...	...	...
14958	Dec-21	Ultra milk 250ml full cream	Cimory squeeze original	Makanan ringan
14959	Dec-21	Aqua 600mL	Bumbu cepat saji	Kanzler singles
14960	Dec-21	Buavita	Bumbu cepat saji	Coca cola 250ml
14961	Dec-21	Bintang beer pilsener 620ml	Golden farm mixed vegetables	Ultra milk 1000ml
14962	Dec-21	Fanta stroberi 390ml	Golden farm mixed vegetables	Olahan roti jadi

Proses menelaah *dataset* dilakukan dengan analisa data melalui eksploratif (*exploratory data analysis*) secara statistik dan visualisasi untuk mempermudah pemahaman data. Proses dimulai dari analisis data terkait ketidaklengkapan dan ketidaksesuaian data. Langkah berikutnya adalah memvalidasi *dataset*. Melalui analisis dapat dinilai apakah data yang terkumpul memenuhi ekspektasi, baik dari jumlah, atribut, maupun kualitasnya.

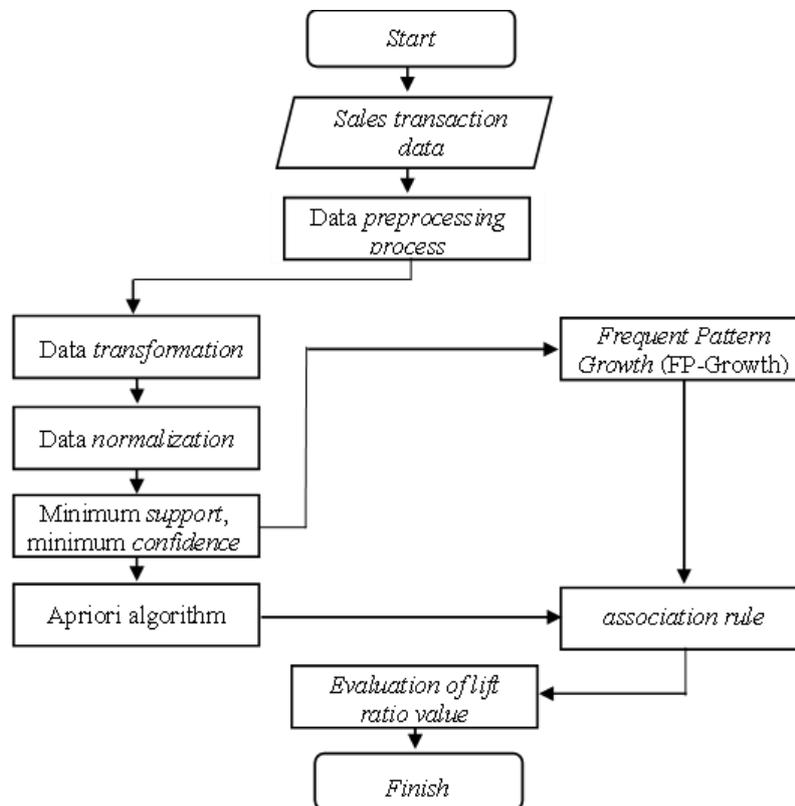
### 3.3 Tahap Data Preparation

Tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi penanganan *data missing value*, mereduksi kolom data, dan merapikan *field* dalam data, dengan tahapan: (1) menghapus kolom yang tidak dipakai dalam analisis model. Beberapa kolom *dataset* dilakukan penghapusan karena tidak penting dalam analisis data; (2) merapikan *field* dalam dataset yaitu mengubah dalam format yang konsisten agar *dataset* menjadi lebih mudah dipahami dan terjaga konsistensinya. Cara ini dilakukan sebagai rangkuman ketika setiap field tidak bisa diorganisir sebagai data numerik atau kategorik, dan data yang digunakan masih "kotor" atau "berantakan"; (3) penanganan *data missing value* (data kosong). Penanganan *data missing value* dilakukan dengan teknik imputasi, yaitu mengganti nilai atau data yang hilang (*missing value*; NaN; *blank*) dengan nilai pengganti. Mekanisme perbaikan data yang hilang dengan teknik: (a) *Missing Completely at Random* (MCAR); (b) *Missing at Random* (MAR); (c) *Missing Not at Random* (MNAR). Teknik imputasi dilakukan dengan cara menggantikan data yang hilang dengan estimasi statistik dari nilai yang hilang tersebut. Proses ini membutuhkan pustaka fitur, yang dapat menyederhanakan proses pengisian nilai yang hilang; (4) transformasi data kategori, yaitu *one-hot encoding* yang merupakan teknik untuk mengubah variabel kategori menjadi variabel biner.

### 3.4 Tahap Modelling

Parameter untuk menentukan *strong association rule* pada algoritma Apriori dan FP-Growth menggunakan minimum *support*, yaitu frekuensi kemunculan *itemset* dalam seluruh transaksi dan batas frekuensi terendah untuk mempertimbangkan *itemset* sebagai *itemset* yang

sering muncul. Parameter kedua adalah nilai *confidence*, yaitu ukuran seberapa sering aturan asosiasi terbukti benar berdasarkan data transaksi, yang tertuang pada [8]. Algoritma Apriori menghasilkan sekumpulan *item* yang sering muncul dalam transaksi berdasarkan nilai minimum *support* dan nilai *confidence* [12]. Proses dimulai dengan mengidentifikasi *item* tunggal yang memenuhi syarat *support*, kemudian diperluas ke kombinasi dua *item*, tiga *item*, dan seterusnya. Pemodelan sistem dilakukan berdasarkan alur pada Gambar 2. Proses dimulai dari *input dataset* transaksi penjualan, persiapan data atau *preprocessing* data yaitu tahap pembersihan dan persiapan *dataset*. Tahapan transformasi data mengubah data kategorikal, seperti nama produk menjadi format yang sesuai untuk algoritma Apriori. Tahapan dilanjutkan dengan normalisasi data untuk mengatur ulang *database*, termasuk menghapus data yang terduplikasi, sehingga *database* terlihat rapi dan analisis dapat dilakukan lebih efisien. *Input* nilai minimum *support* dan nilai *confidence* yang akan diproses dalam dua tahap, yaitu algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth. Kedua algoritma ini akan dibandingkan *association rules* berdasarkan nilai *lift ratio*. Nilai dari *lift ratio* dari algoritma FP-Growth digunakan untuk mengevaluasi nilai *lift ratio* dari algoritma Apriori sebagai pola *item* dalam *dataset* transaksi penjualan toko retail [13]. Gambar 2 adalah alur model sistem.



Gambar 2. Flowchart Model Sistem Identifikasi Pola Item Dataset Penjualan

### 3.4.1 Pemodelan Association Rule dengan Algoritma Apriori

Pemodelan dengan menggunakan algoritma Apriori untuk membentuk *association rule item dataset*. Algoritma Apriori menentukan keterkaitan atau hubungan antar beberapa himpunan *itemsets* dalam *datasets* yang berukuran besar [14]. Aturan asosiasi yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence* akan menjadi kandidat untuk *association rule* yang kuat dalam penentuan *sequence* dari *itemset*. Kedua variabel tersebut ditetapkan saat awal proses algoritma Apriori bekerja. Minimum *support* mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam *itemset*, sebagai mana dijelaskan pada [6]. Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan Persaman 3, 4, dan 5 [15].

Nilai *support* dengan satu *item*

$$supp(A) = \frac{Jml\ Transaksi\ A}{Total\ Transaksi} \times 100\% \tag{3}$$

Nilai *support* dengan dua *item*

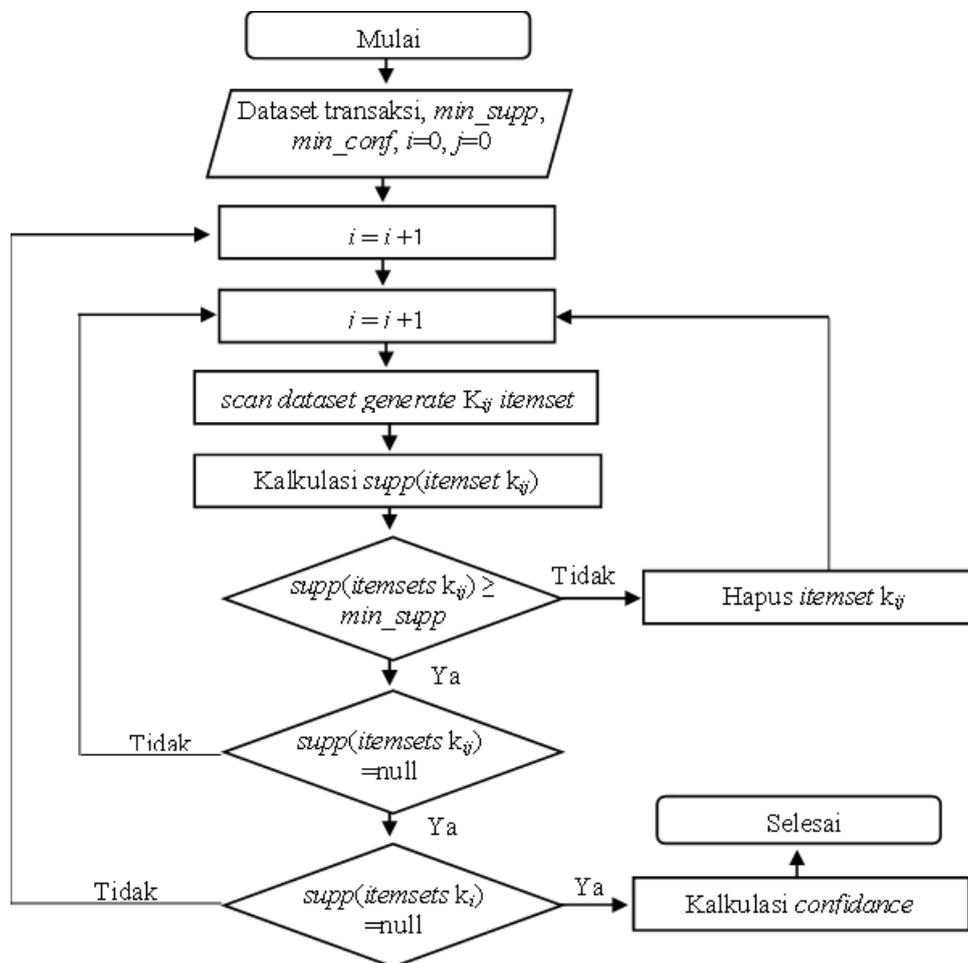
$$supp(A, B) = \frac{\sum Transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \times 100\% \tag{4}$$

Nilai *support* dengan *n* *item*

$$supp(n) = \frac{\sum Transaksi\ n\ Item}{Total\ Transaksi} \times 100\% \tag{5}$$

Setelah pola frekuensi tinggi ditentukan, langkah selanjutnya adalah mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* untuk aturan asosiasi "Jika A maka B" =  $A \rightarrow B$ . Nilai *confidence* dari aturan  $A \rightarrow B$  dihitung menggunakan Persamaan 6 [16].

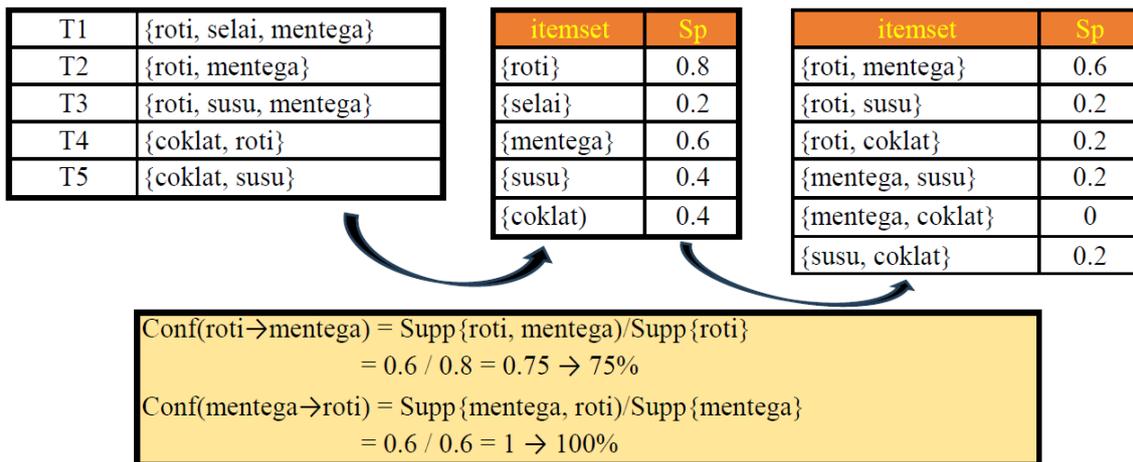
$$conf = P(B|A) = \frac{\sum Transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi\ A} \times 100\% \tag{6}$$



Gambar 3. Flowchart Algoritma Apriori

Uraian *flowchart* algoritma Apriori pada Gambar 3 adalah sebagai berikut: (1) teknik iteratif digunakan oleh algoritma Apriori untuk *i-itemset* mengeksplorasi (*i+1*)-*itemset*; (2) proses awal dimulai dari input data transaksi, nilai minimum *support* dan *confidence*; (3) tahap selanjutnya *scan dataset* yang berupa data transaksi untuk mendapatkan *frequent* satu *itemset* dengan menjumlahkan kemunculan pada setiap *item* pada seluruh data transaksi penjualan, dilanjutkan dengan menghitung nilai *support* setiap satu *itemset*. Jika nilai *support* satu *itemset* lebih kecil dari minimum *support* maka satu *itemset* akan dihapus dan dilanjutkan ke satu *itemset*

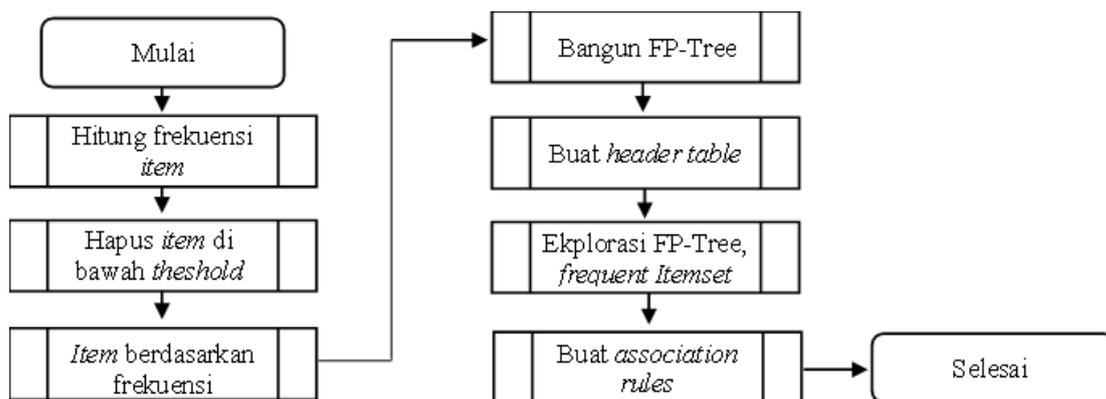
selanjutnya; (4) kemudian *frequent* satu itemset digunakan sebagai dasar untuk mendapatkan calon dua *itemset* dengan teknik saling dipasangkan antar satu *itemset* untuk mendapatkan kombinasi dua *itemset* dengan menjumlahkan kemunculan dua *itemset*, dilanjutkan dengan menghitung nilai *support* dua *itemset*, jika nilai *support* dua *itemset* lebih kecil dari minimum *support* maka dua *itemset* akan dihapus dan dilanjutkan ke dua *itemset* selanjutnya; (5) proses selanjutnya menemukan kandidat tiga *itemset* dengan tahapan yang sama pada langkah 4 sampai tidak ada lagi *frequent (i+1)-itemset* yang bisa ditemukan [17]. Ilustrasi proses algoritma Apriori dengan minimum *support* 0,5. *Itemset* akhir dengan dua *itemset* yang berasosiasi, *confidence* akhir 100% dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses Algoritma Apriori Item Data Barang

### 3.4.2 Pemodelan Association Roles dengan Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth dalam penelitian ini digunakan sebagai pembandingan dengan algoritma Apriori, sehingga pembangunannya menggunakan *library*. Algoritma FP-Growth bekerja dengan pendekatan *divide and conquer* tanpa perlu melakukan proses *candidate generation* seperti pada Apriori [15]. Algoritma FP-Growth memiliki tahap-tahap sebagai berikut: (1) membangun *Frequent Pattern Tree* (FP-Tree): *dataset* transaksi dikonversi menjadi struktur pohon yang disebut FP-Tree. Setiap *item* dalam transaksi disusun berdasarkan urutan frekuensi kemunculannya dalam dataset; (2) ekstraksi *frequent itemset* dari FP-Tree. Gambar 5 adalah alur dari algoritma FP-Growth [18].



Gambar 5. Flowchart Algoritma FP-Growth

### 3.4.3 Evaluasi Model

Setelah proses *modelling* selesai, aturan asosiasi yang dihasilkan dievaluasi berdasarkan metrik *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Hanya aturan dengan nilai di atas ambang batas minimum (*threshold*) yang dianggap valid dan diterima sebagai hasil akhir. Pengujian algoritma

Apriori dan algoritma FP-Growth dengan melihat nilai *lift ratio* yang dihasilkan untuk masing-masing aturan asosiasi yang telah terbentuk [19]. Pada evaluasi ini akan dilakukan beberapa skenario pengujian sebagai berikut: (1) evaluasi *lift ratio* pada *dataset* utama yang berisi 14.962 transaksi retail yang mencakup 300 item produk. Parameter algoritma untuk minimum *support* dan *confidence* dengan komposisi 10,50%, 15,40%, dan 20,30%. Setiap aturan kemudian dievaluasi berdasarkan nilai *lift ratio*; (2) menguji kekuatan aturan pada *dataset subset* dengan memastikan bahwa aturan dengan *lift ratio* tinggi tetap valid. Hitung *lift ratio* diatas satu adalah *strong association rules* tetap kuat [5].

#### 4. Hasil dan Diskusi

Analisis asosiasi diuraikan sebagai proses untuk menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi kriteria minimum untuk *support* (minimum *support*) dan kriteria minimum untuk *confidence* (minimum *confidence*). Berdasarkan *support* dan *confidence value* yang digunakan untuk mengidentifikasi *strong association rules* dengan *threshold* nilai *lift ratio* lebih besar dari satu [20].

##### 4.1 Evaluasi Lift Ratio Satu

Pada evaluasi satu menggunakan nilai minimum *support* 10 dan *confidence* menggunakan 50%.

**Tabel 3. Evaluasi Lift Ratio Satu (Support 10 dan Confidence 50%)**

<i>Antecedents</i>	<i>Consequents</i>	<i>Confidence</i>	<i>lift_ratio</i> FP-Growth	<i>lift_ratio</i> Apriori
Yoghurt, bumbu cepat saji, <i>frozen food</i>	Buah tropis	49,57	2,12	2,54
<i>Beer</i> , <i>frozen food</i> , makanan cepat saji	Roti	51,12	1,56	2,04
Soda, <i>frozen food</i> , makanan cepat saji	Roti	51,15	1,50	2,04
Buah tropis, yoghurt, keju	<i>Frozen food</i>	55,76	2,12	1,77
Buah tropis, roti, keju	<i>Frozen food</i>	50,40	1,22	1,67
Buah tropis, yoghurt, bumbu cepat saji	<i>Frozen food</i>	52,70	2,34	1,64
Susu UHT, yoghurt, keju	<i>Frozen food</i>	49,72	1,34	1,64

Terdapat tujuh *association rule* yang terbentuk, nilai *lift ratio* dan nilai *confidence* pada Tabel 3 menunjukkan bahwa aturan yang dihasilkan berada pada interval *strong* dengan nilai *lift ratio* lebih besar dari satu dan nilai *confidence* dengan rata-rata 50% dari keseluruhan transaksi.

##### 4.2 Evaluasi Lift Ratio Dua

Evaluasi kedua menggunakan nilai minimum *support* 15 dan nilai *confidence* 40%. Pada evaluasi ini nilai dari minimum *support* dinaikkan lima satuan dan nilai *confidence* diturunkan 10%. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Tabel 4.

**Tabel 4. Evaluasi Lift Ratio Dua (Support 15 dan Confidence 40%)**

<i>Antecedents</i>	<i>Consequents</i>	<i>Confidence</i>	<i>lift_ratio</i> FP-Growth	<i>lift_ratio</i> Apriori
Buah tropis, roti, keju	<i>Frozen food</i>	50,20	1,34	1,69
<i>Frozen food</i> , susu UHT, makanan cepat saji	Roti	40,44	1,03	1,62
Keju, <i>frozen food</i> , buah tropis	Roti	39,84	1,2	1,56
Yoghurt, roti, keju	<i>Frozen food</i>	43,23	1,12	1,45
Buah tropis, yoghurt, makanan manis	<i>Frozen food</i>	40,54	0,98	1,37
Susu UHT, buah tropis, yoghurt	<i>Frozen food</i>	40,78	1,04	1,35
Susu UHT, roti, keju	<i>Frozen food</i>	39,67	1,15	1,31

Terdapat tujuh aturan asosiasi yang terbentuk dan setiap aturan asosiasi menghasilkan nilai *lift ratio* lebih besar dari satu, dimana nilai ini terjadi penurunan dibandingkan evaluasi satu. Rata-rata nilai *lift ratio* yang dihasilkan masih di interval *strong* karena masih diatas satu. Akan tetapi, pada nilai *confidence* dengan rata-rata dibawah 50% yang artinya antara *antecedents* dan *consequents* muncul bersamaan dalam data transaksi dibawah 50%.

### 4.3 Evaluasi Lift Ratio Tiga

Evaluasi ketiga menggunakan nilai minimum *support* 20 dan nilai *confidence* 30%. Aturan asosiasi yang terbentuk dengan menaikkan minimum *support* dinaikkan lima satuan dan nilai *confidence* diturunkan sebanyak 5% dari evaluasi kedua. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Tabel 5.

**Tabel 5. Evaluasi Lift Ratio Tiga (Support 20 dan Confidence 30%)**

<i>Antecedents</i>	<i>Consequents</i>	<i>Confidence</i>	<i>lift_ratio</i> FP-Growth	<i>lift_ratio</i> Apriori
<i>Frozen food, yoghurt, susu UHT</i>	Buah tropis	33,21	1,2	1,79
Yoghurt, susu UHT, buah tropis	<i>Frozen food</i>	38,88	0,98	1,35
Yoghurt, buah tropis, roti	<i>Frozen food</i>	34,67	0,83	1,18
Yoghurt, susu UHT, roti	<i>Frozen food</i>	30,04	0,88	1,04

Aturan asosiasi yang dibentuk sebanyak empat aturan, jika dibandingkan jumlah aturan yang dibentuk tidak sebanyak pada evaluasi sebelumnya dan *itemsets* yang terdapat pada skenario ini juga berbeda antara kombinasi barang yang dihasilkan. Nilai *lift ratio* dari evaluasi ketiga mengalami penurunan dari evaluasi kedua, namun nilai *lift ratio* masih berada di atas interval satu, yang mengindikasikan asosiasi rule masih kuat. Namun, nilai *confidence* dengan rata-rata dibawah 50% dan lebih rendah dari evaluasi kedua.

### 4.4 Perbandingan Nilai Lift Ratio Algoritma Apriori dengan FP-Growth

Analisis pengujian nilai *lift ratio* berdasarkan tiga evaluasi pengujian yang dilakukan, ditunjukkan pada Tabel 6.

**Tabel 6. Perbandingan Evaluasi Lift Ratio Algoritma Apriori dengan FP-Growth**

Skenario	Minimum <i>Support</i>	Minimum <i>Confidence</i>	<i>Average lift_ratio</i> FP-Growth	<i>Average lift_ratio</i> Apriori
Evaluasi <i>lift ratio</i> satu	10	50%	1,74	1,91
Evaluasi <i>lift ratio</i> dua	15	40%	1,12	1,48
Evaluasi <i>lift ratio</i> tiga	20	30%	0,97	1,34
<b>Rata-rata</b>			<b>1,28</b>	<b>1,58</b>

Perbandingan nilai *lift ratio* algoritma Apriori dengan FP-Growth pada Tabel 6 menunjukkan bahwa semakin menurun nilai minimum *support* dan meningkat nilai minimum *confidence* menyebabkan nilai *lift ratio* dari algoritma Apriori dan nilai *lift ratio* algoritma FP-Growth juga semakin menurun. Tetapi, jika dibandingkan nilai *lift ratio* algoritma Apriori lebih tinggi 1,58 dengan nilai *lift ratio* algoritma FP-Growth 1,28, berdasarkan tiga evaluasi nilai *lift ratio* dalam menentukan aturan asosiasi pada *itemsets*.

## 5. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini menggunakan algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth dalam membangun *association rule learning* untuk mengidentifikasi pola *item* penjualan sebagai analisis kebiasaan berbelanja konsumen. Hasil terbaik *association rule* berdasarkan rerata *lift ratio* algoritma Apriori sebesar 1,58 dan rerata *lift ratio* algoritma FP-Growth sebesar 1,28. Hal ini menunjukkan algoritma Apriori memiliki kinerja lebih tinggi jika dibandingkan dengan algoritma FP-Growth. Evaluasi pada algoritma Apriori dengan *support* 10 dan *confidence* 50% *association rule* terbaik pada pola *item* produk adalah yoghurt, bumbu cepat saji dan *frozen food*. Evaluasi dengan *support* 15 dan *confidence* 40% *association rule* terbaik pada pola *item* produk adalah buah tropis, roti, keju. Evaluasi dengan *support* 20 dan *confidence* 30% *association rule* terbaik pada pola *item* produk adalah *frozen food*, yoghurt, susu UHT.

## 6. Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terimakasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian pada Masyarakat (LPPM) Universitas Udayana atas dana hibah penelitian yang diberikan serta Alfamart Kepin Mesari atas kerjasama dan ijin melaksanakan penelitian.

## Referensi

- [1] P. M. S. Taringa, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, and R. Winajaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus : Toko Sinar Harahap)," *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 12, no. 1, pp. 51-61, 2022, doi: 10.24853/justit.12.2.%25p.
- [2] R. Saputra, and A. J. P. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 262-276, Aug 2020, doi: 10.35957/jatinsi.v7i2.195.
- [3] Mukrodin, and A. Syauqi, "Pembentukan Association Rule Melalui Implementasi Algoritma A Priori Terhadap Pola Resep Obat Pada Penyakit Dalam," *Jurnal Bahari Teknik Informatika & Sistem Informasi*, vol. 6, no. 1, pp. 25-31, 2022.
- [4] A. H. Widyadhini, B. M. Wibawa, and D. S. Ardiantono. "Implementasi Market Basket Analysis terhadap Strategi Pemasaran Produk: Studi Kasus PT. Petrokimia Gresik", *Jurnal Sains dan Seni ITS*, Vol. 10, No. 1, 2021.
- [5] M. Fathurrahman, A. R. Pratama, and T. A. Mudzakir, "Buana Perjuangan, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Fp Growth Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Bakery," *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)*, vol. 4, no. 2, pp.266-274, Apr 2023, doi:10.30645/kesatria.v4i2.161.
- [6] D. Widiastuti and N. Sofi, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth Pada Transaksi Koperasi," *UG Jurnal*, vol. 8, no. 1, pp. 21–24, 2014.
- [7] F. Panjaitan, A. Surahman, and T. D. Rosmalasari, "Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb. Menara)," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 1, no. 2, pp. 111–119, 2020
- [8] D. Rachmawati, Y. Cahyana, E. E. Awal, and S. Faisal, "Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth dalam Menentukan Pola Penjualan Pupuk," *Jurnal Resistor: Rekayasa Sistem Komputer*, vol. 7, no. 1, pp. 21-31, 2024, doi: 10.31598/jurnalresistor.v7i1.1527.
- [9] P. Edastama, A. S. Bist, and A. Prambudi, "Implementation Of Data Mining On Glasses Sales Using The Apriori Algorithm," *International Journal of Cyber and IT Service Management (IJCITSM)*, vol. 1, no. 2, pp. 159–172, 2021, doi: 10.34306/ijcitsm.v1i1.46.
- [10] U. N. Kumalasari, I. K. G. D. Putra, and I. P. A. Dharmadi, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen pada Perusahaan Retail," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, vol. 1, no. 2, Des 2020, doi: 10.24843/jitter.v1i2.69743.
- [11] V. N. Latifah, M. T. Furqon, and N. Santoso, "Implementasi Algoritme Modified-Apriori Untuk Menentukan Pola Penjualan Sebagai Strategi Penempatan Barang dan Promo," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 10, pp. 3829-3834, 2018.
- [12] D. O. N. E. Saputri, and E. Lestariningsih, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Sepatu Menggunakan Algoritma Apriori (Kasus Toko Sepatu 3Stripesid)," *Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)*, vol. 4, no. 3, pp. 666-677, Jul 2023, doi: 10.30645/kesatria.v4i3.214.
- [13] A. Anggrawan, M. Mayadi, and C. Satria, "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth," *Matrik : Jurnal Manajemen Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 1, pp. 125–138, 2021.
- [14] A. R. Wibowo and A. Jananto, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel," *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 2, p. 200, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.
- [15] A. Wadanur, and A. A. Sari, "Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 6, no. 1, pp. 107–115, 2022, doi: 10.29408/edumatic.v6i1.5470.

- [16] A. Ardianti, N. Novriyenni, and L. A. N. Kadim, “Penerapan Algoritma Apriori Menentukan Korelasi Data Penjualan Pupuk (Studi Kasus : PT. Karunia Rotorindo Tani),” *Jurnal Manajemen Informatika Jayakarta*, vol. 3, no. 3, pp. 292–301, Jul 2023, doi:10.52362/jmijayakarta.v3i3.1195.
- [17] H. F. Dewi, H. H. Handayani, and J. Indra, “Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Market Basket Analysis Pada Data Penjualan Retail,” *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (Jinteks)*, vol. 4, no. 4, pp. 432–436, Nov 2022.
- [18] F. Prasetyo and H. Hasugian, “Analisis Pola Pembelian Produk Makanan Menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Strategi Penjualan,” *Idealis: Indonesia Journal Information System*, vol. 7, no.1, pp.11-20, Jan 2024, doi:10.36080/idealis.v7i1.3085.
- [19] T. Evendi, and R. F. A. Aziza, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menemukan Hubungan Antara Jenis Komoditas Import Dengan Jumlah Permintaan Bulanan,” *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 13, no. 1, pp. 18-23, 2022. doi: 10.33365/jtk.v13i1.228.
- [20] E. Alma, E. Utami, and F. Wahyu Wibowo, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online,” *Creative Information Technology Journal (CITEC Journal)*, vol. 7, no. 1, pp. 63-74, 2020, doi: 10.24076/citec.2020v7i1.241.