

Penentuan Tata Letak Barang Dagangan Berdasarkan Data Transaksi Penjualan Harian Menggunakan Algoritma Apriori

(Studi Kasus: Tata Letak Barang Dagangan Mini Market Seramart)

Irfa'aturrochmah

Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Serang Raya, Banten
Email : faturrochmah@gmail.com

ABSTRAKS

Seramart bookstore dan minimarket merupakan sebuah perusahaan dagang di bidang ritel yang menjual buku-buku, makanan, minuman, serta kebutuhan lainnya. Banyak transaksi yang terjadi setiap hari, mulai dari transaksi pembelian dan transaksi penjualan. Dengan banyaknya kegiatan transaksi yang terjadi, akan di sayangkan jika data tersebut tidak dimanfaatkan menjadi informasi penting untuk menunjang proses penjualan, salah satunya untuk menentukan tata letak barang dagangan seramart. Penelitian ini menerapkan pendekatan keranjang belanja atau Market Basket Analysis (MBA), algoritma Apriori untuk mengetahui pola barang yang dibeli konsumen secara bersamaan. Hasil analisis kemudian digunakan untuk menentukan tata letak barang berdasarkan perilaku belanja konsumen menggunakan alat bantu WEKA. Kemudian hasil dari analisis WEKA itulah yang akan dijadikan sebuah keputusan dalam penentuan tata letak barang di minimarket Seramart.

Kata Kunci : Data Mining, Market Basket Analysis, algoritma Apriori, Association Rule, WEKA.

1. PENDAHULUAN

Seramart bookstore dan minimarket merupakan sebuah perusahaan dagang di bidang ritel yang menjual buku-buku, makanan, minuman, serta kebutuhan lainnya. Kegiatan transaksi yang terjadi perhari mencapai rata-rata 500 transaksi. dengan data yang sebanyak itu, alangkah baiknya jika data tersebut dimanfaatkan dan diolah menjadi sebuah informasi dalam penunjang proses penjualan, salah satunya untuk menentukan tata letak barang dagangan Seramart.

Tata letak barang dagangan di seramart saat ini di susun berdasarkan jenis produk, ukuran, dan ciri khas produk. Sedangkan posisi penyusunan produk menggunakan metode Fifo dan Lifo. Penggunaan metode yang ada di seramart saat ini sebenarnya sudah cukup baik. Namun hal itu masih belum memberikan kemudahan secara maksimal kepada konsumen. Karena saat ini seramart belummemperhatikan tata letak produknya berdasarkan kebiasaan belanja konsumen.

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis penataletakan barang dagang pada seramart berdasarkan pendekatan keranjang belanja atau Market Basket Analysis (MBA) dengan metode Algoritma Apriori yang bertujuan untuk menghasilkan aturan assosiasi (Association Rule). Aturan assosiasi ini diterapkan untuk menentukan aturan kedekatan kelompok barang yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Selain itu juga dengan aturan assosiasi ini dapat memberikan kemudahan bagi konsumen dalam berbelanja karena barang yang biasa dibeli secara bersamaan berada di tempat yang berdekatan.

1.1 Tinjauan Pustaka

Terdapat beberapa penelitian mengenai data mining,tata letak, Analisa Keranjang Pasar (Market Basket Analysis) dan Algoritma Apriori yang pernah dilakukan sebelumnya.

Sari (2016), melati dan saryanti (2014) melakukan penelitian mengenai penentuan pola penjualan menggunakan Algoritma Apriori untuk melakukan strategi pemasaran. Huda dan Setyaningsih (2015) juga menggunakan

Algoritma Apriori sebagai *Bundling product* (penggabungan produk).

Rukmana (2015) dan Sebayang (2012), melakukan penelitian mengenai bagaimana implementasi algoritma k-means clustering berdasarkan kebiasaan belanja konsumen untuk menentukan tata letak merk produk berdasarkan jenis produknya. Hartanto et.al (2013) melakukan penelitian mengenai pendekatan *Reseach and Development* menggunakan aturan *linear sequential (waterfall)*. Hasil dari penelitian ini adalah sistem informasi *market basket analysis* dengan metode algoritma *Apriori* menggunakan bahasa pemrograman PHP. Tujuannya untuk mendapatkan pola pembelian produk yang dikembangkan menjadi strategi pemasaran, mendapatkan model tata letak produk untuk memudahkan konsumen dalam mencari produk.

Tata Letak Produk

Tata letak produk yang bagus akan membuat para pembeli merasa nyaman dalam berbelanja, dan hal tersebut juga dapat menjadi alasan bagi mereka untuk selalu memilih toko atau Mini Market kita dalam mencari barang yang mereka perlukan. Oleh karena itu, kecermatan dalam mengatur produk-produk yang diperdagangkan menjadi sebuah keharusan.

Ada beberapa cara untuk mengatur tata letak barang pada toko atau mini market agar menarik daya belanja konsumen diantaranya:

- Penempatan Rak
- Klasifikasi Barang/Produk
- Jalur Lalu Lintas Pelanggan
- Lokasi Meja Kasir

Market Basket Analisis

Market Basket Analysis merupakan salah satu metode atau teknik yang sering digunakan dan paling bermanfaat untuk lingkungan *marketing*. Tujuan dari *Market Basket Analysis* ini adalah untuk menentukan produk manakah yang pelanggan beli dalam waktu bersamaan, di mana nama dari metode ini diambil dari kebiasaan pelanggan menaruh barang mereka ke keranjang atau kedalam daftar belanja (*market basket*). Dengan mengetahui produk manakah yang dibeli secara bersamaan akan dapat sangat membantu pengusaha toko ataupun perusahaan lainnya. Sebuah toko juga dapat menggunakan informasi ini untuk menempatkan produk yang sering terjual secara bersamaan di dalam satu area atau kategori, sehingga pengusaha toko dapat merubah *layout* dari toko mereka. (Muhammad dan Aryo, 2015).

Algoritma Apriori

Apriori adalah suatu algoritma yang sudah sangat dikenal dalam melakukan pencarian *frequent itemset* dengan menggunakan teknik *association rule*. Algoritma *Apriori* menggunakan *knowledge* mengenai *frequent itemset* yang telah diketahui sebelumnya, untuk memproses informasi selanjutnya. Pada algoritma *Apriori* untuk menentukan kandidat kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan *minimum support* (Erwin, 2009).

Adapun dua proses utama yang dilakukan dalam algoritma Apriori, yaitu:

- Join* (penggabungan)
Pada proses ini setiap *item* dikombinasikan dengan *item* yang lainnya sampai tidak berbentuk kombinasi lagi.
- Prune* (Pemangkasan)
Pada proses ini, hasil dari *item* yang telah dikombinasikan tadi lalu dipangkas dengan menggunakan *minimum support* yang telah ditentukan oleh *user*.

Association Rule

Analisis asosiasi atau *association rule* adalah teknik data *mining* untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi *item* (Kusrini dan Luthfi, 2009).

Analisis asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik data *mining* yang menjadi dasar dari berbagai teknik data *mining* lainnya. Khususnya salah satu tahap dari analisis asosiasi yang disebut analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*) menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien.

Penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter, *support* (nilai penunjang) yaitu persentase kombinasi *item* tersebut dalam *database* dan *confidence* (nilai kepastian) yaitu kuatnya hubungan antar *item* dalam aturan asosiatif.

Metodologi Analisis Asosiasi

Analisis asosiasi didefinisikan suatu proses untuk menemukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *support* (*minimum support*) dan syarat minimum untuk *confidence* (*minimum confidence*). Adapun penjelasannya adalah sebagai berikut:

- Support*, adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu *item* atau *itemset* dari keseluruhan transaksi.
- Confidence*, adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua *item*

secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu).

Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap yang bertujuan untuk menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *support* (*minimum support*) dan syarat minimum untuk *confidence* (*minimum confidence*):

1. Analisa pola frekuensi tinggi

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

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}} \dots (1)$$

Untuk nilai *Support* 2 item dapat dinotasikan:
Support (A n B)

$$= \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \dots (2)$$

Support 3 item dapat dinotasikan:

$$\text{Support (A n B n C)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A, B dan C}}{\text{Total Transaksi}} \dots (3)$$

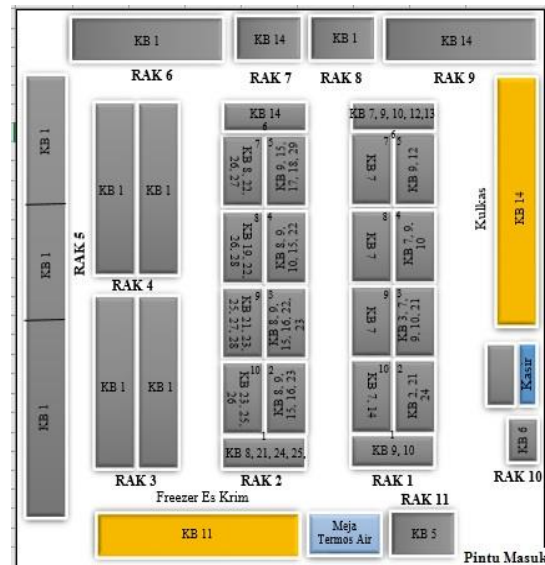
2. Pembentukan Aturan Asosiatif

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah di cari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif $A \rightarrow B$. Kemungkinan munculnya B ketika A juga muncul, sehingga dapat dinotasikan:

$$\text{Confidence P(B | A)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi Mengandung A}} \dots (4)$$

1.2 Metodologi Penelitian

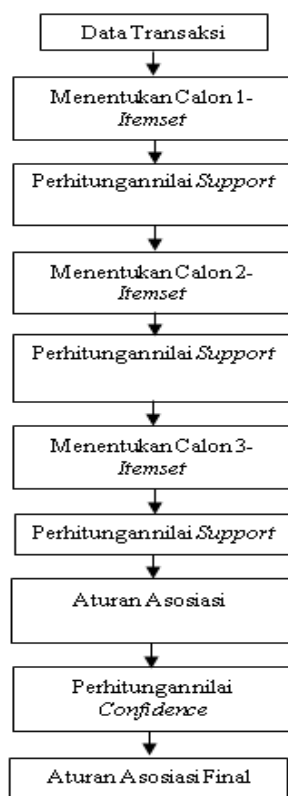
Berikut ini adalah denah tata letak barang yang ada di seramart saat ini seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Denah Tata Letak Barang Seramart

Berdasarkan Gambar 1 diatas dapat dilihat bahwa pada rak 1 terdapat produk makanan, alat tulis, kripik dan snack. Kemudian pada rak 2 terdapat produk kecantikan, tisu dan makanan ringan. Berdasarkan penjelasan tersebut maka perlu dilakukan proses analisis ini untuk memberikan solusi mengenai tata letak yang sesuai dengan kebiasaan belanja konsumen.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi pada periode bulan September sampai dengan November 2016. Untuk melakukan proses pengolahan data transaksi tersebut, perlu dibuatkan sebuah diagram rancang apriori. Hal itu dilakukan untuk memberikan gambaran mengenai tahapan dari proses pengolahan data menjadi sebuah informasi yang dapat dijadikan suatu keputusan. Diagram rancang apriori dapat digambarkan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram rancang algoritma Apriori

Sebelum data transaksi diolah dengan Algoritma Apriori, perlu dilakukan beberapa tahap data mining terlebih dahulu, diantaranya:

1. Tahap Pre-processing/ Cleaning

Tahap ini merupakan proses pembersihan atribut-atribut yang tidak memiliki nilai dalam proses data mining. Pada nota/data transaksi penjualan terdapat beberapa atribut antara lain tanggal transaksi, no_reference, kode barang, nama barang, diterima, dipesan, harga satuan, diskon, harga subtotal barang, total harga pembelian. Namun setelah dilakukan proses cleaning hanya ada beberapa atribut yang dibutuhkan seperti nomor data dan nama barang yang dibeli.

2. Tahap Transformation

Tahap transformation dilakukan dengan mengubah data transaksi menjadi bentuk yang sesuai dengan proses data mining. Data yang akan diproses nantinya akan disimpan sebagai file jenis CSV (*.csv). Jika file tersebut dibuka dari Microsoft Word, Notepad, atau program text editor lainnya terlihat sudah berubah dalam format commaseparated. Maka file tersebut sudah bisa diproses kedalam data mining.

3. Analisa Pola Belanja Konsumen Dengan Algoritma Apriori

Analisa pola belanja konsumen dilakukan untuk menemukan aturan assosiatif antara suatu

kombinasi item produk. Untuk menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk support (minimum support) dan syarat minimum untuk confidence (minimum confidence) maka analisa ini perlu menggunakan metodologi dasar analisis asosiasi yang terbagi menjadi dua tahap yaitu analisis pola frekuensi tinggi dan kemudian di lakukan pembentukan aturan Asosiasi.

2. PEMBAHASAN

2.1 Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahap ini akan mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support. Untuk menentukan nilai support tersebut perlu dilakukan langkah-langkah berikut:

1. Tabulasi Data Transaksi

Proses tabulasi ini dilakukan untuk mencari jumlah transaksi dari setiap item produk. Seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Tabulasi Data Transaksi

N O	NASI KUNING	MAKARONI	POP MIE	SO NICE	dst,....
1	0	1	1	1	,.....
2	0	1	0	1	,.....
3	0	1	1	0	,.....
4	0	1	0	0	,.....
5	0	1	0	0	,.....
6	0	1	0	0	,.....
7	0	1	0	0	,.....
8	0	0	0	1	,.....
9	0	0	1	1	,.....
10	0	0	1	0	,.....
dst....					
Σ	20	53	30	43	,.....

2. Penentuan Nilai Support Kandidat pertama

Tahap ini dilakukan untuk mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. berikut adalah hasil dari nilai support pada kandidat pertama. Ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Support Kandidat Pertama

NAMA BARANG	NILAI SUPPORT
NASI KUNING	0,2
MAKARONI	0,53
POP MIE	0,3
SO NICE	0,43
SARI ROTI	0,68
ULTRA	0,53
AIR MINERAL	0,85
KRUPUK/KRIPIK	0,5

Setelah dilakukan perhitungan maka nilai *support* yang mencapai *support minimum* 30% adalah seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Item Support Minimum 30%

NAMA BARANG	NILAI SUPPORT
MAKARONI	0,53
POP MIE	0,3
SO NICE	0,43
SARI ROTI	0,68
ULTRA	0,53
AIR MINERAL	0,85
KRUPUK/KRIPIK	0,5

a. Menentukan Kandidat Kombinasi dua item
Kandidat kombinasi dua item diambil dari kandidat pertama 1 item yang mencapai ataupun melebihi *support minimal*. Berikut Tabel 4. kandidat kombinasi dua item:

Tabel 4. Kandidat Dua Item

NAMA BARANG	SUPPORT COUNT
MAKARONI, POP MIE	11
MAKARONI, SO NICE	21
MAKARONI, SARI ROTI	36
MAKARONI, ULTRA	26
MAKARONI, AIR MINERAL	44
MAKARONI, KRUPUK/KRIPIK	20
POP MIE, SO NICE	15
POP MIE, SARI ROTI	15
POP MIE, ULTRA	12
POP MIE, AIR MINERAL	28
POP MIE, KRUPUK/KRIPIK	9
SO NICE, SARI ROTI	26
SO NICE, ULTRA	12
SO NICE, AIR MINERAL	35
SO NICE, KRUPUK/KRIPIK	21
SARI ROTI, ULTRA	40
SARI ROTI, AIR MINERAL	54
SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK	30
ULTRA, AIR MINERAL	40
ULTRA, KRUPUK/KRIPIK	25
AIR MINERAL, KRUPUK/KRIPIK	38

b. Perhitungan Nilai *Support* Kombinasi Dua Item

Setelah ditentukannya kandidat kombinasi dua item dan dilakukan proses kombinasi, maka akan dihitung nilai *support* dari kombinasi tiap produk. Untuk mencari nilai *support* dari kombinasi dua item. Maka didapatkan hasil nilai *support* kombinasi dua item seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Support Kandidat Kedua

NAMA BARANG	NILAI SUPPORT
MAKARONI, POP MIE	0,11

NAMA BARANG	NILAI SUPPORT
MAKARONI, SO NICE	0,21
MAKARONI, SARI ROTI	0,36
MAKARONI, ULTRA	0,26
MAKARONI, AIR MINERAL	0,44
MAKARONI, KRUPUK/KRIPIK	0,2
POP MIE, SO NICE	0,15
POP MIE, SARI ROTI	0,15
POP MIE, ULTRA	0,12
POP MIE, AIR MINERAL	0,28
POP MIE, KRUPUK/KRIPIK	0,9
SO NICE, SARI ROTI	0,26
SO NICE, ULTRA	0,12
SO NICE, AIR MINERAL	0,35
SO NICE, KRUPUK/KRIPIK	0,21
SARI ROTI, ULTRA	0,4
SARI ROTI, AIR MINERAL	0,54
SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK	0,3
ULTRA, AIR MINERAL	0,4
ULTRA, KRUPUK/KRIPIK	0,25
AIR MINERAL, KRUPUK/KRIPIK	0,38

Berikut ini adalah kombinasi dua item barang yang memiliki nilai *support* lebih dari atau sama dengan 0,3 . Ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Support Minimum 30% Dua Kombinasi

NAMA BARANG	NILAI SUPPORT
MAKARONI, SARI ROTI	0,36
MAKARONI, AIR MINERAL	0,44
SO NICE, AIR MINERAL	0,35
SARI ROTI, ULTRA	0,4
SARI ROTI, AIR MINERAL	0,54
SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK	0,3
ULTRA, AIR MINERAL	0,4
AIR MINERAL, KRUPUK/KRIPIK	0,38

c. Menentukan Kandidat Kombinasi Tiga Item
Hasil dari Tabel 7 merupakan kandidat untuk membentuk kombinasi tiga item. Kombinasi tiga item tersebut dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Kandidat Tiga Itemset

NAMA BARANG	SUPPORT COUNT
MAKARONI, AIR MINERAL, SARI ROTI	27
MAKARONI, SARI ROTI, SO NICE	11
MAKARONI, SO NICE, AIR MINERAL	17
MAKARONI, SARI ROTI, ULTRA	19
MAKARONI, SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK	13
SARI ROTI, AIR MINERAL, ULTRA	27
MAKRONI, ULTRA, AIR MINERAL	19

NAMA BARANG	SUPPORT COUNT
SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK, AIR MINERAL	19
MAKARONI, AIR MINERAL, KRUPUK/KRIPIK	13
SO NICE, SARI ROTI, ULTRA	9
SO NICE, AIR MINERAL, ULTRA	6
AIR MINERAL, SO NICE, SARI ROTI	17
SO NICE, SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK	12
SO NICE, AIR MINERAL, KRUPUK/KRIPIK	15
SARI ROTI, ULTRA, KRUPUK/KRIPIK	18
ULTRA, MAKARONI, KRUPUK/KRIPIK	9
KRUPUK/KRIPIK, AIR MINERAL, ULTRA	15

d. Perhitungan Nilai *Support* Kombinasi Tiga Item

Setelah ditentukannya kandidat kombinasi Tiga item dan dilakukan proses kombinasi, maka akan dihitung nilai *support* dari kombinasi tiap produk. Didapatkan hasil nilai *support* kombinasi dua *items* yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Nilai *Support* Kandidat Ketiga

NAMA BARANG	NILAI SUPPORT
MAKARONI, AIR MINERAL, SARI ROTI	0,27
MAKARONI, SARI ROTI, SO NICE	0,11
MAKARONI, SO NICE, AIR MINERAL	0,17
MAKARONI, SARI ROTI, ULTRA	0,19
MAKARONI, SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK	0,13
SARI ROTI, AIR MINERAL, ULTRA	0,27
MAKRONI, ULTRA, AIR MINERAL	0,19
SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK, AIR MINERAL	0,19
MAKARONI, AIR MINERAL, KRUPUK/KRIPIK	0,13
SO NICE, SARI ROTI, ULTRA	0,9
SO NICE, AIR MINERAL, ULTRA	0,6
AIR MINERAL, SO NICE, SARI ROTI	0,17
SO NICE, SARI ROTI, KRUPUK/KRIPIK	0,12
SO NICE, AIR MINERAL, KRUPUK/KRIPIK	0,15
SARI ROTI, ULTRA, KRUPUK/KRIPIK	0,18
ULTRA, MAKARONI, KRUPUK/KRIPIK	0,9

NAMA BARANG	NILAI SUPPORT
KRUPUK/KRIPIK, AIR MINERAL, ULTRA	0,15

Berdasarkan hasil perhitungan dari nilai *support* kandidat tiga bahwa tidak ditemukan nilai *support* yang lebih dari atau sama dengan 30%. Jadi untuk kandidat tiga *item* sama dengan nol.

3. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan. Kemudian langkah selanjutnya adalah menghitung *confidence* masing-masing kombinasi item. Proses berhenti ketika semua item telah dihitung sampai tidak ada kombinasi item lagi.

a. Aturan Asosiasi Kombinasi Dua Item

Setelah semua nilai *support* dari setiap kombinasi dihasilkan, maka tahap selanjutnya ialah mencari nilai *confidence* untuk membentuk aturan asosiasi. Dari Tabel 8 yaitu tabel pola kombinasi dua item yang telah mencapai batas *minimum support* akan diproses kembali dalam penentuan nilai *confidence*. Berikut ini adalah nilai *confidence* untuk kombinasi dua itemset, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Daftar Aturan Asosiasi 2 *Itemset*

NO	KOMBINASI DUA <i>ITEMS</i>	CONFIDENCE	
1	Jika membeli MAKARONI, maka akan membeli SARI ROTI	36/53	0,67
2	Jika membeli MAKARONI, maka akan membeli AIR MINERAL	44/53	0,83
3	Jika membeli SO NICE, maka akan membeli AIR MINERAL	35/43	0,81
4	Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli ULTRA	40/68	0,58
5	Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli AIR MINERAL	54/68	0,79
6	Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK	30/68	0,44
7	Jika membeli ULTRA, maka akan membeli AIR MINERAL	40/53	0,75
8	Jika membeli AIR MINERAL, maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK	38/85	0,44

Jika *confidence* minimum adalah 40%, maka semua aturan yang ditunjukkan pada Tabel 9 merupakan aturan asosiasi kombinasi 2 item.

b. Aturan Asosiasi Final

Untuk menghasilkan aturan asosiasi final perlu dilakukannya proses perhitungan dengan mengalikan nilai *support* dengan nilai *confidence*. Hasil perkalian tertinggi menyatakan bahwa barang tersebut paling laris dibeli. Berikut adalah aturan asosiasi final dari penelitian ini:

Tabel 10. Aturan Asosiasi Final

N O	KOMBINASI DUA ITEMS	SUP P	CON F	SUPP x CON F
1	Jika membeli MAKARONI, maka akan membeli SARI ROTI	0,36	0,67	0,24
2	Jika membeli MAKARONI, maka akan membeli AIR MINERAL	0,44	0,83	0,36
3	Jika membeli SO NICE, maka akan membeli AIR MINERAL	0,35	0,81	0,28
4	Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli ULTRA	0,4	0,58	0,23
5	Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli AIR MINERAL	0,54	0,79	0,42
6	Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK	0,3	0,44	0,13
7	Jika membeli ULTRA, maka akan membeli AIR MINERAL	0,4	0,75	0,3
8	Jika membeli AIR MINERAL, maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK	0,38	0,44	0,16

Berdasarkan proses perhitungan Tabel 11 diatas, maka dapat di ketahui bahwa dari 100

sampel data transaksi penjualan seramart produk yang paling laris dibeli oleh konsumen adalah SARI ROTI dan AIR MINNERAL. Dan untuk produk yang memiliki keterkaitan satu sama lain adalah:

Untuk 2 *itemset* produk.

“Jika membeli MAKARONI, maka akan membeli SARI ROTI”

“Jika membeli MAKARONI, maka akan membeli AIR MINERAL”

“Jika membeli SO NICE, maka akan membeli AIR MINERAL”

“Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli ULTRA”

“Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli AIR MINERAL”

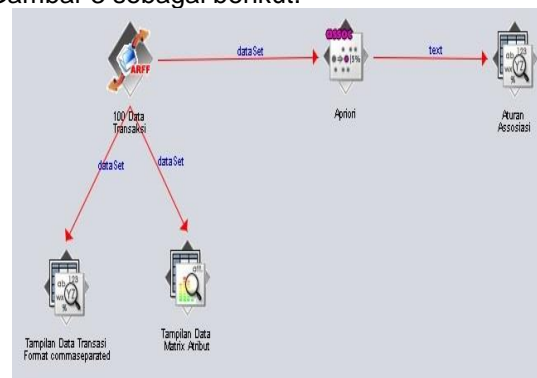
“Jika membeli SARI ROTI, maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK

“Jika membeli ULTRA, maka akan membeli AIR MINERAL”

“Jika membeli AIR MINERAL, maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK

4. Knowledge Flow Algoritma Apriori

Gambaran *knowledge flow* merupakan langkah-langkah secara logis mengenai proses penyelesaian dari suatu permasalahan yang dianalisis. Dalam kasus ini, langkah-langkah yang dijelaskan merupakan langkah-langkah dari teknik *association rule* yang digunakan untuk mengetahui hubungan antar barang dari data transaksi. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 3 sebagai berikut.



Gambar 3. Knowledge flow algoritma Apriori

Berdasarkan Gambar 4 diatas dijelaskan bahwa, *tools ArffLoader* akan dikoneksikan dengan data 100 data transaksi format ARFF. Kemudian *ArffLoader* tersebut dihubungkan dengan *toolsApriori* untuk menghasilkan aturan asosiasi yang diinginkan. Untuk mengatur *toolsApriori* isilah parameter apriori sesuai data yang dibutuhkan. Untuk melihat aturan asosiasi dari proses apriori dan melihat data transaksi format ARRF dapat menggunakan *TextViewer*. Kemudian untuk melihat tampilan data matrix

atribut dapat menggunakan *tools attribute summarizer*.

5. Implementasi Hasil Analisis Algoritma Apriori

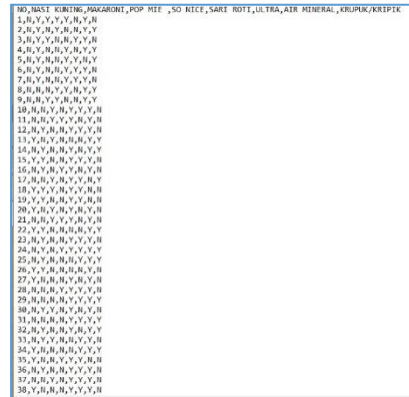
Implementasi dilakukan untuk memastikan apakah hasil analisis tersebut sesuai dengan hasil pengolahan data yang dikerjakan secara manual dengan menggunakan algoritma *apriori*. Untuk menguji kebenaran data tersebut dapat menggunakan salah satu alat bantu yaitu *software* aplikasi data *mining* WEKA. Kemudian hasil dari proses analisis tersebut akan menjadi aturan asosiasi yang dapat dijadikan sebuah keputusan. Adapun langkah-langkah dari proses interpretasi adalah sebagai berikut :

Pada tahap ini variabel-variabel yang digunakan disimpan pada file dokumen Microsoft Excel dengan nama file "DATA 100 TRANSAKSI.xlsx". Di data transaksi awal nilai-nilai yang berupa angka akan ditransformasikan ke dalam bentuk huruf yang mewakili *range* nilai tertentu. Hal ini dilakukan untuk memudahkan saat proses interpretasi. Seperti ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11. Data transaksi format huruf

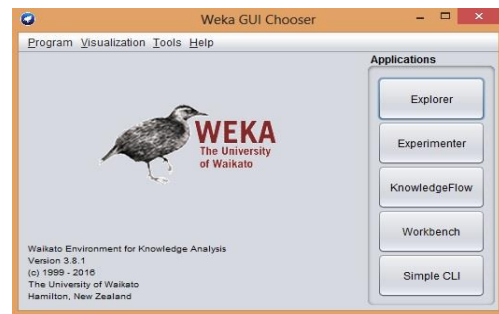
NO	NASI KUNING	MAKA-RONI	POP MIE	SO NICE	''
1	N	Y	Y	Y	''
2	N	Y	N	Y	''
3	N	Y	Y	N	''
4	N	Y	N	N	''
5	N	Y	N	N	''
6	N	Y	N	N	''
7	N	Y	N	N	''
8	N	N	N	Y	''
9	N	N	Y	Y	''
10	N	N	Y	N	''

Kemudian file "100 TRANSAKSI.xlsx" tersebut disimpan sebagai file jenis CSV (*.csv). Selanjutnya, jika file tersebut dibuka dari Microsoft Word, Notepad, atau program text editor lainnya terlihat sudah berubah dalam format *commaseparated*. Jika belum berubah format *commaseparated*, lakukan edit dan *replace* " ; " menjadi " , " pada notepad. Berikut adalah tampilan file data transaksi dalam format *commaseparated*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.



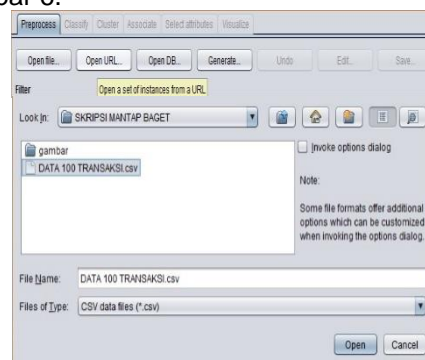
Gambar 4. Tampilan format commaseparated pada notepad

Setelah merubah file kedalam format *commaseparated*, jalankan *software* data *mining* WEKA hingga muncul WEKA GUI Chooser. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5. Setelah muncul WEKA GUI Chooser maka pilihlah *Explorer* untuk memulai proses analisis data *mining*.



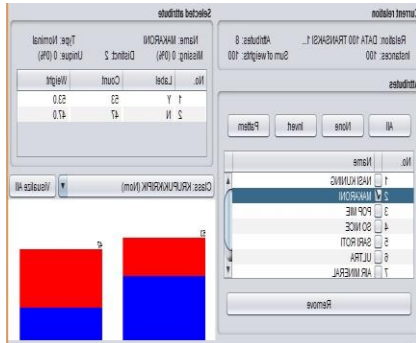
Gambar 5. Tampilan awal Weka GUI Chooser

Kemudian pilih *Open File*, pilih file 100 Transaksi Huruf.csv, kemudian klik *Open* seperti pada Gambar 6.



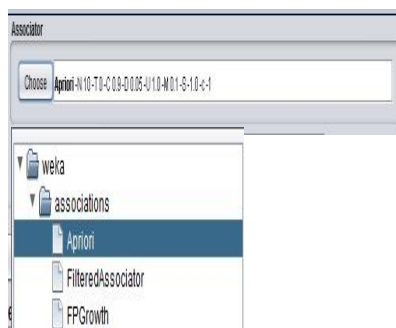
Gambar 6. Tampilan Proses Open File

Setelah file 100 Transaksi huruf.csv dibuka oleh WEKA maka ditampilkan visualisasi data menggunakan diagram batang, yang mengilustrasikan jumlah dari masing-masing tipe pada atribut yang ada. Hal tersebut dapat ditunjukkan pada Gambar 7.



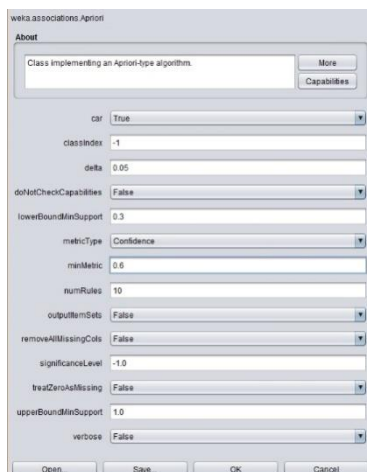
Gambar 7. Visualisasi data diagram batang

Untuk menerapkan *Association Rule*, pilih tab *Associate*, kemudian klik tombol *Choose* untuk memilih Algoritma yang akan diterapkan pada data. Pilih *Apriori* seperti pada seperti Gambar 8.



Gambar 8. Pemilihan algoritma Apriori

Untuk merubah parameter seperti pilihan *Support* dan *Confidence*, klik pada tulisan *Apriori*. Isikan parameternya seperti pada Gambar 9.



Gambar 9. Penentuan Parameter

Kemudian klik tombol OK kemudian *Start* dan WEKA akan mengolah data 100 Transaksi Huruf.csv tersebut.

WEKA menampilkan hasil perhitungan algoritma apriori dan memunculkan aturan asosiasi yang

ditemukan dari proses tersebut. Pada pengaturan parameter ke-1 jika nilai *support* (*lowerBoundMinSupport*) sebesar 0.3, *metricType* menjadi *confidence*, *minMetric* adalah 0,4 dan *numRules* adalah 15 maka hasil dari aturan asosiasi tersebut adalah dibawah ini:

Hasil pengaturan dari parameter ke-1

=== Run information ===

```
Scheme: weka.associations.Apriori -N
15 -T 0 -C 0.4 -D 0.06 -U 1.0 -M 0.3 -S -
1.0 -c -1
Relation: DATA 100 TRANSAKSI-
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1
Instances: 100
Attributes: 8
```

```
NASI KUNING
MAKARONI
POP MIE
SO NICE
SARI ROTI
ULTRA
AIR MINERAL
KRUPUK/KRIPIK
```

=== Associator model (full training set)
===

Apriori

=====

```
Minimum support: 0.46 (46 instances)
Minimum metric <confidence>: 0.4
Number of cycles performed: 9
```

Generated sets of large itemsets:

```
Size of set of large itemsets L(1): 11
Size of set of large itemsets L(2): 9
Size of set of large itemsets L(3): 1
```

Best rules found:

1. KRUPUK/KRIPIK=N 50 ==> AIR MINERAL=Y 47 <conf:(0.94)
2. SO NICE=N 57 ==> AIR MINERAL=Y 50 <conf:(0.88)
3. SARI ROTI=Y AIR MINERAL=Y 54 ==> NASI KUNING=N 47 <conf:(0.87)
4. MAKARONI=Y 53 ==> NASI KUNING=N 46 <conf:(0.87)
5. NASI KUNING=N 80 ==> AIR MINERAL=Y 69 <conf:(0.86)
6. SARI ROTI=Y 68 ==> NASI KUNING=N 58 <conf:(0.85)
7. POP MIE =N 70 ==> AIR MINERAL=Y 57 <conf:(0.81)
8. AIR MINERAL=Y 85 ==> NASI KUNING=N 69 <conf:(0.81)

9. NASI KUNING=N SARI ROTI=Y 58 ==> AIR MINERAL=Y 47 <conf:(0.81)
10. SARI ROTI=Y 68 ==> AIR MINERAL=Y 54 <conf:(0.79)
11. SARI ROTI=Y 68 ==> POP MIE =N 53 <conf:(0.78)
12. POP MIE =N 70 ==> NASI KUNING=N 53 <conf:(0.76)
13. POP MIE =N 70 ==> SARI ROTI=Y 53 <conf:(0.76)
14. NASI KUNING=N 80 ==> SARI ROTI=Y 58 <conf:(0.72)
15. SARI ROTI=Y 68 ==> NASI KUNING=N AIR MINERAL=Y 47 <conf:(0.69)

Berdasarkan hasil dari pengaturan parameter ke-1 dijelaskan bahwa SARI ROTI dan AIR MINERAL merupakan kombinasi barang yang paling laris dibeli secara bersamaan . Dengan nilai *confidence* sebesar 0,79 atau 79% dari 68 transaksi SARI ROTI dan 54 AIR MINERAL.

Kemudian untuk pengaturan parameter ke-2, jika *classIndek* menjadi 1, nilai *support (lowerBoundMinSupport)* sebesar 0.3, *metrictype* menjadi *confidence*, *minmetric* adalah 0,4 dan *numrules* adalah 15 maka hasil dari aturan assosiasi tersebut adalah dibawah ini:

Hasil pengaturan dari parameter ke-2

=== Run information ===

Scheme: weka.associations.Apriori -N 15 -T 0 -C 0.4 -D 0.06 -U 1.0 -M 0.3 -S -1.0 -c 1

Relation: DATA 100 TRANSAKSI-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1

Instances: 100

Attributes: 8

NASI KUNING

MAKARONI

POP MIE

SO NICE

SARI ROTI

ULTRA

AIR MINERAL

KRUPUK/KRIPIK

=== Associator model (full training set)

===

Apriori

=====

Minimum support: 0.46 (46 instances)

Minimum metric <confidence>: 0.4

Number of cycles performed: 9

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 11

Size of set of large itemsets L(2): 9

Size of set of large itemsets L(3): 1

Best rules found:

1. KRUPUK/KRIPIK=N 50 ==> AIR MINERAL=Y 47 <conf:(0.94)
2. SO NICE=N 57 ==> AIR MINERAL=Y 50 <conf:(0.88)
3. SARI ROTI=Y AIR MINERAL=Y 54 ==> NASI KUNING=N 47 <conf:(0.87)
4. MAKARONI=Y 53 ==> NASI KUNING=N 46 <conf:(0.87)
5. NASI KUNING=N 80 ==> AIR MINERAL=Y 69 <conf:(0.86)
6. SARI ROTI=Y 68 ==> NASI KUNING=N 58 <conf:(0.85)
7. POP MIE =N 70 ==> AIR MINERAL=Y 57 <conf:(0.81)
8. AIR MINERAL=Y 85 ==> NASI KUNING=N 69 <conf:(0.81)
9. NASI KUNING=N SARI ROTI=Y 58 ==> AIR MINERAL=Y 47 <conf:(0.81)
10. SARI ROTI=Y 68 ==> AIR MINERAL=Y 54 <conf:(0.79)
11. SARI ROTI=Y 68 ==> POP MIE =N 53 <conf:(0.78)
12. POP MIE =N 70 ==> NASI KUNING=N 53 <conf:(0.76)
13. POP MIE =N 70 ==> SARI ROTI=Y 53 <conf:(0.76)
14. NASI KUNING=N 80 ==> SARI ROTI=Y 58 <conf:(0.72)
15. SARI ROTI=Y 68 ==> NASI KUNING=N AIR MINERAL=Y 47 <conf:(0.69)

Berdasarkan hasil dari pengaturan parameter ke-2 dijelaskan bahwa SARI ROTI dan AIR MINERAL merupakan kombinasi barang yang paling laris dibeli secara bersamaan. Dengan nilai *confidence* sebesar 0,79 atau 79% dari 68 transaksi SARI ROTI dan 54 AIR MINERAL. Dan nilai *confidence* sebesar 0,87 atau 87% ketika membeli SARI ROTI dan AIR MINERAL tetapi tidak membeli NASI KUNING.

Untuk pengaturan parameter ke-3, jika *car* menjadi *true*, *classIndek* menjadi 1, nilai *support (lowerBoundMinSupport)* sebesar 0.3, *metrictype* menjadi *confidence*, *minmetric* adalah 0,4 dan *numrules* adalah 25 maka hasil dari aturan assosiasi tersebut adalah:

Hasil pengaturan dari parameter ke-3

=== Run information ===

Scheme: weka.associations.Apriori -N 25 -
T 0 -C 0.4 -D 0.06 -U 1.0 -M 0.3 -S -1.0 -A
-c 1
Relation: DATA 100 TRANSAKSI-
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1
Instances: 100
Attributes: 8

NASI KUNING
MAKARONI
POP MIE
SO NICE
SARI ROTI
ULTRA
AIR MINERAL
KRUPUK/KRIPIK

=== Associator model (full training set)
===

Apriori

=====

Minimum support: 0.3 (30 instances)
Minimum metric <confidence>: 0.4
Number of cycles performed: 12

Generated sets of large itemsets:
Size of set of large itemsets L(1): 11
Size of set of large itemsets L(2): 18
Size of set of large itemsets L(3): 2

Best rules found:

1. SO NICE=Y AIR MINERAL=Y 35 ==> NASI KUNING=N 32 conf:(0.91)
2. SO NICE=Y 43 ==> NASI KUNING=N 39 conf:(0.91)
3. MAKARONI=Y SARI ROTI=Y 36 ==> NASI KUNING=N 32 conf:(0.89)
4. MAKARONI=Y AIR MINERAL=Y 44 ==> NASI KUNING=N 39 conf:(0.89)
5. ULTRA=Y AIR MINERAL=Y 40 ==> NASI KUNING=N 35 conf:(0.88)
6. SARI ROTI=Y AIR MINERAL=Y 54 ==> NASI KUNING=N 47 conf:(0.87)
7. MAKARONI=Y 53 ==> NASI KUNING=N 46 conf:(0.87)
8. MAKARONI=Y POP MIE =N 42 ==> NASI KUNING=N 36 conf:(0.86)
9. POP MIE =N SARI ROTI=Y AIR MINERAL=Y 41 ==> NASI KUNING=N 35 conf:(0.85)
10. SARI ROTI=Y 68 ==> NASI KUNING=N 58 conf:(0.85)
11. SARI ROTI=Y ULTRA=Y 40 ==> NASI KUNING=N 34 conf:(0.85)
12. POP MIE =N SARI ROTI=Y 53 ==> NASI KUNING=N 45 conf:(0.85)
13. ULTRA=Y 53 ==> NASI KUNING=N 44 conf:(0.83)

14. AIR MINERAL=Y KRUPUK/KRIPIK=N 47 ==> NASI KUNING=N 39 conf:(0.83)
15. KRUPUK/KRIPIK=Y 50 ==> NASI KUNING=N 41 conf:(0.82)
16. AIR MINERAL=Y 85 ==> NASI KUNING=N 69 conf:(0.81)
17. SO NICE=N SARI ROTI=Y AIR MINERAL=Y 37 ==> NASI KUNING=N 30 conf:(0.81)
18. POP MIE =N ULTRA=Y 42 ==> NASI KUNING=N 34 conf:(0.81)
19. POP MIE =N KRUPUK/KRIPIK=Y 42 ==> NASI KUNING=N 34 conf:(0.81)
20. SO NICE=N ULTRA=Y 41 ==> NASI KUNING=N 33 conf:(0.8)
21. SO NICE=N SARI ROTI=Y 43 ==> NASI KUNING=N 34 conf:(0.79)
22. AIR MINERAL=Y KRUPUK/KRIPIK=Y 38 ==> NASI KUNING=N 30 conf:(0.79)
23. KRUPUK/KRIPIK=N 50 ==> NASI KUNING=N 39 conf:(0.78)
24. ULTRA=N 47 ==> NASI KUNING=N 36 conf:(0.77)
25. POP MIE =N 70 ==> NASI KUNING=N 53 conf:(0.76)

Berdasarkan hasil dari pengaturan parameter ke-3 dijelaskan bahwa terdapat tujuh kombinasi barang yang sering dibeli secara bersamaan. Diantaranya jika membeli SO NICE maka AIR MINERAL dengan nilai *confidence* sebesar 0,91 atau 91%, jika membeli MAKARONI maka membeli SARI ROTI dengan nilai *confidence* sebesar 0,89 atau 89%, jika membeli MAKARONI maka membeli AIR MINERAL dengan nilai *confidence* sebesar 0,89 atau 89%, jika membeli ULTRA maka membeli AIR MINERAL dengan nilai *confidence* sebesar 0,88 atau 88%, jika membeli SARI ROTI maka membeli AIR MINERAL dengan nilai *confidence* sebesar 0,87 atau 87%, jika membeli SARI ROTI maka membeli ULTRA dengan nilai *confidence* sebesar 0,85 atau 85%, dan jika membeli AIR MINERAL maka membeli KRUPUK/KRIPIK dengan nilai *confidence* sebesar 0,79 atau 79%.

Kemudian untuk pengaturan parameter ke-4, jika *car* menjadi *true*, *classIndex* menjadi -1, nilai *support* (*lowerBoundMinSupport*) sebesar 0,3, *metricType* menjadi *confidence*, *minMetric* adalah 0,4 dan *numRules* adalah 25 maka hasil dari aturan asosiasi tersebut adalah: Hasil pengaturan dari parameter ke-4

=== Run information ===

Scheme: weka.associations.Apriori -N 25
-T 0 -C 0.4 -D 0.06 -U 1.0 -M 0.3 -S -1.0 -A
-c -1

Relation: DATA 100 TRANSAKSI-
weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1

Instances: 100

Attributes: 8

NASI KUNING
MAKARONI
POP MIE
SO NICE
SARI ROTI
ULTRA
AIR MINERAL
KRUPUK/KRIPIK

=== Associator model (full training set)

===

Apriori

=====

Minimum support: 0.3 (30 instances)

Minimum metric <confidence>: 0.4

Number of cycles performed: 12

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 9

Size of set of large itemsets L(2): 6

Best rules found:

1. MAKARONI=Y AIR MINERAL=Y 44

==> KRUPUK/KRIPIK=N 31 conf:(0.7)

2. SARI ROTI=Y AIR MINERAL=Y 54 ==>

KRUPUK/KRIPIK=N 35 conf:(0.65)

3. NASI KUNING=N POP MIE =N 53 ==>

KRUPUK/KRIPIK=Y 34 conf:(0.64)

4. MAKARONI=N 47 ==>

KRUPUK/KRIPIK=Y 30 conf:(0.64)

5. MAKARONI=Y 53 ==>

KRUPUK/KRIPIK=N 33 conf:(0.62)

6. POP MIE =N 70 ==>

KRUPUK/KRIPIK=Y 42 conf:(0.6)

7. NASI KUNING=N AIR MINERAL=Y 69

==> KRUPUK/KRIPIK=N 39 conf:(0.57)

8. SARI ROTI=Y 68 ==>

KRUPUK/KRIPIK=N 38 conf:(0.56)

9. AIR MINERAL=Y 85 ==>

KRUPUK/KRIPIK=N 47 conf:(0.55)

10. POP MIE =N AIR MINERAL=Y 57 ==>

KRUPUK/KRIPIK=Y 31 conf:(0.54)

11. NASI KUNING=N 80 ==>

KRUPUK/KRIPIK=Y 41 conf:(0.51)

12. NASI KUNING=N 80 ==>

KRUPUK/KRIPIK=N 39 conf:(0.49)

13. AIR MINERAL=Y 85 ==>

KRUPUK/KRIPIK=Y 38 conf:(0.45)

14. SARI ROTI=Y 68 ==>

KRUPUK/KRIPIK=Y 30 conf:(0.44)

15. NASI KUNING=N AIR MINERAL=Y 69
==> KRUPUK/KRIPIK=Y 30 conf:(0.43)

Berdasarkan hasil dari pengaturan parameter ke-4 dijelaskan bahwa terdapat empat kombinasi barang yang sering dibeli secara bersamaan. Diantaranya jika membeli MAKARONI maka membeli AIR MINERAL dengan nilai *confidence* sebesar 0,7 atau 70%, jika membeli SARI ROTI maka membeli AIR MINERAL dengan nilai *confidence* sebesar 0,65 atau 65%, jika membeli AIR MINERAL maka membeli KRUPUK/KRIPIK dengan nilai *confidence* sebesar 0,45 atau 45%, dan jika membeli SARI ROTI maka membeli KRUPUK/KRIPIK dengan nilai *confidence* sebesar 0,44 atau 44%.

6. Evaluasi Hasil Asosiasi Analisis Manual Dengan Hasil Analisis WEKA

Hasil analisis dari proses implementasi WEKA nantinya akan dievaluasi dengan hasil analisis dari proses manual. Tujuannya unyuk mengetahui seberapa akuratnya hasil dari proses analisis tersebut.

Pada proses implementasi telah dijelaskan bahwa SARI ROTI dan AIR MINERAL merupakan produk yang paling laris dibeli secara bersamaan hal itu juga dapat dibandingkan dengan data hasil analisis manual yang ada pada Tabel 3.11 yang memiliki nilai aturan asosiasi final paling tinggi yaitu 0,42 atau 42%. Kemudian dari proses implementasi dengan menggunakan pengaturan parameter ke-3 dan ke-4, terdapat tujuh kombinasi barang yang dibeli secara bersamaan yang dihasilkan dari proses analisis manual yaitu:

“Jika membeli SO NICE maka akan membeli AIR MINERAL”

“Jika membeli MAKARONI maka akan membeli SARI ROTI”

“Jika membeli MAKARONI maka akan membeli AIR MINERAL”

“Jika membeli ULRA maka akan membeli AIR MINERAL”

“Jika membeli SARI ROTI maka akan membeli AIR MINERAL”

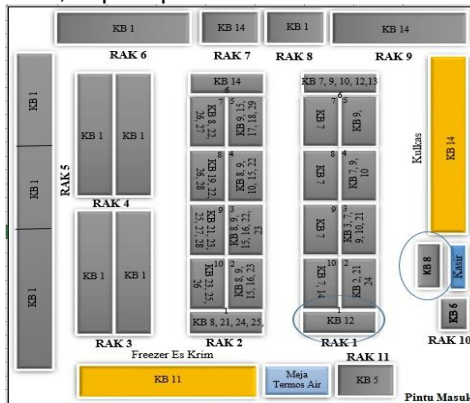
“Jika membeli SARI ROTI maka akan membeli ULTRA”

“Jika membeli AIR MINERAL maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK”

7. Rekomendasi Tata Letak Berdasarkan Hasil Asosiasi

Berdasarkan hasil analisis dengan menggunakan software WEKA dan analisis

manual maka barang yang memiliki keterkaitan satu sama lain perlu di letakan pada rak yang bedekatan. Hal tersebut dilakukan agar saat konsumen berbelanja barang yang sering dibeli secara bersamaan mudah dijangkau. Berikut adalah rekomendasi tata letak barang berdasarkan hasil analisis dari 100 sampel data transaksi, seperti pada Gambar 10.



Gambar 10. Rekomendasi Tata Letak Barang

Tata letak KB 12 yang pada awalnya berada di rak 1.5, setelah dilakukan proses analisis berpindah ke rak 1.1. kemudian tata letak KB 8 berada di rak 2.4 yang mewakili SO NICE berpindah posisi ke meja kasir. Perubahan tata letak tersebut dilakukan karena berdasarkan hasil aturan asosiasi yang dijelaskan pada Tabel 3.11 dan hasil implementasi bahwa SARI ROTI, MAKARONI, KRUPUK/KRIPIK, SO NICE, AIR MINERAL DAN ULTRA adalah barang-barang yang sering dibeli dan memiliki keterkaitan antara satu sama lain.

3. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa:

- Dengan menggunakan algoritma apriori, pola kombinasi *itemset* data transaksi penjualan pada seramart dapat ditemukan bahwa pola kombinasi yang dihasilkan adalah berjumlah 7 rules dengan nilai minimum *support* 0,3 dan minimum *confidence* 0,4 adalah jika membeli SO NICE maka akan membeli AIR MINERAL, jika membeli MAKARONI maka akan membeli SARI ROTI, jika membeli MAKARONI maka akan membeli AIR MINERAL, jika membeli ULTRA maka akan membeli AIR MINERAL, jika membeli SARI ROTI maka akan membeli AIR MINERAL, jika membeli SARI ROTI maka akan membeli ULTRA, jika membeli AIR MINERAL maka akan membeli KRUPUK/KRIPIK.
- Kemudian aturan asosiasi tertinggi atau barang yang paling laris dibeli konsumen

terdapat pada SARI ROTI dan AIR MINERAL.

- Melalui hasil analisis kebiasaan belanja konsumen yang didapat, tata letak barang dagangan pun dapat disesuaikan.

Saran

Untuk kepentingan lebih lanjut dari penelitian ini maka penulis memberikan beberapa saran sebagai berikut :

- Berdasarkan hasil analisis yang didapatkan sebaiknya barang-barang yang memiliki keterkaitan di letakkan berdampingan agar konsumen tidak harus lama mencari.
- Pada penelitian selanjutnya diharapkan data yang digunakan dikembangkan tidak hanya data bulanan saja, tapi data tahunan yang lebih besar.
- Penelitian selanjutnya juga bisa mencoba menggunakan algoritma data mining lain sehingga dapat dicari algoritma yang paling efisien dan efektif.
- Pada penelitian selanjutnya bisa tambahkan juga mengenai toleransi waktu untuk mengetahui berapa lama konsumen mengambil barang yang dibeli hingga membayar ke kasir.

DAFTAR PUSTAKA

- AA, Z. Z. A., 2014. *Aturan Asosiasi Varian Bakat Kecerdasan Terhadap Prestasi Akademik Menggunakan Algoritma Apriori*. STMIK Subang, Jawa Barat.
- Amir, M., T., *Manajemen Ritel : Panduan Lengkap Pengolahan Toko Modern*. Jakarta: Edisi Pertama, PT. Ikrar Mandiri Abadi.
- Arief, J., 2012. *Penggunaan Market Basket Analysis Untuk Menentukan Pola Kompetensi Mahasiswa*. Jurnal Vol.17 No 12. Juli 2012. Universitas Stikubank.
- Dewi, A., W., 2015. *Implementasi Algoritma Apriori Untuk Perencanaan Kegiatan Promosi Penjualan Pada Toko Besi Birin Kediri*. Universitas Nusantara PGRI, Kediri.
- Erwin, 2009. *Analisis Market Basket dengan Algoritma Apriori dan FP-Growth*. Jurnal Generik Vol.4 No 2. juli 2009.
- Fayyad, U., 1996. *Advaces in Knowledge Discovery and Data Mining*. MIT Press.
- Gibran, R., dan Aripin., 2016. *Analisis Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menentukan Inventori Apotek*. Universitas Dian Nuswatoro.
- I Gusti, A. S. M., dan I Gusti, A. D. S., 2014. *Perancangan Data Mining Dalam Analisis Asosiasi Kuantitatif Pembelian Item barang Dengan Menggunakan Metode Apriori*. Jurnal Vol.8 No 2. Mei 2014. STIKOM Bali.

- Indri, D. R., 2015. Implementasi Algoritma K-Means Clustering Untuk Menentukan Tata Letak Merk Produk Berdasarkan Jenis Produk Di Swalayan Larisso Ambulu-Jember. Skripsi Program Strata 1. Jurusan Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Jember.
- Kennedi, T., Hoga, S., dan Bobby, R., 2013. Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-alat Kesehatan. Jurnal Vol.1 No 1. Oktober 2013. Universitas ERESHA.
- Kusrini., dan Luthfi, T., 2009. Algoritma Data Mining. Yogyakarta: Andi.
- Larose, D. T., 2005. *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. John Willey and Sons, Inc.
- Lestari, T., 2009. Analisis Keranjang Belanja pada Data Transaksi Penjuala. Skripsi Sarjana tidak dipublikasikan , Jurusan Maajemen, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Mifta, A. S., 2016. Pencarian Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Sebagai Bahan Rekomendasi Strategi Pemasaran Pada Toko ACIICA. Universitas Nusantara PGRI, Kediri.
- Muhamat, M. H., 2015. Sistem Pendukung Keputusan Dalam Peneuan Bundling Penjualan Barang Dengan Metode Apriori. Universitas Kanjuruhan.
- Muhammad, H. Y., dan Aryo, J. K., 2015. Analisa Peningkatan Penjualan Produk Menggunakan Metode Market Basket Analysis Pada Perbaikan Layout Dalam Association Rule di Mini Market Alfamart Jalan Damai, Sleman Yogyakarta.
- Riza, P., 2015. Penerapan Association Rue Dengan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan di Minimarket. Universitas Nusantara PGRI, Kediri.
- Robi, Y., dan Riri, K., 2015. Implementasi Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Pembelian Obat. STMIK Bina Nusantara Jaya Lubuklinggau.
- Sani, S., dan Dedy, S., 2010. Pengantar Data Mining: Mengggali Pengetahuan dari Bongkahan Data. Yogyakarta: Andi.
- Sarjon, D., 2013. Penggunaan Algoritma Apriori Dalam Menganalisa Peilaku Mahasiswa Dalam Memilih Mata Kuliah. Jurnal Vol.8 No 3. Oktober 2013. Universitas Putra Indonesia.
- Steffi, A. S., 2012. Sistem Market Basket Untuk Menentukan Tata Letak Produk Pada Suatu Swalayan Menggunakan Algoritma K-Means Clustering. Skripsi Sarjana tidak dipublikasikan, Jurusan Teknologi Informasi. Universitas Sumatera Utara, Medan.
- Supermaret Online, Wikipedia. <https://id.wikipedia.org/wiki/Supermarket/>. Diakses terakhir tanggal 5.
- Tips Mengatur Tata Letak Barang Online, <http://www.kerjausaha.com/2013/01/tips-mengatur-tata-letak-barang-pada.html>. Diakses Terakhir tanggal 5.
- WEKA Online Documentation, University of Waikato, New Zealand. <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>. Diakses terakhir tanggal 5.
- Wiwin, H., Kohar, S., dan Hery, S., 2013. Pengembangan Sistem Manajemen Metode Data Mining Market Basket Analysis Untuk Menentukan Pola Tata Letak Produk. FKIP UNS.
- Wiwit, A., T., 2014. Association Rule Mining Untuk Penentuan Rekomendasi Promosi Produk. Jurnal Simetris Vol.5 No 2. November 2014. Universitas Muria Kudus