

## PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK MENENTUKAN STRATEGI PENJUALAN DAN PROMOSI PADA PERUSAHAAN X

Didit Suhartono<sup>1</sup>, Kuart Indartono<sup>2</sup>, Ayunda Yusuf<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> STMIK AMIKOM Purwokerto

Jl. Letjen Pol Sumarto Watumas Purwanegara Purwokerto, Banyumas 53123

e-mail : didit@amikompurwokerto.ac.id<sup>1</sup>, indartono@amikompurwokerto.ac.id<sup>2</sup>, yunday19@gmail.com<sup>3</sup>

**Abstrak** - Perusahaan X adalah suatu perusahaan yang melayani pihak distributor produk makanan dan minuman dalam jumlah transaksi yang besar. Jumlah transaksi di Perusahaan X mengalami kenaikan transaksi setiap bulannya, pasalnya walaupun memiliki jumlah transaksi yang tidak banyak namun jumlah barang per transaksi berjumlah besar. Dengan demikian data-data transaksi yang tersimpan di database Perusahaan X dalam bentuk lembar kerja Excel sudah cukup banyak dan detail dalam pencatatan transaksi. Namun data-data tersebut masih merupakan data mentah yang artinya adalah data yang belum mengandung informasi dan pola apapun untuk dijadikan pengetahuan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pola penjualan produk, pola penjualn tersebut dijadikan dasar untuk strategi dan promosi perusahaan. Metode pada penelitian ini menggunakan algoritme apriori untuk menentukan item set yang terjual secara bersamaan. Berdasarkan penelitian dan penggalian data yang telah dilakukan menggunakan analisis asosiasi dan algoritme apriori dengan menerapkan minimal  $\Phi = 36$ , minimum support = 60 % dan minimum confidence = 90 % menghasilkan 10 aturan asosiasi terkuat yang dapat digunakan oleh Perusahaan X dalam proses penerapan strategi penjualan yang mencakup dalam menentukan keterkaitan antar produk sehingga berpotensi terbeli pada saat bersamaan, menambah jumlah stok produk serta melakukan promosi yakni memberikan kupon diskon pembelian produk saat momen bulan Ramadhan setiap produk yang dibeli secara bersamaan.

**Kata Kunci** - Algoritme, Apriori, Support, Confidence

### I. PENDAHULUAN

Perusahaan X adalah suatu perusahaan yang melayani pihak distributor produk makanan dan minuman dalam jumlah transaksi yang besar. Jumlah transaksi di Perusahaan X mengalami kenaikan transaksi setiap bulannya, pasalnya walaupun memiliki jumlah transaksi yang tidak banyak namun jumlah barang per transaksi berjumlah besar. Data-data transaksi yang tersimpan di database Perusahaan X dalam bentuk lembar kerja Excel sudah cukup banyak dan detail dalam pencatatan transaksi. Namun data-data tersebut masih merupakan data mentah yang artinya adalah data yang belum mengandung informasi dan pola apapun untuk dijadikan pengetahuan.

Perusahaan X membutuhkan sebuah proses pengelolaan data dengan memanfaatkan proses penggalian data atau *data mining*. Penerapan algoritme asosiasi bertujuan untuk mengetahui potensi produk yang dibeli

pelanggan dan menyesuaikan tata letak produk. Tata letak produk dapat memudahkan pelanggan dalam berbelanja, menarik pelanggan untuk datang dan menambah jumlah stok produk yang mempunyai keterkaitan dengan produk lainnya. sehingga pihak Perusahaan X dapat memberikan rekomendasi produk berdasarkan *cross-selling* untuk meningkatkan penjualan produk dan menentukan kombinasi diskon produk untuk melakukan promosi[1].

Tabel 1 mempunyai informasi dari hasil *record* transaksi yang terjadi setiap bulannya di Perusahaan X dan seringkali mengalami kenaikan dan penurunan transaksi per bulannya. Tabel ini berisi data-data transaksi yang terjadi pada bulan Januari hingga Desember pada tahun 2015. Namun bila melihat momen dalam tahun 2015 ada bulan-bulan yang penting yang dapat dijadikan acuan dalam pengolahan data yang akan dilakukan yakni terjadinya momen bulan Ramadhan pada bulan Juni dan Juli.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan Bulan Januari – Desember 2015

No	Bulan	Jumlah RecordTransaksi
1	Januari	18
2	Februari	36
3	Maret	20
4	April	11
5	Mei	24
6	Juni	26
7	Juli	34
8	Agustus	280
9	September	264
10	Oktober	78
11	November	91
12	Desember	44

Sumber : Data perusahaan X yang telah di olah

Berdasarkan permasalahan tersebut, akan dilakukan proses penggalian data yang diperoleh dari data-data transaksi Perusahaan X pada bulan Juni dan Juli 2015. Data-data yang akan diolah nantinya dapat dimanfaatkan sebagai pengetahuan bagi pihak perusahaan untuk memberikan kupon diskon produk yang dibeli, mengetahui keterkaitan antar produk dan menambah stok barang yang paling sering dibeli pada bulan Juni dan Juli atau momen Ramadhan mendatang. Pengolahan data tersebut juga berguna untuk

mengetahui kombinasi barang tertentu agar dapat diketahui pola yang bisa dijadikan rujukan untuk melakukan pengolahan data menggunakan analisis asosiasi atau *Association Rule Mining (ARM)*, yaitu teknik untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Analisis ini terkenal karena aplikasinya untuk menganalisis isi keranjang belanja para pelanggan serta cross-selling.

Data mining menurut David Hand dkk, adalah analisa terhadap data (biasanya berukuran besar) untuk menemukan hubungan yang jelas serta menyimpulkan yang belum diketahui sebelumnya dengan cara terkini dipahami dan berguna bagi pemilik data tersebut [2].

Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Analisis asosiasi berguna untuk menemukan hubungan penting yang tersembunyi di antara set data yang sangat besar. Hubungan yang sudah terbuka direpresentasikan dalam bentuk aturan asosiasi (*association rule*) atau set aturan item yang sering muncul [3].

Algoritme apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining[4][5]. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut *affinity analysis* atau *market basket analysis*.

Secara garis besar cara kerja algoritma apriori adalah sebagai berikut :

1. Pembentukan kandidat *itemset*, kandidat  $k$ -*itemset* dibentuk dari kombinasi *item* ( $k-1$ )-*itemset* yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu ciri dari algoritma Apriori adalah adanya pemangkasan kandidat  $k$ -*itemset* yang *subset*-nya yang berisi  $k-1$  *item* tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang  $k-1$ .
2. Perhitungan support dari tiap kandidat  $k$ -*itemset*. Support dari tiap kandidat  $k$ -*itemset* didapat dengan men-scan database untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item di dalam kandidat  $k$ -*itemset* tersebut. ini adalah juga ciri dari algoritme Apriori dimana diperlukan penghitungan dengan scan seluruh *database* 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 *support*-nya lebih besar dari minimum *support*.
4. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka  $k$  ditambah satu dan kembali ke bagian 1berikut.

Metodologi dasar analisis asosiasi[6] terbagi menjadi dua tahap :

#### 1) Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahapan ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam database. Nilai *support* sebuah item diperoleh dengan rumus berikut. *Support A* = Jumlah Transaksi Mengandung A Total Transaksi

$$SUPPORT = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} * 100\%$$

Nilai *support* dari 2 item diperoleh dari rumus 2 berikut.

$$SUPPORT = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} * 100\%$$

#### 2) Pembentukan Aturan Asosiasi

Pembentukan Aturan Asosiasi dilakukan setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicariaturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiasif “ jika A maka B “. Nilai *confidence* dari aturan “ jika A maka B “diperoleh dari rumus berikut :

$$CONFIDENCE = \frac{\sum \text{item yang dibeli sekaligus}}{\sum \text{jumlah transaksi pada bagian}} * 100\%$$

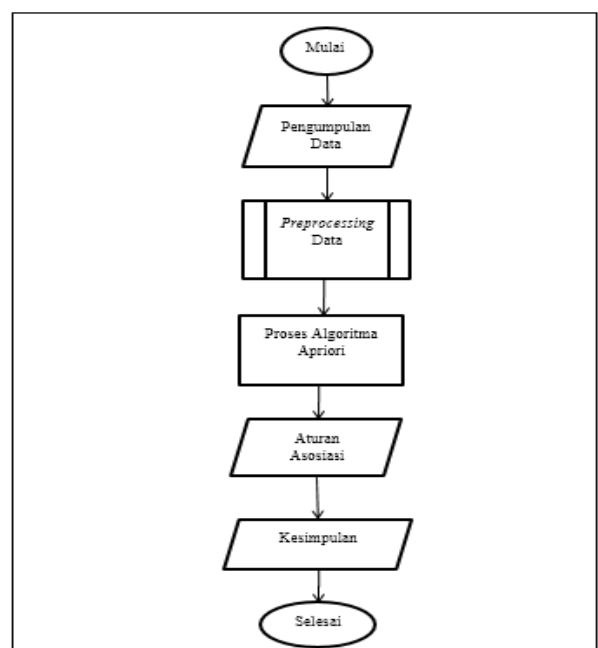
Kepanjangan dari WEKA: *Waikato Environment for Knowledge Learning*. Weka adalah program komputer yang dikembangkan oleh mahasiswa University of Waikato di Selandia Baru untuk tujuan mengidentifikasi informasi dari data mentah yang dikumpulkan dari domain pertanian. Data *preprocessing*, klasifikasi, *clustering*, asosiasi, regresi dan pilihan fitur tugas-tugas *data mining* standar yang didukung oleh Weka. Ini adalah sebuah aplikasi open source yang tersedia secara bebas. Dalam Weka *dataset* harus diformat dengan format ARFF.

Strategi penjualan yang erat kaitannya dengan analisis data adalah *cross selling*. *Cross selling* merupakan strategi perusahaan untuk meningkatkan penjualan produk baru kepada konsumen yang sudah ada berdasarkan pengalaman masa lalu mereka dalam mengkonsumsi produk perusahaan tersebut [7].

Sistaningrum mengungkapkan arti promosi adalah suatu upaya atau kegiatan perusahaan dalam mempengaruhi “konsumen aktual” maupun “konsumen potensial” agar mereka mau melakukan pembelian terhadap produk yang ditawarkan, saat ini atau dimasa yang akan datang[8].

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan alur penelitian yang terkonsep dari awal penelitian hingga akhir penelitian yang menghasilkan aturan asosiasi. Alur penelitian penulis gambarkan dalam gambar 1 berikut:

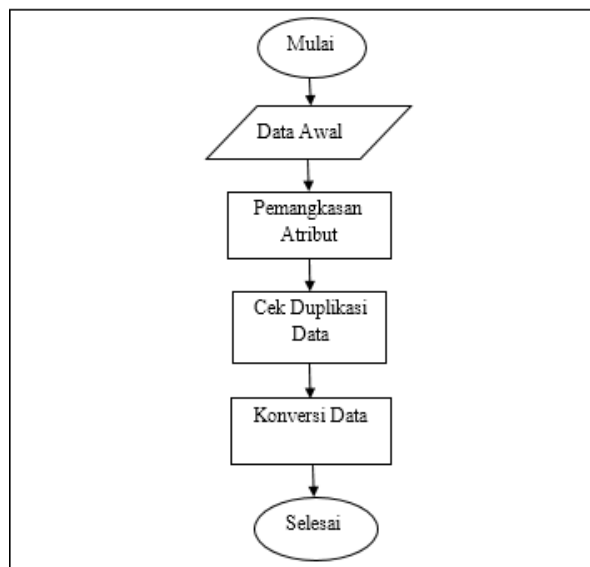


Gambar 1. Alur Penelitian

a) Pengumpulan Data

Penelitian yang penulis lakukan menggunakan data arsip berupa database yang berada di Microsoft Excel yang merupakan hasil dari penjualan Perusahaan X pada bulan Januari-desember 2015.

b) *Preprocessing* Data



Gambar 2. Flowchart Preprocessing Data

Langkah awal sebelum proses asosiasi dilakukan, terlebih dahulu dilakukan tahapan *preprocessing*[9] data yakni meliputi :

1. Data Awal  
Menentukan data awal yang akan diolah menjadi informasi yang berguna bagi pihak Perusahaan X .
2. Pemangkasan Atribut  
Memangkas atau menghapus atribut pada data awal yang tidak terpakai, misalnya satuan yang dirinci (jumlah per karton, perdus dan persaset) kita sederhanakan jadi persaset.
3. Cek Duplikasi Data  
Melakukan cek duplikasi data untuk mengetahui kemungkinan duplikasi data.
4. Konversi Data  
Melakukan konversi data menjadi data biner. Hal ini dilakukan karena dalam proses pengolahan data di Weka menggunakan data biner.

c) Proses Algoritme Apriori

Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan data penjualan, kemudian dihitung secara manual algoritme apriori dan pengolahan data pada Weka 3.7.

d) Aturan Asosiasi

Setelah mendapat pengetahuan yang dihasilkan dari dataset yang telah melalui proses algoritma apriori, kemudian menentukan aturan asosiasi.

e) Kesimpulan dan Saran

Tahap terakhir adalah penarikan kesimpulan dari penelitian yang dilakukan. Algoritme apriori diharapkan akan memberikan hasil berupa pengetahuan yang dapat digunakan untuk menentukan kebijakan dalam manajemen Perusahaan X.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses penerapan data mining menggunakan algoritme apriori untuk mengetahui keterkaitan antar produk yang dijual pada Perusahaan X melalui beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Data yang sudah dikumpulkan pada Perusahaan X merupakan data transaksi yang tersimpan pada lembar kerja Microsoft Excel dari bulan Januari hingga Desember 2015.

Tabel 2. Transaksi Bulan Januari Hingga Desember 2015

No	CREATION_DATE_CUSTOMER	CUSTOMER_NUMBER	CUSTOMER_NAME	BRAND
1	-	2200-0008850	FRESS UTAMA, TK	BONTEA GREEN
2	-	2200-0008850	FRESS UTAMA, TK	BONTEA GREEN
3	-	2200-0008850	FRESS UTAMA, TK	ESPRES SO
-	-	-	-	-
-	-	-	-	-
-	-	-	-	-
4259	-	2200-0008850	FRESS UTAMA, TK	GINGER BON
4260	-	2200-0009539	IMUT, TK	ABC EXO RTD
4261	-	2200-0009543	DARMO, TK	GOODD AY RTD

Sumber : Data perusahaan X yang telah di olah

2. Preprocessing data

Tahap ini dengan mengolah data mentah menjadi data yang siap dihitung dengan menggunakan algoritme apriori. Tahap ini melalui beberapa proses antara lain :

a. Menentukan data awal

Total keseluruhan data transaksi yang terjadi pada bulan Juni dan Juli 2015 ini disimpan dalam lembar kerja Microsoft Excel berjumlah 994 *record*.

b. Menghapus atribut yang tidak terpakai

Proses analisis tidak memerlukan semua atribut sehingga yang digunakan hanya 2 atribut yaitu *Customer\_number* dan *Brand*, *Customer\_number* merupakan nomor urut / struk transaksi *customer*, sedangkan *Brand* merupakan nama produk yang dibeli oleh customer.

c. Cek duplikasi data

Data yang mengalami duplikasi akan mengganggu proses perhitungan manual dan proses pengolahan di Weka 3.7.

d. Konversi data menjadi data biner

Hal ini dilakukan karena dalam proses pengolahan data di Weka menggunakan data biner, yaitu angka 1 dan tanda ? pada setiap *cell*. Angka 1 menunjukkan bahwa suatu item barang ada dalam keranjang belanja konsumen dan ? menunjukkan bahwa suatu item barang yang dimaksud tidak ada dalam keranjang belanja konsumen.

3. Proses Algoritme Apriori

Proses perubahan data transaksi ke dalam data biner di dalam tools Weka 3.7 penulis menduplikasi data biner tersebut ke dalam Notepad++ yang kemudian nantinya disimpan ke dalam format *ARFF*. Gambar 4.1 adalah barisan kode yang ada di *Notepad++* yaitu terdiri dari *@relation* perhitungan juni-juli, *@attribute* yang menampung produk yang dijual pada saat bulan Juni dan Juli 2015, yang terakhir adalah *@data* berisi bilangan biner

yang terdiri dari angka '1' yang berarti terjadi transaksi dan tanda '?' artinya tidak ada transaksi.

Tahapan selanjutnya yang perlu dilakukan adalah menetapkan minimal  $\Phi$ , misalkan penulis menerapkan minimum  $\Phi = 36$  maka semua *itemset* yang frekuensi kemunculannya lebih dari 36 kali disebut *frequent*. Berikut ini adalah daftar kandidat *1-itemset* yang memenuhi minimum batas transaksi seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Daftar Kandidat 1 Itemset

Kandidat K-1 <i>itemset</i>	Jumlah
ABC SUSU	43
GOODDAY CAPPUCINNO	39
GOODDAY HOT	47
KA MIX	41
KAPAL API	50
RELAXA	48

Sumber : Data perusahaan X yang telah di olah dengan weka

Daftar kandidat 1 itemset juga sudah dibuktikan dengan *tools Weka 3.7* yakni menghasilkan 6 produk yang lolos dan mencapai 1 itemset hal ini dipaparkan dari hasil running di Weka (perhatikan tulisan yang dilingkari dan digaris warna merah) bahwa yang lolos melebihi 36 instances seperti pada gambar 3 berikut ini.

```

Apriori
=====

Minimum support: 0.6 (36 instances)
Minimum metric <confidence>: 0.9
Number of cycles performed: 8

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 6
Size of set of large itemsets L(2): 8
Size of set of large itemsets L(3): 2

Best rules found:
1. RELAXA=1 48 ==> KAPAL API=1 47 <conf:(0.98)> lift:(1.17) lev:(0.12) [6] conv:(4)
2. ABC SUSU=1 43 ==> GOODDAY HOT=1 42 <conf:(0.98)> lift:(1.25) lev:(0.14) [8] conv:(4.66)
3. KA MIX=1 41 ==> GOODDAY HOT=1 40 <conf:(0.98)> lift:(1.25) lev:(0.13) [7] conv:(4.44)
4. GOODDAY CAPPUCINNO=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38 <conf:(0.97)> lift:(1.24) lev:(0.12) [7] conv:(4.22)
5. ABC SUSU=1 KA MIX=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38 <conf:(0.97)> lift:(1.24) lev:(0.12) [7] conv:(4.22)
6. GOODDAY HOT=1 RELAXA=1 37 ==> KAPAL API=1 36 <conf:(0.97)> lift:(1.17) lev:(0.09) [5] conv:(3.08)
7. KA MIX=1 41 ==> ABC SUSU=1 39 <conf:(0.95)> lift:(1.33) lev:(0.16) [9] conv:(3.87)
8. GOODDAY HOT=1 KA MIX=1 40 ==> ABC SUSU=1 39 <conf:(0.95)> lift:(1.33) lev:(0.16) [9] conv:(3.78)
9. GOODDAY HOT=1 KAPAL API=1 38 ==> RELAXA=1 36 <conf:(0.95)> lift:(1.18) lev:(0.09) [5] conv:(2.53)
10. KAPAL API=1 50 ==> RELAXA=1 47 <conf:(0.94)> lift:(1.17) lev:(0.12) [6] conv:(2.5)

```

Gambar 3.. Bukti 1 Itemset Yang Lolos

Daftar 1-itemset di atas, dibuat menjadi daftar frequent 2-itemset, maka akan didapat hasil sebagai berikut :

Tabel 4. Daftar Frequent 2 Itemset

Kandidat 2 <i>itemset</i>	Jumlah
ABC SUSU, GOODDAY HOT	42
ABC SUSU, KA MIX	39
GOODDAY CAPPUCINNO, GOODDAY HOT	38
GOODDAY HOT, KA MIX	40
GOODDAY HOT, KAPAL API	38
KAPAL API, RELAXA	47

Sumber : Data perusahaan X yang telah di olah dengan weka

```

Apriori
=====

Minimum support: 0.6 (36 instances)
Minimum metric <confidence>: 0.9
Number of cycles performed: 8

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 6
Size of set of large itemsets L(2): 8
Size of set of large itemsets L(3): 2

Best rules found:
1. RELAXA=1 48 ==> KAPAL API=1 47 <conf:(0.98)> lift:(1.17) lev:(0.12) [6] conv:(4)
2. ABC SUSU=1 43 ==> GOODDAY HOT=1 42 <conf:(0.98)> lift:(1.25) lev:(0.14) [8] conv:(4.66)
3. KA MIX=1 41 ==> GOODDAY HOT=1 40 <conf:(0.98)> lift:(1.25) lev:(0.13) [7] conv:(4.44)
4. GOODDAY CAPPUCINNO=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38 <conf:(0.97)> lift:(1.24) lev:(0.12) [7] conv:(4.22)
5. ABC SUSU=1 KA MIX=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38 <conf:(0.97)> lift:(1.24) lev:(0.12) [7] conv:(4.22)
6. GOODDAY HOT=1 RELAXA=1 37 ==> KAPAL API=1 36 <conf:(0.97)> lift:(1.17) lev:(0.09) [5] conv:(3.08)
7. KA MIX=1 41 ==> ABC SUSU=1 39 <conf:(0.95)> lift:(1.33) lev:(0.16) [9] conv:(3.87)
8. GOODDAY HOT=1 KA MIX=1 40 ==> ABC SUSU=1 39 <conf:(0.95)> lift:(1.33) lev:(0.16) [9] conv:(3.78)
9. GOODDAY HOT=1 KAPAL API=1 38 ==> RELAXA=1 36 <conf:(0.95)> lift:(1.18) lev:(0.09) [5] conv:(2.53)
10. KAPAL API=1 50 ==> RELAXA=1 47 <conf:(0.94)> lift:(1.17) lev:(0.12) [6] conv:(2.5)

```

Gambar 4. Bukti Frequent 2 Itemset

Kombinasi 2 *itemset* dalam F2 pada tabel 4 dapat di gabungkan menjadi calon 3 itemset. *Itemset* dari F2 yang dapat digabungkan adalah *itemset-itemset* yang memiliki kesamaan dalam *k-2 item* pertama. Calon 3 *itemset* yang dapat dibentuk dari F2 tampak pada Tabel 5 berikut ini.

Tabel 5. Daftar Frequent 3 Itemset

Kandidat 3 <i>Itemset</i>	Jumlah
ABC SUSU, GOODDAY HOT, KA MIX	38
GOODDAY HOT, KAPAL API, RELAXA	36

Sumber : Data perusahaan X yang telah di olah dengan weka

```

Apriori
=====

Minimum support: 0.6 (36 instances)
Minimum metric <confidence>: 0.9
Number of cycles performed: 8

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 6
Size of set of large itemsets L(2): 8
Size of set of large itemsets L(3): 2

Best rules found:
1. RELAXA=1 48 ==> KAPAL API=1 47 <conf:(0.98)> lift:(1.17) lev:(0.12) [6] conv:(4)
2. ABC SUSU=1 43 ==> GOODDAY HOT=1 42 <conf:(0.98)> lift:(1.25) lev:(0.14) [8] conv:(4.66)
3. KA MIX=1 41 ==> GOODDAY HOT=1 40 <conf:(0.98)> lift:(1.25) lev:(0.13) [7] conv:(4.44)
4. GOODDAY CAPPUCINNO=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38 <conf:(0.97)> lift:(1.24) lev:(0.12) [7] conv:(4.22)
5. ABC SUSU=1 KA MIX=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38 <conf:(0.97)> lift:(1.24) lev:(0.12) [7] conv:(4.22)
6. GOODDAY HOT=1 RELAXA=1 37 ==> KAPAL API=1 36 <conf:(0.97)> lift:(1.17) lev:(0.09) [5] conv:(3.08)
7. KA MIX=1 41 ==> ABC SUSU=1 39 <conf:(0.95)> lift:(1.33) lev:(0.16) [9] conv:(3.87)
8. GOODDAY HOT=1 KA MIX=1 40 ==> ABC SUSU=1 39 <conf:(0.95)> lift:(1.33) lev:(0.16) [9] conv:(3.78)
9. GOODDAY HOT=1 KAPAL API=1 38 ==> RELAXA=1 36 <conf:(0.95)> lift:(1.18) lev:(0.09) [5] conv:(2.53)
10. KAPAL API=1 50 ==> RELAXA=1 47 <conf:(0.94)> lift:(1.17) lev:(0.12) [6] conv:(2.5)

```

Gambar 5 Bukti Frequent 3 Itemset

#### 4. Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi digunakan untuk menentukan nilai *support* dan *confidence* dari masing-masing frequent itemset sehingga muncul calon aturan asosiasi. Cara menghitung menghitung *support* dan *confidence* digunakan rumus sebagai berikut :

$$SUPPORT = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} * 100\%$$

$$CONFIDENCE = \frac{\sum \text{item yang dibeli sekaligus}}{\sum \text{jumlah transaksi pada bagian}} * 100\%$$

Langkah berikutnya memilih aturan asosiasi yang memenuhi *minimum support* 60% dan *minimum confidence* 90%. Proses selanjutnya menentukan aturan asosiasi final terurut berdasarkan *support x confidence*. Berikut ini pemaparananya masing-masing *rule* yang terbentuk :

- Jika membeli RELAXA maka akan membeli KAPAL API dengan *support* 78 % dan *confidence* 97 %.
- Jika membeli KAPAL API maka akan membeli RELAXA dengan *support* 78 % dan *confidence* 94 %.
- Jika membeli ABC SUSU maka akan membeli GOODDAY HOT dengan *support* 70 % dan *confidence* 97 %.

- d. Jika membeli KA MIX maka akan membeli GOODDAY HOT dengan *support* 66% dan *confidence* 97%.
- e. Jika membeli KA MIX maka akan membeli ABC SUSU dengan *support* 65% dan *confidence* 95%.
- f. Jika membeli GOODDAY CAPPUCINO maka akan membeli GOODDAY HOT dengan *support* 63% dan *confidence* 97%.
- g. Jika membeli ABC SUSU dan KA MIX maka akan membeli GOODDAY HOT dengan *support* 63% dan *confidence* 97%.
- h. Jika membeli GOODDAY HOT dan KA MIX maka akan membeli ABC SUSU dengan *support* 63% dan *confidence* 95%.
- i. Jika membeli GOODDAY HOT dan RELAXA, maka akan membeli KAPAL API dengan *support* 60% dan *confidence* 97%.
- j. Jika membeli GOODDAY HOT dan KAPAL API, maka akan membeli RELAXA dengan *support* 60% dan *confidence* 94%.

Hasil perkalian *support* dan *confidence* dapat dilihat jika hasil yang terbesar pada perkalian tersebut merupakan *rule* yang digunakan saat menjual produk di Perusahaan X.

Peneliti menentukan minimal *support* 0,6 dan minimal *confidence* 0,9 dan penerapan Asosiasi *rule* dengan menggunakan algoritme apriori memperoleh hasil yang sama dengan perhitungan manual. Di Weka menghasilkan 10 *rules* yang merupakan *rules* terbaik. Berikut ini pemaparan dan penjelasan masing-masing *rules* yang dihasilkan oleh Weka pada Table 6 berikut.

Tabel 6. Hasil *Running* Aturan Asosiasi di Weka 3.7

No	Aturan Asosiasi	Conf	Lift	Lev	Conv
1	RELAXA=1 48 ==> KAPAL API=1 47	0.98	1.17	0.12	4
2	ABC SUSU=1 43 ==> GOODDAY HOT=1 42	0.98	1.25	0.14	4.66
3	KA MIX=1 41 ==> GOODDAY HOT=1 40	0.98	1.25	0.13	4.44
4	GOODDAY CAPPUCINN O=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38	0.97	1.24	0.12	4.22
5	ABC SUSU=1 KA MIX=1 39 ==> GOODDAY HOT=1 38	0.97	1.24	0.12	4.22
6	GOODDAY HOT=1 RELAXA=1 37 ==> KAPAL API=1 36	0.97	1.17	0.09	3.08
7	KA MIX=1 41 ==> ABC	0.95	1.33	0.16	3.87

	SUSU=1 39				
8	GOODDAY HOT=1 KA MIX=1 40 ==> ABC SUSU=1 38	0.95	1.33	0.16	3.78
9	GOODDAY HOT=1 KAPAL API=1 38 ==> RELAXA=1 36	0.95	1.18	0.09	2.53
10	KAPAL API=1 50 ==> RELAXA=1 47	0.94	1.17	0.12	2.5

Sumber : Data perusahaan X yang telah di olah dengan weka

Pemakaian algoritme apriori dapat mengetahui hubungan antara item set yang sering di beli secara bersamaan. Perusahaan dapat memanfaatkan pengolahan data dengan algoritme apriori tersebut untuk stok produk yang sering di beli secara bersamaan dan diskon produk.

Stok produk yang biasa dibeli bersamaan ini dapat dijadikan acuan untuk strategi penjualan dengan menjual barang yang sering di cari distributor.

Promosi dapat dilakukan strategi diskon produk dengan memanfaatkan item barang yang sering terjual semisal: beli 3 produk yang sering terjual akan dapat diskon potongan harga untuk membeli produk yang jarang terjual.

#### IV. KESIMPULAN

Penerapan minimal  $\Phi = 36$ , *minimum support* = 60% dan *minimum confidence* = 90% menghasilkan 10 aturan asosiasi terkuat yang dapat digunakan oleh Perusahaan X. Strategi penjualan yang dilakukan mencakup penentuan keterkaitan antar produk sehingga berpotensi terbeli pada saat bersamaan, menambah jumlah stok produk yang sering terjual. Promosi dilakukan dengan memberikan kupon diskon pembelian produk saat momen bulan Ramadhan setiap produk yang dibeli secara bersamaan.

#### V. SARAN

Penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menerapkan *frequent item set minimal* ( $\Phi$ ), *minimal support* dan *minimal confidence* yang berbeda. Selain itu dapat dilakukan dengan membangun suatu sistem aplikasi maupun memanfaatkan algoritma association data mining lainnya seperti *Generalized Rule Induction*, Algoritme *Hash Based*, dan *FP-Growth* untuk kemudian dilakukan perbandingan diantara algoritme-algoritme tersebut.

#### REFERENSI

- [1] Tahyudin, I. (2014). Sistem Pendukung Keputusan (SPK) Konsep Dasar Penerapannya dan Data Mining. Banyumas: Zahira Media Publisher.
- [2] Widodo, P. P. (2013). Penerapan Data Mining dengan Matlab. Bandung: Rekayasa Sains.
- [3] Prasetyo. (2012). Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab. Yogyakarta: Andi Offset.
- [4] Hermawati, A. (2013). Data Mining. Yogyakarta: Andi Offset.
- [5] Kusri, Luthfi, Emha Taufiq. (2009). Algoritma Data Mining. Yogyakarta: Andi Offset.

- [6] Santoso, LW. (2003). Pembuatan Perangkat Lunak Data Mining untuk Penggalan Kaidah Asosiasi Menggunakan Apriori. Jurnal Informatika Vol 4, No 2, November 2003.
- [7] Sholikhatin, S. A. (2016). Penerapan Data mining Untuk Menentukan Strategi Penjualan Dan Promosi Pada PT Sumber Alfaria Trijaya TBK Cilacap . STMIK Amikom Purwokerto.
- [8] Sistaningrum. (2002). Manajemen Promosi Pemasaran. Jakarta: PT. Index.
- [9] Sarah and Alaa. (2011). Implementation of Data Mining Techniques for Meteorological Data Analysis (A case study Gaza Strip). IJCT Journal Vol 1, No 3, Juli 2011.