

# Implementasi Algoritma Apriori untuk Penentuan Kombinasi Barang bagi *Sales Motorist*

Mas Iwan Ali Effendi<sup>1</sup>, Rina Dewi Indahsari\*<sup>2</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi dan Desain  
Institut Teknologi dan Bisnis Asia Malang  
Malang, Indonesia

e-mail: <sup>1</sup>masiwanaliefendi@gmail.com, <sup>2</sup>rinadewi@asia.ac.id

Diajukan: 3 Februari 2023; Direvisi: 29 Februari 2023; Diterima: 2 Maret 2023

## Abstrak

Proses penjualan *sales motorist* bukanlah proses yang pendek. *Sales motorist* harus melalui proses penambahan barang, transaksi penjualan dan menurunkan barang. Dalam proses ini *sales motorist* sering mendapat permasalahan bahwa toko yang terakhir dikunjungi tidak mendapatkan item barang tertentu (barang yang paling laku). Sedangkan barang yang lambat penjualannya terlalu banyak yang kembali ke gudang. Hal ini mengakibatkan penjualan masing-masing produk tidak merata dan menghambat proses turun barang. Dalam penelitian ini menggunakan 1500 data transaksi produk powder drink yang diolah dengan algoritma apriori sehingga menghasilkan kombinasi barang yang sering dibeli. Algoritma Apriori dimulai dengan pencarian kandidat (C1) dan pembentukan large itemset (L1). Pencarian kandidat dan pembentukan large itemset dilakukan secara iteratif sampai tidak ada kandidat yang memenuhi minimum support. Data dalam penelitian ini mampu terbentuk sampai large itemset 3 (L3). Proses Join dan pruning bisa diterapkan mulai large itemset 3 (L3), dimana proses ini bertujuan untuk mengurangi jumlah iterasi yang dilakukan agar pembentukan kandidat dan large itemset tidak membutuhkan terlalu banyak memori. Berdasarkan pengujian parameter minimum support yang dilakukan pada 1500 data menunjukkan bahwa semakin besar minimum supportnya maka kombinasi item yang dihasilkan semakin sedikit. Namun rule yang dihasilkan tidak semuanya unik (mengandung pengetahuan yang spesifik). Untuk rule yang menghasilkan kombinasi yang unik dan mengandung pengetahuan yang spesifik berada pada pengujian minimum support 12% dengan hasil 4 rule.

**Kata kunci:** Data mining, Asosiasi, Algoritma apriori, *Sales motorist*.

## Abstract

The sales process for a motorist salesperson is extensive and involves several steps, including stocking goods, conducting sales transactions, and unloading goods. A common challenge faced by these salespeople is that the last store on their route often lacks certain high-demand items. Conversely, items that sell slowly often end up being returned to the warehouse, leading to inconsistent sales across different products and complicating the unloading process. This study utilized data from 1,500 transactions of powdered drink products, processed using the Apriori algorithm to identify frequently purchased item combinations. The Apriori algorithm starts with candidate itemset generation (C1) and the creation of a large itemset (L1). This process of generating candidate itemsets and forming large itemsets is iterative, continuing until no new candidates meet the minimum support criteria. In this case, the data formed up to a large itemset 3 (L3). The join and pruning process, which begins at large itemset 3 (L3), aims to minimize the number of iterations, thereby reducing memory requirements for candidate and large itemset formation. Testing the minimum support parameter on 1,500 data points revealed that higher minimum support results in fewer item combinations. However, not all the rules generated are unique or contain specific insights. Rules yielding unique combinations and specific insights were tested with a minimum support of 12%, resulting in four distinct rules.

**Keywords:** Data mining, Association, Apriori algorithm, *Sales motorist*.

## 1. Pendahuluan

Transaksi penjualan memberikan tumpukan data histori yang cukup besar [1]. Detail transaksi penjualan yang tersedia dapat dianalisa menggunakan teknik tertentu yang dapat mencari hubungan antar

*item* secara otomatis didalam database [2]. Kemudian dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk pengambilan keputusan dalam sebuah perusahaan. Sebagai contoh data penjualan seorang *sales* di suatu perusahaan. Database penjualan menyimpan semua riwayat transaksi yang cukup besar. Setiap riwayat transaksi terdapat daftar jenis barang apa saja yang di beli oleh pelanggan [3]. Manager akan tertarik melihat data penjualan ini untuk menentukan strategi apa yang perlu di buat kedepannya untuk meningkatkan volume penjualan. Manager dapat menggunakan data tersebut dalam menentukan barang apa saja yang akan dibawa oleh seorang *sales* agar lebih efisien dalam melakukan pekerjaannya.

*Sales motorist* dalam sebuah perusahaan mempunyai beberapa tugas, meliputi pencarian pelanggan baru, penawaran produk baru, dan merangsang pertumbuhan omset pelanggan. Kegiatan harian *sales motorist* meliputi tambah barang melalui admin, menyiapkan barang ke motor, *canvassing* dan melakukan transaksi penjualan serta melakukan turun barang. Dari kegiatan harian tersebut sering terjadi masalah terkait penambahan barang yang tidak efisien yaitu mengakibatkan barang yang *fast moving* terlalu sedikit dan yang *slow moving* terlalu banyak hal ini mengakibatkan beberapa hal diantaranya:

1. Pelanggan yang terakhir dikunjungi tidak kebagian barang *fast moving*
2. Memperlambat proses turun barang dikarenakan barang *slow moving* terlalu banyak yang kembali.

Penambahan yang tidak efisien tersebut berpengaruh pada banyak hal meliputi ketersediaan barang pada pelanggan, terlalu beratnya barang yang dibawa oleh *sales motorist* dan omset yang di terima oleh pihak manajemen tidak maksimal. Permasalahan ini dapat diselesaikan dengan sebuah sistem yang bisa mengetahui jenis barang apa saja yang harus dibawa oleh seorang *sales*. Hal ini dapat dilakukan berdasarkan data riwayat transaksi yang di peroleh sebelumnya dari seorang *sales motorist*. Sistem ini bisa dibangun menggunakan teknik data mining asosiasi untuk bisa mengetahui keterkaitan antar barang dalam sebuah transaksi yang dilakukan melalui *sales motorist*.

Data mining dan *knowledge discovery in database* (KDD) biasa digunakan untuk menjelaskan proses penggalian informasi tersembunyi dalam suatu basis data yang besar [4]. Proses dalam KDD meliputi seleksi data, pra processing data, transformation, data mining dan interpretation [5]. Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai basis data besar [6]. Proses *Knowlegde Discovery in Database* melibatkan hasil proses data mining, kemudian mengubah hasilnya secara akurat menjadi informasi yang mudah dipahami [7]. Data mining dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas/pekerjaan yang dapat dilakukan, yaitu: deskripsi, estimasi, prediksi, klasifikasi, pengklasteran, dan asosiasi [8].

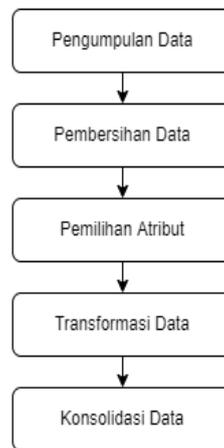
Algoritma Apriori telah banyak diterapkan diberbagai bidang, diantaranya untuk penjadwalan pengadaan barang [9], peramalan/prediksi [8][10], penentuan tata letak barang [11], rekomendasi [12] [13] dan menganalisa pola data transaksi pada bidang kesehatan [14][7], impor barang [15], penjualan [2][16][17][18], retail (Kumalasari et al., 2020), dan restoran [20]. Hasil penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa kinerja algoritma apriori sangat baik untuk melakukan analisa keterkaitan antar *item* barang. Untuk penerapannya, algoritma apriori membutuhkan dataset transaksi, semakin besar volume data dan variasi barang maka akan semakin baik hasil asosiasinya [9].

[7] menggunakan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola-pola hubungan antar *item*-set dalam database persediaan alat-alat kesehatan. Dalam penelitian ini, berhasil menemukan pola kombinasi *item*set frekuensi tinggi dari alat-alat kesehatan yang dapat dijadikan sebagai faktor pengambilan keputusan dalam memprediksi persediaan barang di waktu yang akan datang. Sedangkan [16] menerapkan algoritma Apriori dalam menganalisis pola pembelian konsumen di Mini Market Ayu, Kota Batam. Penelitian ini bertujuan untuk menemukan pola pembelian yang sering terjadi dan menghasilkan aturan asosiasi yang dapat digunakan untuk memudahkan pengaturan tata letak barang secara berdekatan dan meningkatkan penjualan. Selanjutnya [13] memanfaatkan algoritma Apriori untuk memberikan rekomendasi produk kepada konsumen berdasarkan pola pembelian yang ditemukan. Selain itu, penelitian ini juga menyoroti pentingnya penggunaan data mining dalam meningkatkan strategi pemasaran dan penjualan toko online. [9] menggunakan algoritma Apriori untuk penjadwalan pengadaan barang. Dari hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma Apriori dalam analisis data penjualan barang dapat membantu perusahaan dalam mengoptimalkan jadwal persediaan barang. Dengan menggunakan teknik data mining, perusahaan dapat memprediksi transaksi berikutnya dan menentukan jumlah stok persediaan barang-barang yang dibutuhkan. Pada penelitian ini akan fokus untuk menggunakan algoritma Apriori untuk membantu dalam menentukan barang yang dibawa oleh *sales motorist* saat melakukan perjalanan penjualan.

## 2. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini melalui beberapa tahap yaitu dimulai dengan pengumpulan data, *preprocessing* data, proses asosiasi data dengan algoritma apriori, dan proses interpretasi hasil asosiasi. Studi kasus untuk

pengumpulan data dilakukan pada PT. Dinamika Daya Segara Malang sebanyak 1500 data. Sebelum proses data mining, perlu dilakukan proses penyiapan data melalui proses pembersihan data. Pembersihan data mencakup kegiatan menghilangkan data yang terduplikasi, data yang inkosisten, dan memperbaiki data yang memiliki kesalahan [14]. *Preprocessing* data terdiri dari pengumpulan sumber data, pembersihan data, pemilihan atribut, transformasi data dan konsolidasi data yaitu replikasi data dari lebih dari set data untuk menjadi set data yang baru [10]. Ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penyiapan Data

Data transaksi yang akan diolah adalah data transaksi selama 3 bulan yaitu bulan Juni, Juli, dan Agustus tahun 2022 sebanyak 1500 transaksi. Dalam data tersebut hanya terdapat *item* yang dijual oleh *sales motorist* kopi dan *powder drink*. Tahapan pertama dalam *preparation* data adalah proses seleksi. Dalam kasus ini akan ditambahkan satu *field* yaitu nomer transaksi dengan format nomer urut. Dalam pembahasan ini digunakan data secara sampling dari transaksi pada bulan Juni 2022. Dari hasil proses seleksi *field* dihasilkan dataset sesuai kebutuhan dalam algoritma Apriori. Contoh data hasil seleksi ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Sampling Dataset Penjualan *Sales Motorist* Bulan Juni 2022

No transaksi	Produk
1	Kopi top white 10rtgx12x21gr
	Powdrink jasjus mango 50x6
	Powdrink jasjus anggur 50x6
	Kopi top toraja murni 24pcsx158gr
	So yumie gelas soto ayam 120+12(12rtg)
	Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g
2	Kopi top white 10rtgx12x21gr
	Kopi top murni 24pcs x 158gr
	Kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g
3	Chocodrink choco set 28gr np
	Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g
	Kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g
4	Kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr
	Kopi top murni 24pcs x 158gr
	Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g
5	Kopi top white 10rtgx12x21gr
	Kopi top murni 20rtgx10x7gr 2rtg 1gls
	Powdrink jasjus orange 50x6
	Kopi top murni 24pcs x 158gr

*Sales motorist* memiliki 3 target yaitu target *item*, target *buy*, target omset. Untuk proses pekerjaan *sales motorist* ada beberapa langkah yaitu, langkah pertama menentukan *item* sesuai target dan jumlah barang yang akan dibawa. Setelah selesai di catat, memberikan catatan tersebut kepada admin. Kemudian admin membuatkan form untuk gudang dan gudang menyiapkan barang sesuai form yang telah dibuat.

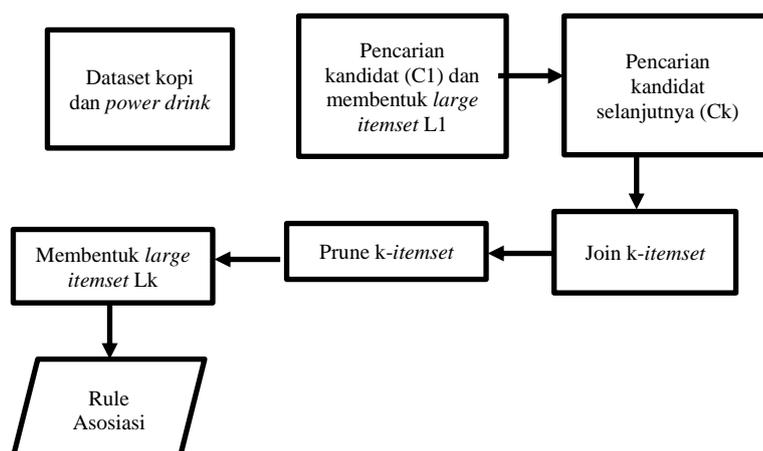
Setelah itu barang di atur pada motor masing-masing kemudian *sales* mulai melakukan *canvassing* dan berjualan. Proses tersebut dilakukan setiap hari hingga proses penurunan barang.

Proses penurunan barang memiliki langkah-langkah yang harus dikerjakan. Langkah pertama dalam proses penurunan barang adalah mengambil form turun barang pada admin, kemudian dilanjutkan dengan penghitungan barang oleh *sales* yang di saksikan oleh tim gudang. Setelah proses perhitungan selesai selanjutnya barang sisa penjualan dikembalikan ke gudang. Setelah pencatatan selesai, catatan dikembalikan ke admin dan di cocokkan pada stok di sistem melalui komputer. Dalam proses pekerjaan *sales motorist* tersebut seringkali terlalu banyak barang yang kembali ke gudang saat penurunan barang, khususnya barang yang *slow moving*. Toko terakhir yang dikunjungi juga seringkali tidak kebagian barang *fast moving*. Tentu saja hal ini juga mempengaruhi tingkat penjualan per harinya.

Untuk penentuan *item* dan jumlah barang yang akan dibawa oleh *sales motorist*, selama ini dilakukan berdasarkan pesanan yang dilakukan oleh pelanggan, dan berdasarkan prediksi *sales motorist* dari kebiasaan pembelian pelanggan. Namun seringkali hal tersebut tidak sesuai, karena hanya toko yang melakukan pemesanan barang sebelumnya yang mendapatkan barang sesuai keinginannya. Sedangkan toko lain tidak melalui proses pemesanan, transaksi langsung terjadi saat kunjungan dengan melihat barang apa yang dibawa oleh *sales*. Seringkali barang yang sisa hanya barang *slow moving* yang akhirnya tidak dibeli oleh toko terakhir. Barang yang diinginkan oleh toko-toko yang tidak melakukan pemesanan sebelumnya sering tidak dibawa oleh *sales motorist*.

### 3. Hasil dan Pembahasan

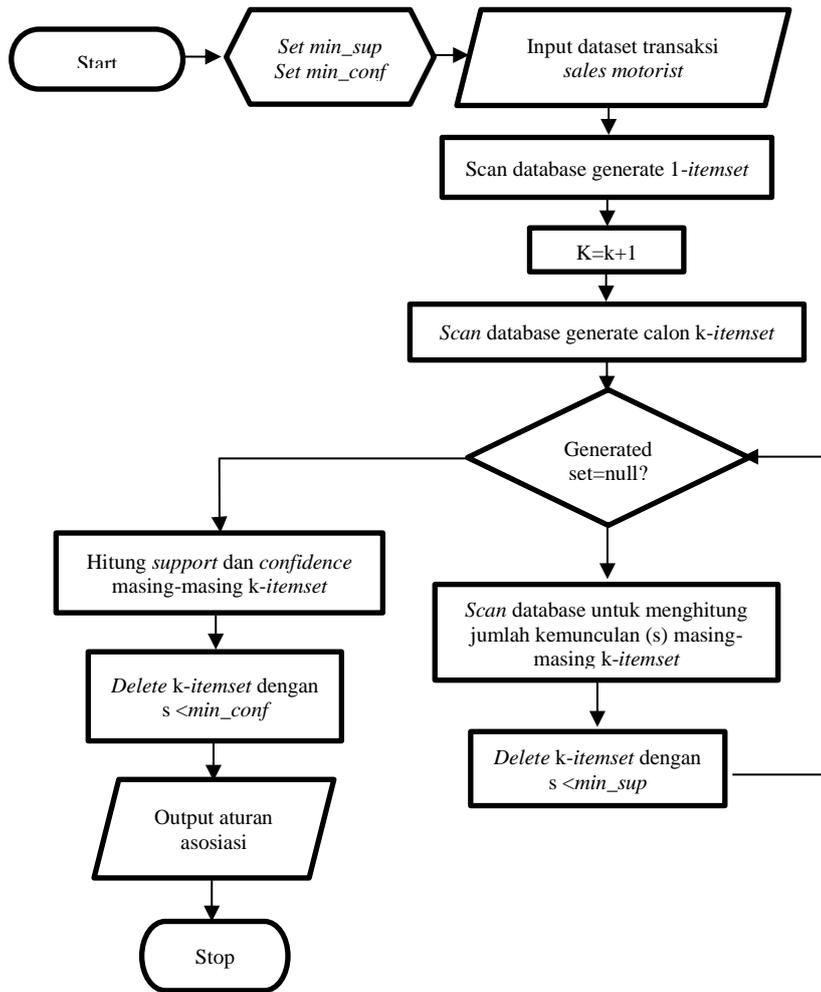
#### 3.1. Penerapan Algoritma Apriori pada Dataset Penjualan Sales Motorist



Gambar 2. Alur Algoritma Apriori Pada Dataset Kopi dan Powder Drink

Pada Gambar 2 terlihat secara umum bahwa proses algoritma apriori terdiri dari 3 proses besar [15]. Yang pertama adalah pemilihan kandidat pertama (C1) dan kemudian membentuk *itemset* pertama (L1). Selanjutnya yang kedua adalah proses iterasi yang dilakukan mulai pemilihan C2, proses *join itemset*, proses *prune* (pemangkasan) *itemset*, dan pembentukan *itemset* L2. Proses kedua ini akan dilakukan secara berulang (C3, C4, dan seterusnya) sampai tidak ada lagi *itemset* yang memenuhi *minimum support*. Proses yang ketiga adalah proses pembentukan *rule* asosiasi. Output dari algoritma apriori ini adalah *rule* asosiasi yang kemudian dianalisa untuk menemukan pola unik. Pola unik dari *rule* asosiasi tersebut nantinya dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan. Dalam hal ini adalah *sales motorist* untuk menentukan kombinasi barang yang akan dibawa.

Langkah pertama dalam algoritma asosiasi apriori adalah pembentukan *large itemset*. *Large itemset* dibentuk secara berulang sampai tidak ada lagi *itemset* yang memenuhi *minimum support*. Tahapan proses pembentukan *large itemset* ditunjukkan pada Gambar 3. Pertama kali harus ditentukan parameter *minimum support* dan *minimum confidence*. Dalam penelitian ini digunakan *minimum support* 14% dan *minimum confidence* 40%. Selanjutnya adalah menyiapkan dan membaca transaksi dalam *dataset*.



Gambar 3. Flowchart *Generate Large Itemset* untuk Dataset Kopi dan Powder Drink

Pembacaan dataset yang pertama akan menghasilkan kandidat *itemset* yang pertama (C1). Dari C1 yang terbentuk selanjutnya dihitung jumlah *support*-nya. Cara menghitung *support* adalah jumlah kemunculan *item* dalam transaksi dibagi dengan jumlah seluruh transaksi. Contoh perhitungan nilai *support* untuk kopi top white adalah:

$$Support (kopi top white/ktw) = \frac{Jml\_trans\_yg\_mengandung\_ktw}{\sum Transaksi}$$

$$Support (kopi top white/ktw) = \frac{7}{21} = 0,33$$

Perhitungan nilai *support* dilakukan untuk seluruh *item* yang terdapat dalam transaksi. Dari 21 sampling transaksi yang digunakan terdapat 20 jenis *item*. Hasil C1 dan perhitungan nilai *support* ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kandidat 1-*itemset* (C1) untuk Kopi dan Powder Drink

No	Nama Item	Total Transaksi	Support
1	Kopi top white 10rtgx12 x21gr	7	33.33%
2	Powdrink jasjus mango 50x6	2	9.5%
3	Powdrink jasjus anggur 50x6	3	14.29%
4	Kopi top toraja murni 24pcsx158gr	4	19.05%
5	So yumie gelas soto ayam 120+12(12rtg)	1	4.76%
6	TOP KOPI GULA AREN 12RTG x 15SCH x 22G	16	76.19%

7	Kopi top murni 24pcs x 158gr	14	66.67%
8	Kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	6	28.57%
9	Chocodrink choco sct 28gr np	2	9.5%
10	Kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr	5	23.81%
11	Kopi top murni 20rtgx10x7gr 2rtg 1gls	3	14.29%
12	Powdrink jasjus orange 50x6	4	19.05%
13	Kopi top susu (3in1) 10rtgx12x31gr	2	9.5%
14	Kopi mayor 24pcs x 135gr	4	19.05%
15	Noodle sedaap mie singapore spicy laksa	9	42.86%
16	Kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr	6	28.57%
17	Kopi top skm 10 rtgx12x30gr	2	9.5%
18	So yumie gelas baso sapi 120+12(12 rtg)	1	4.76%
19	Foodpwr milkjus chocolate sct 25gr	1	4.76%
20	Foodpwr milkjus melon sachet 25gr	1	4.76%

Dari kandidat *itemset*, selanjutnya dipilih *item* tertentu yang memenuhi minimum *support*. Dalam hal ini digunakan minimum *support* 14%. Sehingga *item* dengan *support* dibawah 14% akan dihapus dan menghasilkan *large itemset* pertama (L1). Dari 20 *item* pada C1 menyisakan 12 *item* saja pada L1 yang terbentuk. *Large itemset* 1 L1 ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Large *Itemset* 1 (L1) Untuk Kopi dan Powder Drink

No	Nama <i>Item</i>	Total Transaksi	<i>Support</i>
1	Kopi top white 10rtgx12 x21gr	7	33.33%
2	Powdrink jasjus anggur 50x6	3	14.29%
3	Kopi top toraja murni 24pcsx158gr	4	19.05%
4	TOP KOPI GULA AREN 12RTG x 15SCH x 22G	16	76.19%
5	Kopi top murni 24pcs x 158gr	14	66.67%
6	Kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	6	28.57%
7	Kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr	5	23.81%
8	Kopi top murni 20rtgx10x7gr 2rtg 1gls	3	14.29%
9	Powdrink jasjus orange 50x6	4	19.05%
10	Kopi mayor 24pcs x 135gr	4	19.05%
11	Noodle sedaap mie singapore spicy laksa	9	42.86%
12	Kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr	6	28.57%

*Large itemset* 1 (L1) terbentuk dengan nama *item* hanya terdiri dari satu jenis *item* saja. Setelah *large item* pertama terbentuk, selanjutnya akan dilakukan iterasi. Iterasi pertama (k=1) dilakukan dengan tujuan membentuk kandidat 2- *itemset* (C2) dan *large itemset-2* (L2). Iterasi kedua (k=2) dilakukan dengan tujuan membentuk kandidat 3- *itemset* (C3) dan *large itemset-3* (L3). Dan seterusnya sampai tidak ada lagi *itemset* yang memenuhi *minimum support* (*generate set = null*).

Pada iterasi kedua akan dibentuk kandidat *itemset* dengan dua kombinasi (C2). Pada proses ini akan lakukan proses *cross* dari seluruh *item* yang terdapat di L1 untuk membentuk C2 (kandidat *itemset* yang berisi 2 *item*) dan menghitung nilai *support*nya. Untuk kandidat yang berisi *item* yang sama dihitung satu, misalnya ketika *itemset* {kopi top white 10rtgx12 x21gr} digabungkan dengan {kopi top white 10rtgx12 x21gr}, maka hasilnya hanya {kopi top white 10rtgx12 x21gr} dan bukan {kopi top white 10rtgx12 x21gr, kopi top white 10rtgx12 x21gr}. Kombinasi *itemset* dengan elemen yang sama hanya dihitung satu kali. Misalnya {kopi top white 10rtgx12 x21gr, Powdrink jasjus anggur 50x6} dengan {Powdrink jasjus anggur 50x6, kopi top white 10rtgx12 x21gr} adalah dianggap sama.

Perhitungan nilai *support* pada *item* C2 ini sama persis dengan perhitungan nilai *support* pada *item* C1. Dari 12 *itemset* yang terbentuk di L1 (yang ditunjukkan pada Tabel 3) menghasilkan 66 kombinasi *item*. Dari 66 kandidat *item* pada C2, selanjutnya dipilih *item* tertentu yang memenuhi *minimum support*. Dalam hal ini digunakan minimum *support* 14%. Sehingga *item* dengan *support* dibawah 14% akan dihapus dan menghasilkan *large itemset* kedua (L2). Dari 66 *item* pada C2 menyisakan 18 *item* saja pada L2.

Pada iterasi ketiga akan dibentuk kandidat *itemset* dengan tiga kombinasi (C3). Pada proses ini akan lakukan kombinasi dari seluruh *item* yang terdapat di L2 untuk membentuk C3 (kandidat *itemset* yang berisi 3 *item*) dan menghitung nilai *support*nya. Untuk kandidat yang berisi *item* yang sama dihitung satu, misalnya ketika *itemset* {kopi top white 10rtgx12 x21gr} digabungkan dengan {kopi top white 10rtgx12 x21gr}, maka hasilnya hanya {kopi top white 10rtgx12 x21gr}. Kombinasi *itemset* dengan elemen yang sama hanya dihitung satu kali. Misalnya {kopi top white 10rtgx12 x21gr, Powdrink jasjus anggur 50x6} dengan {Powdrink jasjus anggur 50x6, kopi top white 10rtgx12 x21gr} adalah dianggap sama.

Perhitungan nilai *support* pada *item* C3 ini sama persis dengan perhitungan nilai *support* pada *item* C1 dan C2. Dari 18 *itemset* yang terbentuk di L2 menghasilkan 36 kombinasi *item*. Dari kandidat *item* pada C3, selanjutnya dipilih *item* tertentu yang memenuhi minimum *support*. Dalam hal ini digunakan minimum *support* 14%. Sehingga *item* dengan *support* dibawah 14% akan dihapus dan menghasilkan *large itemset* tiga (L3). Dari 36 *item* pada C3 menyisakan 4 *item* saja pada L3 yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Large *itemset* 3 (L3) Untuk Kopi Dan Power Drink

No	Nama <i>item</i>	Support	Support (%)
1	Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g & kopi top murni 24pcs x 158gr & kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	3	14.29%
2	Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g & kopi top murni 24pcs x 158gr & kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr	3	14.29%
3	Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g & kopi top murni 24pcs x 158gr & noodle sedaap mie singapore spicy laksa	4	19.05%
4	Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g & kopi top murni 24pcs x 158gr & kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr	3	14.29%

L3 yang terbentuk menunjukkan bahwa kombinasi pola tiga *item* yang terpilih dengan *support* yang telah ditentukan ada 4 *itemset*. Terlihat data kombinasi { Top Kopi Gula Aren, Top Kopi Murni 165gr, dan Noodle Sedaap Mie Singapore Spicy Laksa} memiliki *support* tertinggi yaitu 19.05%. Artinya bahwa kombinasi tiga *item* data tersebut memiliki jumlah transaksi paling banyak dalam dataset. Langkah selanjutnya mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat dengan menghitung *confidence* aturan asosiasi A ke B dan C. Cara menghitung nilai *confidence* adalah jumlah kemunculan tiga *item* transaksi dibagi dengan jumlah kemunculan *item* pada transaksi. Contoh perhitungan nilai *confidence* untuk kopi top gula aren adalah:

$$Confidence(kopi\ top\ gula\ aren) = \frac{jml\_trans\_yg\_mgndng\_gulaaren\_murni\_barista}{jml\_trans\_yg\_mgndng\_gulaaren}$$

Proses mencari jumlah kombinasi dan kuatnya hubungan antara satu *item* dengan *item* yang lain dalam satu kombinasi disebut metode *association rule*. Pembentukan *association rule* adalah menganalisis pola frekuensi tinggi, tahap ini mencari kombinasi yang memenuhi syarat minimum dari *support* dalam database. Pembentukan aturan *association rule*, dengan mencari nilai *confidence*. Dimana *support* adalah jumlah dari kombinasi antara suatu *item* dengan *item* yang lain sedangkan *confidence* adalah nilai yang mendefinisikan kuat tidaknya hubungan antara *item-item* tersebut. Dari Tabel 5 yaitu tabel pola kombinasi tiga *item*, dapat dilihat besarnya nilai *confidence* dari calon aturan asosiasi.

Tabel 5. Daftar Calon Aturan Asosiasi

No	Nama <i>Item</i>	confidence
1	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	3/7 42.85%
2	Jika membawa kopi top murni 24pcs x 158gr maka akan membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g dan kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	3/14 21.43%
3	Jika membawa kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	3/6 50%
4	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr	3/7 42.85%
5	Jika membawa kopi top murni 24pcs x 158gr maka akan membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g dan kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr	3/14 21.43%
6	Jika membawa kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	3/5 60%
7	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan noodle sedaap mie singapore spicy laksa	4/7 56.25%
8	Jika membawa kopi top murni 24pcs x 158gr maka akan membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g dan noodle sedaap mie singapore spicy laksa	4/14 57.14%
9	Jika membawa noodle sedaap mie singapore spicy laksa maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	4/9 44.44%
10	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr	3/7 42.85%
11	Jika membawa kopi top murni 24pcs x 158gr maka akan membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g dan kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr	3/14 21.43%
12	Jika membawa kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr maka akan membawa kopi top	3/6 50%

No	Nama Item	confidence
	murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	

Dengan menetapkan nilai *confidence* minimum adalah 40%, maka aturan yang bisa terbentuk adalah aturan seperti pada Tabel 6.

Tabel 6. Daftar aturan asosiasi yang terbentuk

No	Nama Item	Support	Confidence
1	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	14.29%	42.85%
2	Jika membawa kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	14.29%	50%
3	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr	14.29%	42.85%
4	Jika membawa kopi neo moccachino 18rtg x 10 x 20gr maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	14.29%	60%
5	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan noodle sedaap mie singapore spicy laksa	19.05%	56.25%
6	Jika membawa kopi top murni 24pcs x 158gr maka akan membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g dan noodle sedaap mie singapore spicy laksa	19.05%	57.14%
7	Jika membawa noodle sedaap mie singapore spicy laksa maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	19.05%	44.44%
8	Jika membawa Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr	14.29%	42.85%
9	Jika membawa kopi top cappuccino 12rtgx15x25gr maka akan membawa kopi top murni 24pcs x 158gr dan Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	14.29%	50%

Terdapat 9 pola kombinasi 3 *itemset* yang memenuhi kriteria *support* minimum dan *confidence* minimum. Yang memiliki nilai tertinggi adalah “Jika membeli kopi top murni 24pcs x 158gr maka akan membeli Top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g dan noodle sedaap mie singapore spicy laksa”, yaitu dengan nilai *support* 19.05% dan nilai *confidence* 57.14%.

### 3.2. Pengujian Parameter Minimum Support

Pengujian sistem pada penelitian ini adalah dengan cara melakukan ujicoba sistem dengan menggunakan data transaksi penjualan pada *sales motorist* di PT. Dinamika Daya Segara Malang pada bulan Juni, Juli, Agustus pada tahun 2022 dengan jumlah transaksi penjualan yaitu 1.500 data. Pada tahap ini akan dilakukan pengujian parameter *minimum support*, yaitu dengan merubah nilai *minimum support* pada 3 nilai yaitu 12%, 13% dan 14%. *Rule* yang dihasilkan dari pengujian parameter *minimum support* ini ditunjukkan pada Tabel 7, Tabel 8 dan Tabel 9 berikut.

Tabel 7. Hasil Pengujian Dengan Minimum Support 12%

No	Nama Item	Total Transaksi	Support
1	Gelas cangkir barista& kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	14	14%
2	Gelas gagang kopi top baru& kopi top murni 24pcs x 158gr	32	32%
3	Gelas kopi top barista & kopi top murni 20rtgx10x7gr 2rtg 1gls	13	13%
4	Kopi top white 10rtgx12x21g & top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	12	12%
5	Noodle sedaap mie singapore spicy laksa & top kopi gula aren 12rtg x 15sch x 22g	12	12%

Pada Tabel 7 ditunjukkan 5 *rule* yang dihasilkan dari penerapan parameter *minimum support* 12%. *Rule* ke-4 dan ke-5 memiliki nilai *support minimum* yaitu 12%. Sehingga 2 *rule* ini tidak akan muncul kembali pada *minimum support* lebih dari 12%. Sedangkan *rule* 1 sampai *rule* 3 memiliki nilai *minimum support* lebih dari 12%, sehingga masih ada kemungkinan akan muncul kembali di hasil pengujian nilai *minimum support* yang lebih dari 12%.

Tabel 8. Hasil Pengujian Dengan Minimum *Support* 13%

No	Nama Item	Total Transaksi	Support
1	Gelas cangkir barista& kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	14	14%
2	Gelas gagang kopi top baru& kopi top murni 24pcs x 158gr	32	32%
3	Gelas kopi top barista & kopi top murni 20rtgx10x7gr 2rtg 1gls	13	13%

Pada Tabel 8 ditunjukkan 3 *rule* yang dihasilkan dari penerapan parameter *minimum support* 13%. Terlihat bahwa 3 *rule* yang dihasilkan merupakan kombinasi antara *item* kopi dan gelas. Dimana gelas adalah hadiah yang diberikan bersamaan dengan pembelian *item* kopi. Untuk itu 3 *rule* tersebut tidak memiliki pengetahuan unik yang dapat digunakan sebagai pertimbangan pengambilan keputusan. Hal ini juga terlihat pada Tabel 9 untuk hasil *rule* dengan nilai *minimum support* 14%.

Tabel 9. Hasil Pengujian Dengan Minimum *Support* 14%

No	Nama Item	Total Transaksi	Support
1	Gelas cangkir barista& kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g	14	14%
2	Gelas gagang kopi top baru& kopi top murni 24pcs x 158gr	32	32%

Berdasarkan pengujian parameter *minimum support* yang dilakukan pada 1500 data menunjukkan bahwa semakin besar nilai *minimum support* maka kombinasi *item* yang dihasilkan semakin sedikit. Pada pengujian dengan *minimum support* 12% menghasilkan 10 *rule*. Sedangkan pada pengujian *minimum support* 13% menghasilkan 6 *rule*. Pengujian *minimum support* 14% menghasilkan 4 *rule*. *Rule* yang dihasilkan tidak semuanya unik dan mengandung pengetahuan yang spesifik. Misal, kombinasi “gelas cangkir barista” dan “kopi top barista spc blend 12rtgx15x25g”. Hal ini bukan termasuk pengetahuan yang unik karena *item* gelas merupakan sebuah hadiah dari pembelian salah satu *item* lainnya. Untuk *rule* yang menghasilkan kombinasi yang unik dan mengandung pengetahuan yang spesifik berada pada pengujian *minimum support* 12% yaitu kombinasi *item* “kopi top white 10rtgx12x21g dan top kopi gula aren 12rtgx15schx22g”, dan kombinasi *item* “noodle sediaan mie singapore spicy laksa & top kopi gula aren 12rtgx15schx22g”. Penentuan nilai *minimum support* ini sangat tergantung pada karakteristik *dataset* yang digunakan. Nilai *minimum support* yang baik pada sebuah *dataset* tidak selalu juga akan baik digunakan pada *dataset* lainnya. Secara umum semakin besar nilai *minimum support* seharusnya semakin baik dalam memfilter pengetahuan yang diperoleh dalam proses penggalian data.

#### 4. Kesimpulan

Secara umum, data mining asosiasi untuk penentuan kombinasi barang bagi *sales motorist* dapat diimplementasikan menggunakan algoritma apriori. Hal ini ditunjukkan oleh hasil pengujian yang mampu menghasilkan kombinasi barang yang unik dan mengandung pengetahuan yang spesifik. Dari hasil ketiga pengujian parameter *minimum support* didapati semakin besar nilai *minimum support* maka semakin sedikit kombinasi barang yang dihasilkan. Semakin sedikit *rule* yang dihasilkan, seharusnya pengetahuan yang ditemukan akan semakin spesifik dan dapat digunakan dalam proses pengambilan keputusan. Namun dalam penelitian ini, semakin besar nilai *minimum support* tidak mampu memberikan kombinasi barang yang lebih spesifik, hal ini dikarenakan terdapat kombinasi barang berpasangan yang terekam dalam *dataset* transaksi penjualan. Untuk pengembangan selanjutnya, sebaiknya kombinasi barang berpasangan dihapuskan dari *dataset*. Juga dapat memperbesar volume *dataset* bukan hanya data transaksi selama 3 bulan saja. Dengan volume *dataset* yang lebih besar diharapkan akan lebih mampu untuk menghasilkan *rule* unik dengan pengetahuan spesifik serta proses iterasi algoritma apriori bisa lebih dari L3.

---

**Daftar Pustaka**

- [1] M. Badrul, "ALGORITMA ASOSIASI DENGAN ALGORITMA APRIORI UNTUK ANALISA DATA PENJUALAN," *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, vol. 12, no. 2, pp. 121–130, 2016.
- [2] C. I. Wiryawan, Y. R. W. Utami, and D. Nugroho, "Algoritma Apriori Untuk Penentuan Assosiasi Penjualan Barang," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, vol. 9, no. 1, pp. 7–17, Apr. 2021, doi: 10.30646/tikomsin.v9i1.538.
- [3] A. W. Oktavia Gama, I. K. G. Darma Putra, and I. P. A. Bayupati, "IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK MENEMUKAN FREQUENT ITEMSET DALAM KERANJANG BELANJA," *Teknologi Elektro*, vol. 15, no. 2, pp. 27–33, 2016.
- [4] D. Marlina, N. Fauzer Putri, A. Fernando, and A. Ramadhan, "Implementasi Algoritma K-Medoids dan K-Means untuk Pengelompokan Wilayah Sebaran Cacat pada Anak," *Jurnal CoreIT*, vol. 4, no. 2, pp. 64–72, 2018.
- [5] H. Novitasari and Y. Astuti, "Algoritma Apriori sebagai Penentu Pola Penjualan Produk Jeans," *Jurnal Ilmiah Edutic : Pendidikan dan Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 20–28, Nov. 2022, doi: 10.21107/edutic.v9i1.7416.
- [6] G. Gunadi and D. Indra Sensuse, "PENERAPAN METODE DATA MINING MARKET BASKET ANALYSIS TERHADAP DATA PENJUALAN PRODUK BUKU DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FREQUENT PATTERN GROWTH (FP-GROWTH) : STUDI KASUS PERCETAKAN PT. GRAMEDIA," *Jurnal TELEMATIKA MKOM*, vol. 4, no. 1, pp. 118–132, 2012.
- [7] K. Tampubolon, H. Saragih, and B. Reza, "IMPLEMENTASI DATA MINING ALGORITMA APRIORI PADA SISTEM PERSEDIAAN ALAT-ALAT KESEHATAN," *Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI)*, vol. 1, no. 1, pp. 93–106, 2013, [Online]. Available: <http://elib.unikom.ac.id/files/disk1/487/jbptunikom>
- [8] J. Eska, "Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Walpaper Menggunakan Algoritma C4.5," *JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 9–13, 2016.
- [9] E. Budiayati, "APLIKASI PENJADWALAN PENGADAAN BARANG MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI," *LIAISON JOURNAL OF ENGINEERING*, vol. 2, no. 1, pp. 26–33, 2022.
- [10] Henderi and R. L. Wanda, "PREPROCESSING DATA UNTUK SISTEM PERAMALAN TINGKAT KEDISIPLINAN MAHASISWA," vol. 3, no. 2, pp. 296–308, 2017.
- [11] Z. Wulansari and M. T. Chulkamdi, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Tata Letak Menempatkan Barang Dagangan 'Toko Mekar Sari' Di Blitar," *Generation Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 45–57, 2022.
- [12] N. Fitriana, Kustanto, and R. T. Vuldari, "PENERAPAN ALGORITMA APRIORI PADA SISTEM REKOMENDASI BARANG DI MINIMARKET BATOX," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, vol. 6, no. 2, pp. 21–28, Oct. 2018, doi: 10.30646/tikomsin.v6i2.376.
- [13] E. Alma'arif, E. Utami, and F. Wahyu Wibowo, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online Implementation of Apriori Algorithms for Product Recommendations at Online Stores," *Citec Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 63–75, 2020.
- [14] R. Rachman and N. Hunaifi, "Penerapan Metode Algoritma Apriori dan FP-Tree Pada Penentuan Pola Pembelian Obat," *Paradigma – Jurnal Informatika dan Komputer*, vol. 22, no. 2, pp. 175–182, 2020, doi: 10.31294/p.v21i2.
- [15] L. Silvia and J. Sundari, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Impor Barang Pada PT. Pafa Mandiri Sakti," *Jurnal Processor*, vol. 15, no. 1, pp. 54–61, Apr. 2020, doi: 10.33998/processor.2020.15.1.767.
- [16] E. Elisa, "Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori," *Jurnal Resti (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.iaii.or.id>
- [17] S. Ningsih, "ALGORITMA APRIORI PADA SISTEM PERSEDIAAN DAN PENJUALAN TANAMAN ANGGREK SECARA ONLINE," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis (JUNSIBI)*, vol. 3, no. 2, pp. 63–70, 2022.
- [18] I. Purnomo and H. Mulyani, "IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI PADA TRANSAKSI PENJUALAN BARANG (STUDI KASUS: TOKO ISNA KABUPATEN BINTAN)," *Jurnal Sistem Informasi*, 2018.

- 
- [19] U. N. Kumalasari, I. K. G. Darma Putra, and I. P. A. Dharmadi, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Menemukan Pola Pembelian Konsumen pada Perusahaan Retail," *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, vol. 1, no. 2, pp. 1–10, 2020.
- [20] T. Kurniana, A. Lestari, and E. D. Oktaviani, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan Berbasis Web pada Cafe Sakuyan Side," *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 1, pp. 13–23, 2023, Accessed: Jan. 05, 2024. [Online]. Available: KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi