

# Analisis Data Transaksi untuk Penempatan Produk Prioritas Oli Motor Menggunakan Algoritma Apriori

Gigih Prima Subakti<sup>1</sup>, Yessica Nataliani<sup>2</sup>

Universitas Kristen Satya Wacana, Jl. Diponegoro No.52-60, Salatiga, Indonesia

Email: 682018129@student.uksw.edu<sup>1</sup>, yessica.nataliani@uksw.edu<sup>2</sup>

**Abstract** - Data mining is a process of finding essential and unique information, as well as operational business management that requires knowledge to increase the effectiveness and efficiency of the company. CV. XYZ is a bicycle and motorcycle spare parts shop located in West Java since 1999 and has had a transaction management system since 2012. However, the system is only used for recording and archiving, which should be used more optimally to improve the quality of operational management. The management of the layout of goods is not well planned by CV. XYZ, which should be able to be analyzed with existing transaction data. Therefore, this study focuses on transaction analysis to determine the layout of goods using the a priori algorithm with a minimum support of 4% and a minimum confidence of 50%. The research produces 21 association rules that can be used as a priority product placement on the CV. XYZ with a matching percentage of 57.1% for the minimum support and confidence that has been tested.

**Keywords** – Sales, Data Mining, Association, Apriori.

**Intisari** - Data mining merupakan sebuah proses untuk mencari informasi penting dan unik, begitu juga dengan manajemen operasional bisnis yang memerlukan informasi guna meningkatkan efektivitas dan efisiensi perusahaan. CV. XYZ merupakan sebuah toko sepeda dan suku cadang motor yang berlokasi di Jawa Barat sejak tahun 1999 dan memiliki sistem pengelolaan transaksi sejak tahun 2012. Namun, sistem tersebut hanya digunakan untuk pencatatan dan pengarsipan, yang seharusnya dapat digunakan lebih maksimal untuk dapat meningkatkan kualitas manajemen operasional. Pengelolaan tata letak barang tidak direncanakan dengan baik oleh CV. XYZ yang seharusnya dapat dilakukan analisis dengan data transaksi yang ada. Oleh karena itu, penelitian ini berpusat pada analisis transaksi untuk menentukan tata letak barang menggunakan algoritma apriori dengan minimum *support* sebesar 4% dan minimum *confidence* sebesar 50%. Analisis menghasilkan 21 aturan asosiasi yang dapat digunakan sebagai peletakan produk prioritas pada CV. XYZ dengan persentase kecocokan sebesar 57.1% untuk minimum *support* dan *confidence* yang sudah dilakukan pengujian.

**Kata Kunci** – Penjualan, Data Mining, Asosiasi, Apriori.

## I. PENDAHULUAN

Manajemen bisnis dalam sebuah perusahaan memiliki peranan penting dalam penjualan. Salah satu dari manajemen bisnis adalah manajemen operasional yang berkaitan dengan kegiatan sehari-hari seperti ketenagakerjaan, alat dan produk, serta faktor-faktor yang mempengaruhi pengelolaan jasa atau barang [1]. Manajemen operasional merupakan aktivitas pengelolaan utuh dan optimal yang mencakup ketenagakerjaan, mesin dan produk, bahan mentah dan sebagainya sebagai bagian dari penjualan [2]. Manajemen operasional berfungsi untuk membuat perencanaan strategi terhadap produk yang berkualitas tinggi untuk kompetitif bisnis, perencanaan tata letak perusahaan, peletakan produk persediaan secara efisien untuk menghemat waktu dan pengelolaan [3]. Manajemen bisnis memiliki peran penting dalam sebuah bisnis karena dapat membantu perusahaan mencapai tujuannya, meningkatkan produktivitas organisasi, memastikan pemanfaatan sumber daya yang ada serta meminimalisir biaya [4].

Di dalam manajemen operasional dibutuhkan data dan informasi yang merupakan kebutuhan penting untuk mendukung berjalannya sebuah perusahaan. Data dan informasi dapat meningkatkan efektivitas dan efisiensi perusahaan, salah satunya pada bagian penjualan. Data yang dibutuhkan pada bagian penjualan dan manajemen operasional dapat berupa pola transaksi. Dari data transaksi dapat diinformasikan produk-produk yang dapat ditempatkan bersamaan dan menjadi prioritas dalam penjualan. Data transaksi dan informasi penempatan suatu barang dapat diperoleh dan diolah menggunakan *data mining*.

CV. XYZ merupakan tempat penjualan sepeda yang berdiri sejak 1999 dan berada di Kabupaten Indramayu, Jawa Barat. CV ini memperluas cakupannya dengan menjual dan memfokuskan *sparepart* motor pada 2010 hingga saat ini dikarenakan memberikan pemasukan lebih dibandingkan sepeda. CV. XYZ memiliki sebuah sistem yang hanya digunakan untuk pencatatan dan pengarsipan transaksi sejak 2012 dan tidak ada perubahan dalam sistem hingga saat ini. Penempatan produk pada CV. XYZ hanya disesuaikan setiap *brand* produk serta penempatan setiap kelompok *brand* secara acak, sehingga mengurangi efektivitas dan efisiensi pengelolaan barang pada gudang dan toko CV. XYZ.

Tujuan dalam penelitian ini adalah untuk menentukan posisi produk prioritas menjadi satu tempat dengan mencari produk yang sering dibeli dalam satu transaksi. Algoritma apriori cocok digunakan dalam pencarian produk yang terbeli secara bersamaan. Pengujian dilakukan untuk menguji nilai minimum *support* dan *confidence* terbaik yang dapat memastikan penempatan produk prioritas secara jangka panjang. Dalam penelitian ini digunakan bantuan Ms. Excel untuk aturan asosiasi dan RapidMiner untuk penggunaan fungsi *FP-Growth* dalam mencari produk yang sering dibeli bersamaan.

## II. SIGNIFIKANSI STUDI

### A. Penelitian Terdahulu

Penelitian terkait algoritma apriori dan *FP-Growth* tertera pada Tabel 1 dan digunakan sebagai acuan dalam penelitian ini.

TABEL I  
PENELITIAN TERDAHULU

Nomor	Penulis	Penelitian Terdahulu
1	Risdianti, dkk [5]	Penelitian menggunakan 10 data, dengan minimum <i>support</i> sebesar 50% dan tidak disebutkan minimum <i>confidence</i> . Tujuan penelitian adalah untuk mengetahui aturan asosiasi yang paling sering terjadi dan menghasilkan satu aturan asosiasi dalam kesimpulan. Tidak ada pengujian dalam penelitian ini.
2	Nurajizah [6]	Penelitian menggunakan 12 data transaksi yang dikelompokkan setiap bulan, dengan minimum <i>support</i> sebesar 30% dan minimum <i>confidence</i> sebesar 60%. Tujuan penelitian adalah untuk menemukan kombinasi terbaik serta peletakan produk, dan menghasilkan dua aturan asosiasi final. Tidak ada pengujian dalam penelitian ini.
3	Firdaus, dkk [7]	Penelitian menggunakan 12 data transaksi yang dikelompokkan setiap bulan, dengan minimum <i>support</i> sebesar 30% dan minimum <i>confidence</i> sebesar 60%. Tujuan penelitian adalah untuk menentukan aturan asosiasi terbaik untuk prediksi suku cadang mobil dan menghasilkan dua aturan asosiasi final. Pengujian dilakukan menggunakan <i>lift ratio</i> .
4	Junaidi [8]	Penelitian menggunakan 31 data transaksi yang dikelompokkan setiap hari, dengan minimum <i>support</i> sebesar 60% dan tidak disebutkan minimum <i>confidence</i> . Tujuan penelitian adalah untuk peletakan produk sesuai kategori dan menghasilkan 24 aturan asosiasi dengan minimum 60% dan 108 aturan yang memenuhi minimum <i>confidence</i> sebesar 90%. Pengujian dilakukan menggunakan data yang sama dengan RapidMiner.
5	Elisa [9]	Penelitian menggunakan 14 data transaksi, dengan minimum frekuensi sebesar empat itemset dan minimum <i>support</i> sebesar 80%. Tujuan penelitian adalah untuk menemukan aturan asosiasi produk terbaik dan menghasilkan satu aturan yang disimpulkan sebagai aturan tertinggi. Pengujian dilakukan dengan Tanagra.

Keunggulan penelitian ini adalah penelitian menggunakan 507 data transaksi penelitian, dengan minimum *support* sebesar 4% dan minimum *confidence* sebesar 50%. Tujuan penelitian adalah untuk menemukan banyaknya aturan asosiasi produk yang cukup baik agar peletakan produk lebih banyak dan sesuai dengan yang diprioritaskan. Penelitian akan menghasilkan sejumlah aturan asosiasi serta gambaran tata letak produk yang tidak dikategorikan namun letakan di tempat prioritas. Selain itu dalam penelitian ini akan dilakukan pengujian terhadap 431 data transaksi pada bulan berikutnya untuk dihitung seberapa besar persentase kepastian aturan-aturan pada bulan sebelumnya terhadap bulan berikutnya. Pengujian dilakukan dengan membandingkan kombinasi beberapa nilai minimum *support* dan *confidence*.

### B. Tinjauan Pustaka

*Data mining* merupakan analisis kumpulan data yang seringkali berupa kumpulan data besar untuk menentukan hubungan yang tidak terduga dan digunakan untuk merangkum data dengan cara baru yang dapat dipahami dan bermanfaat bagi pemilik data [10]. *Data mining* merupakan bagian dari *Knowledge Discovery from Data* (KDD) yang memiliki proses *data cleaning*, *data integration*, *data selection*, *data transformation*, *data mining*, *pattern evaluation*, dan *knowledge presentation*. Langkah 1-4 merupakan pemrosesan data yang disiapkan untuk memasuki *data mining* [11], dimana langkah-langkah tersebut juga akan digunakan dalam penelitian ini.

Algoritma apriori termasuk dalam jenis aturan asosiasi yang merupakan bagian dari *data mining*. Algoritma ini merupakan sebuah proses pencarian seluruh aturan kombinasi produk yang mencakup analisis pola frekuensi tinggi untuk mencari kombinasi produk yang memenuhi syarat nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* [12]. *Support* merupakan persentase produk atau relasi produk dari keseluruhan transaksi yang dianalisis, sedangkan *confidence* merupakan persentase kepastian konsumen membeli item secara bersamaan.

Nilai minimum *support* dan *confidence* dapat ditentukan secara bebas dan sesuai dengan tujuannya [13]. Nilai minimum yang kecil dapat diterapkan bila menginginkan hasil relasi dalam jumlah banyak, sedangkan nilai minimum yang besar dapat diterapkan bila menginginkan suatu hasil relasi terbaik. Rumus (1) merupakan nilai *support* sebuah produk dalam seluruh transaksi dalam dataset, Rumus (2) merupakan nilai *support* kombinasi produk dalam seluruh transaksi, dan Rumus (3) merupakan bagian dari aturan asosiasi untuk mengukur kuatnya peluang kombinasi produk tersebut terjual, dimana salah satunya dipastikan terjual bersama [14].

$$Support(A) = \frac{\sum Transaksi\ memuat\ A}{\sum Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

$$Support(A, B) = \frac{\sum Transaksi\ memuat\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{\sum Transaksi\ memuat\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ memuat\ A} \times 100\% \quad (3)$$

### C. Metode Penelitian

Pada penelitian ini digunakan tahapan pada Gambar 1. Tahapan tersebut meliputi pengumpulan data-data yang dibutuhkan pada CV. XYZ yaitu data transaksi oli mulai 1 April 2022 hingga 31 Mei 2022 serta data produk oli. Setelah melakukan pengumpulan data, data akan dianalisis dengan mengurangi data yang tidak diperlukan, sebelum memasuki pengolahan data. Pengolahan data dilakukan dengan algoritma apriori dan *FP-Growth* yang ada pada aplikasi RapidMiner untuk mendapatkan relasi produk dari seluruh transaksi oli selama bulan April 2022 pada CV. XYZ. Hasil asosiasi pada bulan April 2022 akan dibandingkan dengan metode yang sama untuk bulan Mei 2022. Hal ini dilakukan untuk menguji keakuratan minimum *support* dan *confidence* terhadap produk yang dibeli pada bulan sebelumnya.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Hasil tersebut akan digunakan pada CV. XYZ dalam menentukan penempatan produk oli prioritas sehingga dapat membantu CV. XYZ mengelola produk untuk meningkatkan kinerja ketenagakerjaan, efektivitas dan efisiensi perusahaan dengan menggunakan aturan asosiasi. Kesimpulan yang dihasilkan akan menjadi bahan implementasi pada CV. XYZ sesuai dengan tujuan penelitian.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Pengumpulan dan Analisis Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data transaksi pembelian produk oli selama bulan April 2022 pada CV. XYZ sejumlah 1277 transaksi. Dari 1277 data transaksi tersebut dilakukan pembersihan data tidak terpakai seperti transaksi yang hanya memiliki satu jenis produk dan data produk yang tidak terpakai dikarenakan tidak distok kembali oleh CV. XYZ, sehingga tersisa 507 data transaksi.

Data seluruh barang yang dijual oleh CV. XYZ sejumlah 243 produk. Dikarenakan belum ada kode barang untuk produk-produk tersebut, maka pengkodean produk dilakukan secara urut sesuai alfabet nama oli dan dikelompokkan setiap *brand* atau jenisnya. Sebagai contoh yang ada pada transaksi pertama dalam Tabel II adalah T04 yang merupakan OLI MPX-2 0.8 MATIC dan 07M yang merupakan OLI YAMALUBE SUPER MATIC 1LT. Begitupun seterusnya sehingga menghasilkan *dataset* yang lebih mudah diolah. Data transaksi selama bulan April 2022 dengan masing-masing kode barang dapat dilihat pada Tabel II.

TABEL II  
TABEL TRANSAKSI YANG DISESUAIKAN

Transaksi	Daftar Produk
001	T04, 07M, 01M, 04M, 03M, P10, G02, 29D, G05, D01, D02, H16
002	12A, 41D, P08, P10
003	B08, 29D
004	T04, T03, H01
...	...
0504	04A, H05, A01, 03B
0505	P05, A01
0506	08A, P09, G01
0507	T04, T03, 01M, 04M, P10, P05, B04, G01, G05

Selama bulan April didapat bahwa hanya terdapat 69 produk terbeli pada 507 transaksi selama bulan April 2022. Data tersebut akan diubah ke dalam bentuk tabular serta menghilangkan produk yang tidak terbeli. Sebagai contoh pengeliminasian produk yang tidak ada dalam transaksi adalah A02 yang merupakan OLI CASTROL 2T MERAH dikarenakan

tidak terbeli dalam bulan April 2022, sehingga 174 produk yang tidak terbeli tidak dimasukkan ke dalam Tabel III.

TABEL III  
TABEL TRANSAKSI BULAN APRIL DALAM BENTUK TABULAR

Transaksi	A01	A09	B01	B04	B07	...	01M	02M	03M	04M	07M
001	0	0	0	0	0	...	1	0	1	1	1
002	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
003	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
004	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
0504	1	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0505	1	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0506	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0
0507	0	0	0	1	0	...	1	0	0	1	0

B. Pengolahan Data dengan Algoritma Apriori

Data tersebut diolah untuk menemukan itemset yang memenuhi minimum *support*, dimana minimum *support* yang ditetapkan adalah 4% dikarenakan tujuan penelitian yang berfokus pada pencarian banyaknya aturan asosiasi. Rumus (1) digunakan untuk melakukan perhitungan satu itemset seperti yang dicontohkan di bawah ini. Dengan melakukan analisis pembentukan satu itemset dengan minimum *support* sebesar 4% didapatkan 27 produk yang memenuhi minimum *support*. Produk-produk tersebut yaitu T04, P05, 01M, P10, B04, 03M, 41D, H05, G01, T03, H01, B07, B01, D01, P08, G02, A01, 04A, G05, 12A, 04M, 03B, D02, H15, P02, 07M, 29D yang terdapat pada Tabel IV.

$$Support(A01) = \frac{\sum \text{Transaksi memuat A01}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\%$$

$$Support(A01) = \frac{39}{507} \times 100\% = 7.7\%$$

TABEL IV  
TABEL BULAN APRIL SATU ITEMSET YANG MEMENUHI MINIMUM SUPPORT

Nomor	Produk	Jumlah	Support
1	T04	214	42.2%
2	P05	177	34.9%
3	01M	107	21.1%
4	P10	103	20.3%
...	...	...	...
24	H15	27	5.3%
25	P02	24	4.7%
26	07M	23	4.5%
27	29D	22	4.3%

Dari hasil pada Tabel IV dilakukan proses pembentukan dua itemset dengan minimum *support* yang sama yaitu sebesar 4% menggunakan Rumus (2). Sebagai contoh, pembelian T04 dan P05 secara bersamaan adalah 78 dari 507 transaksi, sehingga menghasilkan nilai *support* sebesar 15.4%. Melalui analisis pembentukan dua itemset didapatkan 48 kombinasi produk yang memenuhi nilai minimum *support* seperti yang terlihat pada Tabel V.

$$Support(T04, P05) = \frac{\sum \text{Transaksi memuat T04 dan P05}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\%$$

$$Support(T04, P05) = \frac{78}{507} \times 100\% = 15.4\%$$

TABEL V  
TABEL BULAN APRIL DUA ITEMSET YANG MEMENUHI MINIMUM SUPPORT

Nomor	Produk	Jumlah	Support
1	T04, P05	78	15.4%
2	T04, T03	51	10.1%
3	T04, 01M	49	9.7%
4	T04, H01	49	9.7%
...	...	...	...
45	01M, H05	21	4.1%
46	01M, 04A	21	4.1%
47	B04, 03M	21	4.1%
48	G01, G05	21	4.1%

Dari hasil pada Tabel V dilakukan proses pembentukan tiga itemset dengan minimum support yang sama yaitu sebesar 4% menggunakan rumus (2). Sebagai contoh, pembelian T04, P05, dan T03 secara bersamaan adalah 21 dari 507 transaksi, sehingga dihasilkan nilai support sebesar 4.1%. Dengan melakukan analisis pembentukan tiga itemset didapatkan delapan kombinasi produk yang memenuhi nilai support yaitu seperti yang terlihat pada Tabel VI.

$$Support(T04, P05, T03) = \frac{\sum \text{Transaksi memuat T04, P05, dan T03}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\%$$

$$Support(T04, P05, T03) = \frac{21}{507} \times 100\% = 4.1\%$$

TABEL VI  
TABEL BULAN APRIL TIGA ITEMSET YANG MEMENUHI MINIMUM SUPPORT

Nomor	Produk	Jumlah	Support
1	T04, P05, 01M	29	5.7%
2	T04, P05, B04	24	4.7%
3	T04, P05, G01	23	4.5%
4	P05, 01M, 03M	23	4.5%
5	T04, P05, 03M	22	4.3%
6	T04, P05, P10	21	4.1%
7	T04, P05, T03	21	4.1%
8	T04, 01M, 03M	21	4.1%

Setelah didapatkan dua dan tiga itemset dan tidak ada lagi kombinasi lebih dari tiga itemset seperti empat itemset yang memenuhi minimum support, maka proses pembentukan rules itemset berhenti pada kombinasi tiga itemset. Selanjutnya, kombinasi dua dan tiga itemset terbentuk akan dilakukan perhitungan aturan asosiasi dengan minimum confidence yang ditentukan sebesar 50% menggunakan Rumus (3) dan menghasilkan rules final dalam penelitian ini yang terlihat pada Tabel VII. Sebagai contoh, jika membeli P05 dan T04 secara bersamaan maka akan didapatkan confidence sebesar 44.1%, dikarenakan dari 177 transaksi P05 hanya 78 transaksi dimana P05 dan T04 terbeli bersamaan.

$$Confidence(P05 \rightarrow T04) = \frac{\sum \text{Transaksi memuat P05 dan T04}}{\sum \text{Transaksi memuat P05}} \times 100\%$$

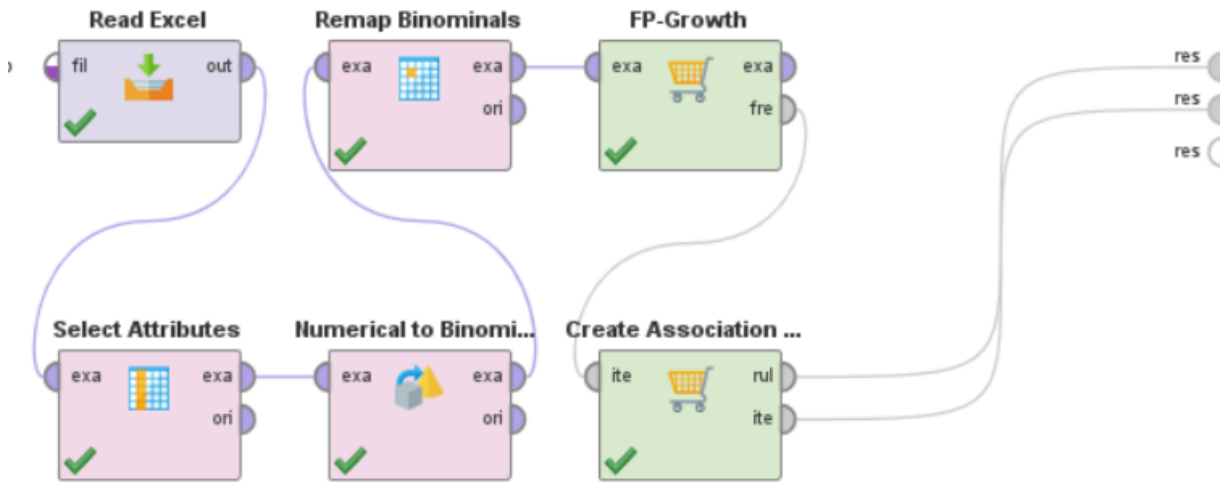
$$Confidence(P05 \rightarrow T04) = \frac{78}{177} \times 100\% = 44.1\%$$

TABEL VII  
TABEL ATURAN YANG MEMENUHI MINIMUM CONFIDENCE

Nomor	Aturan	Jumlah	Confidence
1	Jika membeli G02 maka akan membeli P05	32/45	71.1%
2	Jika membeli 12A maka akan membeli T04	23/34	67.6%
3	Jika membeli H01 maka akan membeli T04	49/73	67.1%
4	Jika membeli T03 maka akan membeli T04	51/80	63.7%
5	Jika membeli T04, G01 maka akan membeli P05	23/37	62.2%
6	Jika membeli P05, 01M maka akan membeli T04	29/48	60.4%
7	Jika membeli P05, T03 maka akan membeli T04	21/35	60.0%
8	Jika membeli T04, 01M maka akan membeli P05	29/49	59.2%
9	Jika membeli 01M, 03M maka akan membeli P05	23/39	59.0%
10	Jika membeli T04, B04 maka akan membeli P05	24/41	58.5%
11	Jika membeli G05 maka akan membeli G01	21/37	56.8%
12	Jika membeli 04A maka akan membeli 01M	21/37	56.8%
13	Jika membeli P08 maka akan membeli P05	27/49	55.1%
14	Jika membeli P05, 03M maka akan membeli 01M	23/42	54.8%
15	Jika membeli P05, G01 maka akan membeli T04	23/42	54.8%
16	Jika membeli 01M, 03M maka akan membeli T04	21/39	53.8%
17	Jika membeli P05, 03M maka akan membeli T04	22/42	52.4%
18	Jika membeli P05, B04 maka akan membeli T04	24/46	52.2%
19	Jika membeli G01 maka akan membeli P05	42/81	51.9%
20	Jika membeli 03M maka akan membeli T04	45/89	50.6%
21	Jika membeli B04 maka akan membeli P05	46/92	50.0%

C. Pengolahan Data dan Analisis Hasil Menggunakan RapidMiner

Pengolahan manual akan membutuhkan waktu yang sangat lama bila terdapat ratusan, ribuan hingga jutaan data, menggunakan model proses dalam suatu aplikasi akan memudahkan dan mempercepat proses penelitian[15]. Proses pengolahan pada RapidMiner terlihat pada Gambar 2. Data transaksi tabular yang sudah di-import kemudian dimasukkan ke dalam operator *Read Excel* sebagai input. Selanjutnya masuk ke dalam operator *Select Attributes* untuk memilih data yang akan diambil, lalu masuk ke dalam operator *Numerical to Binominal* untuk mengubah nilai numerik data pada tabel ke dalam bentuk binominal. Setelah itu dilakukan penentuan nilai positif dan negatif pada operator *Remap Binominals*. Data yang sebelumnya sudah diperbaiki akan masuk ke dalam operator *FP-Growth* yang akan menghitung frekuensi produk atau kombinasi produk dalam *database* transaksi dengan menentukan nilai minimum *support* sebesar 4%. Langkah selanjutnya dilakukan pembentukan aturan asosiasi dengan memberikan minimum *confidence* di dalam operator *Create Association Rules* sebesar 50%.



Gambar 2. Desain Proses Analisis dalam RapidMiner

Gambar 3(a) menunjukkan itemset yang memenuhi minimum *support* sebesar 4%, sedangkan pada Gambar 3(b) menunjukkan hasil kombinasi dua dan tiga itemset yang memenuhi nilai minimum *support* sebesar 4% yang dihasilkan oleh RapidMiner. Hasil itemset pertama dan kombinasi dua dan tiga itemset pada RapidMiner sesuai dengan perhitungan pada Ms. Excel sebelumnya.

Support	Item 1
0.422	T04
0.349	P05
0.211	01M
0.203	P10
0.181	B04
0.176	03M
0.166	41D
0.162	H05
0.160	G01
0.158	T03
0.144	H01
0.140	B07
0.116	B01
0.114	D01

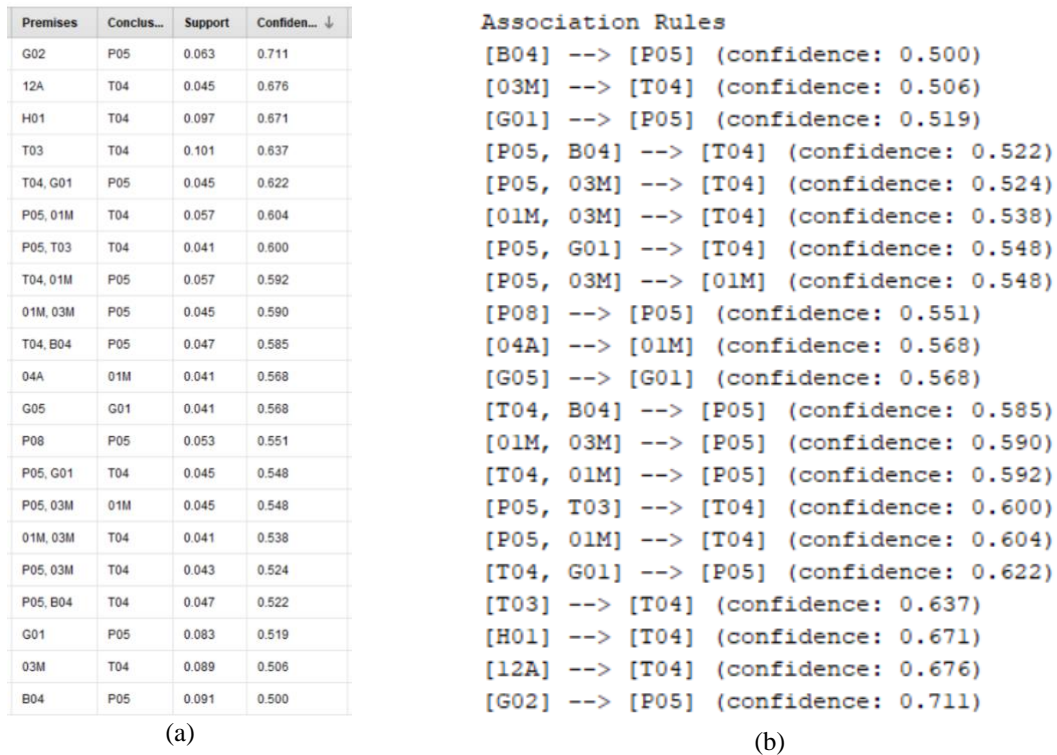
(a)

Support	Item 1	Item 2	Item 3
0.063	P10	T03	
0.041	B04	03M	
0.045	B04	41D	
0.047	03M	41D	
0.057	03M	G01	
0.053	03M	T03	
0.047	41D	G01	
0.047	41D	T03	
0.045	G01	T03	
0.041	G01	G05	
0.045	B07	B01	
0.057	T04	P05	01M
0.041	T04	P05	P10
0.047	T04	P05	B04
0.043	T04	P05	03M
0.045	T04	P05	G01
0.041	T04	P05	T03
0.041	T04	01M	03M
0.045	P05	01M	03M

(b)

Gambar 3. (a) Beberapa Satu Itemset yang Memenuhi Minimal *Support* (b) Beberapa Dua dan Tiga Itemset yang Memenuhi Minimal *Support*





Gambar 4. (a) Rules Bulan April 2022 (b) Deskripsi Rules pada bulan April 2022

Proses pembuatan aturan asosiasi pada RapidMiner menghasilkan beberapa aturan asosiasi menurut minimum *confidence*. Data yang memenuhi nilai minimum *support* dan minimum *confidence* pada RapidMiner sama dengan yang dihasilkan pada Ms. Excel yang terlihat pada Gambar 4(a) dan deskripsi aturan asosiasi pada Gambar 7. Sebagai contoh penjelasan pada Gambar 4(b) aturan dengan *confidence* tertinggi sebesar 71.1% berarti jika 1000 konsumen membeli G02 maka 711 dari 1000 konsumen tersebut akan membeli P05 secara bersamaan.

**D. Pengujian Data Transaksi**

Pengujian akan dilakukan dengan data bulan Mei 2022 pada RapidMiner dengan minimum *support* sebesar 4% dan minimum *confidence* sebesar 50% dengan proses seperti pada Gambar 2. Hasil dari pengujian bulan Mei terlihat pada Gambar 8. Pada pengujian bulan Mei, terdapat 27 rules terbentuk dengan *confidence* tertinggi sebesar 80.8% yang merupakan *rules* pembelian 01M, T03 dan T04. *Rules* tersebut tidak ada pada Tabel VI hasil bulan April, sehingga perlu dilakukan pencarian minimum *support* dan *confidence* terbaik namun dibatasi dengan jumlah produk *rules* yang diprioritaskan, tidak terlalu banyak dan tidak terlalu sedikit.

### AssociationRules

```

Association Rules
[B04] --> [P05] (confidence: 0.500)
[T04, G01] --> [P05] (confidence: 0.500)
[P05, G01] --> [T04] (confidence: 0.500)
[T04, T03] --> [P05] (confidence: 0.513)
[T04, T03] --> [O3M] (confidence: 0.513)
[12A] --> [P05] (confidence: 0.514)
[B01] --> [T04] (confidence: 0.523)
[T04, B01] --> [P05] (confidence: 0.529)
[T04, T03] --> [O1M] (confidence: 0.538)
[07M] --> [T04] (confidence: 0.541)
[T04, B04] --> [P05] (confidence: 0.545)
[B04] --> [T04] (confidence: 0.550)
[P05, B01] --> [T04] (confidence: 0.581)
[O1M] --> [T04] (confidence: 0.584)
[12A] --> [T04] (confidence: 0.595)
[41D] --> [T04] (confidence: 0.600)
[P05, B04] --> [T04] (confidence: 0.600)
[O3M] --> [T04] (confidence: 0.625)
[P05, O1M] --> [T04] (confidence: 0.686)
[H01] --> [T04] (confidence: 0.693)
[T03] --> [T04] (confidence: 0.696)
[P05, T03] --> [T04] (confidence: 0.741)
[O1M, O3M] --> [T04] (confidence: 0.750)
[P05, O3M] --> [T04] (confidence: 0.769)
[O4M] --> [T04] (confidence: 0.786)
[O3M, T03] --> [T04] (confidence: 0.800)
[O1M, T03] --> [T04] (confidence: 0.808)
    
```

Gambar 5. Deskripsi Rules Bulan Mei 2022

Pengujian ini dilakukan untuk melihat seberapa besar kemungkinan hasil aturan asosiasi dengan minimum *support* dan *confidence* yang lebih baik digunakan untuk transaksi yang ada pada bulan-bulan berikutnya. Melalui Tabel VIII, dapat dilihat bahwa minimum *support* 4% dan minimum *confidence* 50% memiliki kesamaan sebesar 57.1% pada transaksi di dua bulan yang berbeda, dimana pada bulan April terbentuk 21 *rules* dan bulan Mei terdapat 12 *rules* yang sama dengan yang ada pada 21 *rules* bulan April. Melalui hasil pengujian, Tabel VII sudah sesuai dengan minimum *support* dan *confidence* yang ditetapkan dan akan digunakan sebagai penentuan peletakan produk prioritas dalam pengelolaan produk CV. XYZ seperti pada Gambar 7 yang ditata dengan melihat grafik pemetaan Gambar 6 serta penyesuaian *brand*.

TABEL VIII  
TABEL PENGUJIAN

<i>Support/ Confidence</i>	April (Jumlah Aturan Terbentuk)	Mei (Jumlah Aturan Terbentuk yang Sama dengan Bulan April)	Persentase Kolom 3 Terhadap Kolom 2
S 4% C 60%	7	3	42.9%
S 3% C 60%	22	8	36.4%
S 3% C 50%	44	21	47.7%
S 4% C 50%	21	12	57.1%
S 5% C 50%	9	5	55.6%

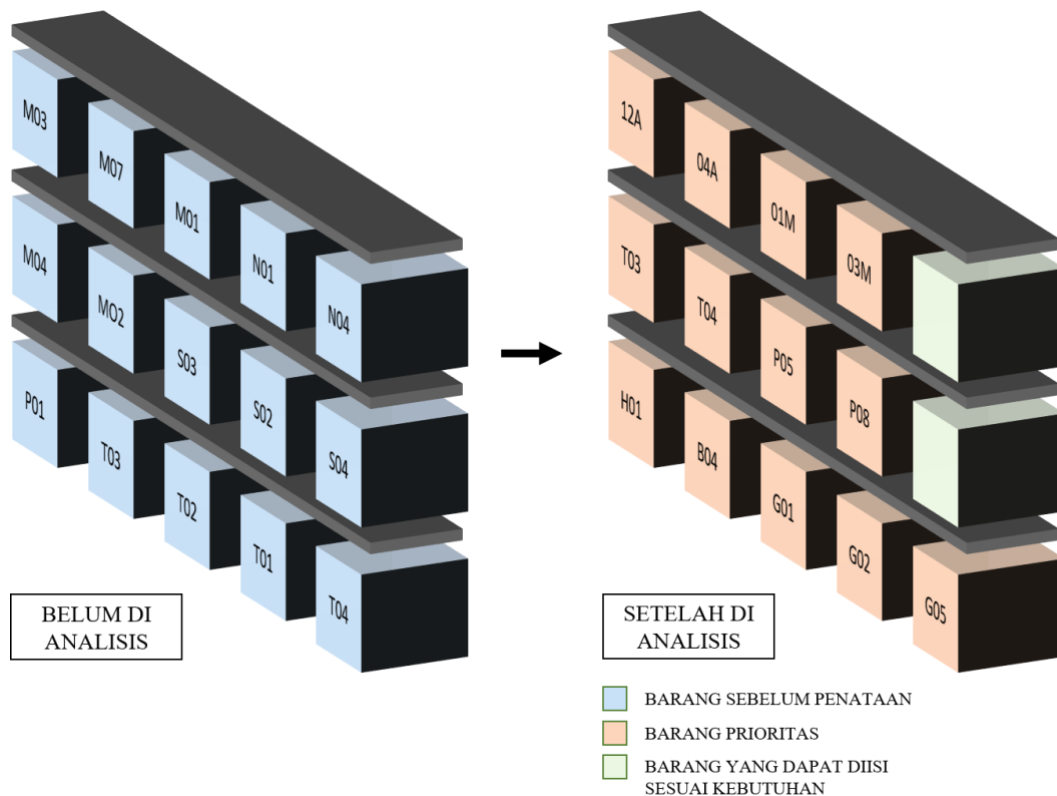


Gambar 6. Grafik Pemetaan pada RapidMiner Bulan April 2022

TABEL IX  
TABEL RELASI PRODUK PRIORITAS

Nomor	Produk	Jumlah Produk yang Berasosiasi	Produk yang Berasosiasi
1	04A	1	01M
2	12A	1	T04
3	01M	4	P05, T04, 03M, 04A
4	03M	3	01M, P05, T04
5	B04	2	T04, P05
6	G01	3	T04, P05, G05
7	G02	1	P05
8	G05	1	G01
9	H01	1	T04
10	P05	8	G02, P08, G01, T04, B04, T03, 03M, 01M
11	P08	1	P05
12	T03	2	T04, P05
13	T04	8	H01, T03, 12A, P05, G01, B04, 03M, 01M

Melalui Tabel IX terdapat dua produk dengan relasi terbanyak yaitu P05 dan T04. P05 berasosiasi dengan delapan produk yaitu G02, P08, G01, T04, B04, T03, 03M, dan 01M dalam 14 *rules*, sedangkan T04 berelasi dengan delapan produk yaitu H01, T03, 12A, P05, G01, B04, 03M, dan 01M dalam 13 *rules*. Oleh karena itu, kedua produk tersebut merupakan produk yang sering dibeli dengan produk-produk yang lain, sehingga dapat ditempatkan di tengah pada rak produk prioritas. Hasil tata letak produk prioritas sebagai saran atau rekomendasi yang dapat digunakan oleh CV. XYZ terlihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Saran Penempatan pada Rak Barang Prioritas CV. XYZ

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pengujian yang didapatkan baik dalam perhitungan Ms. Excel maupun aplikasi RapidMiner, algoritma apriori dapat membantu CV. XYZ dalam manajemen operasional terutama pada pengelolaan barang dan pendistribusian (pengemasan) barang. CV. XYZ dapat mempertimbangkan penempatan rak prioritas oli secara berdekatan, yang didapat dari analisis pembelian produk yang sering dibeli bersamaan. Penentuan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* terbaik dapat memberikan efektivitas dan efisiensi dalam pengelolaan barang secara berkelanjutan dengan melihat persentase kecocokan yang dinilai cukup untuk penjualan di bulan berikutnya. Melalui penelitian ini algoritma apriori dapat digunakan dalam menentukan posisi prioritas produk.

#### REFERENSI

- [1] W. Wahjono, "Peran Manajemen Operasional dalam Menunjang Keberlangsungan Kegiatan Perusahaan," *J. Ilm. Infokam*, vol. 17, no. 2, pp. 114–120, 2021.
- [2] F. Sulthan Shaummil, M. Rizal, and R. Tahir, "Analisis Manajemen Operasional Perusahaan Multinasional," *J. Manaj.*, vol. 11, no. 2, pp. 135–143, 2021.
- [3] S. Efendi, D. Pratiknyo, and E. Sugiono, *Manajemen Operasional*. Lembaga Penerbit Universitas UNAS, 2019.
- [4] D. Sepianti, "Analisa Fungsi Manajemen Proses dalam Pengelolaan Bisnis," *J. PUSDANSI*, vol. 2, no. 4, pp. 1–7, 2022.
- [5] A. K. Nasution, R. Oktaviandi, and E. Bu, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Mengetahui Pola Jenis Kejahatan yang Sering Terjadi ( Studi Kasus : Polsek Percut Sei Tuan )," in *Sensasi*, 2021, no. 1, pp. 117–120.
- [6] S. Nurajizah, "Analisa Transaksi Penjualan Obat menggunakan Algoritma Apriori," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 35–44, 2019.
- [7] A. A. Firdaus, N. Iksan, D. N. Sadiyah, L. Sagita, and D. Setiawan, "Penerapan Algoritma

- Apriori untuk Prediksi Kebutuhan Suku Cadang Mobil,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 1, pp. 13–18, 2021.
- [8] A. Junaidi, “Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Menentukan Persediaan Barang,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 61–67, 2019.
- [9] E. Elisa, “Market Basket Analysis pada Mini Market Ayu dengan Algoritma Apriori,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018.
- [10] D. Hand, H. Mannila, and P. Smyth, *Principles of Data Mining Cambridge*, vol. 2001. MIT Press, 2001.
- [11] J. P. Jiawei Han, Micheline Kamber, *Data Mining: Data Mining Concepts and Techniques*, III. Morgan Kaufmann Publisher, 2012.
- [12] S. Wahyuni, Suherman, and L. P. Harahap, “Implementasi Data Mining dalam Memprediksi Stok Barang Menggunakan Algoritma Apriori,” *J. Tek. DAN Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 67–71, 2018.
- [13] T. Badriyah, R. Fernando, and I. Syarif, “Sistem Rekomendasi Content Based Filtering Menggunakan Algoritma Apriori,” in *Konferensi Nasional Sistem Informasi*, 2018, vol. 1, no. 1, pp. 554–559.
- [14] M. P. Tana, F. Marisa, and I. D. Wijaya, “Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis terhadap Data Penjualan Produk pada Toko Oase Menggunakan Algoritma Apriori,” *JIM P - J. Inform. Merdeka Pasuruan*, vol. 3, no. 2, pp. 17–22, 2018.
- [15] Z. H. Tang and J. H. Wei, “Investigation and Application of Improved Association Rules Mining in Rapidminer,” *Int. J. Simul. Syst. Sci. Technol.*, vol. 17, no. 29, pp. 18.1-18.7, 2016.