

PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISIS POLA BELANJA KONSUMEN DI TOKO DIPA BARU

Sarivayanti¹, Melki Garonga², Ferayanti Boas Gallaran³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Kristen Indonesia Toraja, Tana Toraja, Sulawesi Selatan

Email: ^{1*} sarivayanti120@gmail.com

Abstrak

Pengembangan data perlu dilakukan jika informasi disimpan dalam suatu penyimpanan. Dengan adanya kegiatan penjualan setiap hari, data semakin lama akan semakin bertambah banyak. Hal ini disebabkan karena tidak memanfaatkan data transaksi penjualan yang ada sehingga terjadi penumpukan data yang tidak diketahui apa manfaatnya dan pada dasarnya kumpulan data tersebut memiliki informasi-informasi yang bermanfaat yang bisa digunakan untuk mengambil suatu keputusan dan untuk memperoleh keputusan yang baru tentang penjualan. Tujuan yang akan dicapai penelitian adalah menerapkan data mining menggunakan algoritma apriori dalam menganalisis pola pembelian konsumen. Untuk menjawab tujuan maka digunakan algoritma apriori dengan aturan asosiasi. Untuk minimum *Support* yang digunakan adalah 20% dari jumlah transaksi yang ada dan untuk asosiasi antar produk ditentukan dengan *confidence* sebesar 50%. Penelitian ini di implementasikan menggunakan aplikasi *Rapid Miner*. Dengan data hasil aturan yang diperoleh, maka dapat dilihat item apa saja yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh setiap pelanggan. Informasi ini dapat berguna untuk meningkatkan penjualan sehingga toko dapat membuat keputusan bisnis dengan membuat rekomendasi produk.

Kata Kunci: *data mining, analisis, pola, apriori, asosiasi*

APPLICATION OF THE APRIORI ALGORITHM FOR ANALYSIS CONSUMER SHOPPING PATTERNS IN NEW DIPA SHOP

Abstract

Data development needs to be done if information is stored in a repository. With sales activities every day, the data will increase over time. This is because it does not utilize existing sales transaction data resulting in accumulation of data that is not known what the benefits are and basically these data sets contain useful information that can be used to make a decision and to obtain new decisions about sales. The research will be achieved by applying data mining using the Apriori algorithm in analyzing consumer buying patterns. To answer the objective then the algorithm apriori with association rules is used. The minimum support used is 20% of the number of existing transactions and for associations between products it is determined with a confidence of 50%. This research was implemented using the Rapid Miner application. With the data obtained from the rules, it can be seen which items are most frequently purchased simultaneously by each customer. This information can be useful for increasing sales so that stores can make business decisions by making product recommendations

Keywords: *data mining, analysis, pattern, a priori, association*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan dan persaingan bisnis dalam perdagangan dunia melalui ekonomi pasar bebas dan kemajuan teknologi informasi membawa perusahaan pada tingkat persaingan yang semakin ketat dan semakin terbuka dalam memenuhi tuntutan pelanggan yang juga semakin tinggi.[1]

Dalam menghadapi era teknologi yang semakin berkembang dan memberikan efek yang sangat besar dalam persaingan ekonomi. Dalam persaingan pengusaha-pengusaha dibidang perdagangan barang dalam meningkatkan hasil penjualan menjadi lebih baik. Pengusaha tentunya tidak ingin merasakan hasil penjualan yang diakibatkan oleh adanya barang yang tidak terjual sesuai dengan target penjualan. Untuk itu pengusaha bisnis perdagangan memerlukan kecerdasan bisnis untuk membuat strategi yang bisa digunakan dalam memenuhi permintaan pasar agar tidak terjadi angka penurunan penjualan.

Dengan adanya penjualan setiap hari, data semakin lama akan semakin bertambah banyak. Hal ini disebabkan karena tidak memanfaatkan data transaksi penjualan yang ada sehingga terjadi penumpukan data yang tidak diketahui apa manfaatnya dan pada dasarnya kumpulan data tersebut memiliki informasi-informasi yang bermanfaat yang dapat digunakan untuk mengambil suatu keputusan dan untuk memperoleh keputusan yang baru tentang penjualan.

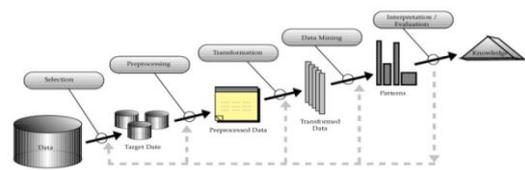
Oleh karena itu, agar data transaksi penjualan dapat berguna dan bermanfaat maka dibutuhkan metode pengembangan data (*data mining*) khusus pada penggunaan algoritma apriori *association rule*, dalam memanfaatkan transaksi penjualan yang didapatkan dari barang yang dibeli secara bersamaan oleh saat berbelanja. Data tersebut digunakan untuk mengetahui barang yang sering dibeli konsumen untuk diperbanyak stoknya agar mencukupi keinginan pasar dan mengurangi penyetokan barang yang kurang laku di pasaran.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1) *Knowledge Discovery in Database (KDD)*

Menurut Herlly Oktariani (2020) *Knowledge Discovery in Database (KDD)* merupakan kegiatan yang mencakup pengumpulan, pemakaian data yang telah tersimpan untuk mendapatkan keteraturan, pola dalam set data yang berukuran besar. Hasil dari *data mining* dimanfaatkan untuk memperbaiki penentuan keputusan. Tahapan-tahapan *data mining* berdasarkan proses KDD dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Tahapan dalam KDD (*Knowledge-Discovery in Database*)[8]

Proses KDD secara garis besar dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. *Data Selection*

Memisahkan dan memilih data dari sekumpulan data operasional berdasarkan kriteria yang diinginkan peneliti, seperti data berdasarkan yang ada pada konsumen. Data hasil pemilihan yang akan digunakan untuk proses *data mining*, disimpan dalam suatu berkas terpisah dari basis data operasional.

b. *Pre-processing/Cleaning*

Sebelum proses *data mining* dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses *cleaning* pada data yang menjadi fokus KDD. Proses *cleaning* mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak (*typografi*).

c. *Transformasi*

Coding adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih sehingga data tersebut sesuai untuk proses *data mining*. Proses coding dalam KDD merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

d. *Data Mining*

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

e. *Interpation/Evaluation*

Pola informasi yang dihasilkan dari proses *data mining* perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dipahami oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut *interpretation*. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan berbeda dengan fakta yang ada sebelumnya.

2) *Data Mining*

Data mining adalah suatu metode yang terdapat beberapa algoritma yang bisa dilakukan, salah satunya yaitu algoritma apriori atau sering disebut market basket analisis yang termasuk kedalam aturan asosiasi (*association rule*).[9]

Data mining adalah proses yang memperkerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran computer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstrasi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis. *Data mining* merupakan proses *iterative* dan interaktif untuk menemukan pola atau model baru yang sempurna, bermanfaat dan dapat dimengerti dalam suatu *database* yang besar.[2]

3) Algoritma Apiori

Menurut Saefudin M.Kom (2019), algoritma apriori merupakan salah satu algoritma yang melakukan pencarian frekuensi itemset dengan menggunakan teknik *association rule*. Algoritma apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya. Pada algoritma apriori menentukan kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan minimum *support* dan minimum *confidence*. [6]

Algoritma apriori yang bertujuan untuk menemukan *frequent itemsets* dijalankan pada sekumpulan data. Analisis apriori didefenisikan

suatu proses untuk menemukan semua aturan apriori yang memenuhi syarat minimum untuk *support* dan syarat minimum untuk *confidence*. [11]

Support adalah nilai penunjang atau presentase nilai kombinasi sebuah item dalam *database*.

$$Support (A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A}{Total\ Transaksi} * 100$$

Sedangkan *confidence* adalah nilai kepastian yaitu kuatnya hubungan antar item dalam sebuah apriori. *Confidence* bisa dicari setelah pola frekuensi munculnya sebuah item ditemukan. [12]

$$Confidence\ P(B|A) = \frac{Transaksi\ A\ dan\ B}{Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B * 100\%}$$

Secara garis besar cara kerja algoritma apriori adalah :

- a. Pembentukan kandidat itemset, kandidat k-itemset dibentuk dari kombinasi item (k-1)-itemset yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu ciri dari algoritma apriori adalah adanya pemangkasan kandidat k-itemset yang subsetnya berisi k-1 item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1.
- b. Perhitungan *support* dari tiap kandidat k-itemset didapat dengan men-scan database untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item didalam kandidat k-itemset tersebut. Ini adalah ciri dari algoritma apriori dimana diperlukan perhitungan dengan scan seluruh *database* sebanyak k-itemset terpanjang.
- c. Tetapkan pola frekuensi tinggi, pola frkuensi tinggi yang memuat k-item atau k-itemset ditetapkan dari kandidat k-itemset yang *support* nya lebih besar dari minimum *support*.
- d. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka k ditambah satu dan kembali ke bagian satu.

4). *Association Rule*

Menurut Yori Apridon M (2019), *Association Rule* adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item suatu dataset yang telah ditentukan. *Association Rule Mining* mencari dan

menemukan hubungan antar item yang ada pada suatu dataset. Penerapan *data mining* dengan aturan asosiasi bertujuan menemukan informasi item-item yang saling berhubungan dalam bentuk aturan/*rule*. Aturan asosiasi adalah teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiasi antara satu kombinasi item. Dalam menentukan suatu aturan asosiasi, terdapat suatu ukuran ketertarikan yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan data perhitungan tertentu.[13]

Pada umumnya terdapat dua ukuran ketertarikan dalam aturan asosiasi, yaitu :

- a. *Support* adalah probabilitas konsumen membeli beberapa produk secara bersamaan dari jumlah seluruh transaksi. Ukuran ini menentukan apakah suatu item/itemset layak untuk dicari nilai *confidence*-nya.
- b. *Confidence* atau tingkat kepercayaan merupakan probabilitas kejadian beberapa produk yang dibeli bersamaan dimana salah satu produk sudah pasti dibeli.

Langkah-langkah dalam pembentukan aturan asosiasi meliputi dua tahap, yaitu :

- a. Analisis pola frekuensi tinggi

Tahapan ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam *database*. Nilai *support* sebuah item di peroleh dengan rumus berikut :

$$Support (A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} * 100$$

Sedangkan nilai *support* dari dua item diperoleh dari dua rumus berikut :

$$Support (A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} * 100$$

- b. Pembentukan aturan asosiasi

Pembentukan aturan asosiasi setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah di cari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* dari aturan asosiatif “jika A maka

B”. nilai *confidence* dari aturan “jika A maka B” di peroleh dari rumus berikut :[14]

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

- 5). *Lift Ratio*

Lift ratio adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (*association rule*) yang telah terbentuk. Nilai *lift ratio* biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid.[15] Untuk menghitung *lift ratio* digunakan rumus sebagai berikut:

$$lift\ ratio = \frac{confidence (A, B)}{Benchmark\ confidence (A, B)}$$

Untuk mendapatkan nilai benchmark confidence sendiri dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

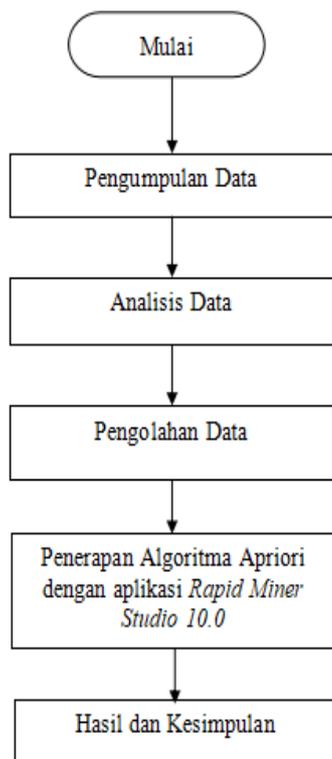
$$Benchmark\ confidence = \frac{Nc}{N}$$

Keterangan:

- Nc =Jumlah transaksi dengan item yang menjadi *consequent*
 N =Jumlah transaksi basis data

III. METODE PENELITIAN

Adapun tahapan penelitian mengenai penerapan algoritma apriori untuk analisis pola belanja konsumen di toko dipa baru, yaitu :



Gambar 3.1 Flowchart tahapan penelitian

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1) . Analisa Data Penjualan

Tahapan proses awal yang dilakukan pada penelitian ini adalah mempersiapkan data. Data yang didapat merupakan data transaksi penjualan dalam bulan Maret 2022. setelah dilakukan *pre-processing* data, maka didapatkan sebuah dataset sebanyak 95 data, yang jika disusun ke dalam tabel tabular menjadi 80 transaksi penjualan.

Tabel 1 Contoh Dataset yang Digunakan dalam Tabular Form

Transaksi	Gula	Minuman	Snack	Rokok	Kopi
1	1	0	0	0	1
2	0	1	1	1	0
3	0	0	0	1	0
4	0	0	0	0	0
5	1	0	1	0	1

Pada dataset tersebut didapatkan sebanyak 45 item jenis penjualan yang menjadi kandidat itemset awal dalam langkah pertama guna mencari pola belanja konsumen dengan metode Asosiasi. Berikut adalah daftar itemset seperti terlihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4.2 List kandidat itemset

NO	ITEM	NO	ITEM
1	Gula	24	Handbody
2	Susu	25	Vanish
3	Bumbu dapur	26	Harpic
4	Roti	27	Lulur herborist
5	Rokok	28	Moris cleansing
6	Masker	29	Antiseptik
7	Hansinitizer	30	Santan kara
8	Shampo	31	Pucuk harum
9	Sabun	32	Rexona
10	Sunlight	33	Bahan kue
11	Pepsodent	34	Wijen
12	Minyak goreng	35	Terigu
13	Minuman	36	Meses
14	Kopi	37	Maizena
15	Selai	38	Pewangi
16	Gula-gula	39	Kapas sariayu
17	Mie	40	Minyak telon
18	Teh	41	Freshcare
19	Snack	42	Miranda
20	Popoku	43	Ellips
21	Tissu	44	Rapika
22	Blueband	45	Zwitsal baby
23	Skincare		

2) . Hasil Perhitungan Algoritma Apriori

Sebagai perhitungan algoritma Apriori penulis memberikan batasan nilai minimum *support* sebesar 20% sebagai batasan minimum untuk suatu item agar dapat lolos menjadi kandidat itemset pada proses iterasi.

Tahap iterasi pertama dimulai dengan melakukan pembentukan kandidat k-1 itemset terhadap 95 itemset yang ada dalam 80 transaksi tersebut dengan menghitung masing-masing nilai *support*.

Tabel 4.3 Hasil Pembentukan 1 itemset

TABEL 1-ITEMSET				TABEL 1-ITEMSET			
NO	ITEM	Σ TRANSAKSI	SUPPORT	NO	ITEM	Σ TRANSAKSI	SUPPORT
1	Gula	31	39%	24	Handbody	16	20%
2	Susu	19	24%	25	Vanish	2	3%
3	Bumbu dapur	17	21%	26	Harpic	2	3%
4	Roti	16	20%	27	Lulur herborist	2	3%
5	Rokok	26	33%	28	Moris cleansing	2	3%
6	Masker	7	9%	29	Antiseptik	2	3%
7	Hansinitizer	3	4%	30	Santan kara	2	3%
8	Shampo	18	23%	31	Pucuk harum	2	3%
9	Sabun	18	23%	32	Rexona	4	5%
10	Sunlight	2	3%	33	Bahan kue	4	5%
11	Pepsodent	5	6%	34	Wijen	2	3%
12	Minyak goreng	11	14%	35	Terigu	3	4%
13	Minuman	30	38%	36	Meses	3	4%
14	Kopi	19	24%	37	Maizena	2	3%
15	Selai	11	14%	38	Pewangi	5	6%
16	Gula-gula	11	14%	39	Kapas sariayu	4	5%
17	Mie	6	8%	40	Minyak telon	3	4%
18	Teh	12	15%	41	Freshcare	2	3%
19	Snack	27	34%	42	Miranda	4	5%
20	Popoku	2	3%	43	Ellips	2	3%
21	Tissu	18	23%	44	Rapika	2	3%
22	Blueband	3	4%	45	Zwitsal baby	2	3%
23	Skincare	15	19%				

Setelah terbentuk nilai support dari setiap item maka analisis bisa menentukan nilai minimum *support* (frekuensi kemunculan item) yang akan di gunakan. Berdasarkan tabel hasil pembentukan 1 itemset maka penulis menentukan nilai minimum *support* yang digunakan adalah 20%

Tabel 4.4 Tabel 1-Itemset yang terpilih

TABEL 1-ITEMSET			
NO	ITEM	Σ TRANSAKSI	SUPPORT
1	gula	37	46%
2	dancow	33	41%
3	ajinomoto	16	20%
4	roti	22	28%
5	kopi	29	36%
6	rokok	23	29%
7	handbody scarlett	23	29%
8	minyak goreng	16	20%
9	tissu	18	23%
10	teh sariwangi	31	39%
11	wafer nabati	18	23%
12	sabun daia	18	23%

Pada langkah berikutnya perlu didapatkan sebuah kombinasi k-2 itemset yang terbentuk dan didapatkan dari hasil perhitungan *support* tahap pertama. Pada tabel berikut dapat dilihat jumlah kombinasi yang terbentuk.

Tabel 4.5 Tabel 2-Itemset

NO	Kombinasi 2 itemset	Jumlah	Support	NO	Kombinasi 2 itemset	Jumlah	Support
1	Gula, Minuman	13	16,25	23	Snack, Roti	9	11,25
2	Gula, Snack	14	17,5	24	Rokok, Kopi	6	7,5
3	Gula, Rokok	11	13,75	25	Rokok, Susu	6	7,5
4	Gula, Kopi	17	21,25	26	Rokok, Sabun	3	3,75
5	Gula, Susu	16	20	27	Rokok, Tissu	3	3,75
6	Gula, Sabun	3	3,75	28	Rokok, Bumbu dapur	4	5
7	Gula, Tissu	3	3,75	29	Rokok, Roti	6	7,5
8	Gula, Bumbu dapur	15	18,75	30	Kopi, Susu	10	12,5
9	Gula, Roti	14	17,5	31	Kopi, Tissu	3	3,75
10	Minuman, Snack	18	22,5	32	Kopi, Bumbu dapur	9	11,25
11	Minuman, Rokok	15	18,75	33	Kopi, Roti	8	10
12	Minuman, Kopi	10	12,5	34	Susu, Tissu	5	6,25
13	Minuman, Susu	9	11,25	35	Susu, Bumbu dapur	4	5
14	Minuman, Tissu	4	5	36	Susu, Roti	9	11,25
15	Minuman, Roti	5	6,25	37	Sabun, Shampo	14	17,5
16	Snack, Rokok	12	15	38	Sabun, Tissu	6	7,5
17	Snack, Kopi	7	8,75	39	Sabun, Bumbu dapur	3	3,75
18	Snack, Susu	10	12,5	40	Sabun, Handbody	8	10
19	Snack, sabun	3	3,75	41	Shampo, Tissu	6	7,5
20	Snack, Tissu	6	7,5	42	Shampo, Handbody	11	13,75
21	Snack, Bumbu dapur	4	5	43	Tissu, Handbody	6	7,5
22	Snack, Handbody	3	3,75	44	Bumbu dapur, Roti	8	10

Tahap pembentukan k-2 itemset diatas terdapat 3 kombinasi k-2 itemset yang memenuhi support 20% sehingga himpunan yang terbentuk dari k-2 itemset.

Untuk hasil dari perhitungan dengan penerapan rumus dan dengan menetapkan nilai minimum *support* yang sudah di tentukan yaitu 20% maka

status kriteria kombinasi k-3 itemset dapat dilihat pada tabel 4.7

Tabel 4.7 k-3 itemset

No	Kombinasi 3 itemset	Jumlah	Support
1	gula, dancow, teh sariwangi	17	21%
2	gula, dancow, kopi	15	19%
3	gula, dancow, rokok	8	10%
4	gula, dancow, roti	10	13%
5	gula, dancow, wafer nabati	7	9%
6	gula, dancow, ajinomoto	5	6%
7	gula, dancow, minyak goreng	6	8%
8	gula, teh sariwangi, kopi	16	20%
9	gula, teh sariwangi, rokok	9	11%
10	gula, teh sariwangi, roti	11	14%
11	gula, teh sariwangi, wafer nabati	6	8%
12	gula, teh sariwangi, ajinomoto	7	9%
13	gula, teh sariwangi, minyak goreng	9	11%
14	gula, kopi, handbody scarlett	5	6%
15	gula, kopi, rokok	5	6%
16	gula, kopi, roti	11	14%
17	gula, kopi, sabun daia	5	6%
18	gula, kopi, wafer nabati	5	6%
19	gula, kopi, ajinomoto	9	11%
20	gula, kopi, minyak goreng	9	11%
21	gula, rokok, roti	6	8%
22	gula, roti, ajinomoto	7	9%
23	gula, roti, minyak goreng	5	6%
24	gula, ajinomoto, minyak goreng	8	10%
25	dancow, teh sariwangi, kopi	14	18%
26	dancow, teh sariwangi, rokok	8	10%
27	dancow, teh sariwangi, roti	8	10%
28	dancow, teh sariwangi, wafer nabati	6	8%
29	dancow, teh sariwangi, ajinomoto	5	6%
30	dancow, teh sariwangi, minyak goreng	6	8%
31	dancow, kopi, roti	6	8%
32	dancow, kopi, wafer nabati	5	6%
33	dancow, kopi, ajinomoto	5	6%
34	dancow, kopi, minyak goreng	6	8%
35	dancow, rokok, roti	5	6%
36	dancow, ajinomoto, minyak goreng	5	6%
37	teh sariwangi, kopi, rokok	6	8%
38	teh sariwangi, kopi	7	9%
39	teh sariwangi, kopi, wafer nabati	5	6%
40	teh sariwangi, kopi, ajinomoto	8	10%
41	teh sariwangi, kopi, minyak goreng	9	11%
42	teh sariwangi, rokok, roti	5	6%
43	teh sariwangi, ajinomoto, minyak goreng	8	10%
44	kopi, roti, ajinomoto	5	6%
45	kopi, ajinomoto, minyak goreng	9	11%
46	roti, ajinomoto, minyak goreng	5	6%

Dari hasil perhitungan kombinasi k-3 itemset diatas didapatkan dengan menerapkan nilai minimum *support* 20%, maka didapat kombinasi yang memenuhi syarat yaitu kombinasi (gula, dancow, teh sariwangi) dan kombinasi (gula, teh sariwangi, kopi). Maka selanjutnya untuk menentukan aturan asosiasi pada dataset penjualan menggunakan kombinasi k-2 dan k3 yang memenuhi syarat nilai minimum *support*.

Tabel diletakkan rata tengah pada paragraf. Setiap tabel harus diberikan penomoran dan keterangan yang diletakkan tepat pada atas dari tabel yang bersesuaian. Tabel haruslah dibuat dan diketik dengan menggunakan fitur tabel pada

Microsoft Word. Dilarang untuk menampilkan tabel yang berasal dari *screen capture* Excel atau gambar dari referensi lain. Tabel yang mengambil referensi dari pustaka lain wajib untuk mencantumkan sumbernya dengan cara pengutipan yang sama dengan paragraf dan menuliskan sumber referensinya pada bagian daftar referensi.

Penulisan tabel diupayakan bisa utuh ditampilkan pada satu halaman yang sama. Tabel yang terlalu lebar, bisa dibuat dalam format 2 kolom yang diletakkan pada bagian atas atau bawah dari halaman yang bersesuaian.

3) . Pembentukan Aturan Asosiasi

Dalam menentukan aturan asosiasi akan dihitung nilai *confidence* dari kombinasi k-2 dan k-3 itemset tersebut yang sudah memenuhi nilai minimum *support*, dengan ketentuan nilai minimum *confidence* sebesar $\geq 50\%$.

Dari 7 kombinasi k-2 itemset tersebut memungkinkan dibuat 14 aturan asosiasi yang terbentuk dan berikut adalah perhitungan dalam mencari nilai *confidence* bagi masing-masing aturan asosiasi.

Tabel 4.8 Perhitungan kombinasi 2 nilai *Support* dan *Confidence*

Kombinasi	Support	Confidence
Jika membeli gula maka membeli dancow	27%	59%
jika membeli dancow maka membeli gula	27%	66%
jika membeli gula maka membeli teh sariwangi	30%	64%
jika membeli teh sariwangi maka membeli gula	30%	77%
jika membeli gula maka membeli kopi	28%	62%
jika membeli kopi maka membeli gula	28%	79%
jika membeli gula maka membeli roti	21%	45%
jika membeli roti maka membeli gula	21%	77%
jika membeli dancow maka membeli teh sariwangi	26%	63%
jika membeli teh sariwangi maka membeli dancow	26%	67%
jika membeli dancow maka membeli kopi	23%	57%
jika membeli kopi maka membeli dancow	23%	65%
jika membeli teh sariwangi maka membeli kopi	26%	67%
jika membeli kopi maka membeli teh sariwangi	26%	72%

Pada tabel diatas menunjukkan hasil dari perhitungan nilai *confidence* terhadap aturan asosiasi yang terbentuk dan terdapat 13 kombinasi item yang memenuhi kriteria nilai minimum *confidence* yang di tetapkan yaitu 50%.

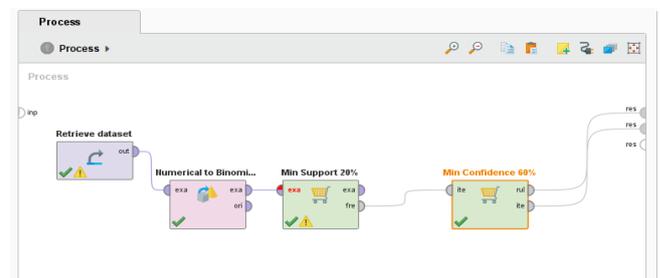
Tabel 4.10 Perhitungan kombinasi 2 nilai *Support* dan *Confidence*

Kombinasi	Support	Confidence
jika membeli gula dan dancow membeli teh sariwangi	22%	46%
jika membeli gula dan teh sariwangi maka membeli dancow	22%	46%
jika membeli dancow dan teh sariwangi maka membeli gula	22%	52%
jika membeli gula dan teh sariwangi maka membeli kopi	20%	44%
jika membeli gula dan kopi maka membeli teh sariwangi	20%	44%
jika membeli teh sariwangi dan kopi maka membeli gula	20%	52%

Pada tabel diatas menunjukkan hasil dari perhitungan nilai *confidence* terhadap aturan asosiasi yang terbentuk dan terdapat 6 kombinasi item dan terdapat 2 kombinasi yang memenuhi kriteria nilai minimum *confidence* yang ditetapkan yaitu 50%.

4) . Pengujian pada aplikasi *Rapid Miner*

Pada proses ini metode Asosiasi dan algoritma Apriori diterakan untuk menemukan keterkaitan itemset dengan keakurasian yang tepat. Dalam penelitian ini penulis menggunakan aplikasi *Rapid Miner*.



Gambar 4.1 Pembentukan proses algoritma Apriori Hasil pembentukan aturan Asosiasi dari pengujian pada aplikasi Rapid Miner Studio dapat dilihat pada gambar berikut :

Association Rules |

```

Association Rules
[teh sariwangi, kopi] -> [gula] (confidence: 0.522)
[dancow] -> [kopi] (confidence: 0.571)
[gula] -> [Dancow] (confidence: 0.600)
[gula] -> [the sariwangi] (confidence: 0.658)
[kopi] -> [dancow] (confidence: 0.667)
[dancow] -> [gula] (confidence: 0.676)
[teh sariwangi] -> [dancow] (confidence: 0.688)
[teh sariwangi] -> [kopi] (confidence: 0.688)
[kopi] -> [the sariwangi] (confidence: 0.733)
[roti] -> [gula] (confidence: 0.783)
[teh sariwangi] -> [gula] (confidence: 0.781)
[kopi] -> [gula] (confidence: 0.800)
[kopi] -> [gula] (confidence: 0.800)
    
```

Gambar 4.2 Pembentukan aturan asosiasi pada aplikasi *Rapid Miner*

5) . Analisa Hasil

Penerapan metode Asosiasi dan algoritma Apriori dalam mencari pola aturan asosiasi keterkaitan penggunaan antar item pada penelitian ini adalah dengan memanfaatkan data penjualan toko. Dataset transaksi penjualan yang akan digunakan adalah sebanyak 80 transaksi data dan terdiri dari 95 item yang akan diuji pada skenario model pembentukan aturan asosiasi dengan algoritma Apriori. Melalui implementasi menggunakan aplikasi Rapid Miner penulis menerapkan nilai minimum Support sebesar 20% dan minimum Confidence sebesar 50%.

Support	Item 1
0.469	gula
0.420	dancow
0.395	teh sariwangi
0.370	kopi
0.296	handbody scarlett
0.296	rokok
0.284	roti
0.235	sabun daia
0.235	tissu
0.235	wafer nabati
0.210	ajinomoto
0.210	minyak goreng

Gambar 4.3 k-1 itemset yang memenuhi syarat nilai minimum support

Pada perhitungan support terhadap kombinasi k-2 itemset pada pengujian ini terdapat 7 buah kombinasi itemset yang memenuhi syarat dalam mencari nilai minimum support yang ditentukan.

0.284	gula	dancow
0.309	gula	teh sariwangi
0.296	gula	kopi
0.222	gula	roti
0.272	dancow	teh sariwangi
0.247	dancow	kopi
0.272	teh sariwangi	kopi

Gambar 4.4 k-2 itemset yang memenuhi syarat nilai min support

Pada perhitungan support terhadap kombinasi k-3 itemset pada pengujian ini terdapat 2 buah

kombinasi itemset yang memenuhi syarat dalam mencari nilai minimum support yang ditentukan.

0.222	gula	dancow	teh sariwangi
0.210	gula	teh sariwangi	kopi

Gambar 4.5 K-3 yang memenuhi nilai min Support

Dari 2 kombinasi k-3 itemset tersebut memungkinkan adanya pembentukan aturan asosiasi sebanyak 3 aturan asosiasi keterkaitan dari masing-masing item. Kemudian untuk melihat seberapa besarnya keterkaitan antara masing-masing item di tahap pengujian ini penulis menentukan nilai minimum confidence sebesar 0,50 atau 50% pada RapidMiner.

Premises	Conclusion	Support ↓	Confidence	Lift
gula	teh sariwangi	0.309	0.658	1.665
teh sariwangi	gula	0.309	0.781	1.665
gula	kopi	0.296	0.632	1.705
kopi	gula	0.296	0.800	1.705
gula	dancow	0.284	0.605	1.442
dancow	gula	0.284	0.676	1.442
dancow	teh sariwangi	0.272	0.647	1.638
teh sariwangi	dancow	0.272	0.688	1.638
teh sariwangi	kopi	0.272	0.688	1.856
kopi	teh sariwangi	0.272	0.733	1.856
dancow	kopi	0.247	0.588	1.588
kopi	dancow	0.247	0.667	1.588
gula	dancow, teh sariwangi	0.222	0.474	1.744
gula, teh sariwangi	dancow	0.222	0.469	1.715
roti	gula	0.222	0.783	1.668
dancow, teh sariwangi	gula	0.222	0.522	1.744
gula, teh sariwangi	kopi	0.210	0.444	1.836
gula, kopi	teh sariwangi	0.210	0.444	1.793
teh sariwangi, kopi	gula	0.210	0.522	1.647

Gambar 4.5 aturan Asosiasi yang memenuhi syarat nilai minimum support dan confidence

V. KESIMPULAN DAN SARAN

1) . Kesimpulan

Kesimpulan yang dicapai dalam penelitian ini adalah peneliti berhasil menganalisis data bisnis Toko Dipa Baru pada bulan September 2022 dengan total 80 data transaksi. Algoritma Apriori dapat digunakan untuk menentukan apa yang paling sering dibeli pelanggan dengan melihat pola pelanggan saat berbelanja. Hasil analisis didapatkan setelah menggunakan minimum *support* dan minimum *confidence* yang berbeda-beda berdasarkan data transaksi yang ada menggunakan minimum *support* 20% dan minimum *confidence* 50% menghasilkan seratus aturan asosiasi. Dengan data hasil aturan yang diperoleh, maka dapat dilihat item apa saja yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh setiap pelanggan. Informasi ini dapat berguna untuk meningkatkan penjualan sehingga toko dapat membuat keputusan bisnis dengan membuat rekomendasi produk.

2) . Saran

Beberapa saran dalam penelitian ini untuk pengembangan lebih lanjut antara lain yaitu diharapkan pengembangan selanjutnya menggunakan algoritma lain untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal, tidak hanya mempertimbangkan waktu tetapi juga mempertimbangkan akurasi pola yang dihasilkan dan dapat memproses data dalam jumlah besar.

REFERENSI

- [1] D. Listriani, A. H. Setyaningrum, and F. Eka, "PENERAPAN METODE ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA APLIKASI ANALISA POLA BELANJA KONSUMEN (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro)," *J. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 120–127, 2018, doi: 10.15408/jti.v9i2.5602.
- [2] C. Adiwihardja, M. Cahyati, and R. Hilma, "Implementasi Data Mining Penjualan Tas Pada Toko Fabella Shop Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Speed – Sentra Penelit. Eng. dan Edukasi*, vol. 10, no. 4, pp. 347–358, 2018.
- [3] A. Maulana and A. A. Fajrin, "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor," *Klik - Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 1, p. 27, 2018, doi: 10.20527/klik.v5i1.100.
- [4] S. Informasi and S. Triguna Dharma, "Penerapan Data Mining Dalam Menganalisa Data Penjualan Untuk Mendapatkan Pola Rekomendasi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori Pada K3 Mart * Dicky Nofriansyah, Milfa Yetri, Kamil Erwanyah, Suharsil," vol. 18, no. SAINTIKOM, pp. 176–182, 2019.
- [5] P. H. Winasis, M. Program, P. Magister, I. Komputer, and U. B. Luhur, "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Apriori Pada Mall Cpm Jakarta," vol. 2, no. 2, 2019.
- [6] S. Saefudin and S. DN, "Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Ikan," *JSiI (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 6, no. 2, p. 36, 2019, doi: 10.30656/jsii.v6i2.1587.
- [7] R. D. Jayapana and Y. Rahayu, "Analisis pola pembelian konsumen dengan algoritma apriori pada apotek Rahayu Jepara," *UG J.*, no. 207, pp. 1–6, 2015.
- [8] I. H. B. Sigalingging, "Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Cha Cha Mart," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 1, no. 4, pp. 263–268, 2020.
- [9] N. Suwaryo, D. Haryadi, D. Marini Umi Atmaja, and A. Rahman Hakim, "Analisa Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mencari Pola Pemakaian Obat," *Niko Suwaryo, SNTSEM*, vol. 1, no. November, pp. 1208–1217, 2021.
- [10] H. Santoso, I. P. Hariyadi, and Prayitno, "Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk," *Tek. Inform.*, no. 1, pp. 19–24, 2016, [Online]. Available: <http://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnaste-knomedia/article/download/1267/1200>.
- [11] C. Pradeepkumar and S. Loganathan, "Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Aplikasi Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro)," *Int. J. Sci. Eng. Res. (IJO SER)*, vol. 3, no. 4, p. 2, 2015, [Online].

- Available:
<http://journal.uinjkt.ac.id/index.php/ti/article/view/5602/3619>.
- [12] R. Yani, A. Nazir, M. Affandes, R. M. Candra, and A. Akhyar, "Implementasi Data Mining Untuk Menemukan Pola Asosiasi Data Tracer Study Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 383–390, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i3.4412.
- [13] Y. Apridon M, W. Choiriah, and A. Akmal, "Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Association Rule Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Pola Penjualan Barang," *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 193–198, 2019, doi: 10.33330/jurteksi.v5i2.362.
- [14] Febrianti dan Suryadi, "Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. 9986, no. September, p. 18, 2018.
- [15] M. Fauzy, K. R. Saleh W, and I. Asror, "Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung," *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 2, no. 3, 2016, doi: 10.33197/jitter.vol2.iss3.2016.111.