APLIKASI DATA MINING MARKET BASKET ANALYSIS UNTUK MENEMUKAN POLA PEMBELIAN DI SWALAYAN SURYA MEDAN

Jeremia Siregar

Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri
Institut Sains dan Teknologi TD Pardede, Jl. DR. TD. Pardede No.8, Medan

Email: jeremiasiregar@istp.ac.id

Abstract

The development of Information technology in the transaction process in supermarkets compete to improve the quality and utility in order to achieve dissemination of information easily and quickly which is accurate and effective. This situation encourages the development of techniques that automatically fnd the relationship between item in the database. This study aims to analyzing and knowing association rules formed by using apriori algorithm. Market basket analysis 's steps are doing descriptive analysis, grouping the data transactions, applying apriori algorithm on the data, calculating the value of support and calculating the value of confidence. With the value of the minimum support 10% and minimum value of confidence 40%, the results obtained are one rule of association on the first day, four rules of association on the second day, one rule of association on the third day, four rules of association on the fourth day, six rules of association on the fifth day, nine rules of association on the sixth day, and four rules of association on the seventh day.

Keywords: *Apriori algorithm, confidence, market basket analysis, support.*

Pendahuluan

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, *data mining* merupakan salah satu bidang yang berkembang pesat karena besarnya kebutuhan akan nilai tambah dari *database* skala besar yang makin banyak terakumulasi. *Data mining* merupakan serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu kumpulan data. *Data mining* juga dikenal dengan *namaknowledge discovery in database* (KDD) (Virgiawan dan Mukhlash, 2013).

Proses dalam *market basket analysis* menganalisis pola pembelian pelanggan dengan cara menemukan hubungan antar *item* yang berbeda yang diletakkan konsumen dalam *shopping basket*(Nataliani, Yosh, dan Athanasia, 2012). Ada beberapa algoritma yang sudah dikembangkan mengenai aturan asosiasi, namun ada satu algoritma klasik yang sering dipakai yaitu algoritma apriori (Siburian, 2014).Biasanya algoritma ini digunakan untuk analisis pembelian barang di pasar swalayan dengan maksud untuk mengetahui berapa besar kemungkinan seorang konsumen membeli satu jenis barang bersamaan dengan jenis barang yang lainnya (Virgiawan dan Mukhlash, 2013).

Kecenderungan pelanggan membeli barang secara bersamaan menjadikan salah satu faktor dalam pengaturan *layout* swalayan untuk meletakkan barang secara optimal. Tata letak produk yang strategis dan tepat dalam penataannya akan lebih mudah dijangkau oleh konsumen dan tidak akan menghabiskan waktu. Untuk itu perlu dibuat sebuah model sistem yang dapat menentukan pola tata letak produk pada swalayan.

Berdasarkan uraian tersebut, maka penulis tertarik menggunakan *market basket analysis* untuk mengetahui barang apa saja yang sering dibeli konsumen secara bersamaan di Surya Medan

DataMining

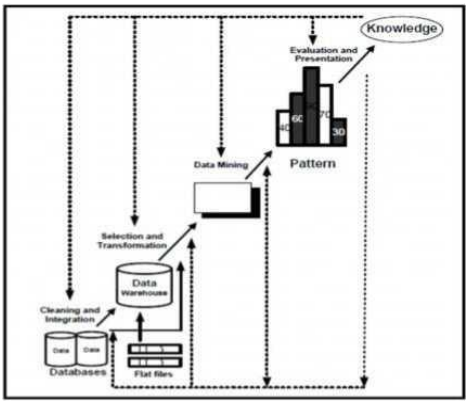
Setiap lembaga mempunyai sistem operasional yang setiap kegiatan operasinya selalu dicatat dan didokumentasikan.Data-data tersebut tersimpan dalam sebuah basis data berkapasitas besar.Munculnya *data mining* didasarkan pada kenyataan bahwa jumlah data yang tersimpan dalam basis data semakin besar, sehingga mendorong penerapan teknik pengolahan data dari berbagai bidang pengetahuan seperti statistika.

Dataminingmerupakan sebuah proses untuk mendapatkan informasi yang berguna dari gudang basis data yang besar. Data mining juga dapat diartikan sebagai proses ekstraksi informasi baru yang diambil dari data besar yang membantu dalam pengambilan keputusan. (Prasetyo, 2012).Sedangkan menurut Mabrur dan Lubis (2012) secara teknis *data mining* dapat disebut sebagai proses untuk

menemukan korelasi atau pola dari ratusan atau ribuan *field* dari sebuah relasional *database* yang besar.

Tahapan *Data Mining*

Dalam aplikasinya, *data mining* merupakan salah satu bagian proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang bertugas untuk mengekstrak pola atau model dari data dengan menggunakan suatu algoritma yang spesifik. Adapun tahapan-tahapan dalam *data mining* dalam Mabrur dan Lubis (2012), disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan data

1. *DataSelection*

   Memilihdan memisahkan data berdasarkan beberapa kriteria yang diinginkan peneliti, seperti data berdasarkan kota tempat tinggal konsumen.
2. *Preprocessing*

   Sebelum proses *data mining* dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses *cleaning* dengan tujuan untuk membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak (tipografi). Juga dilakukan proses *enrichment*, yaitu proses "memperkaya" data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk KDD, seperti data atau informasi eksternal.
3. *Transformation*

   Proses *coding* pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses *data mining*. Proses *coding* dalam KDD merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam *database*.
4. *Data Mining*

   Proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu.
5. *Interpretation / Evaluation*

   Pola informasi yang dihasilkan dari proses *data mining* perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut dengan *interpretation*. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesa yang ada sebelumnya atau tidak.

Pekerjaan Dalam *Data Mining*

Pekerjaan yang berkaitan dengan *data mining* menurutPrasetyo (2012) dapat dibagi menjadi empat kelompok, yaitu:

1. Pemodelan Prediktif (*Predictive Modeling*)

   Berkaitan dengan pembuatan sebuah model yang dapat melakukan pemetaan dari setiap himpunan variabel ke setiap targetnya, kemudian menggunakan model tersebut untuk memberikan nilai target pada himpunan baru yang didapat. Ada dua jenis model prediksi, yaitu klasifikasi dan regresi. Klasifikasi digunakan untuk variabel target diskrit, sedangkan regresi untuk variabel target kontinu.
2. Analisis Kelompok (*Cluster Analysis*)

   Melakukanpengelompokan data ke dalam sejumlah kelompok (*cluster*) berdasarkan kesamaan karakteristik masing- masing data pada kelompok-kelompok yang ada. Data-data yang masuk dalam batas kesamaan dengan kelompoknya akan bergabung dalam kelompok tersebut, dan akan terpisah dalam kelompok yang berbeda jika keluar batas kesamaan dengan kelompok tersebut.
3. Analisis Asosiasi (*Association Analysis*)

   Analisis asosiasi (*association analysis*) digunakan untuk menemukan pola yang menggambarkan kekuatan hubungan fitur dalam data.Pola yang ditemukan biasanya merepresentasikan bentuk aturan implikasi atau subset fitur. Tujuannya adalah untuk menemukan pola yang menarik dengan cara yang efisien.
4. Deteksi Anomali *(Anomaly Detection).*

   Pekerjaan deteksi anomali (*anomaly detection*) berkaitan dengan pengamatan sebuah data dari sejumlah data yang secara signifikan mempunyai karakteristik yang berbeda dari sisa data yang lain.

Market Basket Analysis

Market basket analysis adalah asosiasi dalam *data mining* yang dapat menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu. Proses ini menganalisis pola pembelian pelanggan dengan cara menemukan hubungan antara *item-item* yang berbeda yang diletakkan konsumen dalam *shopping basket.* Hasil yang telah didapatkan ini nantinya dapat

Jeremia Siregar

dimanfaatkan oleh perusahaan retail seperti toko atau swalayan untuk mengembangkan strategi pemasaran dengan *melihat item-item* mana saja yang kemungkinan dibeli secara bersamaan oleh konsumen(Nataliani, Yosh, dan Athanasia, 2012).

Association Rule

Association rule miningatau analisis asosiasi adalah teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi *item*. Contoh aturan asosiasi dari analisis pembelian di suatu pasar swalayan adalah dapat diketahuinya berapa besar kemungkinan seorang pelanggan membeli roti bersamaan dengan susu. Dengan pengetahuan tersebut pemilik pasar swalayan dapat mengatur penempatan barangnya atau merancang kampanye pemasaran dengan memakai kupon diskon untuk kombinasi barang tertentu.Analisis asosiasi menjadi terkenal karena aplikasinya untuk menganalisa isi keranjang belanja di pasar swalayan.Analisis asosiasi juga sering disebut dengan istilah *market basket analysis.Analisis* asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik *data mining* yang menjadi dasar dari berbagai teknik lainnya dalam *data mining*(Virgiawan dan Mukhlash, 2013).

Algoritma Apriori

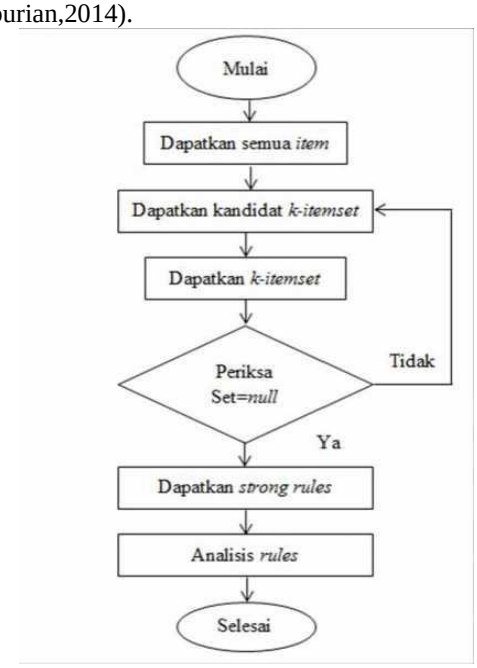
Algoritma apriori adalah algoritma yang dikenalkan oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1994. Algoritma apriori bertujuan untuk menemukan *frequent itemsets* yang dijalankan pada sekumpulan data. Pada iterasi ke-*k*akan ditemukan semua *itemset* yang memiliki *k* item, yang disebut k-*itemset*. Sifat utama dari algoritma apriori adalah semua subset dari suatu *frequent itemsets* adalah juga merupakan anggota *frequent itemsets* (Virgiawan dan Mukhlash, 2013).

Tahap-tahap dalam algoritma apriori digambarkan oleh Virgiawan dan Mukhlash (2013) dalam diagram alir pada Gambar 2.

Algoritma apriori ini juga merupakan teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Biasanya digunakan untuk analisis pembelian barang di pasar swalayan dengan maksud untuk mengetahui berapa besar kemungkinan seorang konsumen membeli satu jenis barang bersamaan dengan jenis barang yang lainnya, sehingga perusahaan dapat mengatur strategi promosi dan penempatan barang yang saling berhubungan ditempatkan secara berdekatan dan menetapkan strategi harga promosi untuk barang-barang tertentu yang saling berhubungan (Diana dan Shidik, 2014).

Itemset* dan *Frequent Itemset

Itemset adalah sekumpulan dari satu atau beberapa *item* di dalam 1 (satu) transaksi, dan *k-itemset* adalah *itemset* yang berisi *k items.Itemsetfrequency* adalah jumlah transaksi yang berisi *itemset tertentu.Frequent itemset* adalah *itemset* yang terjadi paling sedikit pada jumlah tertentu, biasa disimbolkan O, dimana O adalah batas minimum *itemset* terpilih. Misalkan, O = 4, *itemset* yang terjadi lebih dari 4 disebut *frequent itemset*. Dan F_k adalah himpunan semua *frequent itemset* yang terdiri dari *k-item (set of frequent k-itemsets*) (Siburian,2014).



Gambar 2.Diagram alir algoritma apriori

Support, Confidence* dan *Lift Ratio

Dalam asosiasi terdapat istilah *antecedent* dan *consequent*, *antecedent* untuk mewakili bagian "jika" dan *consequent* untuk mewakili bagian "maka".Dalam analisis ini, *antecedent* dan *consequent* adalah sekelompok *item* yang tidak punya hubungan secara bersama.Dari jumlah besar aturan yang mungkin dikembangkan, perlu memiliki aturan-aturan yang cukup kuat tingkat ketergantungan antar item dalam *antecedent* dan *consequent*. Untuk mengukur kekuatan aturan asosiasi ini, digunakan ukuran *support* dan *con/idence*(Siburian,2014).

Sifat *support* merupakan ukuran yang sangat penting dalam analisis asosiasi.Sementara, *confidence* digunakan untuk mengukur nilai kepastian hubungan antar *item* dalam aturan asosiasi. Untuk aturan A^B, nilai *confidence* yang tinggi menandakan banyaknya B yang muncul dalam transaksi yang berisi A. *Confidence* juga memberikan cara untuk menemukan aturan asosiasi secara efisien (Prasetyo, 2012).

Metode dasar analisis asosiasi menurut Diana dan Shidik (2014) terbagi menjadi dua tahap:

1. Analisis pola frekuensi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam *database*. Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut:

$$/ = \frac{Ji\ ti\ m}{T\ ti} \quad A \text{ dari} \quad (1)$$

Sementara itu, nilai support (A#) = P(AnB) diperoleh dari rumus 2 berikut:

$$Sa\ (.i.A) \quad (2)$$

/j *ti*

2. Pembentukan aturan asosiasi

J a h B 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 dari rumus berikut:

$$C = \frac{Ji\ ti\ m\ A\ d\ B}{Ji\ ti\ m\ A} \quad (3)$$

Aturan yang diinginkan adalah aturan yang mempunyai *support* yang tinggi atau *confidence* yang tinggi, dan biasanya keduanya. Aturan yang kuat adalah aturan yang memenuhi atau melebihi kriteria *support* dan *confidence minimum.*

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/Improvement Ratio* dapat dihitung dengan rumus:

$$\frac{\text{Support (A) * Support(B)}}{\text{Support (A A B)}}$$

Sebuah transaksi dikatakan valid jika mempunyai nilai *Lift*/*Improvement* lebih dari 1, yang berarti bahwa dalam transaksi tersebut, produk A dan B benar-benar dibeli secara bersamaan (Zahedi,2012).

Hasil dan Pembahasan

Terlebih dahulu akan dilakukan pengujian statistika deskriptif untuk melihat gambaran umum data penjualan di Toko Metro Utama Balikpapan.

Berdasarkan Tabel 1. statistika deskriptif dapat dijelaskan bahwa dari 7 hari penjualan, frekuensi penjualan*i'tem*tertinggi pada tanggal 28 Desember 2021 sebanyak *84item* dengan rata-rata frekuensi penjualan *item* yang dibeli oleh konsumen sebanyak 16 kali dan *item* yang paling banyak dibeli adalah minuman kemasan.

Tabel 1.Statistika deskriptif

Tanggal	Frek *Item*	Frekuensi Penjualan		
		Rata-rata	Modus	*Item*
24 Des 2021	71	14	62	Makanan ringan
25 Des 2021	71	15	81	Minuman kemasan
26 Des 2021	73	13	62	Rokok
27 Des 2021	67	15	79	Minuman kemasan
28 Des 2021	73	16	84	Rokok
29 Des 2021	71	16	71	Makanan ringan
30 Des 2021	70	17	82	Rokok

Aplikasi Algoritma Aprioripada Data Transaksi Penjualan di Toko Surya Medan

Proses perhitungan *market basket analysis* pada data penjualan di Toko Metro Surya Meedan menggunakan metode algoritma apriori menggunakan *software* R.2.11.1. pada tanggal 24 Desember sampai 30 Desember 2021.

1. Melakukan pembersihan data guna menghapus duplikasi *item* pada setiap transaksi yang ada dalam satu hari dikarenakan *software* tidak menampilkan hasil yang mengalami duplikasi dalam sebuah transaksi maupun transaksi yang lain.
2. Memisahkan masing-masing *item* yang dibeli dan melakukan *coding* pada tiap *item.*
3. Melakukan proses algoritma apriori, antara lain:
   1) Melakukan *load packagearules*.
   2) Input data transaksi *item* yang telah di*coding* dan *syntax* pada laman R*Console*terlebih dahulu, setelah itu akan muncul hasil pada 7 hari dari tanggal 24 Desember 2021 sampai 30 Desember 2021 yang selanjutnya membuat proses algoritma apriori. Parameter yang digunakan dalam program adalah sebagai berikut:
   3)

Tabel 2.Parameter dalam proses algoritma apriori

Parameter	Nilai
minimum support	0,1
minimum confidence	0,4

Selanjutnya *output* yang dihasilkan sebagai berikut:

a) *Output* 24 Desember 2021

```
transactions as itemMatrix in sparse format
with 213 rows (elements/itemsets/transactions)
 71 columns      (items)  an     a density of
 0.06381009               d

 most frequent  items:
 V33     V58     V38     V71      V32 (Other)
 62      59      58      50       44     692

 lhs      rhs  supp conf      lift
I. {V38}  =>  {V33}  0.11267  0.4137931  1.421580
```

Gambar 3.Hasil *output* program pada tanggal 24 Desember 2021

Dari Gambar 3 dapat diketahui bahwa terdapat 213 transaksi dengan 71 jenis *item* yang dibeli oleh konsumen, dan pada *outputmost frequent items*, dapat diketahui bahwa 5 *item* yang sering muncul dalam transaksi pembelian antara lain V33 (makanan ringan) sebanyak 62 kali, V58 (rokok) sebanyak 59 kali, V38 (minuman kemasan) sebanyak 58 kali, V71 (susu) sebanyak 50 kali, dan V32 (makanan instan) sebanyak 44 kali. Dengan nilai *minimum support* sebesar

II, 27%, nilai *minimum confidence* sebesar 41,38% dan nilai *lift* sebesar 1,42 menghasilkan satu hukum asosiasi yaitu "Jika membeli minuman kemasan maka membeli makanan ringan".

b) *Output* 25 Desember 2021

```
transactions as itemMatrix in sparse format
with
222 rows (elements/itemsets/transactions)
 71 columns      (items)  and a density of
 0.06839234
 most frequent  items:
 V38     V58     V33      V32      V71 (Other)
 81      77      61                56      51
                                          752
 lhs      rhs    sup        conf      lift
 1.              0.  1081081 0.4285714  1.235622
 2.              0.  1216216 0.4426230  1.213115
 3.              0.1576577  0.4320988  1.245791
 4.              0.1576577  0.4545455  1.245791
```

Gambar 4. Hasil *output* program pada tanggal 25 Desember 2021

Dari Gambar 4 di atas dapat diketahui bahwa terdapat 222 transaksi dengan 71 jenis *item* yang dibeli oleh konsumen, dan pada *outputmost frequent items*, dapat diketahui bahwa 5 *item* yang sering muncul dalam transaksi pembelian antara lain V38 (minuman kemasan) sebanyak 81 kali, V58 (rokok) sebanyak 77 kali, V33 (makanan ringan) sebanyak 61 kali, V32 (makanan instan) sebanyak 56 kali, V71 (susu) sebanyak 51 kali. Dengan nilai *minimum support* sebesar 10,81%, nilai *minimum confidence* sebesar 41,86% dan nilai *minimum lift* sebesar 1,21 menghasilkan 4 (empat) hukum asosiasi antara lain:

1. "Jika membeli makanan ringan maka membeli rokok"
2. "Jika membeli makanan ringan maka membeli minuman kemasan"
3. "Jika membeli minuman kemasan maka membeli rokok"
4. "Jika membeli rokok maka membeli minuman kemasan"

c) *Output* 26 Desember 2021

Dari Gambar 5. dapat diketahui bahwa terdapat 194 transaksi dengan 71 jenis *item* yang dibeli oleh konsumen, dan pada *outputmost frequent items*, dapat diketahui bahwa 5 *item* yang sering muncul dalam transaksi pembelian antara lain V58 (rokok) sebanyak 62 kali, V38 (minuman kemasan) sebanyak 59 kali, V33 (makanan ringan) sebanyak 57 kali, V71 (susu) sebanyak 52 kali V32 (makanan instan) sebanyak 46 kali.

```
transactions as itemMatrix in sparse format
with
194 rows (elements/itemsets/transactions)
  73 columns     (items) and      a density of

 0.06849315
 most frequent items:
 V58     V38     V33     V71      V32 (Other)
 62      59      57      52       46     694

 lhs      rhs     supp      conf     lift
 1.              0.1237113  > 0.4067797 1.272827
```

Gambar 5. Hasil *output* program pada tanggal 26 Desember 2021

Dengan nilai *minimum support* sebesar 12,37%, nilai *minimum confidence* sebesar 40,68% dan nilai *minimum lift* sebesar 1,27 menghasilkan 1 (satu) hukum asosiasi yaitu "Jika membeli minuman kemasan maka membeli rokok".

d) *Output* 27 Desember 2021

Dari Gambar 6 dapat diketahui bahwa terdapat 213 transaksi dengan 67 jenis *item* yang dibeli oleh konsumen, dan pada *outputmost frequent items*, dapat diketahui bahwa 5 *item* yang sering muncul dalam transaksi pembelian antara lain V38 (minuman kemasan) sebanyak 79 kali, V58 (rokok) sebanyak 64 kali, V33 (makanan ringan) sebanyak 62 kali, V16 (gula) sebanyak 58 kali, dan V32 (makanan instan) sebanyak 43 kali.

```
transactions as itemMatrix in sparse format
with
213 rows (elements/itemsets/transactions)
```

```
67 columns       (items) and   a density of
0. 07231448

most frequent items:
V38      V58      V33      V16      V32 (Other)
79       64       62       58       43      726

 lhs       rhs       supp conf        lift
1. {V58}=>{V38}  0.1502347 0.5000000 1.348101
2. {V38}=>{V58}  0.1502347 0.4050633 1.348101
3. {V33}=>{V38}  0.1737089 0.5967742 1.609024
4. {V38}=>{V33}  0.1737089 0.4683544 1.609024
```

Gambar 6. Hasil *output* program pada tanggal 27 Desember 2021

Dengan nilai *minimum support* sebesar 15,02%, nilai *minimum confidence* sebesar 40,51% dan nilai *minimum lift* sebesar 1,35 menghasilkan 4 (empat) hukum asosiasi antara lain:

1. "Jika membeli rokok maka membeli minuman kemasan"
2. "Jika membeli minuman kemasan maka membeli rokok"
3. "Jika membeli makanan ringan maka membeli minuman kemasan"
4. "Jika membeli minuman kemasan maka membeli makanan ringan"

e) *Output* 28 Desember 2021

```
transactions as itemMatrix in sparse format
with
 229 rows (elements/itemsets/transactions)
 73   columns     (items)   and     a density of
 0. 06819405
 most frequent items:
 V58      V38      V33      V32      V16 (Other)
 84       71       67       61       44      813
 lhs       rhs       supp conf      lift
1. {V24}=>{V58}  0.1135371 0.6500000 1.772024
2. {V32}=>{V33}  0.1135371 0.4262295 1.456814
3. {V32}=>{V58}  0.1091703 0.4098361 1.117291
4. {V33}=>{V38}  0.1179039 0.4029851 1.299769
5. {V38}=>{V58}  0.1397380 0.4507042 1.228706
6. {V33}=>{V58}  0.1353712 0.4626866 1.261372
```

Gambar 7. Hasil *output* program pada tanggal 28 Desember 2021

Dari Gambar 7 di atas dapat diketahui bahwa terdapat 229 transaksi dengan 73 jenis *item* yang dibeli oleh konsumen, dan pada *outputmost frequent items*, dapat diketahui bahwa 5 *item* yang sering muncul dalam transaksi pembelian antara lain V58 (rokok) sebanyak 84 kali, V38 (minuman kemasan) sebanyak 71 kali, V33 (makanan ringan) sebanyak 33 kali, V32 (makanan instan) sebanyak 61 kali, V16 (gula) sebanyak 44 kali, dan. Dengan nilai *minimum support* sebesar 10,92%, nilai *minimum confidence* sebesar 40,30% dan nilai *minimum lift* sebesar 1,12 menghasilkan 6 (enam) hukum asosiasi,yatu:

1. "Jika membeli kopi maka membeli rokok"
2. "Jika membeli makanan instan maka membeli makanan ringan"
3. "Jika membeli makanan instan maka membeli rokok"
4. "Jika membeli makanan ringan maka membeli minuman kemasan"
5. "Jika membeli minuman kemasan maka membeli rokok"
6. "Jika membeli makanan ringan maka membeli rokok"

f) *Output* 29 Desember 2021

Dari Gambar8 dapat diketahui bahwa terdapat 221 transaksi dengan 71 jenis *item* yang dibeli oleh konsumen, dan pada *outputmost frequent items*, dapat diketahui bahwa 5 *item* yang sering muncul dalam transaksi pembelian antara lain V33 (makanan ringan) sebanyak 71 kali, V38 (minuman kemasan) sebanyak 71 kali, V58 (rokok) sebanyak 65 kali, V32 (makanan instan) sebanyak 63 kali, dan V71 (susu) sebanyak 460 kali.

```
transactions as itemMatrix in sparse format
with
221 rows (elements/itemsets/transactions)
71 columns (items) and a density of 0. 07399146
most frequent items:
V33      V38      V58      V32      V71   (Other)
71       71       65       63       60       831
  lhs rhs suppconf lift
1.  {V13}=>{V32} 0.1085973 0.4615385 1.619048
2.  {V58}=>{V38} 0.1447964 0.4923077 1.532394
3.  {V38}=>{V58} 0.1447964 0.4507042 1.532394
4.  {V58}=>{V33} 0.1312217 0.4461538 1.388732
5.  {V33}=>{V58} 0.1312217 0.4084507 1.388732
6.  {V32}=>{V33} 0.1312217 0.4603175 1.432819
7.  {V33}=>{V32} 0.1312217 0.4084507 1.432819
8.  {V38}=>{V33} 0.1312217 0.4084507 1.271375
9.  {V33}=>{V38}  0.1312217  0.4084507  1.271375
```

Gambar 8. Hasil *output* program pada tanggal 29 Desember 2021

Dengan nilai *minimum support* 10,86%, nilai *minimum confidence* sebesar 40,85% dan nilai *minimum lift* sebesar 1,27 menghasilkan 9 (sembilan) hukum asosiasi antara lain:

1. "Jika membeli deterjen maka membeli makanan instan"
2. "Jika membeli rokok maka membeli minuman kemasan"
3. "Jika membeli minuman kemasan maka membeli rokok"
4. "Jika membeli rokok maka membeli makanan ringan"
5. "Jika membeli makanan ringan maka membeli rokok"
6. "Jika membeli makanan instan maka membeli

makanan ringan”
7. “Jika membeli makanan ringan maka membeli makanan instan”
8. “Jika membeli minuman kemasan maka membeli makanan ringan”
9. “Jika membeli makanan ringan maka membeli minuman kemasan”

g) *Output* 30 Desember 2021

```
transactions as itemMatrix in sparse format
with 242 rows (elements/itemsets/transactions)
70 columns (items) and a density of 0. 06930342
  most frequent items:
  V58     V38     V33     V32     V71  (Other)
  82      77      67      52      49      847

    lh
          rhs      supp conf   lift
1. {V33}=>{V38} 0.1280992 0.4626866 1.454158
2. {V38}=>{V33} 0.1280992 0.4025974 1.454158
3. {V38}=>{V58} 0.1363636 0.4285714 1.264808
4. {V58}=>{V38} 0.1363636 0.4024390 1.264808
```

Gambar 9. Hasil *output* program pada tanggal 30 Desember 2021

Dari Gambar 9 dapat diketahui bahwa terdapat 242 transaksi dengan 70 jenis *item* yang dibeli oleh konsumen, dan pada *outputmost frequent items*, dapat diketahui bahwa 5 *item* yang sering muncul dalam transaksi pembelian antara lain V58 (rokok) sebanyak 82 kali, V38 (minuman kemasan) sebanyak 77 kali, V33 (makanan ringan) sebanyak 67 kali, V32 (makanan instan) sebanyak 52 kali dan V71 (susu) sebanyak 49 kali.

Dengan nilai *minimum support* 12,81%, nilai *minimum confidence* sebesar 40,24% dan nilai *minimum lift* sebesar 1,26 menghasilkan 4 (empat) hukum asosiasi antara lain:

1. “Jika membeli makanan ringan maka membeli minuman kemasan”
2. “Jika membeli minuman kemasan maka membeli makanan ringan”
3. “Jika membeli minuman kemasan maka membeli rokok”
4. “Jika membeli rokok maka membeli minuman kemasan” yang dihasilkan pada 24 Desember 2021 sampai dengan 30 Desember 2021 dapat disimpulkan bahwa pada tanggal 24 Desember 2021 dari 213 transaksi, terdapat 1 hukum asosiasi, pada tanggal 25 Desember 2021 dari 222 transaksi, terdapat 4 hukum asosiasi, pada tanggal 26 Desember 2021 dari 194 transaksi, terdapat 1 hukum asosiasi, pada tanggal 27 Desember 2021 dari 213 transaksi, terdapat 4 hukum asosiasi, pada tanggal 28 Desember 2021 dari 229 transaksi, terdapat 6 hukum asosiasi, pada tanggal 29 Desember 2021 dari 221 transaksi, terdapat 9 hukum asosiasi dan pada tanggal 30 Desember 2021 dari 242 transaksi, terdapat 4 hukum asosiasi.

Daftar Pustaka

Diana, Lilis dan G. Fajar Shidik. 2014. “Analisis Data Penjualan Untuk Klasifikasi Jenis Barang dan Relasi Daya Beli Relatif Masyarakat Menggunakan Algoritma K-Means serta Asosiasi Apriori”. *Jurnal Teknologi Informatika. Vol. 10, No. 2, 2014. Hal 53-57.*

Mabrur, A. Ginanjar., dan Riani Lubis. 2012. “Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Kriteria Nasabah Kredit”. *Jurnal Komputer dan Informatika [KOMPUTA].Edisi 1, Vol. 1, 2012. Hal.53-57.*

Nataliani, Yessica., Yosh Richard B., dan Athanasia O.P. Dewi. 2012. “Market Basket Analysis dengan Metode *Fuzzy C-Covering* untuk Menentukan Pola Pembelian Pada Toko Buku”. *Jurnal Konferensi Nasional Informatika*.

Prasetyo, Eko. 2012. *Data Mining dan Aplikasi Menggunakan MATLAB.* Yogyakarta: ANDI.

Siburian, Benni R. 2014. “Aplikasi Data Mining Untuk Menampilkan Tingkat Kelulusan Mahasiswa Dengan Algoritma Apriori”. *Pelita Informatika Budi Darma. Vol. VII, No. 2, 2014. Hal.56-61.*

Virgiawan, D. M, dan Imam Mukhlash. 2013. “Aplikasi Association Rule Mining Untuk Menemukan Pola Pada Data Nilai Mahasiswa Matematika ITS”.*Jurnal SAINS DAN SENI POMITS.Vol. 1, No. 1, 2013. Hal 1-6.*

Zahedi dan Charies Chandra. 2012. “Perancangan Program Aplikasi *Market Basket Analysis* untuk Mendukung Persedian Barang dengan Metode *Fuzzy C-Covering*”. *ComTech.Vol. 3, No. 1, 2012. Hal 241-*