

IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK MEMBANTU PROSES PERSEDIAAN BARANG

Dio Matovani¹, Kristophorus Hadiono²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Stikubank

¹diomatovani@gmail.com, ²kristophorus.hadiono@edu.unisbank.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini akan membahas bagaimana mengimplementasi algoritma apriori dan asosiasi untuk menghasilkan informasi yang dapat dimanfaatkan dalam kegiatan pembelian persediaan barang agar proses tersebut dapat berjalan dengan tepat. Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini yaitu CRISP-DM yang terdiri dari , bussines understanding, data understanding, data preparation, modelling, evaluation, dan deployment.

Hal yang dilakukan pertama kali adalah pembersihan data dan normalisasi data guna menyingkirkan data yang tidak valid dan beberapa variabel yang tidak berguna untuk penggalian informasi. Berikut merupakan contoh sebelum dan setelah dilakukan kegiatan pembersihan data. Selanjutnya memasukan data yang telah dinormalisasi kedalam bentuk data frame supaya data transaksi dapat diproses untuk mendapatkan informasi yang berguna dengan mendapatkan pola asosiasi dari data tersebut, setelah itu mengubah format data dari format data frame menjadi format transaksi seperti pada gambar 3 supaya fungsi apriori dalam bahasa R dapat dijalankan. Setelah merubah format data menjadi bentuk transaksi selanjutnya menjalankan fungsi apriori.

Penentuan support dan confidence pada penelitian ini dilakukan dengan cara mencoba penentuan acuan dengan nominal rendah terlebih dahulu. Ditunjukan bahwa dengan support=0,001 dan confidence=0,001 belum mendapatkan hasil yang maksimal karena dengan penentuan nominal support dan confidence tersebut aturan yang dihasilkan terlalu banyak sehingga belum dapat menunjukkan keterkaitan suatu itemset yang maksimal karena acuan nominal support dan confidence terlalu rendah. Dengan melakukan banyak uji coba akhirnya didapatkan support=0,02 dan confidence=0,3 adalah acuan maksimal yang didapatkan dari penelitian ini. Fungsi apriori diatas dengan penentuan support=0,02 dan confidence=0,3 menghasilkan rule yang diperoleh berjumlah enam.

Kata kunci: data mining, association rules, apriori, CRISP DM

ABSTRACT

This research will discuss how to implement a priori algorithms and association to produce information that can be utilized in the purchase of goods so that the process can run appropriately. The research method used in this study is CRISP-DM consisting of, business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment.

The first thing to do is to clean up the data and normalize the data to get rid of invalid data and some variables that are not useful for extracting information. The following are examples before and after data cleaning activities. Next, enter normalized data into data frame form so that transaction data can be processed to obtain useful information by obtaining the association pattern of the data, after that change the data format from the data frame format to the transaction format as shown in Figure 3 so that the a priori function in R language can be run. After changing the format of the data into a form of transaction then run a priori functions.

Determination of support and confidence in this study is done by trying to determine the reference with a low nominal first. It was shown that with support = 0.001 and confidence = 0.001 they did not get maximum results because by determining the nominal support and confidence the rules produced were too many so they could not show the maximum linkage of an itemset because the nominal support and confidence reference was too low. By conducting many trials, it was finally obtained support = 0.02 and confidence = 0.3 was the maximum reference obtained from this study. The a priori function above with the determination of support = 0.02 and confidence = 0.3 results in the rule obtained amounting to six.

Keywords: data mining, association rules, a priori, CRISP DM

1. PENDAHULUAN

Saat ini kemajuan teknologi semakin memudahkan supermarket yang menggunakan teknologi informasi dalam melakukan transaksi, semua produk yang terjual secara otomatis masuk ke dalam basis data. Salah satu supermarket yang sudah menggunakan komputer dalam melakukan transaksi dan penyimpanan data adalah Toko Kita. Walaupun sudah menggunakan komputer untuk kegiatan transaksi dan penyimpanan data, kegiatan pengelolaan penyediaan barang di Toko Kita masih kurang baik.

Contohnya dalam proses memperkirakan produk apa yang akan dijual selanjutnya atau mengetahui produk apa yang sering laku.

Melihat masalah yang terjadi pada Toko Kita, ada beberapa metode atau algoritma yang terdapat di dalam ilmu data mining dapat digunakan untuk membantu mendapatkan informasi yang diperlukan dalam merencanakan pembelian persediaan barang, yaitu aturan asosiasi (*association rule*).

Aturan asosiasi adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item dalam suatu kumpulan data yang ditentukan. Proses penerapan aturan asosiasi meliputi dua tahap yaitu, (1) mencari kombinasi yang paling sering terjadi dari suatu kumpulan data; (2) mendefinisikan kondisi dan hasil aturan asosiasi. Selain aturan asosiasi, algoritma lain dalam data mining yang dapat digunakan yaitu algoritma apriori. Algoritma apriori adalah suatu metode untuk mencari pola hubungan antar satu atau lebih item dalam suatu kumpulan data. Algoritma apriori banyak digunakan untuk menghasilkan informasi dari data transaksi, misalnya saat seorang konsumen membeli item A, dan B maka dia dapat memiliki kemungkinan yang cukup kuat untuk membeli item C. Dengan menggunakan metode asosiasi dan algoritma apriori, seseorang dapat merencanakan pembelian persediaan barang dengan lebih bijak dan tepat.

Penelitian ini akan membahas bagaimana mengimplementasi algoritma apriori dan asosiasi untuk menghasilkan informasi yang dapat dimanfaatkan dalam kegiatan pembelian persediaan barang agar proses tersebut dapat berjalan dengan tepat.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Ditemukan cara untuk melakukan perencanaan inventory yang baik. Salah satunya adalah mengetahui kebutuhan inventory dengan menganalisis pasar guna mencari tahu serangkaian item-item apa saja yang dibeli secara bersamaan oleh para konsumen dari data transaksi. Melalui penerapan metode Asosiasi dan algoritma apriori [1]. Telah didapatkan 7 aturan asosiasi dalam penerapan algoritma apriori dalam menentukan kombinasi antar itemset, yaitu roti umbul → vanilla late dengan confidence 47,06%, roti umbul → tiramisu dengan confidence 35,29%, tiramisu → vanilla late dengan confidence 33,33%, tiramisu → chokimisu dengan confidence 33,33%, pisang keju → vanilla late dengan confidence 35,29%, chokimisu → tiramisu dengan confidence 53,85%, dan yang terakhir kentang goreng → tiramisu dengan confidence 37,50%. Dari aturan yang dihasilkan dapat dijadikan sebagai informasi yang sangat berharga dalam pengambilan keputusan untuk penyediaan persediaan barang [1].

Telah dilakukan pengujian pada metode asosiasi data hasil tangkapan ikan. Dalam pengujian tersebut digunakan data daerah dan nama ikan dari data statistik perikanan Dinas Kelautan dan Perikanan propinsi Jawa Timur. Data yang didapat dari Dinas Kelautan dan Perikanan propinsi Jawa Timur dianalisa untuk mendapatkan pola hasil tangkapan ikan di setiap daerah penangkapan ikan, supaya dapat diketahui pada bulan tertentu ikan apa yang banyak dihasilkan oleh nelayan di masing-masing daerah penangkapan ikan. Sehingga, dapat ditentukan daerah mana yang akan dijadikan sebagai tujuan distribusi dan pemasaran ikan yang dihasilkan. Dengan demikian informasi ini mempermudah para nelayan dan pedagang ikan dalam mendistribusikan hasil tangkapannya. Sehingga permasalahan dalam distribusi tangkapan ikan dapat teratasi [2].

Penelitian masalah penyediaan barang membahas masalah yang di hadapi apotek dalam melakukan penyediaan persediaan barang. Penelitian untuk mengetahui mengenali kondisi pasar supaya tepat dalam penyediaan persediaan barang apotek dengan cara mengetahui obat apa saja yang sering dibeli oleh konsumen. Algoritma apriori dapat membantu dalam pembentukan kombinasi itemset dengan memenuhi parameter minimum support dan confidence dan hasil dari penelitian ini diketahui nilai minimum support sebesar 2% dan nilai confidence sebesar 50% . nilai support dan confidence didapat dari 624 data transaksi [3].

2.1 Aturan Asosiasi (*association rules*)

Kekuatan aturan asosiasi dapat diukur dengan *support* dan *confidence*. *Support* digunakan untuk menentukan seberapa banyak aturan diterapkan pada set data, sedangkan *confidence* digunakan untuk menentukan seberapa sering item didalam Y muncul dalam transaksi X [4].

Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap [5]:

1. Analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*)

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam basis data. Nilai *support* bisa dicari dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{support}(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A}{\text{total transaksi}} \quad (1)$$

untuk nilai *support* dari 2 barang dapat dicari dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{support}(A, B) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{jumlah transaksi}} \quad (2)$$

2. Pembentukan aturan asosiasi

Pembentukan Aturan Asosiasi Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif A B. Nilai confidence dari aturan A B diperoleh dengan rumus berikut [5]:

$$\text{Confidence} (A \rightarrow B) = \frac{\text{jumlah transaksi menngandung } A \text{ dan } B}{\text{jumlah transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

Untuk mengetahui seberapa kuat suatu aturan asosiasi dapat digunakan variabel tambahan berupa lift ratio. Lift ratio digunakan untuk mengetahui kuat tidaknya sebuah aturan asosiasi. Lift ratio dapat dihitung dengan membandingkan antara confidence sebuah aturan dengan nilai *benchmark confidence*. *Benchmark confidence* yaitu perbandingan antara jumlah semua item consequent terhadap keseluruhan transaksi. Perhitungan *benchmark confidence* dan *lift ratio* dapat dilihat pada rumus berikut berikut:

$$\text{Benchmark Confidence} = \frac{N_c}{N} \quad (4)$$

Keterangan :

N_c = jumlah transaksi dengan item dalam consequent

N = jumlah transaksi database

$$\text{Lift ratio} (A \rightarrow B) = \frac{\text{confidence}(A \cup B)}{\text{benchmark confidence}} \quad (5)$$

Ada banyak algoritma yang terdapat pada aturan asosiasi salah satunya adalah algoritma apriori. Algoritma apriori merupakan algoritma klasik pada data mining. Menurut [4] pendekatan dengan algoritma apriori berusaha untuk secara efisien menemukan jumlah *itemsset* frequent.

3. METODE PENELITIAN

Ada beberapa metodologi penelitian dalam data mining, namun metodologi pengembangan data mining yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode CRISP-DM karena keseluruhan fase urutannya bersifat adaptif dimana setiap tahap dilakukan secara sistematis mulai dari tahap awal ke tahap berikutnya. Metodologi CRISP-DM terdiri dari enam tahap yaitu, *bussines understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modelling*, *evaluation*, dan *deployment*. Ada enam fase dalam CRISP-DM [5] adalah sebagai berikut:

1. Fase Pemahaman Bisnis (*Bussines Understanding Phase*)
Menentukan dan memahami tujuan proyek atau penelitian sesuai kebutuhan bisnis. Menerjemahkan tujuan dan batasan menjadi formula dari permasalahan data mining.
2. Fase Pemahaman Data (*Data Understanding Phase*)
Tahap pengumpulan data dan menganalisa data agar dapat diketahui pola permasalahan yang sedang dihadapi. Dalam fase ini diperbolehkan menyingkirkan data yang error atau tidak bisa diolah dan hanya memilih sebagian kumpulan data yang mungkin mengandung permasalahan.
3. Fase Pengolahan Data (*Data Preparation Phase*)

Aktifitas dimana data sudah siap untuk dilakukan pengolahan atau tahap selanjutnya. Tentunya fase ini salah satu fase yang sangat berat karena dilakukan dengan sangat intensif supaya tidak ada kesalahan dalam hasil akhir.

4. Fase Pemodelan (*Modeling Phase*)
Memilih dan menerapkan teknik pemodelan yang sesuai dengan penelitian.
5. Fase Evaluasi (*Evaluation Phase*)
Model sepenuhnya dievaluasi dan diteliti secara keseluruhan sebelum dipublikasikan untuk memastikan apakah model tersebut memenuhi tujuan bisnis atau tujuan penelitian.
6. Fase Penyebaran (*Deployment Phase*)
Menggunakan model yang dihasilkan dari penelitian yang sudah dilakukan. Pembuatan model bukan akhir dari suatu pekerjaan, informasi yang diperoleh perlu diuji coba pada organisasi/perusahaan dan dipresentasikan dengan cara yang baik supaya pengguna mudah untuk memahaminya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hal yang dilakukan pertama kali adalah pembersihan data dan normalisasi data guna menyingkirkan data yang tidak valid dan beberapa variabel yang tidak berguna untuk penggalian informasi. Berikut merupakan contoh sebelum dan setelah dilakukan kegiatan pembersihan data.

FAKTUTGL	KODE BARANG NAMA BARANG	SATUAN HARGA	DISC	SUB TOTAL	QTY
100001/17	899277571262MYTEA TEH OLONG 35	PCS 3,500	0	3.500	1
	GIGI OPLOSAN GIGI	BKS 2,500	0	2.500	1
	GULA GULA PASIR	KG 3,000	0	13.000	1
100001/17	899999903320LIFEBUOY SMPO ANT	PCS 8,000	0	8.000	1
	089686401721INDOFOOD SAUS TOMA	PCS 5,000	0	5.000	1
	899889814818PEGEL LINU KOMPLIT	PCS 2,500	0	2.500	1
	899889814918KUKU BIMA KOMPLIT	PCS 3,000	0	3.000	1
	899889815018TOLAK ANGIN KOMPLI	PCS 3,000	0	3.000	1
	899990902823DJI SAM SOE KRETEK	PCS5,000	0	15.000	1

Gambar 1. Bentuk data sebelum dilakukan pembersihan data.

ID TRANSAKSI	KODE BARANG	QTY
TID1	899277571262MYTEA TEH OLONG 35	1
TID1	GIGI OPLOSAN GIGI	1
TID1	GULA GULA PASIR	1
TID2	899999903320LIFEBUOY SMPO ANT	1
TID2	089686401721INDOFOOD SAUS TOMA	1
TID2	899889814818PEGEL LINU KOMPLIT	1
TID2	899889814918KUKU BIMA KOMPLIT	1
TID2	899889815018TOLAK ANGIN KOMPLI	1

Gambar 2 Bentuk data setelah dilakukan pembersihan data.

Selanjutnya memasukan data yang telah dinormalisasi kedalam bentuk data frame supaya data transaksi dapat diproses untuk mendapatkan informasi yang berguna dengan mendapatkan pola asosiasi dari data tersebut, setelah itu mengubah format data dari format data frame menjadi format transaksi seperti pada gambar 3 supaya fungsi apriori dalam bahasa R dapat dijalankan.

```

[1453] {899190610575DJARUM LA BOLD 20,
      899703556354POCARI SWEAT BTL 3,
      AQUA 600ML AQUA 600ML} IDT2300
[1454] {899190610136DJARUM SUPER MLD 2,
      FLORIDINA FLORIDINA ORANGE 3} IDT2301
[1455] {899190610575DJARUM LA BOLD 20,
      899277003317MASAKO AYAM 11G [1,
      899886680540SO KLIN LIQUID MER2,
      899889882390PERMEN TOLAK ANGIN,
      899898910012GG FILTER 12,
      899898930015GG SIGNATURE 12,
      899990908511SAMPOERNA KRETEK-1,
      MINYAK PTK MINYAK [ PLASTIK,
      TA DEWASA TOLAK ANGIN CAIR D} IDT2302

```

Gambar 3. Bentuk data setelah menjadi format transaksi

Setelah merubah format data menjadi bentuk transaksi selanjutnya menjalankan fungsi apriori.

```

> rules=apriori(transaksi,parameter = list(support=0.001, confidence=0.001));
Apriori

Parameter specification:
confidence minval smax arem aval originalsupport maxtime support minlen maxlen target
  0.001    0.1    1 none FALSE          TRUE     5  0.001    1    10 rules
  ext
  FALSE

Algorithmic control:
filter tree heap memopt load sort verbose
  0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE

Absolute minimum support count: 27

set item appearances ...[0 item(s)] done [0.00s].
set transactions ...[6594 item(s), 27036 transaction(s)] done [0.06s].
sorting and recoding items ... [913 item(s)] done [0.00s].
creating transaction tree ... done [0.02s].
checking subsets of size 1 2 3 4 5 6 done [0.09s].
writing ... [7319 rule(s)] done [0.02s].
creating s4 object ... done [0.00s].

```

Gambar 4. Fungsi apriori dengan support=0,001 dan confidence=0,001.

Penentuan support dan confidence pada penelitian ini dilakukan dengan cara mencoba penentuan acuan dengan nominal rendah terlebih dahulu. Gambar 4 menunjukkan bahwa dengan support=0,001 dan confidence=0,001 belum mendapatkan hasil yang maksimal karena dengan penentuan nominal support dan confidence tersebut aturan yang dihasilkan terlalu banyak sehingga belum dapat menunjukkan keterkaitan suatu itemset yang maksimal karena acuan nominal support dan confidence terlalu rendah. Dengan melakukan banyak uji coba akhirnya didapatkan support=0,02 dan confidence=0,3 adalah acuan maksimal yang didapatkan dari penelitian ini. Untuk perhitungan support dan confidence bisa dilihat pada rumus (1), (2), dan (3).

```

> rules=apriori(transaksi,parameter = list(support=0.02, confidence=0.3));
Apriori

Parameter specification:
confidence minval smax arem aval originalsupport maxtime support minlen maxlen target
ext
FALSE
0.3 0.1 1 none FALSE TRUE 5 0.02 1 10 rules

Algorithmic control:
filter tree heap memopt load sort verbose
0.1 TRUE TRUE FALSE TRUE 2 TRUE

Absolute minimum support count: 540

set item appearances ... [0 item(s)] done [0.00s].
set transactions ... [6594 item(s), 27036 transaction(s)] done [0.06s].
sorting and recoding items ... [23 item(s)] done [0.00s].
creating transaction tree ... done [0.02s].
checking subsets of size 1 2 done [0.00s].
writing ... [6 rule(s)] done [0.00s].
creating s4 object ... done [0.00s].

```

Gambar 5. Fungsi apriori support=0,02 dan confidence=0,3.

Fungsi apriori diatas dengan penentuan support=0,02 dan confidence=0,3 menghasilkan rule yang diperoleh berjumlah 6 seperti pada gambar 6.

	lhs	rhs	support	confidence	lift	count
[1]	{899898930015GG SIGNATURE 12}	=> {899898910012GG FILTER 12}	0.02200769	0.4538520	6.318405	595
[2]	{899898910012GG FILTER 12}	=> {899898930015GG SIGNATURE 12}	0.02200769	0.3063852	6.318405	595
[3]	{899190610101DJARUM SUPER 12}	=> {899898910012GG FILTER 12}	0.02485575	0.4656965	6.483301	672
[4]	{899898910012GG FILTER 12}	=> {899190610101DJARUM SUPER 12}	0.02485575	0.3460350	6.483301	672
[5]	{899898952012GG SRIWEDARI 12}	=> {899898910012GG FILTER 12}	0.02511466	0.4027284	5.606675	679
[6]	{899898910012GG FILTER 12}	=> {899898952012GG SRIWEDARI 12}	0.02511466	0.3496395	5.606675	679

Gambar 6. Enam aturan asosiasi hasil dari fungsi apriori.

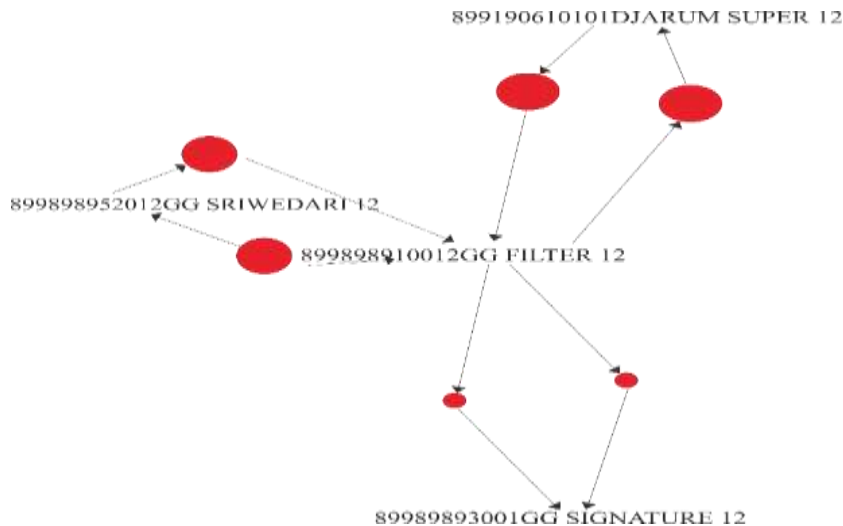
Enam aturan asosiasi hasil dari fungsi apriori dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Aturan pertama yaitu LHS 899898930015GG SIGNATURE 12 dan RHS 899898910012GG FILTER 12 dengan support=0.02200769 dan confidence=0.4538520 artinya adalah pembelian 899898930015GG SIGNATURE 12 yang diikuti pembelian 899898910012GG FILTER 12 memiliki support=0.02200769 dengan setiap pembelian 899898930015GG SIGNATURE 12 mempunyai kecenderungan untuk membeli 899898910012GG FILTER 12 sebanyak 0.4538520.
2. Aturan kedua yaitu LHS 899898910012GG FILTER 12 dan RHS 899898930015GG SIGNATURE 12 dengan support=0.02200769 dan confidence=0.3063852 artinya adalah pembelian 899898910012GG FILTER 12 yang diikuti pembelian 899898930015GG SIGNATURE 12 memiliki support=0.02200769 dengan setiap pembelian 899898930015GG SIGNATURE 12 mempunyai kecenderungan untuk membeli 899898910012GG FILTER 12 sebanyak 0.3063852.
3. Aturan ketiga yaitu LHS 8998190610101DJARUM SUPER 12 dan RHS 899898910012GG FILTER 12 dengan support=0.02485575 dan confidence=0.4656965 artinya adalah pembelian 8998190610101DJARUM SUPER 12 yang diikuti pembelian 899898910012GG FILTER 12 memiliki support=0.02485575 dengan setiap pembelian 8998190610101DJARUM SUPER 12 mempunyai kecenderungan untuk membeli 899898910012GG FILTER 12 sebanyak 0.4656965.
4. Aturan keempat yaitu LHS 899898910012GG FILTER 12 dan RHS 8998190610101DJARUM SUPER 12 dengan support=0.02485575 dan confidence=0.3460350 artinya adalah pembelian 899898910012GG FILTER 12 yang diikuti pembelian 8998190610101DJARUM SUPER 12 memiliki support=0.02485575 dengan setiap pembelian 899898910012GG FILTER 12 mempunyai kecenderungan untuk membeli 8998190610101DJARUM SUPER 12 sebanyak 0.3460350.
5. Aturan kelima yaitu LHS 899898952012GG SRIWEDARI 12 dan RHS 899898910012GG FILTER 12 dengan support=0.02511466 dan confidence=0.4027284 artinya adalah pembelian 899898952012GG SRIWEDARI 12 yang diikuti pembelian 899898910012GG FILTER 12 memiliki

support=0.2511466 dengan setiap pembelian 899898952012GG SRIWEDARI 12 mempunyai kecenderungan untuk membeli 899898910012GG FILTER 12 sebanyak 0.4027284.

6. Aturan keenam yaitu LHS 899898910012GG FILTER 12 dan RHS 899898952012GG SRIWEDARI 12 dengan support=0.02511466 dan confidence=0.3496395 artinya adalah pembelian 899898910012GG FILTER 12 yang diikuti pembelian 899898952012GG SRIWEDARI 12 memiliki support=0.2511466 dengan setiap pembelian 899898910012GG FILTER 12 mempunyai kecenderungan untuk membeli 899898952012GG SRIWEDARI 12 sebanyak 0.3496395.

Berikut adalah visualisasi grafik dari 6 aturan asosiasi pada penelitian ini:



Gambar 7. Visualisasi 6 aturan hasil fungsi apriori

5. KESIMPULAN

Berdasarkan perancangan data mining dengan algoritma apriori diperoleh informasi yang dibutuhkan oleh pemilik TokoKita berupa barang apa saja yang sering dibeli secara bersamaan sehingga dapat membantu staff gudang TokoKita dalam penentuan penyediaan barang apa saja yang dibutuhkan selanjutnya. 899190610101DJARUM 12 → 899898910012GG FILTER 12 memiliki support dan confidence tertinggi dari 6 aturan yang dihasilkan dari penelitian ini, dengan support=0.02485575 confidence=0.4656965 dan lift ratio=6.483301 dapat diketahui pembelian 899190610101DJARUM 12 yang diikuti dengan pembelian 899898910012GG FILTER 12 memiliki keterkaitan dan validasi yang kuat karena lift ratio dari aturan ini lebih dari 1. Dengan begitu TokoKita bisa menyediakan itemset tersebut lebih banyak dari barang yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nurchalifatun, F. (2015). Penerapan Metode Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Kombinasi Antar Itemset Pada Pondok KOPI. *Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro*.
- [2] Tyas, E. W. (2008). Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori untuk Analisa Pola Data Hasil Tangkapan Ikan. *Konferensi dan Temu Nasional Teknologi Informasi dan Informasi dan Komunikasi untuk Indonesia. Jakarta*.
- [3] Rabbany, G. (2016). Analisis Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Inventori Apotek. *Semarang: Universitas Dian Nuswantoro*.
- [4] Kusriani, E. T. L. (2009). Algoritma data mining. *Yogyakarta: Andi Offset*.
- [5] Prasetyo, E. (2012). Data Mining konsep dan Aplikasi menggunakan MATLAB. *Yogyakarta: Andi*.