

# ***MARKET BASKET ANALYSIS* MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI UNTUK PENETAPAN STRATEGI *BUNDLING* PENJUALAN BARANG**

Sri Kuswayati.<sup>1</sup>, Dr. Djajasukma Tjahyadi.<sup>2</sup>

srikuswayati@yahoo.com<sup>1</sup> , djadja@likmi.ac.id<sup>2</sup>

## **ABSTRAK**

Industri ritel mengalami perkembangan pesat sehingga memunculkan tingkat persaingan yang tinggi. Langkah untuk menghadapinya adalah merancang strategi penjualan. Proses *data mining* dilakukan untuk menganalisis asosiasi antar item barang dari data transaksi penjualan. Hasil *data mining* diharapkan mampu memberikan informasi item barang yang biasa dibeli konsumen secara bersamaan. Metode yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi (*association rule*) dalam transaksi penjualan dikenal dengan nama *market basket analysis*.

Ide dasar dari *market basket analysis* adalah mengetahui pola asosiasi barang dalam keranjang belanja. Penelitian dilakukan terhadap data transaksi penjualan barang di Ritel XYZ selama tahun 2015. Analisis dilakukan dengan menggunakan algoritma apriori untuk menghasilkan *association rule* atau aturan asosiasi antar barang. Perhitungan *association rule* dilakukan menggunakan software TANAGRA. Nilai *minimum support* 2% dan *minimum confidence* 50%.

*Market basket analysis* memberikan informasi *buying habit* konsumen Ritel XYZ selama tahun 2015. Hasil dari analisis berupa strategi *bundling* penjualan barang dalam bentuk *cross selling*, *up selling* dan *product bundling*. Secara keseluruhan 30 *rules* yang dihasilkan untuk strategi *bundling* memiliki kesamaan nilai *support* yakni 2% dan nilai *confidence* yakni 100%. Hal tersebut sejalan dengan penelitian yang pernah dilakukan para peneliti sebelumnya, bahwa strategi *bundling* berlaku untuk rule dengan nilai *support* terkecil dan *confidence* 100%. Diperoleh 8 *rules cross selling*, 5 *rules up selling* dan 17 *rules product bundling*.

Strategi *bundling* penjualan barang akan diimplementasikan oleh Manajer Ritel XYZ berdasarkan beberapa kondisi. Apabila strategi *bundling* ditujukan untuk menaikkan penjualan produk, dipilih *rule* yang mengandung barang dengan kondisi *stock* menumpuk di gudang. Sedangkan jika tujuan *bundling* untuk menaikkan omzet penjualan, dipilih *rule* yang memuat barang-barang yang sering dibeli oleh konsumen yakni *rule* yang mengandung sembako.

Kata kunci : ritel, *data mining*, *market basket analysis*, algoritma apriori

## **I. PENDAHULUAN**

Tingkat konsumsi penduduk Indonesia yang cukup tinggi menyebabkan tumbuh suburnya bisnis ritel. Pertumbuhan ritel bisa kita temui tidak hanya di kota besar saja tetapi sudah menjamur hingga ke pelosok desa. Angka Pertumbuhan sektor ritel menyebabkan semakin ketatnya persaingan yang terjadi. Hal tersebut tentu menuntut inovasi pihak ritel dalam menetapkan strategi penjualan barang. Dengan menetapkan strategi penjualan yang tepat, diharapkan meningkatkan omzet dan mampu mengantisipasi persaingan yang terjadi.

Menghadapi persaingan tersebut, perusahaan harus mampu menetapkan strategi pemasaran yang lebih selektif. Solusi yang dilakukan adalah menggunakan *Customer Relationship Management (CRM)*. Salah satu upaya yang dapat dilakukan adalah melakukan proses *data mining* terhadap data transaksi penjualan barang. *Data mining* merupakan analisis dari peninjauan kumpulan data untuk menentukan hubungan yang tidak diduga dan meringkas data cara berbeda sebelumnya, yang dapat dipahami dan bermanfaat bagi pemilik data.

Kumpulan data transaksi penjualan barang menyimpan informasi perilaku konsumen saat berbelanja. Metode yang digunakan adalah *market basket analysis*. *Market basket analysis* adalah suatu metode untuk melakukan analisis *buying habit* konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa item yang berbeda, yang diletakkan konsumen dalam shopping basket yang dibeli pada suatu transaksi tertentu. Tujuan dari *market basket* adalah untuk mengetahui produk-produk mana yang mungkin akan dibeli secara bersamaan. Analisis data transaksi dapat menghasilkan pola pembelian produk yang sering terjadi. Teknik ini telah banyak digunakan oleh toko grosir maupun retail (Kusrini, 2009).

Ritel XYZ merupakan minimarket yang menyediakan kebutuhan pokok sehari-hari memiliki 6252 jenis barang terbagi dalam 48 kelompok barang. Kegiatan *data mining* terhadap transaksi penjualan akan membantu menentukan strategi *bundling*. Strategi tersebut akan membantu meminimalisir biaya promosi, mempercepat penjualan barang dengan masa kadaluarsa pendek serta memberikan informasi jenis barang apa saja yang memiliki korelasi.

Pola pembelian produk berbentuk *association rule* yang dihasilkan dari proses *data mining* sangat bermanfaat untuk penetapan strategi *bundling* dalam penjualan barang. Diharapkan dengan strategi *bundling* penjualan barang maka Ritel XYZ

memperoleh kenaikan omzet yang signifikan. Berdasarkan latar belakang penelitian tersebut, penulis menetapkan judul tesis yakni : “*Market Basket Analysis* dengan Algoritma Apriori untuk Menetapkan Strategi *Bundling* Penjualan Barang”.

### **1.1 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang tersebut maka rumusan masalah yang diambil dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana menemukan *association rule* menggunakan algoritma apriori dari transaksi barang Ritel XYZ?
2. Bagaimana memilih *association rule* untuk menghasilkan strategi *bundling* penjualan barang?
3. Bagaimana implementasi *association rule* yang dihasilkan ?

### **1.2 Tujuan Penelitian**

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah :

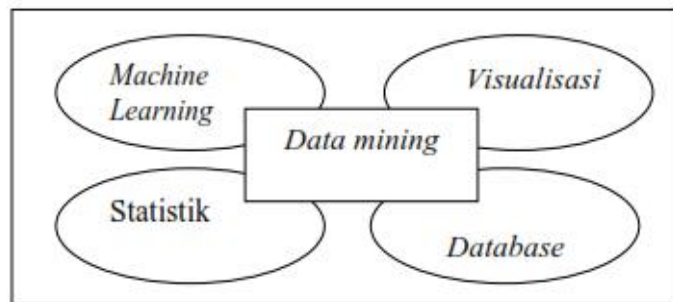
1. Memperoleh *association rule* atau pola asosiasi antar barang dari data penjualan barang dengan menggunakan algoritma apriori
2. Memperoleh *rules* dari pola kombinasi *itemsets* yang *interesting*, sehingga dapat menghasilkan strategi *bundling* penjualan barang.
3. Mengelompokkan *association rule* berdasarkan strategi *bundling* : *cross selling*, *up selling* dan *product bundling*

## **II. Kajian Literatur**

### **2.1 Data Mining**

*Data mining* memiliki beberapa padanan yakni *knowledge discovery* ataupun *pattern recognition*. *Knowledge discovery* atau penemuan pengetahuan sangat tepat digunakan karena tujuan utama *data mining* adalah mendapatkan pengetahuan yang tersembunyi di dalam bongkahan data. *Pattern recognition* memiliki arti bahwa terdapat pola-pola data yang dihasilkan dari proses penambangan data tersebut. (Susanto et al, 2010)

*Data mining* adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan di dalam basis data. *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai basis data besar (Santosa, 2007).



Gambar 2.1 *Data mining* merupakan irisan berbagai disiplin ilmu (Santosa, 2007)

## 2.2 Peranan *Data Mining* dalam Penjualan Barang

*Data mining* sebagai salah satu cabang ilmu yang relatif baru mempunyai potensi pengembangan yang sangat besar dan diprediksi akan menjadi salah satu yang paling revolusioner pada dekade ini (Larose, 2006).

Teknik *data mining* merupakan sebuah proses ekstraksi informasi untuk menggali pengetahuan (*knowledge discovery*) dan menemukan pola (*pattern recognition*) pada tumpukan data dalam *database* yang biasanya berskala besar. Fungsi-fungsi dalam *data mining* antara lain: fungsi deskripsi, fungsi estimasi, fungsi Prediksi, fungsi Klasifikasi, fungsi *Clustering* dan fungsi asosiasi (Larose, 2006).

*Market basket analysis* atau analisis keranjang belanja merupakan metode penggalian informasi yang dilakukan pada data transaksi bertujuan untuk mengetahui barang yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Analisis dilakukan terhadap kebiasaan pelanggan saat berbelanja dengan cara menemukan asosiasi diantara berbagai macam item yang dimasukkan dalam keranjang belanja. Contoh *association rule mining* yang diperoleh dari hasil analisis data pembelian barang di sebuah pasar swalayan adalah diketahuinya seberapa besar kemungkinan seorang

pelanggan akan membeli roti bersamaan dengan susu. Dengan pengetahuan tersebut pemilik pasar swalayan selanjutnya dapat melakukan pengaturan penempatan barang atau merancang program pemasaran dengan memakai kupon atau diskon untuk kombinasi barang tertentu (Ariana et al, 2013).

Penelitian dalam keranjang belanja (*market basket analysis*) telah banyak dilakukan para peneliti terdahulu. Penggunaan aturan asosiasi dalam analisis keranjang belanja dilakukan guna menghasilkan sebuah hipotesis strategi pemasaran *cross-selling*. Strategi *cross-selling* dijalankan dengan tujuan agar perusahaan mampu melakukan *meintenance* terhadap pelanggan. Perangkat bantuan yang digunakan antara lain *business intelligence tools* yang melakukan pengolahan terhadap data transaksi penjualan sebagai acuan. Evaluasi penetapan *cross-selling* dilakukan dengan membandingkan hasil penetapan *cross-selling* dengan tren penjualan yang terjadi pada tahun 2008. Hasil yang tampak adalah kombinasi masing-masing produk mengalami peningkatan yang signifikan (Tama, 2010).

*Association rules* merupakan salah satu teknik dalam *data mining* untuk menentukan hubungan antar *item* dalam suatu *data set* (sekumpulan data) yang telah ditentukan. Konsep tersebut diturunkan dari *market basket analysis* yaitu pencarian hubungan dari beberapa produk di dalam transaksi pembelian. Teknik ini dilakukan untuk mencari kemungkinan kombinasi yang sering muncul (*frequent*) dari suatu *item set* (sekumpulan item). *Interestingness measure* yang dapat digunakan dalam *data mining* adalah :

1. *Support*, adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan transaksi.
2. *Confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu).

Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi 2 tahap, yakni melakukan analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern*) dan berikutnya adalah proses pembentukan aturan asosiasi. Terdapat banyak algoritma yang bisa digunakan untuk memperoleh *association rule*. Algoritma yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma apriori. Algoritma Apriori adalah suatu algoritma dasar yang diusulkan oleh Agrawal & Srikant pada tahun 1994 untuk penentuan *frequent itemsets* untuk aturan asosiasi Boolean (Han, 2006).

Langkah pertama algoritma *apriori* adalah *support* dari setiap *item* dihitung dengan melakukan *scan* basis data. Setelah *support* dari setiap item didapat, item yang memiliki *support* lebih besar dari *minimum support* dipilih sebagai pola frekuensi tinggi dengan panjang 1 atau sering disingkat *1-itemset*. Singkatan *k-itemset* berarti satu set yang terdiri dari *k item*.

Iterasi kedua menghasilkan *2-itemset* yang setiap setnya memiliki 2 *item*. Pertama dibuat kandidat *2- itemset* dari kombinasi semua *1-itemset*. Lalu untuk kandidat *2-itemset* ini kemudian dihitung nilai *supportnya* dengan melakukan *scan* terhadap basis data. *Support* berarti jumlah transaksi dalam basis data yang mengandung kedua *item* dalam kandidat *2-itemset*. Setelah *support* dari semua kandidat *2-itemset* didapatkan, maka ditetapkan kandidat *2-itemset* yang memenuhi nilai minimum *support*. Berikutnya iterasi ke-*k* dapat dibagi lagi menjadi beberapa bagian (Kusrini, 2009)

1. Pembentukan Kandidat *Itemset*

Kandidat *k-itemset* dibentuk oleh kombinasi *(k-1)- itemset* yang didapat dari iterasi sebelumnya. Ciri dari algoritma *apriori* adalah adanya pemangkasan kandidat *k-itemset* yang subsetnya berisi *k-1 item* tetapi tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang *k-1*.

2. Penghitungan *support* dari tiap kandidat *k-itemset*

*Support* dari tiap kandidat *k-itemset* didapat dengan melakukan *scan* terhadap basis data untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua *item* di dalam *k-itemset* tersebut. Diperlukan penghitungan dengan melakukan *scan* basis data sebanyak *k-itemset* terpanjang.

3. Tetapkan pola frekuensi tinggi

Pola frekuensi tinggi yang *memuat k item* atau *k-itemset* ditetapkan dari kandidat *k-itemset* yang nilai *supportnya* lebih besar dari *minimum support*. Kemudian dihitung *confidence* masing-masing kombinasi item. Iterasi berhenti ketika semua item telah dihitung sampai tidak ada kombinasi item lagi. (Pramudiono, 2007)

Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan menggunakan rumus berikut:

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \dots\dots(2.1)$$

Nilai support dari 2 item diperoleh dengan menggunakan rumus:

$$Support(A,B) = P(A \cap B)$$

$$Support(A,B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi}} \dots\dots\dots(2.2)$$

*Frequent itemset* menunjukkan itemset yang memiliki frekuensi kemunculan lebih dari nilai minimum yang ditentukan. 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.

$$Confidence = P(B | A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi mengandung A}} \dots\dots(2.3)$$

*Lift ratio* adalah parameter penting selain *support* dan *confidence* dalam *association rule*. *Lift Ratio* mengukur seberapa penting *rule* yang telah terbentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. *Lift Ratio* merupakan nilai yang menunjukkan kevalidan proses transaksi dan memberikan informasi apakah benar produk A dibeli bersamaan dengan produk B. Sebuah transaksi dikatakan valid jika mempunyai nilai *Lift / Improvement* lebih dari atau sama dengan 1, yang berarti bahwa dalam transaksi tersebut, produk A dan B benar-benar dibeli secara bersamaan.

## 2.2 Metodologi CRISP-DM

CRISP-DM adalah standarisasi *data mining* yang disusun oleh tiga penggagas *data mining market* yaitu Daimler Chrysler (Daimler-Benz), SPSS (ISL), NCR. Kemudian dikembangkan pada berbagai *workshops* (antara 1997-1999). Lebih dari 300 organisasi yang berkontribusi dalam proses modelling ini dan akhirnya CRISP-DM 1.0 dipublikasikan pada 1999 (Budiman, 2012)

Proses *data mining* berdasarkan CRISP-DM terdiri dari 6 fase Yaitu:

1. *Business Understanding* atau pemahaman domain (penelitian).

Pada fase ini dibutuhkan pemahaman tentang substansi dari kegiatan *data mining* yang akan dilakukan, kebutuhan dari perspektif bisnis. Kegiatannya antara lain:

menentukan sasaran atau tujuan bisnis, memahami situasi bisnis, menentukan tujuan *data mining* dan membuat perencanaan strategi serta jadwal penelitian.

2. *Data Understanding* atau pemahaman data.

Merupakan fase pengumpulan data awal, mempelajari data untuk bisa mengenal data yang akan dipakai. Fase ini mencoba mengidentifikasi masalah yang berkaitan dengan kualitas data, mendeteksi subset yang menarik dari data untuk membuat hipotesa awal.

3. *Data preparation* atau persiapan data.

Fase ini sering disebut sebagai fase yang padat karya. Aktivitas yang dilakukan antara lain memilih *table* dan *field* yang akan ditransformasikan ke dalam database baru untuk bahan *data mining* (set data mentah).

4. *Modelling*

Merupakan fase menentukan tehnik *data mining* yang digunakan, menentukan tools *data mining*, algoritma *data mining* serta menentukan parameter dengan nilai yang optimal.

5. *Evaluation*

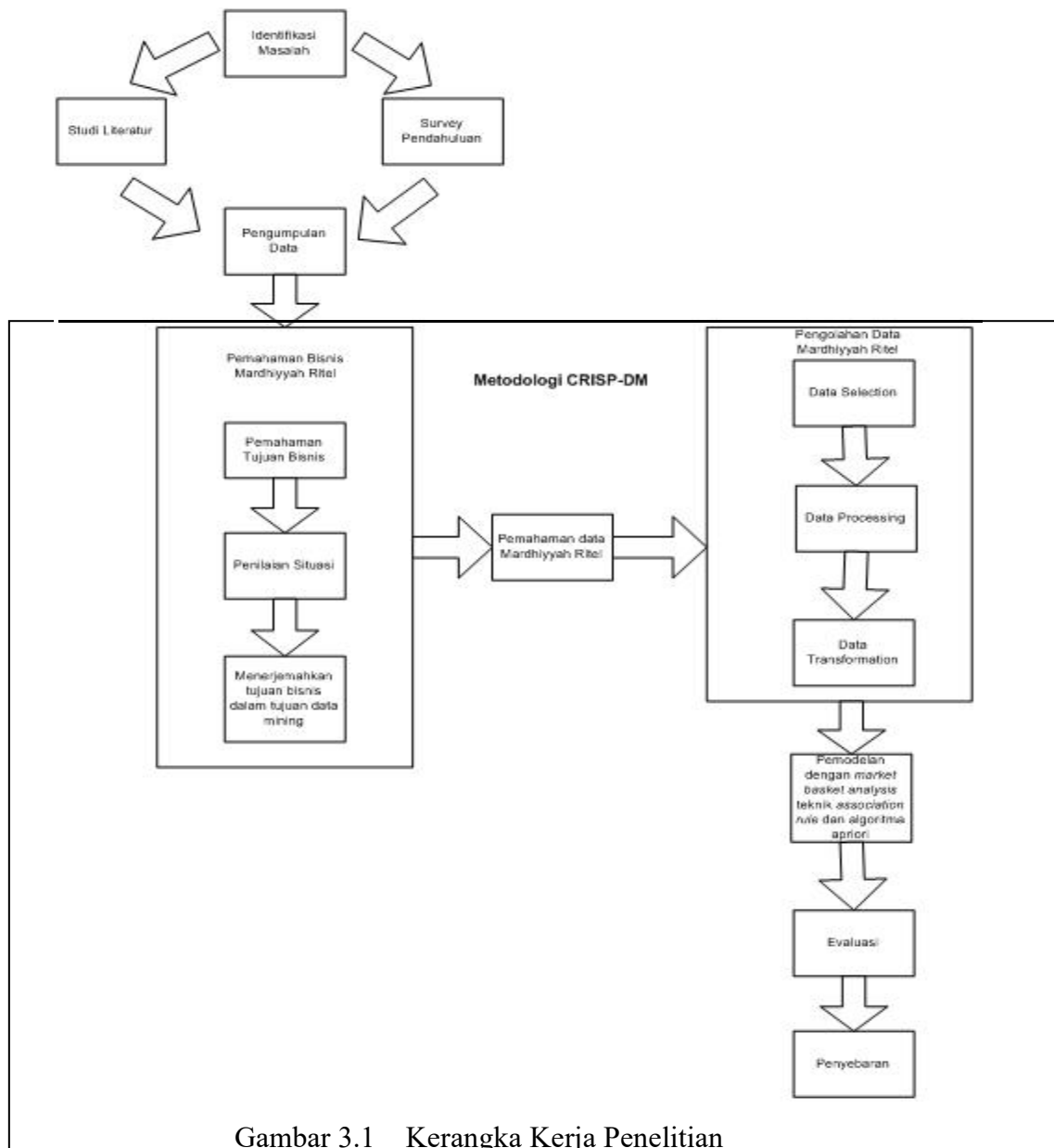
Adalah fase interpretasi terhadap hasil *data mining* yang ditunjukkan dalam proses pemodelan pada fase sebelumnya. Evaluasi dilakukan secara mendalam dengan tujuan menyesuaikan model yang didapat agar sesuai dengan sasaran yang ingin dicapai dalam fase pertama.

6. *Deployment* atau penyebaran

Adalah fase penyusunan laporan atau presentasi dari pengetahuan yang didapat dari evaluasi pada proses *data mining*.

### III. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian dimulai dengan kegiatan awal yakni identifikasi masalah yang terjadi di Ritel XYZ selaku objek penelitian yang berlanjut pada kegiatan studi literatur dan survey pendahuluan. Setelah melakukan kegiatan survey pendahuluan serta studi literatur maka tahapan berikutnya berlanjut pada langkah pengumpulan data dilanjutkan dengan langkah dalam metodologi CRISP-DM. Urutan langkah kerja penelitian tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.1



Untuk lebih rincinya langkah kerja penelitian tersebut dijelaskan sebagai berikut :

1. Identifikasi Masalah

Tahap ini melakukan identifikasi masalah yang terjadi di Ritel XYZ dengan cara melakukan wawancara.

2. Survey pendahuluan

Survey pendahuluan dilakukan dengan cara mendatangi tempat penelitian secara langsung. Hal tersebut dilakukan untuk memperoleh informasi awal mengenai objek penelitian.

### 3. Studi Literatur

Studi literatur yang diperlukan berupa pengumpulan jurnal, buku dan informasi dari hasil *browsing* dan lain-lain yang berkaitan dengan topik tesis yang dibahas. Hal ini dilakukan untuk mencari referensi, teori, temuan dan yang lainnya untuk dijadikan bahan sebagai landasan teori dalam penyusunan tesis ini.

### 4. Pengumpulan Bahan

Pengumpulan bahan dilakukan terkait profil dan data transaksi yang akan dijadikan bahan dasar dalam pengolahan data. Metodologi Cross Industry Standard Process for *Data Mining* (CRISP-DM) digunakan sebagai standard proses *data mining*.

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Proses *Association Rule*

*Association rule* merupakan teknik *data mining* untuk menemukan pola hubungan antar item. Dalam hal ini, yang dianalisis adalah hubungan antar barang dalam sebuah transaksi melalui 3 parameter : *minimum support*, *minimum confidence* dan *Lift Ratio*. Nilai *support* menunjukkan seberapa banyak *item* atau *itemset* muncul dalam keseluruhan transaksi. Semakin besar jumlah transaksi maka akan semakin kecil nilai *support* yang dihasilkan.

Penelitian dilakukan dengan sumber data diperoleh dari transaksi penjualan barang di Ritel XYZ periode Januari 2015 sampai dengan Desember 2015. Analisis dilakukan terhadap transaksi periode bulanan. Teknik partisi dalam analisis *association rule* dipilih, yakni melakukan analisis per bulan dalam jangka waktu 1 tahun. Langkah tersebut dilakukan untuk efektivitas algoritma apriori. Nilai *minimum support* sebesar 2% dan *minimum confidence* 50% dipilih karena nilai *support* di atas 2% tidak menghasilkan *rule*. Hal yang sama dilakukan oleh (Salab,2015) pemilihan data transaksi selama 3 bulan kemudian dipartisi dalam periode mingguan. Hal tersebut berguna dalam efektivitas implementasi algoritma apriori.

Output yang dihasilkan dari proses *association rule* diharapkan dapat memberikan informasi jenis barang yang sering dibeli secara bersamaan sehingga berguna dalam menentukan strategi *bundling* penjualan barang, yakni dalam bentuk : *cross selling*, *up selling* dan *product bundling*

#### 4.2 Hasil Association Rule

*Association rule* yang dihasilkan diurutkan berdasarkan nilai *confidence* tertinggi bertujuan untuk menggali kemungkinan pasangan barang dibeli secara bersamaan. Untuk itu, dipilih 10 *rules* yang diurutkan berdasarkan nilai *confidence* tertinggi tiap bulannya.

Gambaran hasil keseluruhan *rules* selama 1 tahun yang diperoleh dengan nilai *minimum support* = 2%, *minimum confidence* = 50% dan *lift ratio*  $\geq 1$  adalah sebagai berikut :

Tabel 4.1 Analisis Hasil *Association Rule* dalam 1 tahun

Bulan	Jumlah Jenis Barang	Jumlah Rules	Nilai tertinggi		
			support	confidence	Lift Ratio
Januari	14	92 rule	6.7%	100%	30.1
Februari	15	57 rule	3.2%	100%	41.5
Maret	16	139 rule	5.7%	83.3%	24.5
April	11	37 rule	4.3%	87.5%	16.9
Mei	15	94 rule	4.8%	100%	32.0
Juni	11	41 rule	4.3%	100%	11.4
Juli	14	52 rule	3.8 %	100%	26.3
Agustus	17	23 rule	5.7%	100%	24.8
September	14	29 rule	4.2%	87.5%	17.1
Oktober	11	44 rule	4.3%	100%	29.4
November	16	80 rule	3.0%	100%	21.4
Desember	15	31 rule	3.4%	87.5%	15.4

Dari tabel 4.1 diperoleh informasi jumlah *rule* tertinggi diperoleh pada bulan Maret yakni 139 rule. Jumlah *rule* tersebut menunjukkan banyaknya variasi pasangan item yang dibeli pelanggan dalam kurun waktu satu bulan. Nilai *support* tertinggi di peroleh pada bulan Januari dan September yakni sebesar 6,7%. Nilai *confidence* tertinggi sebesar 100% terdapat dalam bulan : Januari, Februari, Mei, Juni, Juli, Agustus, Oktober dan November. Sedangkan *lift ratio* atau kekuatan rule tertinggi terdapat di bulan Februari sebesar 41.5

### 4.3 Pemilihan *Rule* untuk Strategi Penjualan Barang

Berdasarkan hasil *association rule* dalam periode transaksi Januari 2015 - Desember 2015 kemudian dilakukan analisis barang apa saja yang muncul dalam rule yang dihasilkan. Selanjutnya dilakukan pemilihan rule yang memiliki nilai *confidence* 100% (dipilih dari rule selama Januari 2015-Desember 2015) sebagai rujukan dalam menentukan strategi *bundling* penjualan barang. Terdapat 30 *rules* dengan nilai *support* 2% dan *confidence* 100%. Dari item yang terkandung dalam rule tersebut, kemudian dikelompokkan ke dalam 3 strategi *bundling* penjualan barang, yakni :

1. *Cross selling* yakni program penjualan barang yang dilakukan untuk menawarkan penjualan produk lainnya dari jenis yang berbeda. Terdapat 8 *rules* dapat dilihat di tabel 4.2

Tabel 4.2 Paket Penjualan *Cross Selling*

Nº	Antecedent	Consequent	Lift	Support (%)	Confidence (%)
1	"GAS ISI 12KG=true" - "FAHIRA CISTIK=true"	"AQUA GALON 19 LTR=true"	4,8	2,0	100,0
2	"GAS ISI 12KG=true" - "WALLS POPULAIRE CHOCO 90ML=true"	"BERAS PW 5 KG=true"	7,3	2,0	100,0
3	"GAS ISI 12KG=true" - "WALLS	"AQUA GALON 19 LTR=true"	4,6	2,0	100,0

N°	Antecedent	Consequent	Lift	Support (%)	Confidence (%)
	BANANA BOAT 42ML=true"				
4	"GAS ISI 12KG=true" - "SHARON CHEESE CAKE 90GR=true"	"AQUA GALON 19 LTR=true"	4,2	2,0	100,0
5	"BERAS PW 5 KG=true" - "SUNLIGHT LIME REF.400ML=true"	"AQUA GALON 19 LTR=true"	4,2	2,0	100,0
6	"GAS ISI 12KG=true" - "PULSA SIMPATI 50.000=true"	"AQUA GALON 19 LTR=true"	4,2	2,0	100,0
7	"AQUA GALON 19 LTR=true" - "WALLS PP RAINBOW POWER=true"	"GAS ISI 12KG=true"	3,9	2,0	100,0
8	"AQUA GALON 19 LTR=true" - "WALLS FEAST VANILLA 65 ML=true"	"GAS ISI 12KG=true"	3,9	2,0	100,0

Rules dalam tabel 4.2 tersebut diperoleh berdasarkan *buying habit* yang terjadi selama periode tahun 2015. Dapat disimpulkan bahwa ketika seorang pelanggan membeli barang yang terdapat di ruas kiri (*antecedent*) maka penjual dapat menawarkan pada pelanggan tersebut untuk membeli barang di sisi kanan (*consequent*) yang berbeda jenisnya dari sisi kiri.

2. *Up Selling* yakni program penjualan barang dimana item barang yang ditawarkan memiliki perbedaan harga yang tinggi. Terdapat 5 rules yang mengandung *up selling* dapat dilihat dalam tabel 4.3

Tabel 4.3 Paket Penjualan *Up Selling*

N°	Antecedent	Consequent	Lift	Support (%)	Confidence (%)
1	"SOSIS IKAN=true" - "KAPAL GARAM 250 GR=true"	"MARDHIYYAH BERAS PULEN 5KG=true"	4,9	2,0	100,0
2	"PULSA XL 10.000=true" - "TELUR CURAH=true"	"AQUA GALON 19 LTR=true"	5,0	2,0	100,0
3	"WALLS P POP DRAGON POP=true"	"BERAS PW 5 KG=true"	7,3	2,0	100,0
4	"A MILD 16=true" - "PULSA XL 10.000=true"	"AQUA GALON 19 LTR=true"	4,2	2,0	100,0
5	"DUNHILL FILTER BLACK 16S=true"	"AQUA GALON 19 LTR=true"	4,2	2,0	100,0

Rules dalam tabel 4.3 tersebut diperoleh berdasarkan *buying habit* yang terjadi selama periode tahun 2015. Dapat disimpulkan bahwa ketika seorang pelanggan membeli barang yang terdapat di ruas kiri (*antecedent*) maka penjual dapat menawarkan pada pelanggan tersebut untuk membeli barang di sisi kanan (*consequent*) yang memiliki harga lebih tinggi dari harga barang di sisi kiri.

3. *Product Bundling* yakni paket penjualan barang dimana item barang yang terjual memiliki kemiripan jenis dan harga. Terdapat 17 *rules* untuk strategi *product bundling*, dapat dilihat pada tabel 4.4

Tabel 4.4 Paket Penjualan *Product Bundling*

N°	Antecedent	Consequent	Lift	Support (%)	Confidence (%)
1	"AMIDIS BTL 600 ML=true" - "NONIE BAKERI ROTI MIXS=true"	"NONIE BAKERI 3000=true"	28,1	2,0	100,0

Nº	Antecedent	Consequent	Lift	Support (%)	Confidence (%)
2	"VIT 600 ML BOTOL=true" - "TORABIKA KOPIKAP 135ML=true"	"AMIDIS BTL 600 ML=true"	23,0	2,0	100,0
3	"VIT 600 ML BOTOL=true" - "TEH GELAS ORGL 190=true"	"AMIDIS BTL 600 ML=true"	23,0	2,0	100,0
4	"AMIDIS BTL 600 ML=true" - "NONIE BAKERI 3000=true"	"NONIE BAKERI ROTI MIXS=true"	23,0	2,0	100,0
5	"NONIE BAKERI ROTI MIXS=true" - "NONIE BAKERI 3000=true"	"AMIDIS BTL 600 ML=true"	23,0	2,0	100,0
6	"AMIDIS BTL 600 ML=true" - "TORABIKA KOPIKAP 135ML=true"	"VIT 600 ML BOTOL=true"	19,5	2,0	100,0
7	"AMIDIS BTL 600 ML=true" - "TEH GELAS ORGL 190=true"	"VIT 600 ML BOTOL=true"	19,5	2,0	100,0
8	"A MILD 12=true"	"A MILD 16=true"	16,9	2,0	100,0
9	"BERAS PW 5 KG=true" - "DAGING AYAM DADA /KG=true"	"MARDHIYYAH BERAS PULEN 5KG=true"	4,9	2,0	100,0
10	"STMJ SUSU SAK=true"	"ABC SUSU/1=true"	41,5	2,0	100,0
11	"A MILD NEW 16=true"	"A MILD 16=true"	20,8	2,0	100,0
12	"SOSIS IKAN=true" - "DAGING AYAM HATI/5=true" - "DAGING AYAM DADA /KG=true"	"BASO SAPI KCL MAJALAYA/PAK=true"	15,8	2,0	100,0
13	"YAKULT=true" - "TORABIKA KOPIKAP 135ML=true"	"TEH KOTAK 200ML=true"	14,2	2,0	100,0
14	"DAGING AYAM CAMPUR/KG=true" - "AQUA 600 ML=true"	"DAGING AYAM HATI/5=true"	18,8	2,0	100,0

N°	Antecedent	Consequent	Lift	Support (%)	Confidence (%)
15	"AQUA GALON 19 LTR=true" - "BERAS BURUNG DARA 5 KG=true"	"BERAS PW 5 KG=true"	7,5	2,0	100,0
16	"AMIDIS BTL 600 ML=true" - "AQUA 600 ML=true"	"VIT 600 ML BOTOL=true"	24,8	2,0	100,0
17	"WALLS P POP DRAGON POP=true" - "WALLS PDDL POP TRICO 60=true"	"WALLS PADDLE POP COLOR POPPER=true"	29,4	2,0	100,0

*Rules* dalam tabel 4.4 tersebut diperoleh berdasarkan *buying habit* yang terjadi selama periode tahun 2015. Dapat disimpulkan bahwa ketika seorang pelanggan membeli barang yang terdapat di ruas kiri (*antecedent*) maka penjual dapat menawarkan pada pelanggan tersebut untuk membeli barang di sisi kanan (*consequent*) yang memiliki kemiripan jenis dan harga.

Pemilihan rule tersebut di atas, yang akan diimplementasikan ditetapkan oleh Manajer Ritel XYZ berdasarkan beberapa kondisi :

1. Untuk menaikkan penjualan produk dengan memilih *rule* yang mengandung barang dengan *stock* menumpuk di gudang. Barang yang memiliki masa kadaluarsa pendek mendapat prioritas.
2. Menaikkan omzet penjualan melalui barang-barang yang sering dibeli oleh konsumen yakni *rule* yang mengandung sembako.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan terhadap data transaksi penjualan barang Ritel XYZ tahun 2015 disimpulkan bahwa :

1. Telah terbentuk *association rule* menggunakan algoritma apriori yang dapat dijadikan rujukan Ritel XYZ dalam menentukan strategi *bundling* penjualan barang.

2. Pembentukan *association rule* diperoleh dengan menentukan nilai *minimum support* sebesar 2% dan *minimum confidence* sebesar 50%.
3. *Association rule* dengan *support score* terkecil dan nilai *confidence* terbesar yakni 100% menjadi rule terpilih untuk rujukan strategi *bundling* dalam penjualan barang.
4. Strategi *bundling* penjualan barang terdapat dalam 30 rules yang dikelompokkan ke dalam *cross selling*, *up selling* dan *product bundling*.
5. Diperoleh 8 rules *cross selling* dengan memiliki kesamaan nilai support 2% dan confidence 100%. Strategi *up selling* terdapat dalam 5 rules dengan kesamaan nilai support 2% dan confidence 100%. Strategi *product bundling* terdapat dalam 17 rules dengan kesamaan nilai support 2% dan confidence 100%.
6. Strategi *bundling* penjualan barang akan diimplementasikan oleh Manajer Ritel XYZ berdasarkan beberapa kondisi. Apabila strategi *bundling* ditujukan untuk menaikkan penjualan produk, dipilih *rule* yang mengandung barang dengan kondisi *stock* menumpuk di gudang. Sedangkan jika tujuan *bundling* untuk menaikkan omzet penjualan, dipilih *rule* yang memuat barang-barang yang sering dibeli oleh konsumen yakni *rule* yang mengandung sembako.

## 5.2 Saran

Penelitian yang berjalan dilakukan dengan menggunakan algoritma apriori. Hasil penelitian berikutnya dapat diperkaya dengan menambahkan penggunaan algoritma lain. Kombinasi pemakaian algoritma akan menghasilkan informasi yang lebih detail dan bermanfaat dalam pembentukan strategi penjualan *bundling* barang.

Data transaksi yang digunakan dapat dalam rentang waktu lebih dari 1 tahun, sehingga rule yang dihasilkan lebih bervariasi dan informatif.

## REFERENSI

- Ariana, A.A Gede Bagus.,I Made Dwi Putra Asana. Analisis Keranjang Belanja dengan Algoritma Apriori pada perusahaan retail. Seminar Nasional Sistem Informasi. 2013.
- Budiman, Irwan. Data *Clustering* Menggunakan Metodologi CRISP-DM Untuk Pengenalan Pola Proporsi Pelaksanaan Tridharma. (Tesis, Universitas Diponegoro, 2012, Tidak diterbitkan)
- Kusrini, Emha Taufiq Luthfi. Algoritma *Data Mining*, Andi Offset, Yogyakarta. 2009
- Larose D, T. *Discovering Knowledge in Data : An Introduction to Data Mining*. Jhon Wiley & Sons Inc., USA. 2006
- Pramudiono, I. Pengantar *Data Mining* : Menambang Permata Pengetahuan di Gunung Data. <http://www.ilmukomputer.org/wp-content/uploads/2006/08/iko-datamining.zip> Diakses pada tanggal 15 Maret 2016 jam 08.54. 2017
- Santosa, Budi. *Data Mining* :Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis. GRAHA ILMU, Yogyakarta. 2007
- Susanto, Sani., Dedy Suryadi. Pengantar *Data Mining* Menggali Pengetahuan dari Bongkahan Data. Andi Offset, Yogyakarta. 2010
- Salab. Amira. *Sugested Marketing Strategy Using Aprioridan FP Growth Algoritms ini Retail Sales in Egyp. International Journal Of Computers and Technology*. 2015.
- Tama, Bayu Adi. Penetapan Strategi Penjualan Menggunakan *Association Rules* dalam Konteks CRM. Jurnal GENERIC Vol 5 No 1. 2010
- Tama, Bayu Adi. Analysis of Cross-Selling's Product Suggestion : A Case Study of Digital Imaging Compan, The 3<sup>rd</sup> International Conference Applications and Information Processing Technology (CAIPT 2015), Yangon, Myanmar, June 23-24, 2015. 2015