

Penerapan Algoritma Apriori untuk *Market Basket Analysis*

NUR FITRIANTI FAHRUDIN¹

¹Institut Teknologi Nasional Bandung
Email: nurfitrianti@itenas.ac.id

Received 30 November 201x | *Revised* 30 Desember 201x | *Accepted* 30 Januari 201x

ABSTRAK

Pemanfaatan teknik data mining saat ini dapat membantu para pemilik bisnis untuk meningkatkan penjualan produk mereka. Salah satu teknik yang sangat dikenal adalah analisis asosiasi. Analisis asosiasi bertujuan untuk menemukan hubungan antara barang-barang yang dibeli oleh pelanggan. Analisis asosiasi semacam ini biasa dikenal sebagai market basket analysis. Market basket analysis menggunakan data pelanggan yang selama ini disimpan didalam basis untuk menemukan informasi baru didalamnya. Algoritma Apriori merupakan algoritma untuk melakukan market basket analysis, yang bertujuan untuk menemukan barang yang paling sering dibeli. Algoritma Apriori ini menghasilkan sebuah aturan asosiasi yang bermanfaat bagi pelaku bisnis. Untuk memilih aturan asosiasi yang paling kuat diperlukan perhitungan lift ratio. Dengan menghitung lift ratio dari setiap aturan asosiasi, dapat diketahui aturan asosiasi yang valid dan paling kuat. Dengan melakukan analisis asosiasi, dapat diketahui bahwa data pelanggan dapat dimanfaatkan sebagai masukan kepada pemilik bisnis untuk menentukan strategi penjualan bagi bisnis mereka.

Kata kunci: *Algoritma Apriori, Market Basket Analysis, Asosiasi*

ABSTRACT

Data mining techniques today can help business owners to increase sales of their products. One well-known technique is association analysis. Association analysis aims to find relationships between items purchased by customers. This kind of association analysis is commonly known as market basket analysis. Market basket analysis uses customer data that has been stored on the base to find new information in it. A priori algorithm is an algorithm for doing market basket analysis, which aims to find the items that are most often purchased. This a priori algorithm produces an association rule that is beneficial for business people. To choose the strongest association rule, it is necessary to calculate the elevator ratio. By calculating the elevator ratio of each association rule, you can find the valid and strongest association rules. By conducting association analysis, it can be seen that customer data can be used as input for business owners to determine sales strategies for their business.

Keywords: *Apriori Algorithm, Market Basket Analysis, Association*

1. PENDAHULUAN

Informasi dan data yang disimpan berkat teknologi saat ini, semakin hari memiliki volume yang cukup besar. Teknologi yang ada juga telah mampu memberikan kontribusi untuk menghasilkan informasi yang berguna dengan mengolah data yang cukup besar sehingga memiliki manfaat bagi penggunaannya. Data mining merupakan tahapan yang penting dalam proses penemuan pengetahuan (*knowledge discovery*). Data mining adalah metode cerdas yang diterapkan untuk mengekstrak suatu pola data (**Han, Kamber, & Pei, 2012**).

Para peneliti terdahulu telah menemukan bahwa data mining dapat dilakukan pada berbagai repositori data dan informasi (**Han et al., 2012**). Terdapat beberapa teknik data mining yang biasa digunakan, salah satunya adalah asosiasi. Pemilihan teknik data mining yang digunakan, menentukan jenis pola yang akan ditemukan pada saat melakukan data mining. Ketersediaan basis data yang memuat transaksi pembelian konsumen pada suatu toko, akhirnya mendorong para peneliti untuk mengembangkan teknik yang mampu menemukan asosiasi antar produk-produk yang dibeli oleh konsumen (**Listriani, Setyaningrum, & M.A, 2016**). Salah satu contohnya adalah data transaksi pada suatu supermarket. Asosiasi merupakan teknik data mining yang bertujuan untuk menemukan suatu pola yang sering muncul dalam sebuah data (**Han et al., 2012**). Pola tersebut dapat berupa frekuensi kemunculan suatu item, urutan atau struktur. Frekuensi kemunculan suatu item biasanya merujuk pada satu item yang sering muncul bersamaan dalam satu set data transaksional sebagai contoh susu dan kopi, dimana susu dan kopi merupakan item yang sering dibeli secara bersamaan disebuah supermarket oleh banyak pelanggan.

Analisis asosiasi sering kali digunakan untuk menganalisis keranjang belanja pelanggan pada suatu supermarket, oleh karena itu analisis asosiasi sering disebut sebagai istilah *Market Basket Analysis* (MBA). MBA pada dasarnya menggunakan data transaksional para konsumen dalam mempelajari pola pembelian serta mencari kemungkinan terjadinya *crossselling* (**Wicaksana, 2013**). MBA bertujuan untuk memanfaatkan data transaksi para konsumen untuk mencari taktik pemasaran yang tepat sehingga dapat meningkatkan penjualan toko. Analisis ini merupakan suatu langkah yang tepat untuk diambil, mengingat persaingan di industri yang kian ketat. Jika Manajer salah dalam mengambil analisis bisa saja terjadi penurunan pembelian oleh konsumen. Para manajer perlu menyadari pemanfaatan teknologi yang kian canggih sehingga data konsumen dapat disimpan dengan baik. Manajer saat ini memiliki milyaran informasi mengenai konsumen mereka. Pada dasarnya manajer dapat menerapkan analisis asosiasi pada data yang mereka miliki saat ini. Sehingga pada paper ini penulis menunjukkan tahapan yang biasa dilakukan dalam melakukan *Market Basket Analysis*.

Terdapat beberapa metode yang biasa dilakukan untuk melakukan asosiasi diantaranya adalah algoritma Apriori dan FP-Growth (**Kasus, Pt, Gunadi, & Sensuse, 2012**). Algoritma Apriori adalah algoritma klasik yang biasa digunakan untuk melakukan asosiasi, akan tetapi algoritma ini memiliki kelemahan karena memakan waktu yang cukup besar. Hal ini dikarenakan algoritma Apriori perlu melakukan scan kedalam basis data pada setiap iterasinya, sehingga semakin banyak iterasi semakin besar pula waktu yang dibutuhkan. Para peneliti akhirnya mengembangkan algoritma baru yaitu FP-Growth, yang mana kekurangan dari algoritma Apriori akhirnya diperbaiki oleh algoritma FP-Growth. Pada artikel ini penulis menuliskan cara melakukan analisis untuk menemukan aturan asosiasi menggunakan algoritma Apriori.

2. METODOLOGI

2.1. Aturan Asosiasi

Analisis asosiasi ini biasa dilakukan untuk membuat komputer menemukan aturan asosiasi dengan mencari keterkaitan antara item satu dengan yang lainnya dalam suatu data set atau dalam hal ini transaksi. Algoritma yang biasa digunakan untuk membuat aturan asosiasi menggunakan data latih sebagai cara untuk menghasilkan pengetahuan. Pengetahuan ini dapat berupa informasi mengenai item atau produk yang sering dibeli dalam waktu bersamaan. Aturan asosiasi merupakan sebuah pengetahuan yang dihasilkan dari analisis asosiasi. Aturan ini dihitung dari data yang sifatnya probabilistik (**Sepri & Afdal, 2017**). Aturan asosiasi adalah sebuah ekspresi implikasi dari bentuk $X \rightarrow Y$, atau sebagai contoh jika ditermahkan menjadi "Jika membeli susu pasti membeli kopi". Dalam menentukan aturan asosiasi, terdapat suatu *interestingness measure* (ukuran ketertarikan) yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan menghitung nilai *support* dan *confidence*. Nilai *support* dan *confidence* berfungsi untuk menentukan ketertarikan aturan asosiasi yang nantinya dibandingkan dengan batasan (*threshold*). Batasan yang ditentukan oleh pengguna tersebut biasanya disebut minimum *support* dan minimum *confidence*.

Metodologi dalam melakukan analisis asosiasi terbagi kedalam dua tahapan (**Kusrini, 2009**):

1. Analisis pola frekuensi tinggi

Analisis pola frekuensi tinggi adalah suatu langkah yang dilakukan dalam rangka mencari kombinasi item yang memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditentukan untuk suatu data set. Nilai *support* dari suatu item dapat diperoleh menggunakan Persamaan 1.

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \quad (1)$$

Atau gunakan Persamaan 2 untuk menghitung *support* dua buah item.

$$Support(A \cap B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \quad (2)$$

2. Pembentukan aturan asosiatif

Pembentukan aturan asosiatif dilakukan setelah seluruh pola frekuensi tinggi ditemukan. Selanjutnya barulah mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat nilai minimum *confidence*. Jika *support* adalah presentasi kemunculan item A dan B secara bersamaan, *Confidence* adalah seberapa seringnya suatu item B muncul dalam transaksi yang

mengandung A. Nilai *confidence* dari suatu item dapat dicari dengan menggunakan Persamaan 3.

$$Confidence = P(B|A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}$$

(3)

2.2. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah suatu algoritma yang sudah sangat dikenal dalam melakukan pencarian kombinasi dari sebuah itemset yang memiliki jumlah kemunculan tertentu sesuai dengan kriteria yang telah ditentukan (**Widiastuti & Sofi, 2014**). Algoritma Apriori menggunakan pengetahuan mengenai frekuensi dari itemset yang telah diketahui sebelumnya, untuk dijadikan informasi pada iterasi selanjutnya. Algoritma Apriori memperhatikan nilai minimum support dalam menentukan kandidat-kandidat yang mungkin muncul (**Erwin, 2009**).

Berikut adalah langkah-langkah dari algoritma Apriori (**Han et al., 2012**).

1. Pada iterasi pertama, setiap item merupakan bagian dari himpunan item yang terdiri atas 1 item (kandidat 1-itemset). Algoritma ini melakukan scan terhadap seluruh transaksi dalam data set untuk menghitung jumlah kemunculan dari setiap item atau nilai *support*.
2. Tentukan nilai minimum *support*. Kandidat 1-itemset yang memiliki nilai *support* diatas nilai minimum *support* dipilih menjadi himpunan 1-itemset atau pola frekuensi tinggi.
3. Pada iterasi kedua, setiap item pada iterasi sebelumnya dikombinasikan untuk memperoleh kandidat 2-itemset. Kemudian scan terhadap dataset dilakukan kembali untuk menghitung nilai *support* dari kombinasi 2-itemset. Kandidat 2-itemset yang memenuhi nilai minimum support dipilih sebagai pola frekuensi tinggi.
4. Pada iterasi ketiga, dilakukan kombinasi dari hasil dari iterasi kedua yaitu himpunan 2-itemset untuk mendapatkan kandidat 3-itemset. Kemudian scan kembali ke dalam dataset untuk menghitung nilai *support* dari kandidat 3-itemset. Kandidat 3-itemset yang memenuhi nilai minimum *support* dipilih sebagai pola frekuensi tinggi dari kandidat.
5. Lakukan iterasi selanjutnya, jika masih terdapat kombinasi k-itemset yang dapat dibentuk dan memenuhi nilai minimum *support*. Tetapkan nilai *support* dari k-itemset dan pilih k-itemset yang memenuhi nilai minimum *support*.
6. Hitung nilai *confidence* dari setiap aturan asosiasi $A \rightarrow B$, ambil aturan asosiasi yang memenuhi syarat nilai minimum *confidence* yang telah ditentukan.

2.3. Lift Ratio

Pemilihan aturan asosiasi tidak hanya melihat nilai aturan yang memiliki nilai *confidence* paling tinggi, hal ini dikarenakan pemilihan aturan berdasarkan nilai *confidence* dapat menipu. Jika nilai *support* yang dimiliki *antecedent* atau *consequent* tinggi, maka aturan asosiasi dapat memiliki *confidence* yang tinggi. Untuk mengukur aturan mana yang lebih baik adalah dengan membandingkan antara nilai *confidence* untuk suatu aturan dibagi dengan *expected confidence* (nilai *confidence* yang diharapkan). Hal ini merupakan langkah untuk menghitung lift ratio. *Lift ratio* adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi yang telah terbentuk (**Fauzy, rahmat S, & Asror, 2016**). Jika suatu aturan memiliki

confidence yang tinggi, berarti aturan tersebut memberikan ciri suatu kekuatan dari aturan asosiasi. Untuk menghitung lift ratio digunakan Persamaan 4.

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence}{Expected\ Confidence}$$

Untuk menghitung nilai dari expected confidence dapat dihitung menggunakan Persamaan 5.

$$Expected\ Confidence = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ B}{Total\ Transaksi}$$

Aturan asosiasi yang memiliki nilai Lift ratio lebih besar dari 1 menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut. Lebih tinggi nilai lift ratio, lebih besar kekuatan asosiasinya (**santosa, 2007**).

3. HASIL

Pada artikel ini analisa yang digunakan menggunakan algoritma Apriori. Data sample yang digunakan adalah contoh studi kasus yang dibuat sendiri dengan tujuan untuk lebih memudahkan pembaca dalam memahami studi kasus ini. Berikut pada Tabel 1 adalah studi kasus mengenai transaksi disuatu supermarket.

Tabel 1. Studi Kasus

ID _Transaksi	Item _yang _dibeli
1	mentega, terigu, telur, gula
2	mentega, telur, baking soda
3	gula, terigu, telur
4	terigu, baking soda, gula
5	gula, telur

Proses berikutnya adalah memilih item yang memenuhi minimal support yang telah ditentukan. Pada studi kasus ini minimal support yang ditentukan adalah 40%.

Pada iterasi pertama yang dilakukan adalah mencari kombinasi satu item, hal ini dilakukan dengan cara mendaftarkan semua item yang terdapat didalam dataset. Selanjutnya setiap item dihitung nilai supportnya. Setelah semua item dihitung nilai supportnya maka item yang memiliki nilai yang lebih besar sama dengan nilai minimum supportnya dipilih. Berikut pada Tabel 2 hasil dari iterasi pertama.

Tabel 2. Kandidat 1-Itemset

No	Nama Barang	Support	
1	mentega	2/5	40%
2	terigu	3/5	60%
3	telur	4/5	80%
4	gula	4/5	80%
5	baking soda	2/5	40%

Hasil dari iteras pertama yang ditunjukkan oleh Tabel 2 dipilih item yang memiliki minimal support sebesar 40%, setelah itu dibentuklah kombinasi dua item. Berikut pada Tabel 3 adalah hasil dari iterasi kedua.

Tabel 3. Kandidat 2-Itemset

No	Nama Barang	Support	
1	mentega, terigu	1/5	20%
2	mentega, telur	2/5	40%
3	mentega, gula	1/5	20%
4	mentega, baking soda	1/5	20%
5	terigu, telur	2/5	40%
6	terigu, gula	3/5	60%
7	terigu, baking soda	1/5	20%
8	telur, gula	2/5	40%
9	telur, baking soda	1/5	20%
10	gula, baking soda	1/5	20%

Pada Tabel 3 tidak semua kombinasi dua item memenuhi minimum *support* yang telah ditentukan. Maka pola item seperti pada nomor 1,3,4,7,9,10 pada Tabel 3 ini tidak dipilih. Berikut pada Tabel 4 ditunjukkan pola frekuensi tinggi diatas minimum *support* untuk 2-itemset.

Tabel 4. Pola 2-Itemset

No	Nama Barang	Support	
1	mentega, telur	2/5	40%
2	terigu, telur	2/5	40%
3	terigu, gula	3/5	60%
4	telur, gula	2/5	40%

Tabel 4 selanjutnya digunakan sebagai referensi untuk melakukan kombinasi 3 itemset. Hasil dari kombinasi ini ditunjukkan oleh Tabel 5.

Tabel 5. Kandidat 3-Itemset

No	Nama Barang	Support	
1	gula, terigu, telur	2/5	40%
2	mentega, terigu, telur	1/5	20%
3	mentega, terigu, gula	1/5	20%
4	mentega, terigu, baking soda	0/5	0%
5	mentega, telur, gula	1/5	20%
6	mentega, telur, baking soda	1/5	20%
9	terigu, telur, baking soda	0/5	0%
10	terigu, gula, baking soda	1/5	20%
11	telur, gula, baking soda	0/5	0%

Sama seperti pada iterasi sebelumnya, hanya kandidat item yang memenuhi minimum *support* yang dipilih. Berikut pada Tabel 6 adalah pola frekuensi tinggi diatas minimum *support* untuk 3-itemset.

Tabel 6. Pola 3-Itemset

No	Nama Barang	Support	
1	gula, terigu, telur	2/5	40%

Karena pada iterasi ketiga masih terdapat data yang memenuhi minimum *support* maka dilanjutkan kepada iterasi ke empat. Berikut pada Tabel 7 adalah hasil dari iterasi ke empat.

Tabel 7. Kandidat 4-Itemset

No	Nama Barang	Support	
1	mentega, terigu, telur, gula	1/5	20%
2	mentega, terigu, telur, baking soda	0/5	0%
3	mentega, terigu, gula, baking soda	0/5	0%
4	mentega, telur, gula, baking soda	0/5	0%
5	terigu, telur, gula, baking soda	0/5	0%

Pada Tabel 7 tidak terdapat lagi kombinasi item yang memenuhi minimum *support*, sehingga tidak ada data yang bisa dibentuk untuk k-itemset berikutnya.

Pada tahap pertama nilai *support* dari masing-masing item dicari, maka terbentuklah aturan yang memenuhi minimum *support* 40%. Setelah semua pola kombinasi dan nilai *support* ditemukan, selanjutnya adalah mencari aturan asosiasi yang memenuhi nilai *confidence*. Berikut pada Tabel 8 adalah kandidat aturan asosiatif dengan nilai minimum confidence 60%.

Tabel 8. Kadidat aturan asosiatif

No	Jumlah Barang	Nama Barang	Support		Confident	
1	1	mentega	2/5	40%		0%
2	1	terigu	3/5	60%		0%
3	1	telur	4/5	80%		0%
4	1	gula	4/5	80%		0%
5	1	baking soda	2/5	40%		0%
6	2	mentega→terigu	1/5	20%	1/2	50%
7	2	mentega→telur	2/5	40%	1	100%
8	2	mentega→gula	1/5	20%	1/2	50%
9	2	mentega→baking soda	1/5	20%	1/2	50%
10	2	terigu→telur	2/5	40%	2/3	67%
11	2	terigu→gula	3/5	60%	2/3	67%
12	2	terigu→baking soda	1/5	20%	1/3	33%

No	Jumlah Barang	Nama Barang	Support		Confident	
13	2	telur,gula	2/5	40%	3/4	75%
14	2	telur→baking soda	1/5	20%	1/4	25%
15	2	gula→baking soda	1/5	20%	1/4	25%
16	3	gula, terigu → telur	2/5	40%	1	100%
17	3	mentega, terigu→telur	1/5	20%	1/2	50%
18	3	mentega, terigu→gula	1/5	20%	1/2	50%
19	3	mentega, terigu→baking soda	0/5	0%	0/2	0%
20	3	mentega, telur→gula	1/5	20%	0/2	0%
21	3	mentega, telur→baking soda	1/5	20%	1/2	50%
22	3	gula, telur→terigu	2/5	40%	2/3	67%
23	3	telur, terigu→gula	2/5	40%	1	100%
24	3	terigu, telur→baking soda	0/5	0%	0/4	0%
25	3	terigu, gula→baking soda	1/5	20%	1/4	25%
26	3	telur, gula→baking soda	0/5	0%	0/4	0%
27	4	mentega, terigu, telur→gula	1/5	20%	1/2	50%
28	4	mentega, terigu, telur→baking soda	0/5	0%	0/2	0%
29	4	mentega, terigu, gula→baking soda	0/5	0%	0/2	0%
30	4	mentega, telur, gula→baking soda	0/5	0%	0/2	0%
31	4	terigu, telur, gula→baking soda	0/5	0%	0/4	0%

Berdasarkan kepada Tabel 8 yang telah diseleksi dengan hanya memilih kombinasi yang memiliki nilai minimum *confidence* 60%, maka hasil dari analisis menggunakan algoritma Apriori ini ditunjukkan oleh Tabel 9.

Tabel 9. Aturan Asosiasi

No	Jumlah Barang	Nama Barang	Support		Confidence	
1	2	mentega→telur	2/5	40%	2/2	100%
2	2	terigu→telur	2/5	40%	2/3	67%
3	2	telur→terigu	2/5	40%	3/4	75%
4	2	terigu→gula	3/5	60%	2/3	67%
5	2	gula→telur	2/5	40%	3/4	75%
6	2	telur→gula	2/5	40%	3/4	75%
7	3	gula, terigu → telur	2/5	40%	2/2	100%
8	3	gula, telur→terigu	2/5	40%	2/3	67%
9	3	telur, terigu→gula	2/5	40%	2/2	100%

Pada Tabel 10 merupakan hasil untuk perhitungan lift ratio dari setiap aturan asosiasi yang telah memenuhi nilai minimum *confidence*. Lift ratio adalah salah satu cara untuk melihat kuat tidaknya suatu aturan dalam algoritma asosiasi.

Tabel 10. Lift Ratio untuk setiap Aturan

No	Nama Barang	Support	Confidence	EC	Lift Ratio
----	-------------	---------	------------	----	------------

Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis

No	Nama Barang	Support	Confidence	EC	Lift Ratio
1	mentega→telur	40%	100%	80%	1,25
2	terigu→telur	40%	67%	80%	0,8375
3	telur→terigu	40%	75%	60%	1,25
4	terigu→gula	60%	67%	80%	0,8375
5	gula→telur	40%	75%	80%	0,9375
6	telur→gula	40%	75%	80%	0,9375
7	gula, terigu → telur	40%	100%	80%	1,25
8	gula, telur→terigu	40%	67%	60%	1,12
9	telur, terigu→gula	40%	100%	80%	1,25

Dapat dilihat terdapat beberapa item yang memiliki nilai *confidence* 100%, hal ini berarti konsumen yang membeli item A pasti 100% membeli item B. Sebagai contoh {telur,terigu} →{gula} yang memiliki nilai *support* 40% dan *confidence* 100%, dapat diterjemahkan menjadi seorang konsumen yang membeli telur dan terigu memiliki kemungkinan 100% untuk membeli gula, dimana aturan ini cukup signifikan karena mewakili 40% dari transaksi yang melibatkan item mentega selama ini. Untuk menentukan aturan asosiasi yang pilih adalah dengan mengambil aturan asosiasi yang memiliki nilai lift ratio paling tinggi. Selanjutnya hasil dari aturan asosiasi ini dapat digunakan oleh manajer toko untuk dipilih, salah satunya sebagai strategi promosi untuk toko mereka.

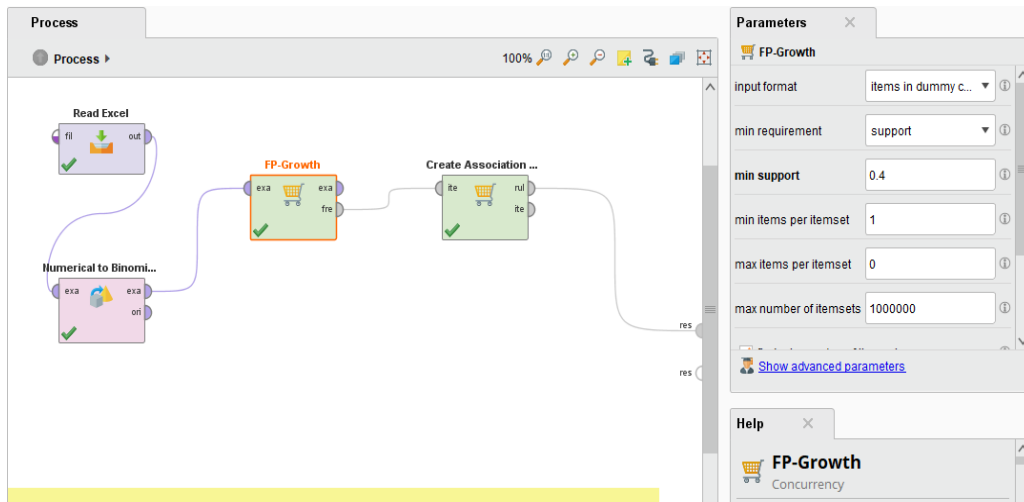
Untuk memudahkan pembentukan aturan asosiasi ini, terdapat salah satu *tools* yang dapat digunakan yaitu Rapid Miner. RapidMiner adalah sebuah *tools* yang bersifat *open source* yang dapat digunakan untuk melakukan analisis *data mining*, *text mining* dan analisis prediksi (Wicaksana, 2013). Untuk dapat melakukan analisis asosiasi terlebih diperlukan *extention* dari WEKA yang dapat di unduh pada *marketplace* rapid miner.

Langkah pertama yang dilakukan adalah membuat mentransformasikan data set yang dimiliki. Pada Studi kasus ini data pada Tabel 1 dirubah menjadi bentuk tabular seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 1.

Mentega	Terigu	Telur	Gula	Baking soda
1	1	1	0	0
1	0	1	0	1
0	1	1	1	0
0	1	0	1	1
0	0	1	1	0

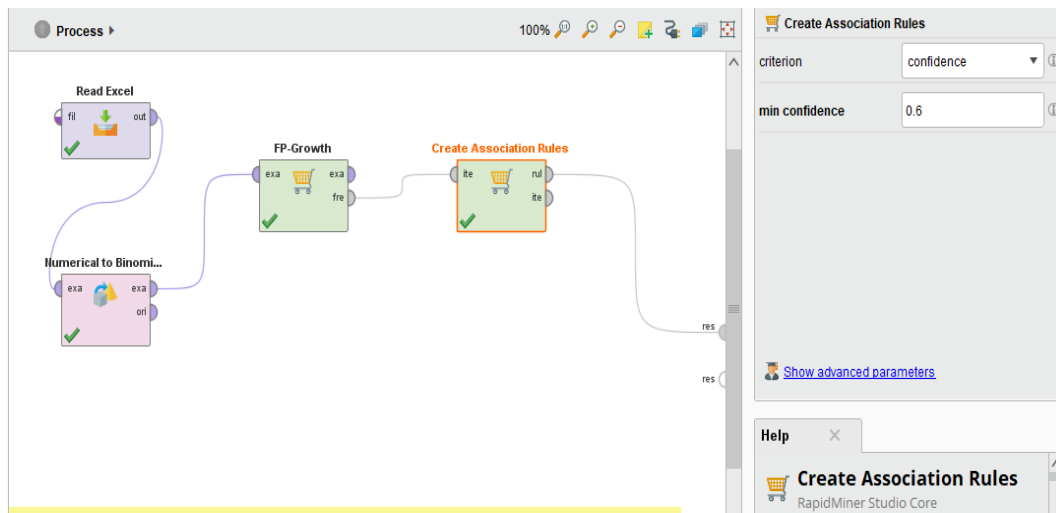
Gambar 1. Data set

Langkah selanjutnya adalah pengolahan data menggunakan rapid miner. Terdapat beberapa operator yang digunakan, operator ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Mengatur Minimal support

Setelah semua operator dihubungkan, selanjutnya adalah mengatur nilai minimum support yang diinginkan. Untuk mengatur nilai minimum support caranya dengan memilih operator FP-Growth pada tab parameter masukan nilai minimum support yang diinginkan. Implementasi yang dilakukan pada rapid miner digunakan algoritma FP-growth. Kemudian untuk mengatur nilai confidence, pilih operator create association rules pada tab parameter masukan nilai confidence.



Gambar 3. Mengatur nilai minimal confidence

4. KESIMPULAN

Analisis asosiasi dengan menggunakan algoritma Apriori ini dapat membantu para pemangku kepentingan seperti manajer toko untuk membuat keputusan bisnis yang dapat membantu penjualan barang ditoko mereka. Untuk menentukan aturan asosiasi yang diambil, setelah melakukan analisis asosiasi, pada tahap akhir diperlukan perhitungan lift ratio untuk melihat kekuatan dari aturan asosiasi yang telah dibentuk. Berdasarkan hasil pengujian dengan menghitung lift ratio didapatkan beberapa aturan yang memiliki nilai ratio tinggi yaitu : {Mentega}→{telur} dengan

nilai confidence 1 dan lift ratio 1.25, {telur}→{terigu} dengan nilai confidence 75% dan lift ratio 1.25, {gula,terigu}→{telur} dengan nilai confidence 100% dan lift ratio 1.25, terakhir {telur,terigu}→{gula} dengan nilai confidence 100% dan lift ratio 1.25. Seperti yang telah dicontohkan pada item {mentega} →{telur}, manajer toko dapat mengambil strategi untuk menyimpan mentega di dekat telur untuk meningkatkan penjualan. Selain menyimpan mentega di dekat telur, manajer toko juga dapat memberikan diskon untuk pembelian kedua item tersebut.

DAFTAR RUJUKAN

- Erwin. (2009). Analisis Market Basket Dengan Algoritma. *Jurnal Generic*, 4, 26–30.
- Fauzy, M., rahmat S, K., & Asror, I. (2016). Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Bandung. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 2(3).
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining: Concepts and Techniques. In *San Francisco, CA, itd: Morgan Kaufmann*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-381479-1.00001-0>
- Kasus, S., Pt, P., Gunadi, G., & Sensuse, D. I. (2012). *PENERAPAN METODE DATA MINING MARKET BASKET ANALYSIS TERHADAP DATA PENJUALAN PRODUK BUKU DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FREQUENT PATTERN GROWTH (FP-GROWTH)*: 4(1).
- Kusrini, E. T. L. (2009). *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi.
- Listriani, D., Setyaningrum, A. H., & M.A, F. E. (2016). Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Aplikasi Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro). *Jurnal Teknik Informatika Vol 9 No. 2, Universitas Islam Negeri Jakarta, 9(2)*, 120–127. Retrieved from <http://journal.uinjkt.ac.id/index.php/ti/article/view/5602/3619>
- santosa, B. (2007). *Data Mining: Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sepri, D., & Afdal, M. (2017). *ANALISA DAN PERBANDINGAN METODE ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH UNTUK Mencari Pola Daerah Strategis Pengenalan Kampus Studi Kasus Di STKIP ASDZKIA PADANG*. 1(1).
- Wicaksana, I. W. S. (2013). *Belajar Data Mining dengan Rapid Miner*. Jakarta.
- Widiastuti, D., & Sofi, N. (2014). *Analisis perbandingan Algoritma apriori dan fp-growth pada transaksi koperasi*. 8(01).