

Implementasi Algoritma Apriori dengan Market Basket Analysis untuk Pengaturan Tata Letak Produk

Apriori Algorithm use Market Basket Analysis for Product Layout Setting

Suprayogi*¹, Aisyatul Karima²

^{1,2}Universitas Dian Nuswantoro; Jl. Imam Bonjol No.207 Semarang 50131 Indonesia, telp/fax
telp: 024-3517261; fax:024- 3569684

³Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro
e-mail: *¹ suprayogi@dsn.ac.id, ²aisyatul.karima@gmail.com,

Abstrak

Tujuan *Market Basket Analysis* adalah memahami kebiasaan pembelian pelanggan serta menentukan produk yang dibeli pelanggan secara bersamaan. Manfaatnya adalah untuk proses asosiasi produk sehingga manajer tidak kesulitan dalam menemukan pola produk yang mungkin dibeli secara bersamaan. Tulisan ini merancang model *Market Basket Analysis* pada toko menggunakan algoritma Apriori guna penataan barang pada *display product*. Tahap awal adalah pengolahan data awal pada dataset transaksi penjualan dengan memilih data berdasarkan kriteria jumlah minimal produk yang terjual, dan proses binerisasi terhadap dataset tersebut. Kedua, proses pembangkitan *Frequent Item Set* yaitu kombinasi item set yang memiliki nilai lebih dari nilai minimum *support count*. Ketiga, proses pembangkitan aturan asosiasi dengan memilih aturan yang memiliki nilai *confidence* diatas nilai *minimum confidence* yang telah ditetapkan. Aturan yang terbentuk diukur kekuatan asosiasinya menggunakan perhitungan *lift ratio* dengan membandingkan nilai *confidence* aturan dan nilai *confidence-benchmark*. Hasil percobaan menunjukkan bahwa nilai *lift ratio* lebih besar dari satu, hal ini menunjukkan bahwa aturan sering muncul dan hubungan antara produk satu dengan lainnya bersifat *independent*. Aturan asosiasi yang terbentuk digunakan untuk mengatur penempatan produk pada toko. Produk yang memiliki asosiasi tinggi dengan produk lain akan ditempatkan berdekatan, sehingga mempermudah konsumen dalam membeli produk dan manajer toko dalam mengatur stok barang yang berasosiasi.

Kata kunci—Apriori, Market Basket Analysis, Tata letak, Lift Ratio, Asosiasi.

Abstract

The purpose of Market Basket Analysis (MBA) is to figure out customer buying habits for product association. It can be help managers in finding product pattern. This research is developing the MBA model uses Apriori Algorithm in order to organize the display products. The first stage is processing the initial data on the sales transaction dataset based on the criteria for the minimum number of products sold and converting into binary. The second stage is generate the combination item set that has a value greater than the minimum value of support count. The last is generating association rules by choosing appropriate rules. The formed rules are measured by their associative strength using the calculation of the lift ratio by comparing the confidence values and confidence-benchmark values. The results show that the lift ratio value is greater than one, indicates that the rules often arise and the relationship between product is independent. The association rules are used to regulate product placement in the

store. Products that have a high association will be placed close together, making it easier for consumers to buy products and store managers in regulating the stock of goods associated.

Keywords— Apriori, Market Basket Analysis, Layout Product Setting, Lift Ratio, Asosiasi

1. PENDAHULUAN

Tujuan dari *Market Basket Analysis* adalah untuk memahami kebiasaan pembelian yang dilakukan pelanggan dan untuk menentukan produk apa yang akan dibeli pelanggan secara bersamaan. Sistem hubungan antar item produk bisa menjadi suatu pengetahuan baru untuk menentukan strategi suatu bisnis [1]. Mengetahui kelompok barang yang dibeli oleh masyarakat bisa sangat membantu vendor atau perusahaan lainnya. Toko bisa menggunakan informasi ini untuk menempatkan produk (pada *display area*) yang sering dijual secara bersamaan untuk ditempatkan pada tempat yang sama, sehingga penyusunan produk tersebut bisa optimal. Banyak praktisi berpikir bahwa mempromosikan dua produk bersama dengan nilai asosiasi yang tinggi sangat menguntungkan.

Untuk sebagian kasus pola dari produk yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen mudah ditebak, misalnya sabun mandi dibeli bersamaan dengan shampo. Tapi ada kemungkinan terdapat suatu pola pembelian barang yang tidak terpikirkan sebelumnya, misalnya pembelian pasta gigi dengan obat nyamuk yang mungkin saja pola seperti ini belum terpikirkan sebelumnya karena pasta gigi dan obat nyamuk tidak mempunyai hubungan sama sekali, baik sebagai pelengkap ataupun pengganti. Hal ini mungkin belum terpikirkan sebelumnya sehingga tidak dapat diantisipasi jika terjadi kekurangan stok obat nyamuk misalnya. Sebagai contoh lainnya adalah ketika sebuah akun penjualan *online* mereka biasanya selain mempromosikan produk *fashion*, juga menjual produk elektronik yang memiliki daya jual tinggi [2]. Inilah salah satu manfaat dari melakukan *Market Basket Analysis* yang melakukan proses asosiasi produk sehingga manajer tidak perlu mengalami kesulitan dalam menemukan pola produk apa saja yang mungkin dibeli secara bersamaan.

Aturan asosiasi merupakan studi tentang hubungan dua item barang atau lebih. Aturan asosiasi ingin memberikan informasi hubungan tersebut dalam bentuk hubungan IF THEN dan aturan ini dihitung dari data yang sifatnya probabilistik. *Market Basket Analysis* merupakan salah satu contoh penerapan aturan Asosiasi, dimulai dengan melihat keranjang belanja yang berisi bermacam-macam produk yang dibeli seorang konsumen di sebuah swalayan, pada sebuah keranjang belanja dapat diketahui tentang produk apa saja yang dibeli oleh seorang konsumen dalam satu waktu. *Market Basket Analysis* memberikan informasi tentang produk-produk mana yang memungkinkan untuk dibeli secara bersamaan dan produk mana yang lebih disetujui untuk dipromosikan. Salah satu algoritma yang dikembangkan untuk pembentukan aturan asosiasi adalah Algoritma Apriori [3].

Market Basket Analysis merupakan sebuah teknik data mining untuk melakukan analisis terhadap data pada bidang retail dan pemasaran[4]. Mengetahui kelompok barang yang dibeli oleh masyarakat bisa sangat membantu vendor atau perusahaan lainnya dalam mengatur strategi dan untuk meningkatkan nilai penjualan. Berdasarkan[5] menyebutkan bahwa suatu alat yang ampuh untuk melaksanakan strategi *cross-selling* dalam sebuah toko menggunakan *Market Basket Analysis* di mana analisis yang dilakukan berdasarkan item atau konten yang yang dibeli oleh konsumen secara bersamaan dalam sebuah transaksi. Untuk menghasilkan pembentukan beberapa aturan asosiasi, diawali dengan pencarian sejumlah *frequent itemset*. Dari penelitian tersebut menggunakan algoritma Apriori dan *FP-Growth* dalam menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang berbeda antara algoritma yang satu dengan yang lainnya. Hasil analisa terhadap kekuatan aturan-aturan asosiasi dari kedua algoritma tersebut membuktikan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori memiliki tingkat kekuatan yang lebih tinggi dibandingkan dengan yang dihasilkan oleh algoritma *FP-growth*.

Selain algoritma Apriori lebih unggul dibandingkan dengan algoritma *FP-Growth* ternyata algoritma Apriori juga memiliki beberapa kelemahan. Masalah yang timbul berdasarkan hasil analisis dengan *Market Basket Analysis*, kebutuhan pelanggan terus berubah sehubungan dengan perubahan musim dan waktu. Dengan demikian hasil dari *Market Basket Analysis* secara total akan tergantung dengan musim dan waktu, sehingga kita perlu melakukan analisis berkali-kali. Selain itu, masalah lainnya[6] adalah dalam algoritma Apriori membutuhkan pemindaian secara berulang terhadap seluruh transaksi dalam database pelanggan untuk menemukan kandidat itemset dan *frequent item-sets*. Oleh karena itu, dalam penelitian tersebut mengusulkan menggunakan algoritma *Artificial Neural Network* untuk mengatasi kedua permasalahan yang ditimbulkan tersebut dengan mengusulkan *a single layer feed-forward partially* yang terhubung dengan teknik jaringan syaraf tiruan yang mengurangi waktu yang dibutuhkan dalam pemindaian ulang database serta untuk meningkatkan efisiensi algoritma sebelumnya.

Hasil perbandingan di antara *Market Basket Analysis* dengan menggunakan algoritma Apriori dengan *Market Basket Analysis* tanpa menggunakan algoritma apapun dalam membuat aturan-aturan menghasilkan bahwa keduanya memiliki konsep dan hasil akhir yang sama, namun memiliki variasi aturan yang berbeda-beda[3]. Algoritma Apriori merupakan algoritma paling populer untuk penerapan dalam database terpusat. Dengan algoritma tersebut dapat menemukan *frequent itemset* secara lokal pada situs dan teknik yang berbeda untuk meningkatkan performansi dalam hal mengurangi pemindaian data, biaya *storage* serta biaya komunikasi[7].

Association Rule Mining merupakan studi tentang hubungan dua item barang atau lebih. Aturan asosiasi data mining merupakan bagian penting dalam bidang data mining. Kinerja algoritma secara langsung mempengaruhi tingkat efisiensi data mining dan integritas, serta efektifitas hasil akhir dari data mining. Berdasarkan algoritma *rule association* yang ada,[8] mengkaji dan menganalisa efisiensi dan efektifitasnya, dan sesuai dengan efisiensi cacat algoritma Apriori, mengusulkan sebuah algoritma yang lebih baik. Algoritma tersebut dimulai dengan pengurangan ukuran database, dan meningkatkan *rule association* dalam data mining. Algoritma ini dapat mengurangi waktu operasi I/O basis data serta meningkatkan efisiensi dalam dalam pencarian barang terutama untuk sejumlah item yang banyak dalam data mining.

Berdasarkan[9] memanfaatkan algoritma Apriori dengan menggunakan tiga variabel berupa nilai *support*, *confidence* dan *lift ratio* untuk membentuk aturan-aturan asosiasi tentang komposisi tanaman jamu. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa antara satu tanaman obat dengan lainnya saling bergantung satu sama lain, hal ini ditunjukkan dengan nilai *lift ratio* yang jumlahnya lebih dari satu. *Support* digunakan untuk menentukan seberapa banyak aturan dapat diterapkan pada set data seperti pada rumus (1).

$$S(x \rightarrow y) = \frac{\sigma(x \cup y)}{n} \quad (1)$$

di mana $\sigma(x \cup y)$ menyatakan jumlah transaksi yang mengandung x dan y , sementara itu n menyatakan jumlah keseluruhan transaksi.

Sedangkan *Confidence* digunakan untuk menentukan seberapa sering item di dalam y muncul dalam transaksi yang berisi x seperti pada (2).

$$C(x \rightarrow y) = \frac{\sigma(x \cup y)}{\sigma(x)} \quad (2)$$

$\sigma(x)$ menyatakan jumlah transaksi yang mengandung x saja.

Lift Ratio digunakan sebagai ukuran akurasi sebuah aturan seperti dalam (3).

$$\text{lift ratio } (x \rightarrow y) = \frac{C(x \rightarrow y)}{\text{expected}C(x \rightarrow y)} \quad (3)$$

dimana $\text{expected } C(x \rightarrow y)$ didefinisikan dalam rumus (4) berikut .

$$\text{Expected}C(x \rightarrow y) = \frac{S(y)}{S(x \rightarrow y)} \quad (4)$$

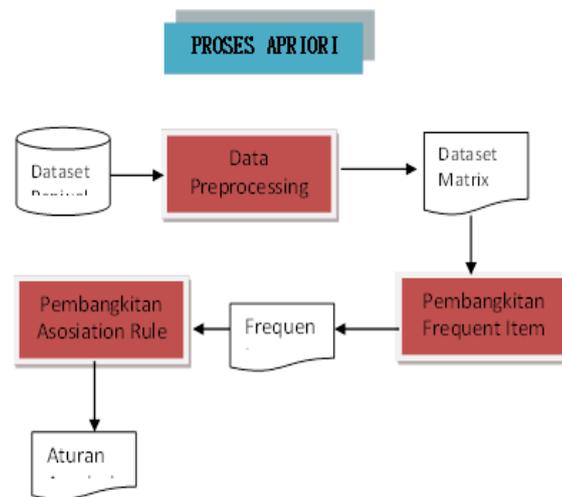
$S(y)$ menyatakan nilai support untuk item y . Apabila nilai dari $\text{lift ratio}(x \rightarrow y) > 1$ memiliki arti bahwa aturan $x \rightarrow y$ muncul lebih sering dari yang diharapkan dan x, y tidak saling tergantung, apabila $\text{lift ratio}(x \rightarrow y) = 1$ berarti aturan $x \rightarrow y$ muncul sesuai dengan yang diharapkan, dan $\text{lift ratio}(x \rightarrow y) < 1$ berarti aturan $x \rightarrow y$ muncul lebih sedikit dari yang diharapkan dan x, y tidak saling tergantung.

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka tujuan dalam paper ini adalah untuk membuat sebuah model *Market Basket Analysis* pada toko menggunakan Algoritma Apriori dalam asosiasi produk untuk meningkatkan penjualan serta untuk menentukan tingkat akurasi *Algoritma Apriori* dengan menggunakan perhitungan *Lift Ratio*.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan jenis penelitian eksperimen dengan melakukan beberapa percobaan dalam proses pembentukan aturan asosiasi. Analisis data yang digunakan adalah analisis kuantitatif dengan statistik non parametrik. Penerapan teknik analisis kuantitatif berupa analisa hasil akhir aturan asosiasi. Sedangkan data yang digunakan adalah berupa database penjualan yang dipilih berdasarkan frekuensi jumlah terjual dan penjualan ditahun 2016. Dalam pengumpulan data, penulis melakukan studi *literature review* yang diperoleh dari jurnal, buku, internet, artikel serta seluruh sumber informasi yang berkaitan dengan topik algoritma Apriori ini.

Pengujian yang akan dilakukan adalah dengan mencoba proses pembangkitan aturan asosiasi untuk mengetahui sejauh mana tingkat asosiasi dari suatu produk terhadap produk lainnya. Berikut merupakan penjelasan tahapan langkah dalam penelitian ini. Adapun untuk desain model penelitian dapat dilihat pada gambar 1 berikut.



Gambar. 1 Metode Penelitian

2.1 Data Preprocessing

Tahapan data preprocessing dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

2.1.1 Pengolahan Data Awal

Dalam tahap ini dilakukan pengambilan data dari database dan melakukan pemilihan produk-produk apa saja yang akan disertakan dalam proses asosiasi nantinya, kriteria pemilihan berdasarkan jumlah produk terjual, jadi jika jumlah produk terjual lebih dari sepuluh dalam setahun maka akan dipilih sebagai kandidat.

2.1.2 Pemilihan Produk

Setelah produk-produk dipilih sebagai kandidat selanjutnya dipilih lagi produk yang berada di data transaksi pada tahun 2016.

2.1.3 Proses Binerisasi

Dataset produk-produk atau item yang terpilih tersebut dirubah bentuknya menjadi tabel dalam bentuk biner atau dilakukan binerisasi.

2.2 Pembangkitan Frequent Item Set

Tahapan proses pembangkitan *Frequent Item Set* dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

2.2.1 Menentukan Kandidat 1-itemset

Awalnya setiap item dianggap sebagai kandidat 1-itemset setelah dihitung nilai *support*nya maka item-item yang dipilih untuk menjadi *Frequent 1-Itemset* adalah yang memiliki nilai *support* lebih besar atau sama dengan nilai *minimum support* misalnya (50%).

2.2.2 Membangkitkan itemset

Pada iterasi kedua kandidat 2-itemset dibangkitkan menggunakan itemset yang termasuk dalam *Frequent 1-Itemset*, itemset yang dipilih menjadi *Frequent 2-Itemset* adalah 2-item set yang memiliki nilai *support* lebih besar atau sama dengan nilai *minimum support*.

2. 2.3 Memilih Frequent 3-itemset

Pada Iterasi ketiga sama dengan langkah sebelumnya yaitu memilih *Frequent 3-Itemset* dan langkah dilanjutkan sampai tidak ada lagi *Frequent Itemset* yang bisa dibangkitkan.

2. 2.4 Pembangkitan Kandidat

Metode pembangkitan kandidat yang digunakan adalah $F_{k-1} \times F_k$ yaitu dengan memperpanjang setiap *k-1-Frequent Itemset* dengan *k-Frequent Itemset* yang lain. Sedangkan perhitungan nilai *support* dari masing-masing itemset dengan menggunakan rumus (1)

2.3 Pembangkitan Association Rule

Setiap *Frequent k-Itemset*, *Y* dapat menghasilkan $2^k - 2$ aturan asosiasi, aturan asosiasi dapat diekstrak dengan mempartisi itemset *Y* ke dalam dua subset tidak kosong, *X* dan *Y-X*, dimana $X \rightarrow Y-X$ memenuhi syarat ambang *confidence*, semua aturan harus sudah memenuhi batas nilai *support* karena dibangkitkan dari *Frequent Itemset*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam pembahasan ini terbagi menjadi tiga bagian proses, diantaranya adalah sebagai berikut.

3.1 Data Preprocessing

Pengolahan data awal dilakukan untuk membentuk dataset yang nantinya siap diproses oleh algoritma apriori, pengolahan data awal yang dilakukan diantaranya :

3.1.1. Data selection

Dari 10 field pada tabel *detail_jual* hanya digunakan 2 field saja yaitu *kode_jual* dan *kode_barang* karena kedua field inilah yang dibutuhkan untuk proses pembuatan aturan asosiasi. Tidak semua data diproses maka dilakukan pemilihan data barang yang sering muncul pada transaksi. Dalam hal ini dilakukan seleksi untuk item barang yang memiliki nilai *support count* diatas 1,98 , nilai tersebut penulis tentukan sebagai batas minimum *support* dengan alasan transaksi yang melibatkan item-item barang merupakan transaksi yang sering terjadi. Adapun data hasil query seperti pada gambar 2 berikut :

kode_barang	nama	supCount
2922	Spooring	16.71
1890	Teh Botol / Aqua Botol	8.29
2924	Gas Nitrogen	7.91
2945	Balancing Racing	6.01
3369	Ring Baut Oli Almunium Mesin G/V	4.85
1896	Tisue Kotak STP	2.94
2848	Sparepart 1	2.46
2764	Jasa Bongkar Pasang 1	2.20

Gambar. 2 Data Hasil Query

Data selection yang dilakukan pada data sumber menghasilkan 8 item barang yang layak untuk dilakukan proses selanjutnya, kelayakan didapatkan dari perhitungan nilai *support count* semakin besar nilainya maka semakin layak untuk disertakan dalam proses pembentukan aturan asosiasi. Berikutnya 8 item barang tersebut direlasikan dengan tabel transaksi sehingga didapatkan dataset transaksi berjumlah 10,566 *record* yang siap untuk diolah.

3.1.2. Binerisasi

Dataset dalam bentuk tabel transaksi diubah kedalam bentuk tabel biner dengan menggunakan program. Proses binerisasi dilakukan dengan bantuan program yang ditulis dalam bahasa java. Adapun hasilnya seperti gambar 3 berikut ini.

idtx	f2764	f2848	f2922	f2924	f2945	f1890	f3369	f1896
4	1	1	0	0	0	0	0	0
5	1	1	0	0	0	0	0	0
7	0	0	1	1	1	0	0	0
8	0	1	0	0	0	1	0	0
9	0	0	1	0	0	0	0	0
10	0	0	1	0	0	0	0	0
11	0	1	1	1	0	0	0	0
13	0	0	0	1	0	0	0	0
15	0	0	0	1	0	0	0	0
18	0	0	1	1	1	0	0	0
19	0	0	0	1	0	0	0	0
22	0	1	0	0	0	0	0	0
23	0	0	0	1	0	0	0	0
25	0	0	1	0	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	1	0	0
28	0	0	0	1	0	0	0	0
29	0	0	1	1	1	0	0	0
30	0	0	0	0	1	0	0	0
31	0	1	0	0	0	0	0	0

63 ms 5816 row(s)

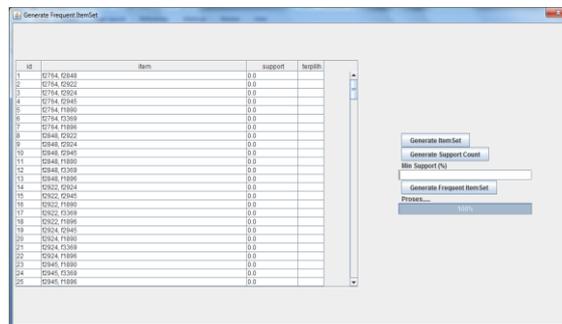
Gambar. 3 Data Hasil Proses Binerisasi

3.2 Pembangkitan Frequent Itemset

Pada pembangkitan Frequent Itemset terdapat dua langkah yang dilakukan diantaranya :

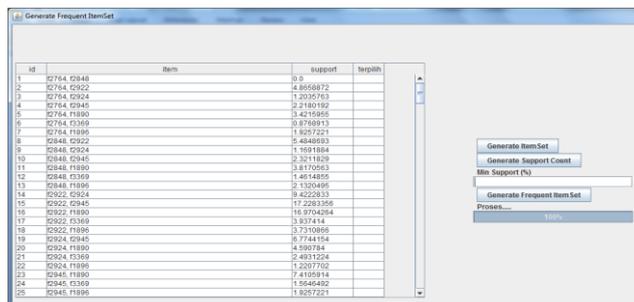
3.2.1 Meningkatkan Itemset

Dalam membangkitkan *itemset* penulis menggunakan tabel bantu bernama *itemset* yang digunakan untuk menampung kombinasi *itemset* dari 8 item barang yang dipilih dan menampung nilai *support* untuk masing-masing kombinasi item tersebut seperti pada gambar 4 berikut.



Gambar. 4 Form Aplikasi Pembangkitan Itemset

Pada aplikasi tersebut pemilihan tombol generate *Itemset* membuat terbentuknya kombinasi item seperti gambar 5 berikut.

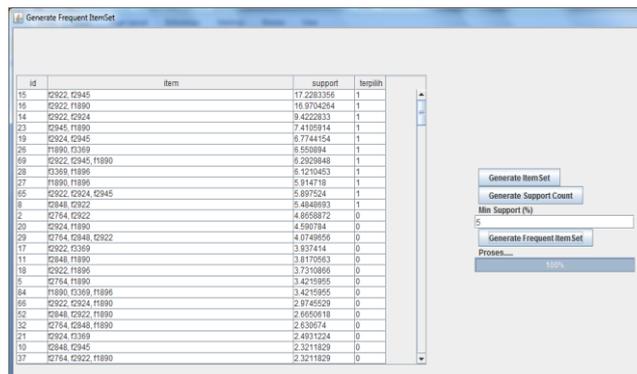


Gambar. 5 Kombinasi Itemset

Pemilihan tombol *generate SupportCount* membuat pembentukan nilai *support count* untuk masing-masing kombinasi item barang.

3.2.2 Membangkitkan frequent itemset

Untuk menentukan itemset yang frequent maka dipilih itemset yang memiliki nilai diatas atau sama dengan nilai minimum support dalam hal ini nilai *minimum support* menjadi parameter untuk memilih *frequent itemset*. Hal ini dapat dilihat pada gambar 6 berikut.



Gambar. 6 Pemilihan *Frequent Itemset*

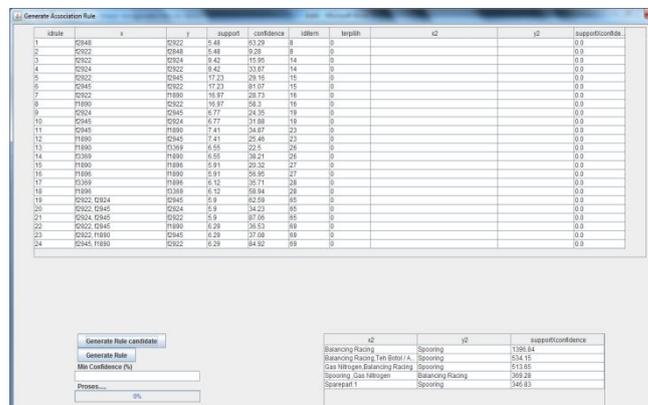
Pengaturan parameter dilakukan dengan mengisi nilai *minimum support* pada kotak *textbox* dan memilih tombol *Generate FrequentItemset* untuk mendapatkan *itemset frequent* yang memenuhi nilai *minimum support*.

3.3 Pembangkitan Association Rule

Dalam membangkitkan aturan asosiasi ada beberapa hal yang dilakukan diantaranya adalah :

3.3.1 Membangkitkan kandidat aturan :

Pada tahap ini, melakukan kombinasi dari *frequent itemset* yang telah terpilih dan menghitung nilai *support* dan *confidence* dari masing-masing kombinasi aturan yang ada sesuai pada gambar 7 berikut.



Gambar. 7 Penentuan Kandidat Aturan Asosiasi

3.3.2 Memilih aturan asosiasi

Pada tahap ini, akan dipilih kombinasi aturan yang memenuhi minimum confidence seperti pada gambar 8 berikut :

Gambar. 8 Penentuan Aturan Asosiasi

Berdasarkan serangkaian proses, sehingga hasil akhir dari aplikasi setelah ditentukan nilai *minimum confidence* sebesar 50% adalah terbentuknya aturan asosiasi sesuai pada gambar 9 berikut:

x2	y2	support/confidence
Balancing Racing	Spooring	1396.84
Teh Botol / Aqua Botol	Spooring	989.35
Balancing Racing,Teh Botol / A...	Spooring	534.15
Tissue Kotak STP	Ring Baut Oli Almunium Mesin ...	360.71

Gambar. 9 Aturan Asosiasi yang Terbentuk

Selanjutnya proses perhitungan *lift ratio* yang digunakan untuk mengukur kekuatan aturan asosiasi tersebut seperti pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Hasil perhitungan lift ratio

x	y	supp (%)	conf (%)	liftRatio
Balancing Racing	Spooring	17,23	81,07	23,64
Teh Botol / Aqua Botol	Spooring	16,97	58,3	16,75
Balancing Racing,Teh Botol / Aqua Botol	Spooring	6,29	84,92	9,04
Tissue Kotak STP	Ring Baut Oli Almunium Mesin G/V	6,12	58,94	21,05

Tabel 1 menunjukkan aturan asosiasi yang terbentuk dengan nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Nilai *support* yang dihasilkan kurang dari 20% yang artinya produk yang digunakan secara bersamaan masih banyak variasinya. Tidak ada produk yang dominan dalam aturan asosiasi tersebut.

Nilai *confidence* 84,92 dan 81,07 artinya aturan memiliki tingkat kebenaran yang cukup tinggi namun untuk nilai 58,94 dan 58,3 memiliki tingkat kebenaran yang rendah, sedangkan nilai *lift ratio* lebih besar dari 1 mengindikasikan bahwa aturan sering muncul dan menunjukkan bahwa

hubungan antara produk satu dengan lainnya *independent*. Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya [8] penggunaan algoritma apriori pada penelitian ini memiliki hasil *confidence* yang hampir sama dan nilai *lift ratio* pada penelitian ini lebih besar daripada penelitian tersebut yang mengindikasikan bahwa tingkat *independent* antar item sangat tinggi.

4. KESIMPULAN

Pembentukan aturan asosiasi dari *database* transaksi penjualan dengan menerapkan algoritma apriori menggunakan pemrograman *java* berhasil memperoleh aturan asosiasi. Aturan asosiasi yang terbentuk diantaranya menghasilkan produk yang memiliki hubungan asosiasi dengan produk lain. Selain itu proses tersebut menghasilkan produk yang berupa jasa, namun produk jasa ini kurang tepat jika dipasang pada *display* produk namun asosiasi dari produk-produk tersebut dapat digunakan dalam menyusun strategi penjualan misalnya menambah kualitas layanan pada produk jasa tersebut serta mengembangkan strategi pemasaran lainnya.

Tingkat kebenaran dan akurasi yang terbentuk untuk 2 aturan cukup tinggi namun untuk 2 aturan lagi rendah, untuk penelitian selanjutnya dapat dicoba menggunakan algoritma lain agar menghasilkan nilai *support* dan *confidence* yang tinggi.

5. SARAN

Saran untuk penelitian selanjutnya diantaranya adalah penelitian ini bisa dikembangkan dengan algoritma lain yang bisa menghasilkan hasil akhir yang lebih baik lagi, serta ditambahkan beberapa variable baru supaya hasilnya lebih bervariasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada tim yang sudah bersedia meluangkan waktunya untuk bekerja sama dengan baik sehingga berhasil menghasilkan makalah ini. Selain itu ucapan terima kasih kami ucapkan kepada seluruh pihak yang tidak bisa disebutkan satu per satu atas terbitnya makalah ini sehingga bisa bermanfaat untuk civitas akademika di seluruh dunia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Vats Teena, "Market Basket Analysis by Using Apriori Algorithm in Terms of Their Effectiveness Against Various Food Product", Indian Journal Of Applied Research, vol .5, hal. 633-634, 2015.
- [2] *Analisis Penerapan Social Media Sebagai Strategi Bisnis Oleh Pelaku Bisnis Online*. Wahana, Aditya, Suyanto, Muhammad and Amborowati, Armandyah . 2, s.l. : SISFOTENIKA, Juli 2014, Vol. 4.
- [3] Warnia Nengsih, "A Comparative Study on Market Basket Analysis and Apriori Association Technique", ICoICT, 2015.
- [4] Budi Santoso, "Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis", Yogyakarta : Graha Ilmu, 2007.
- [5] Goldie Gunadi dan Dana 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", Telematika MKOM, vol.4, hal.118-132, 2012.

- [6] Anshul Bhargav, Robin Prakash Mathur, dan Munish Bhargav,” Market Basket Analysis using Artificial Neural”, International Conference for Convergence of Technology,hal.1-6,2014.
- [7] Manoj Sethi dan Rajni Jindal,”Distributed Data Association Rule Mining:Tools and Technique”, International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom),no. 978-9-3805-4421-2/16,hal.481-485,2016.
- [8] Changxin Song,” Research ofAssociation Rule Algorithm based on Data Mining”, Xining:China:Department of Computer Qinghai Normal University,2016.
- [9] Ridowati Gunawan, Khabib Mustofa,” Pencarian Aturan Asosiasi Semantic Web Untuk Obat Tradisional Indonesia”, JNTETI,vol.5 no.3,hal.192-200 ,Agustus 2016.