

Implementasi Metode *Asosiasi* Untuk Analisis Penempatan Produk Retail

1st Ruth Sesilya Ambarita
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
ruthsesilya@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Deden Witarasyah
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
dedenw@telkomuniversity.ac.id

3rd Faqih Hamami
Fakultas Rekayasa Industri
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
faqihhamami@telkomuniversity.ac.id

Abstrak—Persaingan merupakan hal yang sering dijumpai dalam dunia bisnis. Oleh karena itu, para pengusaha harus senantiasa menemukan cara untuk inovasi yang baru. Galinda Jaya adalah toko produk retail yang memiliki data yang besar dan sangat banyak, maka harus dimanfaatkan untuk membuat solusi bisnis di bidang teknologi informasi. Penelitian ini menggunakan pengolahan data menggunakan metode asosiasi dengan algoritma apriori. Algoritma apriori menggunakan pengetahuan sebelumnya dari suatu itemset dengan frekuensi kemunculan yang sering atau juga yang bisa disebut frequent itemset. Proses apriori dilakukan dengan RapidMiner pada 33.676 data transaksi. Proses apriori dilakukan pada 3 simulasi yaitu simulasi 1 kategori produk, simulasi 2.1 yaitu snack, dan simulasi 2.2 peralatan sehari-hari. Perhitungan

algoritma apriori dilakukan dengan persamaan support dengan minimal nilai 0.1 dan pencarian association rules memiliki minimal nilai 0.3 untuk confidence serta harus memiliki superset minimal 2 (dua). Hasil yang didapatkan adalah pada simulasi data kategori produk, simulasi snack, dan simulasi peralatan sehari-hari menghasilkan nilai support tertinggi secara berurutan sebesar 0.44 pada item snack, 0.102 pada item wafer dan snack, dan 0.529 pada item masker dan simulasi data snack menghasilkan association rules yaitu wafer → snack dengan nilai confidence sebesar 0.355 yang berarti 35,5% transaksi berhasil menjual wafer dengan snack.

Kata kunci— apriori, asosiasi, produk retail, data mining, Galinda Jaya

I. PENDAHULUAN

Pada dunia bisnis penuh dengan persaingan, hal ini harus menjadi salah satu fokus bagi para pengusaha untuk senantiasa memikirkan cara-cara untuk terus bertahan dan mengembangkan skala bisnis mereka [1]. Oleh karena itu, salah satunya caranya adalah melakukan analisis data operasional perusahaan. Data transaksi pada toko produk retail setiap harinya mencatat transaksi penjualan yang sangat banyak, dan akan bertambah seiring dengan perubahan waktu [2]. Hal ini berpengaruh pada pertumbuhan jumlah data yang besar dalam basis data [3]. Data yang sebesar dan banyak harus dapat dimanfaatkan bagi pertumbuhan perusahaan atau toko retail, di antaranya dengan melakukan proses penggalian data sebagai informasi penting untuk menganalisis penjualan, yang pada akhirnya hasil analisis tersebut harus dapat membantu dalam membuat keputusan khususnya strategi pemasaran dan penjualan [1].

Toko modern adalah toko dengan sistem pelayanan mandiri yang menjual berbagai jenis barang secara eceran [4]. Berdasarkan Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 112 Tahun 2007, toko modern dibedakan menjadi minimarket, supermarket, hypermarket, department store dan perkulakan [5]. Galinda Jaya merupakan salah satu toko retail yang masih dalam tahap pengembangan dengan jumlah produk yang relatif banyak. Alamat Galinda Jaya ini berada di Jl. Mawar I Galinda, Kec. Galang, Kab. Deli Serdang, Sumatera Utara 20585. Gerai ini umumnya menjual berbagai produk makanan, minuman dan barang kebutuhan hidup lainnya. Lebih dari 200 produk makanan dan barang kebutuhan hidup lainnya

tersedia dengan harga bersaing, memenuhi kebutuhan konsumen sehari-hari. Memiliki banyak jenis barang yang dijual dengan lengkap tentunya juga memiliki banyak variasi harga. Terdapat 2.450 produk dari 35 kategori produk dan 147 jenis produk yang dijual. Dengan banyaknya produk dan kategori produk yang dijual, maka penelitian ini bermaksud memberikan solusi penempatan produk berdasarkan intensitas dan keterkaitan pembelian setiap transaksinya dengan metode asosiasi menggunakan algoritma apriori. Dengan demikian konsumen dapat lebih mudah dalam menemukan produk yang dicari.

A. Tahapan Data Mining

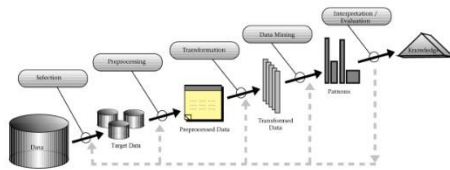
Data mining ketika diterapkan pada data berskala besar memerlukan metodologi yang sistematis tidak hanya ketika melakukan analisa saja tetapi juga ketika mempersiapkan data dan juga melakukan interpretasi dari hasilnya sehingga dapat menjadi aksi ataupun keputusan yang bermanfaat. Adapun tahapan dalam data mining, sebagai berikut:

1. Pembersihan data (data *cleaning*)
Pembersihan data merupakan proses menghilangkan noise dan data yang tidak konsisten atau data tidak relevan.
2. Integrasi data (data *integration*)
Integrasi data merupakan penggabungan data dari berbagai database ke dalam satu database baru.
3. Seleksi data (data *selection*)
Data yang ada pada database sering kali tidak semuanya dipakai, oleh karena itu hanya data

yang sesuai untuk dianalisis yang akan diambil dari database.

4. Transformasi data (*data transformation*)
Data diubah atau digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses dalam data *mining*.
5. Proses *mining*
Suatu proses utama saat metode diterapkan untuk menemukan pengetahuan berharga dan tersembunyi dari data. Beberapa metode yang dapat digunakan berdasarkan pengelompokan data *mining*. [6]

Jika di gambarkan secara detail tahapan KDD menjadi 5 tahap. berikut tahapannya:



1. Seleksi

Bertujuan mentransformasikan data mentah ke format yang sesuai untuk analisis. Terdiri atas proses seleksi fitur, reduksi dimensionalitas, normalisasi dan subsetting data. Proses penyeleksian atau segmentasi data menurut beberapa kriteria. Misal, Orang — orang yang mempunyai mobil.

2. Pre-processing

Bertujuan untuk menjamin bahwa hasil proses data *mining* yang diintegrasikan pada system penunjang keputusan, benar-benar hasil yang valid. Proses pembersihan data, dimana informasi yang tidak dibutuhkan dibuang. Misal, Jenis kelamin pasien untuk analisis kehamilan. Data dikonfigurasi ulang untuk memastikan format yang konsisten karena berasal dari berbagai sumber. Misal, Jenis kelamin disimpan dengan bentuk f atau m dan 1 atau 0.

3. Transformasi

Proses transformasi sehingga data menjadi berguna dan dapat ditelusuri.

4. Data Mining

Proses yg berfokus pada ekstraksi pola-pola data.

5. Interpretasi & Evaluasi

Pola diidentifikasi sistem, lalu diinterpretasikan sebagai pengetahuan yg dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan manusia. [7]

B. Market Basket Analysis

Market Basket Analysis adalah metode analisis komposisi barang-barang yang dibeli konsumen dalam setiap pembelian yang dilakukan. Data mentah untuk market basket analysis biasanya berupa struk pembelian. Market basket analysis bertujuan untuk menemukan pola keterkaitan barang yang dibeli secara bersamaan. Misalnya, seseorang yang membeli susu biasanya juga akan membeli roti. Aturan (rules) keterkaitan antar barang biasanya dinyatakan dalam format sebagai berikut:

IF {susu} THEN {roti}

Pemilik retail dapat memanfaatkan informasi ini dengan menempatkan barang-barang yang berkaitan saling berdekatan sehingga lebih mudah terlihat dan terjangkau oleh konsumen saat berbelanja. Cara penempatan ini dapat mempengaruhi perilaku beli konsumen dan meningkatkan penjualan untuk barang yang berkaitan.

C. Association Rules

Analisis asosiasi atau association rule mining adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi item (Gunadi & Sensuse, 2012). Association rules dapat diukur melalui besaran support dan confidence. Support adalah ukuran yang menunjukkan seberapa sering aturan (rule) tersebut dapat diterapkan pada suatu set data, sedangkan confidence, adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara conditional (berdasarkan suatu kondisi tertentu). Definisi formal dari support dan confidence ditunjukkan dengan persamaan 2 (dua) dan 3 (tiga) (Badrul, 2016).

$$support(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{total transaksi}}$$

Keterangan :

A = item yang digunakan. Misal : jumlah transaksi snack

$$confidence(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}$$

Keterangan :

A = item yang digunakan. Misal : jumlah transaksi snack

B = item yang digunakan. Misal : jumlah transaksi snack

A dan B = item yang digunakan. Misal : jumlah transaksi wafer, snack

D. Metode Asosiasi Apriori

Analisis asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik Data *mining* yang menjadi dasar dari berbagai teknik Data *mining* lainnya. Analisis asosiasi merupakan cabang *Machine Learning* berguna dalam menemukan *association rule* (keterkaitan) yang tersembunyi dalam sebuah dataset yang besar. Metode penentuan aturan asosiasi (*association rule mining*) pertama kali dikemukakan oleh Agrawal, et. al. pada tahun 1993[8]. Metode ini telah lama digunakan pada analisis data transaksi seperti *Market Basket Analysis* [9]. Metode apriori menemukan *association rule* dimulai dengan menghitung *support* untuk 1-itemset dan secara iteratif menambahkan satu item ke dalam itemset dan mengevaluasi *support*-nya[9].

1. Alur Kerja Apriori

Adapun alur kerja algoritma Apriori sebagai berikut :

- a) Tentukan minimum *support*
- b) Iterasi 1 : hitung item-item dari *support*(transaksi yang memuat seluruh item)

dengan men-scan database untuk 1-itemset, setelah 1-itemset didapatkan, dari 1-itemset apakah diatas minimum *support*, apabila telah memenuhi minimum *support*, 1-itemset tersebut akan menjadi pola *frequent* tinggi,

- c) Iterasi 2 : untuk mendapatkan 2-itemset, harus dilakukan kombinasi dari k-itemset sebelumnya, kemudian scan database lagi untuk hitung item-item yang memuat *support*. itemset yang memenuhi minimum *support* akan dipilih sebagai pola *frequent* tinggi dari kandidat
- d) Tetapkan nilai k-itemset dari *support* yang telah memenuhi minimum *support* dari k-itemset
- e) lakukan proses untuk iterasi selanjutnya hingga tidak ada lagi k-itemset yang memenuhi minimum *support*.

E. Rapid Miner

Rapid Miner merupakan perangkat lunak yang memudahkan pengguna karena menggunakan tampilan GUI (*Graphical User Interface*) yang dibuat oleh Dr. Markus Hofmann dari *Institute of Technology Blanchardstown* dan Raif Klinkenberg dari *rapid-i*. *Rapid miner* ini bersifat *open source* dan dibuat dengan menggunakan bahasa java, *Rapid Miner* dapat dijalankan disistem operasi manapun. *Rapid Miner* dikhususkan untuk melakukan data *mining* [10].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data penjualan produk toko retail Galinda Jaya pada periode Maret 2022 hingga Mei 2022. Terdapat 33.676 data transaksi yang tercatat selama 3 bulan dengan jumlah konsumen yang melakukan transaksi sebanyak 13.388 orang, jumlah item yang terjual sebanyak 56.116 item, dan produk yang terjual sebanyak 2.450 produk. Data transaksi pembelian yang digunakan menjadi data awal pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel IV.1

TABEL IV.1
DATA AWAL PENELITIAN

Nomer Ref	Tanggal	Kode Plu	...	Sales
RJJ-0042926	01/03/2022 07:17	00711		
...
RJJ-0042930	01/03/2022 07:27	02874		
RJJ-0042930	01/03/2022 07:27	004582		
RJJ-0042931	01/03/2022 07:29	01159		
RJJ-0042932	01/03/2022 07:29	00034		

Terdapat 14 atribut pada data awal yang diperoleh dengan data atribut seperti pada Tabel IV.2 berikut.

Tabel IV. 2 Atribut data awal penelitian

No	Atribut Keterangan	Keterangan
----	--------------------	------------

1	Nomor Ref	Nomor transaksi pembelian (konsumen)
2	Tanggal	Tanggal dan waktu dilakukan transaksi
3	Kode PLU	Kode produk pembelian
4	Nama Produk	Nama produk pembelian
5	Qty	Jumlah pembelian produk
6	Satuan	Satuan produk (pcs, pack, dll)
7	Batch / S.N / IMEI	No Imei produk
8	Exp. Date	Tanggal <i>expired</i> produk
9	Harga Satuan	Harga satuan produk
10	Jum. Diskon	Jumlah potongan harga yang diberikan
11	Jum. Penjualan	Jumlah pembelian produk (harga satuan dikalikan kuantitas pembelian)
12	Jumlah Pajak	Jumlah pajak produk yang terjual
13	Pelanggan	Jenis konsumen
14	Sales	Nama sales yang bertanggung jawab / kasir

B. Data Selection

Data *selection* dilakukan untuk menyeleksi atribut mana saja yang dapat digunakan pada metode asosiasi dengan algoritma apriori. Metode asosiasi dilakukan dengan menghubungkan data pembelian produk disetiap transaksinya sehingga dapat disimpulkan data produk mana saja yang dominan dan saling berhubungan, untuk itu pada data *selection* digunakan dua atribut utama pada penelitian seperti pada Tabel IV.6.

TABEL IV. 3
ATRIBUT DATA SELECTION

Atribut	Jumlah Data
Nomor Ref	33.676
Nama Produk	33.676

C. Pre-processing

Tahap *pre-processing* dilakukan untuk membersihkan data (*data cleaning*) agar tidak ada duplikasi data ataupun *missing value* dan transformasi data agar dapat dilakukan asosiasi. Data yang digunakan harus dalam format data tabular sehingga transformasi data digunakan untuk mengubah data transaksi menjadi dataset baru yang kemudian digunakan dalam pengolahan menggunakan metode asosiasi dengan algoritma apriori pada *RapidMiner*.

1. Pengkategorian Data

Pengkategorian data dilakukan pada atribut hasil data *selection* yaitu Nomor Ref dan Nama Produk. Setiap nama produk yang terjual pada data transaksi Tabel IV.1 akan dispesifikasikan berdasarkan kategori produk dan jenis produk pada Tabel IV.3, dengan demikian dihasilkan data baru yang terdiri dari empat atribut yaitu Nomor Ref, Nama Produk, Kategori

Produk, dan Jenis Produk dari total 33676 data pembelian seperti pada Tabel IV.7.

TABEL IV. 4
DATA HASIL PENGKATEGORIAN

Nomor Ref	Nama Produk	Kategori Produk	Jenis Produk
RJJ-0042926	INDOMILK UHT COKLAT 115	Susu	Susu
RJJ-0042926	JETZ CHOCOFIEST A 20	Snack	Keripik
...
RJJ-0056335	KRISBEE JGG BAKAR 15	Snack	Keripik
RJJ-0056335	MEDAN JAYA 35	Makanan	Bolu
RJJ-0056335	NEO MOCCACINO 20	Minuman	Kopi

2. Transformasi Atribut

Transformasi atribut dilakukan dengan mengubah data pada Tabel IV.7 menjadi data dalam format tabular yang berisi angka 0 bila tidak terjadi transaksi dan 1 bila terjadi transaksi, transformasi atribut dilakukan pada tiga simulasi data sesuai dengan simulasi yang ditentukan pada Tabel IV.5.

Simulasi ke-1 pada Kategori Produk

TABEL IV. 5
DATA FINAL SIMULASI 1 PADA TRANSAKSI SETIAP KATEGORI PRODUK

Snack	Minuman	Ice Cream	Susu	Permen dan Coklat	...	Pet Food
1	0	0	1	1	...	0
0	0	0	0	0	...	0
...
1	1	1	1	0	...	0

Simulasi ke - 2.1 pada Snack

TABEL IV. 6
DATA FINAL SIMULASI 2.1 PADA TRANSAKSI PEMBELIAN SNACK

Kacang	Wafer	Biskuit	Keripik
0	0	0	1
0	1	0	0
1	1	1	0
...
0	0	0	1

Simulasi ke -2.2 pada Perlengkapan Sehari-hari

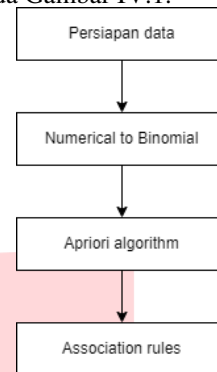
TABEL IV. 7
DATA FINAL PADA PERALATAN SEHARI-HARI

Benang	Cotton Bud	Masker	Alat Cukur	Silet	...	Tusuk Gigi
0	0	0	0	0	...	1
0	0	0	0	0	...	1
0	0	0	0	0	...	1

...
0	0	0	1	0	...	0

D. Asosiasi dengan Algoritma Apriori

Asosiasi dengan algoritma apriori dilakukan dengan dua cara yaitu menggunakan *RapidMiner* serta perhitungan manual. Pengujian dilakukan pada tiga simulasi yang ditunjukkan Tabel IV.5. Metode asosiasi menggunakan algoritma Apriori ditunjukkan pada diagram alir pada Gambar IV.1.



GAMBAR IV. 1
DIAGRAM ALIR ASOSIASI DENGAN *RAPIDMINER*

Data Binomial Kategori Produk

Tabel IV.1 menunjukkan data binomial kategori produk.

TABEL IV. 8
DATA BINOMIAL KATEGORI PRODUK.

Snack	Minuman	Ice Cream	Susu	Pet Food
True	False	False	True	False
False	False	False	False	False
....
True	False	False	False	False
False	True	False	False	False
True	True	True	True	False

Data Binomial Snack

Pada tabel IV.12 menunjukkan data binomial snack.

TABEL IV. 9
DATA BINOMIAL SNACK

Kacang	Wafer	Biskuit	Keripik	Snack
False	False	False	True	False
False	True	False	False	False
....
True	False	True	False	True
False	True	False	False	True
False	False	False	True	False

Data Binomial Peralatan Sehari-hari Tabel IV.13 menunjukkan data binomial peralatansehari-hari

TABEL IV. 10
DATA BINOMIAL PERALATAN SEHARI-HARI

Index	Benang	Cotton bud	Masker	Alat cukur	...	Tusuk gigi
0	False	False	False	Fals e	...	True

1	False	False	False	Fals e	...	True
2	False	False	False	Fals e	...	True
....
430	True	False	False	Fals e	...	Fals e
431	True	False	False	Fals e	...	Fals e
432	False	False	False	Tru e	...	Fals e

E. Algoritma Apriori Operator *FP-Growth* digunakan untuk mengimplementasikan algoritma apriori berdasarkan frekuensi. *Output* yang dihasilkan adalah data setiap kategori produk yang dikelompokkan berdasarkan nilai *support* menjadi satu hingga beberapa item. *Support* adalah nilai probabilitas suatu item yang muncul pada keseluruhan transaksi. Produk akan diurutkan berdasarkan nilai *support* tertinggi hingga terendah. Data ini digunakan untuk mengetahui kategori produk mana yang akan disimpan paling depan. Persamaan untuk mencari nilai *support* yaitu :

$$support = \frac{support\ count}{total\ transaction}$$

Simulasi ke -1 dengan *Support* pada Kategori Produk Pada simulasi ke-1 menggunakan dataset kategori produk yang telah diubah ke bentuk binomial seperti pada IV.11 dan menggunakan minimum *support* sebesar 0,1.

Iterasi ke-1 :

Pada iterasi ini dilakukan proses menghitung *support* setiap item pada keseluruhan transaksi. Hasil dari iterasi ke-1 ditunjukkan pada tabel IV.14.

TABEL IV. 11
HASIL DARI ITERASI KE-1

Item	Support Count	Support
Snack	5892	0.44
Minuman	3058	0.228
Ice Cream	2278	0.17
Susu	2367	0.177
Permen dan Coklat	1462	0.109
Bahan Masak	953	0.071
Mie	1054	0.079
Perlengkapan Mandi	711	0.053
Perlengkapan Kebersihan	698	0.052
Makanan	684	0.051
Obat dan Suplemen	606	0.045
Sembako	564	0.042
Agar agar	444	0.033
Peralatan Sehari-hari	433	0.032

Minuman Sachet	323	0.024
Frozen Food	346	0.026
Mainan Anak	281	0.021
Perlengkapan Bayi	211	0.016
Makeup dan Skincare	233	0.017
Tisu	193	0.014
Air Galon	187	0.014
Peralatan Sekolah	160	0.012
Pengusir Serangga	139	0.01
Pembalut Wanita	129	0.01
Bodycare & Haircare	117	0.009
Kerupuk	130	0.01
Pengharum Baju/Ruangan	107	0.008
Alat Kebersihan	98	0.007
Gas	90	0.007
Perlengkapan Dapur	81	0.006
Peralatan Listrik	59	0.004
Popok	60	0.004
Makanan Bayi	23	0.002
Perlengkapan Olahraga	20	0.001
Pet Food	11	0.001

Setelah diketahui *support* setiap item, selanjutnya adalah mengeliminasi item yang nilai *support*-nya dibawah nilai minimum *support*. Hasil eliminasi minimum *support* ditunjukkan pada tabel IV.15 yang akan memasuki ke iterasi ke-2.

TABEL IV. 12
HASIL ELIMINASI MINIMUM SUPPORT ITERASI KE-1

Item	Support Count	Support
Snack	5892	0.44
Minuman	3058	0.228
Ice Cream	2278	0.17
Susu	2367	0.177
Permen dan Coklat	1462	0.109

Iterasi ke-2 :

Pada iterasi ini dilakukan proses menghitung *support* setiap superset dengan 2 item pada keseluruhan transaksi. Hasil dari iterasi ke-2 ditunjukkan pada tabel IV.16.

TABEL IV. 13
HASIL DARI ITERASI KE-2

Item	Support Count	Support
Snack, Minuman	1197	0.089
Snack, Ice Cream	801	0.06
Snack, Susu	1227	0.092
Snack, Permen dan Coklat	770	0.058

Minuman, Ice Cream	313	0.023
--------------------	-----	-------

Setelah diketahui *support* setiap item, selanjutnya

adalah mengeliminasi item yang nilai *support*-nya dibawah nilai minimum *support*. Pada iterasi ke-2 tidak ada item yang memiliki *support* diatas minimum *support* sehingga tidak ada iterasi selanjutnya. Hasil eliminasi minimum *support* dari iterasi ke-1 selanjutnya akan digunakan untuk membuat *association rules*.

Simulasi ke – 2.1 dengan Support pada Snack

Pada simulasi ke-2.1 menggunakan dataset snack yang telah diubah ke bentuk binomial seperti pada tabel sebelumnya dan menggunakan minimum *support* sebesar 0,1.

Iterasi ke-1 :

Pada iterasi ini dilakukan proses menghitung *support* setiap item pada keseluruhan transaksi. Hasil dari iterasi ke-1 ditunjukkan pada tabel IV.17.

TABEL IV. 14 HASIL DARI ITERASI KE-1

Item	Support Count	Support
Kacang	467	0.079
Wafer	2843	0.483
Biskuit	1232	0.209
Keripik	2158	0.366
Snack	1699	0.288

Setelah diketahui *support* setiap item, selanjutnya adalah mengeliminasi item yang nilai *support*-nya dibawah nilai minimum *support*. Hasil eliminasi minimum *support* ditunjukkan pada tabel IV.18 yang akan memasuki ke iterasi ke-2.

TABEL IV. 15 HASIL ELIMINASI MINIMUM SUPPORT ITERASIKE-1

Item	Support Count	Support
Wafer	2843	0.483
Biskuit	1232	0.209
Keripik	2158	0.366
Snack	1699	0.288

Iterasi ke-2 :

Pada iterasi ini dilakukan proses menghitung *support* setiap superset dengan 2 item pada keseluruhan transaksi. Hasil dari iterasi ke-2 ditunjukkan pada tabel IV.19.

TABEL IV. 16 HASIL DARI ITERASI KE-2

Item	Support Count	Support
Wafer, Biskuit	548	0.093
Wafer, Keripik	590	0.1
Wafer, Snack	603	0.102
Biskuit, Keripik	268	0.045
Biskuit, Snack	276	0.047

Setelah diketahui *support* setiap item, selanjutnya adalah mengeliminasi item yang nilai *support*-nya dibawah nilai minimum *support*. Hasil eliminasi

minimum *support* ditunjukkan pada tabel IV.20 yang akan memasuki ke iterasi ke-3.

TABEL IV. 17 HASIL ELIMINASI MINIMUM SUPPORT ITERASI

Item	Support Count	Support
Wafer, Keripik	590	0.1
Wafer, Snack	603	0.102

Iterasi ke-3

Pada iterasi ini dilakukan proses menghitung *support* setiap superset dengan 3 item pada keseluruhan transaksi. Hasil dari iterasi ke-3 ditunjukkan pada tabel IV.21.

TABEL IV. 18 HASIL DARI ITERASI KE-3

Item	Support Count	Support
Wafer, Keripik, Snack	183	0.031

Setelah diketahui *support* setiap item, selanjutnya adalah mengeliminasi item yang nilai *support*-nya dibawah nilai minimum *support*. Pada iterasi ke-3 tidak ada item yang memiliki *support* diatas minimum *support* sehingga tidak ada iterasi selanjutnya. Hasil eliminasi minimum *support* dari iterasi ke-2 selanjutnya akan digunakan untuk membuat *association rules*.

Simulasi ke – 2.2 dengan Support pada Peralatan Sehari-hari

Pada simulasi ke-2.2 menggunakan dataset peralatan sehari-hari yang telah diubah ke bentuk binomial dan menggunakan minimum *support* sebesar 0,1.

Iterasi ke-1 :

Pada iterasi ini dilakukan proses menghitung *support* setiap item pada keseluruhan transaksi. Hasil dari iterasi ke-1 ditunjukkan pada tabel IV.22.

TABEL IV. 19 HASIL DARI ITERASI KE-1

Item	Support	Support
Benang	19	0.044
Cotton Bud	13	0.03
Masker	229	0.529
Alat Cukur	1	0.002
Silet	22	0.051
Gunting	3	0.007
Gunting Kuku	2	0.005
Kain	3	0.007
Jarum	4	0.009
Karet	5	0.012
Kertas	30	0.069
Semir	8	0.018
Korek Api	15	0.035
Lem	17	0.039
Lilin	29	0.067
Perkakas	3	0.007
Payung	1	0.002
Pinset	2	0.005
Plastik	4	0.009

Sendal	18	0.042
Sanitizer	2	0.005
Sisir	4	0.009
Tusuk Gigi	12	0.028

Setelah diketahui *support* setiap item, selanjutnya adalah mengeliminasi item yang nilai *support*-nya dibawah nilai minimum *support*. Hasil eliminasi minimum *support* ditunjukkan pada tabel IV.23 yang akan memasuki ke iterasi ke-2.

TABEL IV. 20
HASIL ELIMINASI MINIMUM *SUPPORT* ITERASI KE-2

Item	Support Count	Support
Masker	229	0.529

Hasil eliminasi minimum *support* pada iterasi ke-1

hanya memiliki satu (1) item sehingga tidak dapat dilanjutkan ke iterasi selanjutnya, maka hasil eliminasi minimum *support* pada iterasi ke-1 selanjutnya akan digunakan untuk membuat *association rules*.

F. Create Association Rules

Create Association Rules digunakan untuk mengimplementasikan prinsip asosiasi pada data pengujian. Pada tahap ini akan diperoleh *rules* asosiasi pada kategori produk yang saling berhubungan berdasarkan data transaksi yang dilakukan konsumen. Data ini digunakan untuk mengetahui posisi kategori produk tertentu yang akan disimpan berdekatan. *Association rules* dapat dibuat apabila data telah dihitung nilai *support*-nya dan setiap terdapat superset item minimal dua (2). Parameter untuk menghitung *association rules* adalah dengan menggunakan nilai *minimum confidence*. *Confidence* adalah persentase nilai *support* kombinasi item premis dan item konklusi dibandingkan dengan nilai *support* item premis. Persamaan untuk mencari *confidence* yaitu :

$$support \{A, B\}$$

$$confidence \{A, B\} = \frac{support \{A, B\}}{support \{A\}}$$

Simulasi ke-1 dengan Confidence pada Kategori Produk

Pada simulasi ke-1, *association rules* menggunakan data kategori produk yang sudah memenuhi *support* pada proses sebelumnya. Nilai minimum *confidence* yang digunakan untuk membuat *association rules* adalah sebesar 0,3.

TABEL IV. 21
DATA SIMULASI KE-1 UNTUK MEMBUAT *ASSOCIATION RULES*

Item	Support Count	Support
Snack	5892	0.44
Minuman	3058	0.228
Ice Cream	2278	0.17
Susu	2367	0.177
Permen dan Coklat	1462	0.109

Pada simulasi ke-1 tidak ditemukan *association rules* karena data yang digunakan tidak memiliki item dengan superset minimal dua (2).

Simulasi ke-2.1 dengan Confidence pada Snack

Pada simulasi ke-2.1, *association rules* menggunakan data snack yang sudah memenuhi *support* pada proses sebelumnya. Nilai minimum *confidence* yang digunakan untuk membuat *association rules* adalah sebesar 0,3.

TABEL IV. 22
22 DATA SIMULASI KE-2.1 UNTUK MEMBUAT *ASSOCIATION RULES*

Item	Support Count	Support
Wafer, Keripik	590	0.1
Wafer, Snack	603	0.102

Association rules yang didapatkan dari data diatas adalah ditunjukkan pada tabel IV.26.

TABEL IV. 23
HASIL *ASSOCIATION RULES* SIMULASI KE-2.1

Premis	Konklusi	Confidence
Keripik	Wafer	0.273
Snack	Wafer	0.355

Hasil eliminasi dari minimum *confidence*, *association rules* yang didapatkan ditunjukkan pada tabel IV.27.

TABEL IV. 24
HASIL *ASSOCIATION RULES* SIMULASI KE-2.1 SETELAH DIEELIMINASI

Premis	Konklusi	Confidence
Snack	Wafer	0.355

Simulasi ke-2.2 dengan Confidence pada Peralatan Sehari-hari

Pada simulasi ke-2.2, *association rules* menggunakan data peralatan sehari-hari yang sudah memenuhi *support* pada proses sebelumnya. Nilai minimum *confidence* yang digunakan untuk membuat *association rules* adalah sebesar 0,3.

TABEL IV. 25
DATA SIMULASI KE-2.2 UNTUK MEMBUAT *ASSOCIATION RULES*

Item	Support Count	Support
Masker	229	0.529

Pada simulasi ke-2.2 tidak ditemukan *association rules* karena data yang digunakan tidak memiliki item dengan superset minimal dua (2).

G. Pengujian Menggunakan Tool RapidMiner
Pada penelitian ini proses simulasi dengan perhitungan Asosiasi Apriori dalam menganalisis penempatan produk retail menggunakan tool RapidMiner.

Pada penelitian ini, permodelan metode Asosiasi Apriori menggunakan tool RapidMiner dilakukan tiga (3) simulasi dengan jenis data yang berbeda seperti pada bab sebelumnya. Rancangan desain permodelan metode Asosiasi Apriori dalam menganalisis penempatan produk retail ditunjukkan dalam Gambar V.1.



GAMBAR V. 1
RANCANGAN DESAIN PERMODELAN
MENGUNAKAN RAPIDMINER

IV. SIMULASI DAN PEMBAHASAN

Pada kasus ini dilakukan tiga (3) kali simulasi Asosiasi Apriori dengan variable dengan jenis data yang berbeda. Pada Tabel V.1 menunjukkan informasi simulasi Asosiasi Apriori dengan jenis dan data yang berbeda.

TABEL V. 1
INFORMASI SIMULASI ASOSIASI APRIORI

Simulasi	Jenis Data	Support	Confidence
1	Kategori Produk	0.1	0.3
2.1	Snack	0.1	0.3
2.2	Peralatan Sehari-hari	0.1	0.3

A. Simulasi ke-1

Pada simulasi ke-1, pengujian penelitian dilakukan dengan jenis data kategori produk menggunakan variabel *support* sebesar 0,1 dan *confidence* sebesar 0,3. Hasil *FP-Growth* yang didapatkan dari simulasi ke-1 ditunjukkan pada gambar V.4.

Size	Support	Item 1
1	0.440	Snack
1	0.228	Minuman
1	0.177	Susu
1	0.170	Ice Cream
1	0.109	Permen dan Coklat

GAMBAR V. 2
HASIL FP-GROWTH SIMULASI KE-1

Pada simulasi ke-1 tidak menghasilkan *association rules* karena hasil dari *FP-Growth* hanya terdapat satu

(1) item di setiap barisnya dimana *association rules* mengharuskan terdapat superset item sebanyak dua (2).

B. Simulasi ke-2.1

Pada simulasi ke-2.1, pengujian penelitian dilakukan dengan jenis data snack menggunakan variabel *support* sebesar 0,1 dan *confidence* sebesar 0,3. Hasil *FP-Growth* yang didapatkan dari simulasi ke-2.1 ditunjukkan pada gambar V.5.

Size	Support	Item 1	Item 2
1	0.483	Wafer	
1	0.366	Keripik	
1	0.288	Snack	
1	0.209	Biskuit	
2	0.100	Wafer	Keripik
2	0.102	Wafer	Snack

GAMBAR V. 3
HASIL FP-GROWTH SIMULASI KE-2.1

Hasil *association rules* yang didapatkan dari simulasi ke-2.1 ditunjukkan pada gambar V.6.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	Lift	Conviction
1	Snack	Wafer	0.102	0.355	0.856	-0.474	-0.037	0.736	0.802

Gambar V. 4 Hasil *Association Rules* simulasi ke-2.1

C. Simulasi ke-2.2

Pada simulasi ke-2.2, pengujian penelitian dilakukan dengan jenis data peralatan sehari-hari menggunakan

variabel *support* sebesar 0,1 dan *confidence* sebesar 0,3. Hasil *FP-Growth* yang didapatkan dari simulasi ke-1 ditunjukkan pada gambar V-6.

Size	Support	Item 1
1	0.529	Masker

GAMBAR V. 5
HASIL FP-GROWTH SIMULASI KE-2.2

Pada simulasi ke-2.2 tidak menghasilkan *association rules* karena hasil dari *FP-Growth* hanya terdapat satu

(1) item di setiap barisnya dimana *association rules* mengharuskan terdapat superset item sebanyak dua (2). Berdasarkan dari simulasi di atas, maka hasil yang didapatkan adalah pada simulasi data kategori produk, simulasi snack, dan simulasi peralatan sehari-hari yang akan di masukkan pada tabel V.2 *frequent itemset*.

TABEL V. 1
FREQUENT ITEMSET PADA KATEGORI PRODUK

Iterasi	Support	Item
1	0.440	Snack
1	0.228	Minuman
1	0.177	Susu
1	0.170	Ice cream
1	0.109	Permen dan coklat

TABEL V. 2
FREQUENT ITEMSET PADA SNACK

Iterasi	Support	Item	Item 2
1	0.483	Wafer	
1	0.366	Keripik	
1	0.288	Snack	
1	0.209	Biskuit	
2	0.100	Wafer	Keripik
2	0.102	Wafer	Snack

TABEL V. 3
FREQUENT ITEMSET PADA PERALATAN SEHARI-HARI

Iterasi	Support	Item
1	0.529	Masker

Setelah mendapatkan item yang memenuhi minimal *support* selanjutnya mencari *association rules* dengan nilai minimum *confidence* yang ditentukan manual yaitu sebesar 0,3. Hasil yang didapatkan adalah simulasi data snack menghasilkan *association rules* yaitu wafer → snack dengan nilai *confidence* sebesar 0.355 yang berarti 35,5% transaksi berhasil menjual wafer dengan snack. Berdasarkan hasil dari proses *support* dan *confidence* ini berupa aturan asosiasi yang menunjukkan tren pola beli konsumen.

TABEL V. 4
ASSOCIATION RULES SNACK

No	Premis	Konklusi	support	confidence
1	Snack	Wafer	0.102	0.355

V. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilaksanakan pada bab sebelumnya, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode Asosiasi Apriori digunakan untuk menganalisis penempatan produk retail pada perusahaan retail Galinda Jaya kota Galang yang diambil berdasarkan transaksi terdahulu dengan rentang waktu tertentu. Dataset tersebut berisi item

yang terjual pada setiap transaksi. Data yang akan dianalisis harus diolah terlebih dahulu. Beberapa pengolahan data yang dilakukan adalah data *selection*, data *pre-processing*, dan *transformation*. Pada penelitian ini dilakukan tiga (3) simulasi dengan kelompok data yang berbeda. Kelompok data tersebut adalah data kategori produk, data snack, dan data peralatan sehari-hari. Tiap simulasi tersebut diproses menggunakan algoritma apriori dengan nilai minimum *support* yang ditentukan manual yaitu sebesar 0,1. Hasil yang didapatkan adalah pada simulasi data kategori produk, simulasi snack, dan simulasi peralatan sehari-hari menghasilkan nilai *support* tertinggi secara berurutan sebesar 0.44 pada item snack, 0.102 pada item wafer dan snack, dan 0.529 pada item masker. Setelah mendapatkan item yang memenuhi minimal *support* selanjutnya mencari *association rules* dengan nilai minimum *confidence* yang ditentukan manual yaitu sebesar 0,3. Hasil yang didapatkan adalah simulasi data snack menghasilkan *association rules* yaitu wafer → snack dengan nilai *confidence* sebesar 0.355 yang berarti 35,5% transaksi berhasil menjual wafer dengan snack. Berdasarkan hasil dari proses *support* dan *confidence* ini berupa aturan asosiasi yang menunjukkan tren pola beli konsumen.

REFERENSI

- [1] M. H. Prayitno and R. Rasim, "Analisa Penjualan Produk Retail Dengan Metode Data Mining Asosiasi," *J. Kaji. Ilm.*, vol. 18, no. 3, p. 231, 2018, doi: 10.31599/jki.v18i3.273.
- [2] C. Ramadhana, Y. D. L. W, and K. D. K. W, "Data Mining dengan Algoritma Fuzzy C-Means Clustering Dalam Kasus Penjualan di PT Sepatu Bata," *Semant. 2013*, vol. 2013, no. November, pp. 54–60, 2013.
- [3] S. Agrawal and J. Agrawal, "Survey on anomaly detection using data mining techniques," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 60, no. 1, pp. 708–713, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.08.220.
- [4] V. P. Widartha, "Penempatan Toko Modern Di Kota Jember," 2013.
- [5] A. K. N. Simarmata, "Intrapreneurship Dan Pengambilan Keputusan Pada Manajer Toko Modern," *J. Psikol. Udayana*, vol. 1, no. 3, pp. 451–461, 2014.
- [6] R. Novita, "Teknik Data Mining : Algoritma C4.5," *Ilmu Komputer.com*, pp. 1–12, 2016.
- [7] G. F. Mandias, G. A. Sandag, A. G. Takalumbide, and C. Wahongan, "Analisa Pola Peminjaman Buku di Pepustakaan Universitas Klabat Menggunakan Algoritma Apriori," *Konf. Nas. Sist. Inf.*, pp. 8–9, 2018.
- [8] R. Agrawal, T. Imielinski, and A. Swami, "Mining Association in Large Databases," *Proc. 1993 ACM SIGMOD Int. Conf. Manag. data - SIGMOD '93*, pp. 207–216, 1993.
- [9] D. H. Xiong, *Association Analysis: Basic Concepts and Algorithms*. 2006.
- [10] S. Hendrian, "Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Memprediksi Siswa Dalam Memperoleh Bantuan Dana Pendidikan," *Fakt. Exacta*, vol. 11, no. 3, pp. 266–274, 2018, doi: 10.30998/faktorexacta.v11i3.2777.