

Received: 18 April 2021

Revised: 17 Juni 2021

Accepted: 23 Juni 2021

Published: 30 Juni 2021

Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru

Deni Rizaldi^{1, a)}, Arisman Adnan^{1, b)}¹Program Studi S1 Statistika, Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Riau, PekanbaruEmail: ^{a)}deni.rizaldi4139@student.unri.ac.id, ^{b)}arisman.adnan@lecturer.unri.ac.id

Abstract

Market Basket Analysis (MBA) is one of the techniques to discovery of association rules in data mining. The MBA uses transaction data in a store to determine the strategy of sales. The main concept of this analysis is to determine the items that are purchased simultaneously by consumers. Determination of associations in MBA based on minimum criteria of support and confidence. Apriori algorithm is an efficient algorithm for determining candidate association rules on large data. Apriori algorithm will be used for transaction data at 212 Mart Soebrantas Pekanbaru periode January-December 2020. The association rules that will be found are the rules of association between item and item groups. The study shows that the best item group association rules based on the highest lift value are association between clothing care and body care with support criteria of 6.1% and confidence 45.88%. The best association rules for items are the association of Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7 and Lemonilo Mie Instan Kari Ayam with support 0.17% and confidence 42.11%.

Keywords: Data mining, market basket analysis, apriori algorithm, sales transactions, association rule

Abstrak

Market Basket Analysis (MBA) merupakan salah satu teknik penemuan aturan asosiasi dalam *data mining*. MBA memanfaatkan data transaksi pada suatu toko untuk menentukan strategi penjualan. Konsep utama analisis ini adalah menentukan barang yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Penentuan asosiasi dalam MBA berdasarkan kriteria minimum *support* dan *confidence*. Penelitian ini menggunakan algoritma apriori untuk data transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru periode Januari-Desember 2020. Algoritma apriori merupakan algoritma yang efisien untuk menentukan kandidat aturan asosiasi pada data dengan jumlah besar. Aturan asosiasi yang akan dibangkitkan adalah aturan asosiasi antar kelompok *item* dan asosiasi antar *item*. Berdasarkan hasil analisis ditemukan aturan asosiasi antar kelompok yang terbaik berdasarkan nilai *lift* tertinggi yaitu asosiasi antara *clothing care* dan *body care* dengan *support* 6,1% dan *confidence* 45,88 %. Aturan asosiasi terbaik untuk *item* yaitu asosiasi Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7 dan Lemonilo Mie Instan Kari Ayam dengan *support* 0,17% dan *confidence* 42,11%.

Kata-kata kunci: *Data mining*, *market basket analysis*, algoritma apriori, transaksi penjualan, aturan asosiasi

PENDAHULUAN

Pada era digitalisasi saat ini, istilah *big data* sangat populer digunakan. Istilah ini menggambarkan sekumpulan data besar atau kompleks yang dihasilkan dari berbagai format dengan kecepatan yang sangat tinggi. Beberapa karakteristik dari *big data* yang dikenal dengan sebutan 3V yaitu *volume*, *variety*, dan *velocity* (Cholissodin & Riyandani, 2018). Data yang terkumpul menjadi suatu timbunan yang menyebabkan informasi dari data tersebut sangat jarang digunakan untuk membuat keputusan. Oleh karena itu, kemampuan untuk menganalisis data tersebut menjadi sangat penting untuk menemukan informasi yang bermanfaat.

Teknik-teknik dalam data mining yang sering digunakan untuk menemukan pola-pola dari suatu *dataset* antara lain deskripsi, estimasi, klasifikasi, asosiasi, prediksi, dan klusterisasi (Kaur & Kang, 2016). Selain untuk penelitian sains, teknik dan algoritma data mining juga berkembang dalam bidang bisnis, kesehatan, perbankan, keuangan, dan lain-lain.

Teknik asosiasi bertujuan untuk menemukan suatu hubungan yang cocok dalam sebuah *database*. Teknik ini dalam dunia bisnis dikenal dengan *Market Basket Analysis* (MBA). Dalam MBA, teknik asosiasi dapat menggambarkan hubungan antara dua atau lebih atribut serta dengan ukuran keyakinan dari hubungan tersebut. Aturan asosiasi mengekstrak korelasi yang menarik dan frekuensi yang sering terjadi berdasarkan *database* transaksi (Prithiviraj & Porkodi, 2015).

Terdapat berbagai algoritma untuk menentukan aturan asosiasi dalam suatu transaksi. Algoritma apriori merupakan algoritma yang sering digunakan di berbagai penelitian tentang MBA. Algoritma ini memprediksi pembelian berdasarkan informasi dari transaksi sebelumnya atau disebut juga dengan informasi prior (Sagin & Ayyaz, 2018). Penentuan aturan asosiasi pada algoritma ini dilakukan secara iteratif, dimana untuk menemukan *k-itemset* dapat menggunakan *k-1-itemset*. Langkah utama dalam algoritma apriori adalah menentukan nilai batas *support* dan *confidence* (Patron & Gomez, 2020).

Kumpulan dari *item* yang dibeli oleh konsumen secara bersamaan dalam satu transaksi menjadi perhatian utama dalam analisis ini (Shmueli et al, 2018). Transaksi tersebut baik berupa transaksi *online* maupun transaksi langsung pada toko. Suatu toko dapat memanfaatkan analisis ini untuk mengetahui pola pembelian *item* yang dilakukan bersamaan.

Penelitian tentang aturan asosiasi dalam MBA pernah dilakukan oleh Anggraeni et al (2013) menggunakan algoritma apriori untuk menganalisis data transaksi penjualan obat di Apotek Setya Sehat Semarang. Aturan asosiasi yang ditemukan menghasilkan nilai *support* sebesar 2,08% dan nilai *confidence* sebesar 45,45% untuk obat darah dan analgesik. Rahmadsyah & Rosnelly (2021) menggunakan algoritma ini untuk menentukan aturan asosiasi pada transaksi alat kesehatan di CV Andira Karya Jaya. Kriteria *support* dan *confidence* minimum yaitu 12% dan 70%, hasil yang ditemukan yakni, aturan asosiasi antara Tabung Oksigen dan Trolley Oksigen.

Dalam penelitian ini akan dibahas mengenai pola transaksi konsumen pada 212 Mart Soebrantas Pekanbaru dengan menggunakan algoritma apriori. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pola asosiasi dari *database* transaksi, dimana aturan ditemukan berupa asosiasi antar item dan asosiasi antar kelompok dari *item* tersebut. Pola asosiasi yang dihasilkan diukur berdasarkan kriteria *support*, *confidence*, dan *lift* untuk mendapatkan asosiasi terbaik yang dapat dijadikan informasi penting dalam menentukan strategi marketing.

METODOLOGI

Bahan dan Data

Data yang akan digunakan dalam penulisan ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari 212 Mart Soebrantas Pekanbaru. Data yang diperoleh berupa nomor transaksi, jenis barang, dan waktu transaksi. Data tersebut merupakan transaksi periode Januari-Desember 2020.

Metode Penelitian

Data mining merupakan suatu proses penggalian atau penambangan dari suatu kumpulan data untuk memperoleh pola-pola menarik dari data tersebut. Pola yang menarik tersebut dijadikan suatu pengetahuan bagi khalayak banyak (Kaufmann, 2012). Pada penelitian ini, akan ditemukan aturan asosiasi dari *database* transaksi penjualan di 212 Mart Soebrantas Pekanbaru.

Secara umum, variabel dalam *data mining* lebih sering disebut atribut. Tipe data dalam atribut terbagi menjadi dua, yaitu atribut berlabel dan atribut tidak berlabel (Bramer, 2016). Atribut yang diamati pada penelitian ini antara lain kode transaksi, *item* transaksi dan kelompok *item*. Penemuan aturan asosiasi merupakan salah satu teknik *unsupervised learning*.

Langkah penelitian merujuk pada proses penggalian informasi dari sekumpulan data atau dikenal juga dengan *Knowledge Discovery in Data* (KDD) yang dibagi menjadi 7 tahapan (Kaufmann, 2012) antara lain:

1. Pembersihan Data

Proses pembersihan data menjadi bagian penting dalam menemukan informasi penting dari sekumpulan data. Tahap ini mencakup seperti pemeriksaan data inkonsisten, data pengamatan yang hilang, dan membuang duplikasi data.

2. Integrasi Data

Tahapan integrasi data merupakan penggabungan data dari *database* yang berbeda, hal ini dikarenakan data yang digunakan untuk proses mining tidak hanya berasal dari satu *database*. Tahap ini akan diintegrasikan *database* item dan *database* penjualan.

3. Seleksi Data

Dalam tahapan seleksi data akan diidentifikasi data yang akan diperlukan untuk proses mining. Tahapan ini akan memilih sebagian atribut yang relevan terhadap analisis yang akan dilakukan. Atribut yang tidak digunakan berupa waktu transaksi.

4. Transformasi Data

Dalam tahap *data mining*, setiap teknik memiliki format khusus untuk data yang akan dianalisis. Oleh karena itu, penting untuk mengubah bentuk atau format data yang dimiliki ke bentuk yang diperlukan sesuai dengan analisis yang akan dilakukan.

5. *Data Mining*

Proses ini merupakan proses penemuan aturan asosiasi dari data yang telah ditransformasikan pada tahap sebelumnya. Proses penemuan aturan asosiasi ini menggunakan algoritma yang ditentukan

6. Evaluasi Hasil *Mining*

Tahap evaluasi akan memeriksa hasil dari tahapan sebelumnya, proses pemeriksaan melingkupi kesesuaian hasil yang diperoleh terhadap teori ataupun hipotesis. Selain itu proses ini akan ditentukan pengetahuan atau informasi yang dapat dimanfaatkan.

7. Interpretasi Informasi

Tahapan terakhir dalam KDD ialah interpretasi informasi yang ditemukan. Informasi ini disajikan untuk mudah dipahami dan dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Salah satu interpretasi yang sering digunakan dalam berbagai penelitian yaitu visualisasi, baik dengan diagram maupun grafik.

Penemuan aturan asosiasi dalam bisnis yang dikenal dengan *Market Basket Analysis* (MBA). Tujuan utama dalam analisis ini ialah menemukan informasi berkaitan dengan pola pembelian *item* oleh konsumen yang akan membantu produsen atau *retail* untuk membuat keputusan mengenai penjualan. Pola pembelian tersebut diketahui berdasarkan produk yang sering dibeli secara bersamaan (Kaur & Kang, 2016). Data transaksi konsumen yang telah disimpan di *database* penjualan menjadi sumber data dalam analisis ini. MBA sering diterapkan di toko grosir untuk pengaturan tata letak *item*, penawaran iklan dan keputusan strategi bisnis lainnya. Menurut Kamakura (2012) MBA meliputi serangkaian analisis yang menemukan asosiasi atau hubungan antar produk yang dapat diterapkan dalam penentuan strategi peningkatan penjualan.

Terdapat berbagai istilah yang digunakan dalam MBA. Dari sebuah *database* transaksi, akan ditentukan aturan asosiasi antara pembelian suatu *item* dengan *item* lainnya. Identitas yang dimiliki oleh transaksi untuk membedakan suatu transaksi dengan lainnya disebut kode transaksi. Istilah *itemset* merujuk pada barang yang dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Aturan asosiasi dalam MBA dinyatakan dalam bentuk $A \rightarrow B$, dimana A dan B merupakan suatu *itemset* dan $A \cap B \neq \emptyset$. A disebut sebagai anteseden dan B disebut konsekuen, sehingga aturan asosiasinya berupa implikasi jika A maka B (Kutuzova & Melnik, 2018).

Ukuran yang sering digunakan dalam MBA antara lain *support*, *confidence*, dan *lift*. Ukuran ini digunakan untuk memilih aturan yang menarik untuk dijadikan informasi dalam strategi bisnis (Bramer, 2016). Jumlah pembelian sebuah *item* dari seluruh transaksi disebut dengan frekuensi. *Support* merupakan proporsi pembelian sebuah *item* terhadap jumlah transaksi. Jumlah pembelian dari suatu *item* bertambah jika *item* terbeli dalam transaksi yang berbeda. Hal ini berarti nilai *support* tidak dipengaruhi oleh kuantitas atau jumlah *item* tersebut dalam satu transaksi. Secara matematis, *support* dari A dapat ditulis sebagai berikut:

$$Support(A) = \frac{n(A)}{N}. \quad (1)$$

dengan A menyatakan sebuah *itemset*, N menyatakan jumlah transaksi pada *database* transaksi. Misalkan terdapat *itemset* A dan B , maka *support* untuk *itemset* A dan B adalah sebagai berikut:

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{n(A \cap B)}{n(A)}. \quad (2)$$

Confidence menyatakan ukuran keyakinan atau akurasi prediktif dari aturan $A \rightarrow B$. Nilai *Confidence* berupa peluang terjadi *itemset* B bersyarat *itemset* A . Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \rightarrow B)}{Support(A)}. \quad (3)$$

Nilai *confidence* yang tinggi menggambarkan hubungan keterkaitan yang kuat antara anteseden dan konsekuen. Namun, disisi lain nilai ini dapat menimbulkan kekeliruan, dimana nilai *confidence* yang dihasilkan cukup tinggi dikarenakan oleh nilai *support* yang tinggi meskipun anteseden dan konsekuen saling independen. Ukuran lain yang mampu menjelaskan lebih baik dibandingkan nilai *confidence* ialah nilai *lift*. Nilai *lift* dapat dinyatakan oleh persamaan (4) berikut:

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)}. \quad (4)$$

Nilai *lift* merupakan probabilitas dari terbelinya *itemset* A dan B dalam aturan dibagi dengan probabilitas masing-masing *itemset*. Semakin tingginya nilai *lift* dari aturan asosiasi, maka aturan asosiasi tersebut lebih baik. Nilai *lift* akan bernilai 1 jika *itemset* A dan *itemset* B saling independen (Helode et al., 2017).

Penentuan aturan asosiasi menggunakan algoritma apriori. Algoritma ini dikembangkan oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1993. Apriori merupakan algoritma yang sangat berkembang dalam proses menemukan aturan asosiasi. Apriori mampu membangkitkan kandidat lebih efisien dengan menentukan *itemset* yang memiliki frekuensi yang tinggi. Algoritma ini memiliki kemampuan untuk mereduksi *itemset* nya memiliki frekuensi yang rendah berdasarkan dari sifat apriori yang menyatakan jika *itemset* Z memiliki frekuensi yang rendah maka *itemset* $Z \cap A$ memiliki frekuensi

yang rendah juga. Algoritma ini dimulai dengan menemukan frekuensi *itemset* yang hanya beranggotakan *1-item*, dan dilanjutkan dengan *2-item* hingga *k-item* (Singh & Ram, 2013).

Langkah-langkah dalam algoritma apriori adalah sebagai berikut:

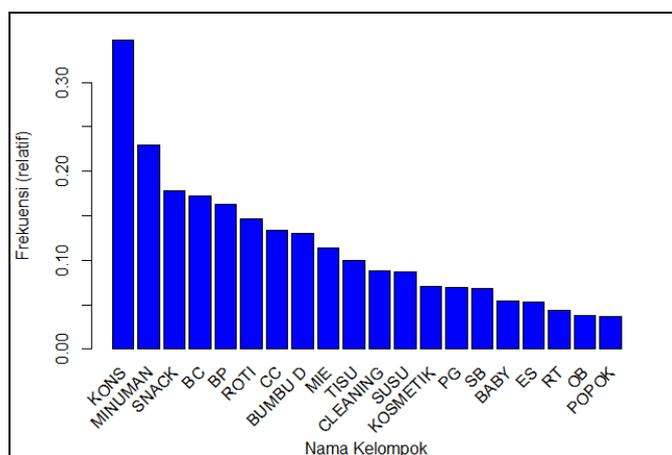
1. Tentukan nilai minimum *support* dari *1-itemset* untuk mengeliminasi *item* yang jarang dibeli konsumen.
2. Hitung nilai *support* dari *items* dalam *database* penjualan, eliminasi *itemset* tersebut jika berada di bawah nilai *support* yang ditentukan.
3. Kombinasikan *1-itemset* untuk mendapatkan *2-itemset* yang memiliki nilai *support* sesuai dengan nilai yang ditentukan.
4. Lanjutkan langkah kombinasi *k-itemset* dari *itemset* sebelumnya.
5. Lakukan iterasi selanjutnya, sehingga tidak lagi didapatkan *itemset* yang memenuhi minimum *support*.

Menurut Kavitha & Tamil Selvi (2013) beberapa keuntungan dari algoritma apriori antara lain, kemampuan untuk mengolah data yang besar, melakukan penemuan dari kandidat lebih banyak. Hal ini bersesuaian dengan jumlah data yang diperoleh dari transaksi 212 Mart.

HASIL DAN PEMBAHASAN

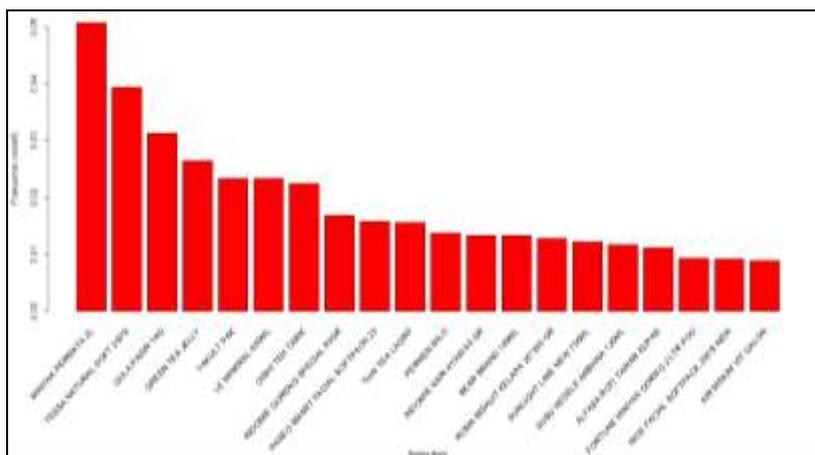
Bab ini membahas karakteristik dari data transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru dan berdasarkan data tersebut akan ditemukan aturan asosiasi menggunakan algoritma apriori. Aturan asosiasi yang ditemukan terdiri *1-itemset* dan *2-itemset* dan dipilih berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang ditentukan. Penentuan aturan asosiasi dalam MBA dengan algoritma apriori pada penelitian ini menggunakan *software R-studio* versi 1.2.5033.

Pada periode Januari-Desember 2020 terdapat 111.096 transaksi, dengan terjualnya sebanyak 442.460 *items*. Jumlah *item* yang terjual terdiri dari 66 kelompok *item* dan 10.858 produk berbeda. Gambaran umum dari data transaksi akan disajikan dengan diagram batang. Frekuensi relatif dari 20 kelompok *item* dengan frekuensi pembelian tertinggi disajikan pada GAMBAR 1.



GAMBAR 1. Frekuensi relatif dari 20 kelompok item dengan pembelian tertinggi

Berdasarkan GAMBAR 1 dapat diketahui kelompok Konsinyasi mendominasi pembelian di 212 Mart sebesar 34,70% dengan 38.561 pembelian dalam 111.096 kali transaksi. Tingginya frekuensi relatif memungkinkan banyaknya asosiasi yang dihasilkan dari kelompok ini. GAMBAR 2 berikut akan menyajikan 20 *item* dengan frekuensi relatif tertinggi pada transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru.



GAMBAR 2. Frekuensi relatif dari 20 item dengan pembelian tertinggi

Berdasarkan GAMBAR 2 dapat dilihat *item* yang memiliki frekuensi pembelian tertinggi yaitu Minyak Permata 2L sebanyak 5.629 kali dengan frekuensi relatifnya sebesar 5,06%. *Item* selanjutnya yaitu Tessa Natural Soft 250's dengan frekuensi pembelian 4.371 kali dan frekuensi relatifnya sebesar 3,93%. Nilai frekuensi relatif dari kedua *item* tersebut dapat dikategorikan cukup rendah, hal ini disebabkan dengan beragamnya *item* yang dibeli oleh konsumen dalam satu transaksi.

Aturan asosiasi antar kelompok produk dibangkitkan berdasarkan kriteria minimum *support* sebesar 5%. Nilai *support* yang cukup tinggi dari beberapa kelompok *item* menjadi alasan utama minimum *support* yang digunakan untuk membangkitkan aturan asosiasi. Aturan asosiasi berdasarkan urutan nilai *lift* disajikan pada TABEL 1 berikut:

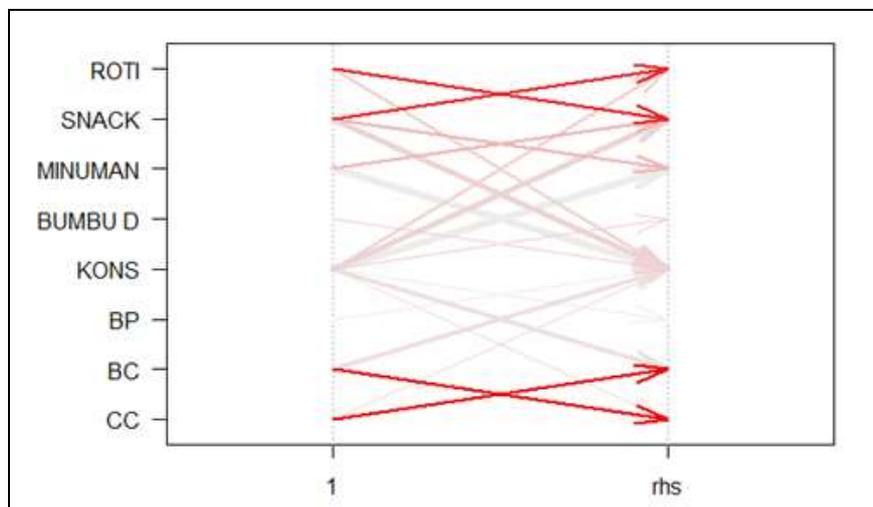
TABEL 1. Aturan asosiasi kelompok item

No	Anteseden	Konsekuen	Support	Confidence	Lift
1	Clothing Care	Body Care	0,061	0,4588	2,6654
2	Body Care	Clothing Care	0,061	0,3545	2,6654
3	Roti	Snack	0,0642	0,4379	2,4665
4	Snack	Roti	0,0642	0,3618	2,4665
5	Snack	Minuman	0,0616	0,3473	1,5138
6	Minuman	Snack	0,0616	0,2688	1,5138
7	Bumbu Dapur	Konsinyasi	0,0568	0,4355	1,2547
8	Konsinyasi	Bumbu Dapur	0,0568	0,1638	1,2547
9	Roti	Konsinyasi	0,0616	0,4205	1,2115
10	Konsinyasi	Roti	0,0616	0,1777	1,2115
11	Snack	Konsinyasi	0,0735	0,414	1,1928
12	Konsinyasi	Snack	0,0735	0,2117	1,1928
13	Clothing Care	Konsinyasi	0,0525	0,3951	1,1384
14	Konsinyasi	Clothing Care	0,0525	0,1514	1,1384
15	Body Care	Konsinyasi	0,0658	0,3825	1,1021

TABEL 1 menunjukkan aturan asosiasi kelompok *item* berdasarkan urutan nilai *lift*. Aturan asosiasi antara *Clothing Care* dan *Body Care* menjadi aturan asosiasi terbaik untuk asosiasi antar kelompok, dengan nilai *confidence* dan *lift* tertinggi dibandingkan dengan asosiasi lainnya. Nilai *confidence* sebesar 45,8% menyatakan bahwa konsumen yang membeli produk dari kelompok *Clothing Care* berpeluang juga membeli produk dari *Body Care* sebesar 45,8%. Nilai *lift* sebesar 2,6654 menggambarkan asosiasi yang cukup kuat antara dua kelompok *item* tersebut. Beberapa aturan

asosiasi lain memiliki nilai *lift* disekitar satu yang menunjukkan asosiasi yang lemah antar kelompok. Nilai *lift* yang rendah menggambarkan bahwa dari pola konsumsi konsumen sangat jarang membeli barang yang berbeda kelompok dalam satu kali transaksi.

Paralel plot pada GAMBAR 3 berikut akan menampilkan aturan asosiasi yang dihasilkan secara lebih sederhana.



GAMBAR 3. Paralel plot aturan asosiasi kelompok item

GAMBAR 3 menunjukkan aturan asosiasi yang ditemukan hanya berasal dari 8 kelompok *item* saja. Hal ini menunjukkan transaksi pada 212 *Mart* didominasi oleh kelompok *item* tersebut. Paralel *plot* di atas menampilkan aturan asosiasi berdasarkan arah panah dengan tingkat ketebalan garis dan warna yang berbeda-beda. Nilai *support* diwakili oleh ketebalan tanda panah, semakin tebal maka nilai *support* dari aturan asosiasi tersebut semakin tinggi. Sedangkan untuk ketebalan warna mewakili nilai *lift*. Semakin tebal warna dari garis panah, semakin tinggi nilai *lift* pada aturan asosiasi tersebut. Kelompok Konsinyasi menjadi kelompok dengan asosiasi terbanyak daripada kelompok lain sebanyak 8 aturan asosiasi, namun nilai *lift* yang dihasilkan untuk aturan asosiasi Konsinyasi sangat rendah. Hal ini menunjukkan bahwa konsumen seringkali membeli produk Konsinyasi secara bersamaan tanpa membeli produk dari kelompok lainnya.

Aturan Asosiasi Antar Item

Aturan asosiasi antar *item* menggunakan kriteria minimum *support* yang lebih rendah dibandingkan kriteria untuk aturan asosiasi antar kelompok *item*. Penggunaan kriteria yang lebih rendah disebabkan oleh rendahnya *support* yang dimiliki oleh masing-masing *item*. Jumlah aturan asosiasi antar *item* yang ditemukan dengan nilai *support* 0,1% dan *confidence* 10% adalah 43 aturan asosiasi. Hasil 20 aturan asosiasi terbaik dengan minimum *support* 0,1% yang diurutkan berdasarkan nilai *lift* tertinggi disajikan pada TABEL 2 berikut:

TABEL 2. Aturan asosiasi terbaik dengan minimum support 0,1%

No	Anteseden	Konsekuensi	Support	Confidence	Lift
1	Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7	Lemonilo Mie Instan Kari Ayam	0,0017	0,4211	98,065
2	Lemonilo Mie Instan Kari Ayam	Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7	0,0017	0,3857	98,065
3	Uht Indomilk Kids Stroberi 125	Uht Indomilk Kids Coklat 115ml	0,0013	0,3977	83,844
4	Uht Indomilk Kids Coklat 115ml	Uht Indomilk Kids Stroberi 125	0,0013	0,2657	83,844
5	Lemonilo Mie Instan Alami Goreng	Lemonilo Mie Instan Kari Ayam	0,0017	0,2702	62,938
6	Lemonilo Mie Instan Kari Ayam	Lemonilo Mie Instan Alami Goreng	0,0017	0,3920	62,938
7	Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7	Lemonilo Mie Instan Alami Goreng	0,0015	0,3799	60,984
8	Lemonilo Mie Instan Alami Goreng	Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7	0,0015	0,2399	60,984
9	Alfasa Roti Selai Kecil	Alfasa Roti Tawar Kupas	0,0018	0,4082	36,598
10	Alfasa Roti Tawar Kupas	Alfasa Roti Selai Kecil	0,0018	0,1614	36,598
11	Indomie Goreng Special 80 gram	Indomie Kari Ayam 72g	0,0017	0,1024	22,743
12	Indomie Kari Ayam 72g	Indomie Goreng Special 80 gram	0,0017	0,3820	22,743
13	Indomie Kari Ayam 69 gram	Indomie Goreng Special 80 gram	0,0046	0,3494	20,799
14	Indomie Goreng Special 80 gram	Indomie Kari Ayam 69 gram	0,0046	0,2765	20,799
15	Indomie Mi Goreng Kriuk Pedas	Indomie Kari Ayam 69 gram	0,0012	0,2323	17,473
16	Indomie Ayam Bawang	Indomie Goreng Special 80 gram	0,0022	0,2900	17,264
17	Indomie Goreng Special 80 gram	Indomie Ayam Bawang	0,0022	0,1302	17,264
18	Indomie Mi Goreng Kriuk Pedas	Indomie Goreng Special 80 gram	0,0011	0,2251	13,398
19	Indomie Soto Medan 63 gram	Indomie Goreng Special 80 gram	0,0011	0,2174	12,942
20	Indomie Goreng Jumbo 129g	Indomie Kari Ayam 69 gram	0,0011	0,1524	11,460

Berdasarkan TABEL 2 diketahui aturan asosiasi dengan nilai *confidence* dan *lift* tertinggi ialah asosiasi Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7 dengan Lemonilo Mie Instan Kari Ayam. Nilai *support* sebesar 0,17% menyatakan frekuensi relatif kedua *item* tersebut dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi. Nilai *confidence* menyatakan bahwa Lemonilo Mie Instan Kari Ayam memiliki peluang terbeli sebesar 42,11% jika Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7 terbeli terlebih dahulu. Asosiasi antara kedua *item* tersebut sangat kuat, ditunjukkan dengan nilai *lift* yang sangat tinggi, yakni 98,0655.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis pada bab sebelumnya, ditemukan bahwa kelompok *item* dan *item* dengan frekuensi absolut pembelian tertinggi yaitu kelompok Konsinyasi dan Minyak Permata 2L. Aturan asosiasi untuk kelompok memiliki nilai kriteria minimum *support* yang lebih tinggi dibandingkan minimum *support* untuk asosiasi *item*, akan tetapi nilai *lift* untuk asosiasi *item* lebih tinggi. Aturan asosiasi *item* terbaik berdasarkan nilai *confidence* dan *lift* tertinggi berasal dari produk yang bersamaan yaitu Lemonilo Mie Instan. Berdasarkan asosiasi terbaik tersebut, 212 Mart dapat membuat strategi penjualan produk Lemonilo Mie Instan untuk meningkatkan penjualan, dimana produk tersebut sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen.

Saran

Penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan *Market Basket Analysis* dapat dikembangkan dengan menggunakan berbagai algoritma lainnya ataupun algoritma *improved* apriori untuk menjadi perbandingan hasil aturan asosiasi yang ditemukan. Selain itu, jumlah data yang lebih besar memungkinkan juga untuk mendapatkan aturan asosiasi yang lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Proyek AKSI ADB Universitas Riau Tahun 2021. Selanjutnya, juga kepada pihak 212 Mart Soebrantas Pekanbaru yang telah menyediakan data serta pihak-pihak lain yang ikut serta terlibat dalam penelitian ini.

REFERENSI

- Anggraeni, H. D., Saputra, R. & Noranita, B 2013, 'Aplikasi data mining analisis data transaksi penjualan obat menggunakan algoritma apriori (studi kasus di Apotek Setya Sehat Semarang)', *Jurnal Masyarakat Informatika*, vol. 4, no. 1, hh. 1–8.
- Bramer, M 2016, *Principles of data mining*, 3rd edn, Springer, Hampshire.
- Cholissodin, I. & Riyandani, E 2018, *Analisis big data (teori dan aplikasi)*, FILKOM UB, Malang.
- Helode, P. S., Dr. K. H. Walse & Karande M.U 2017, 'Building prediction model using market basket analysis', *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 5, no. 4, hh. 8198–8205.
- Kutuzova, T. & Melnik, M 2018, 'Market basket analysis of heterogeneous data sources for recommendation system improvement', *Procedia Computer Science*, vol. 136, no. 1, hh. 246–254.
- Kamakura, W. A 2012, 'Sequential market basket analysis', *Marketing Letters*, vol. 23, no. 3, hh. 505–516.
- Kaufmann, M 2012, *Data mining: data mining concepts and techniques*, 3rd edn, Elsevier, Waltham.
- Kaur, M. & Kang, S 2016, 'Market basket analysis: identify the changing trends of market data using association rule mining', *Procedia Computer Science*, vol. 85, no. 1, hh. 78–85.
- Kavitha, M. M. & Tamil Selvi, S. T 2013, 'Comparative study on apriori algorithm and fp growth algorithm with pros and cons', *International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST)*, vol. 4, no. 4, hh. 161–164.
- Patron, H. & Gomez, L 2020, 'A market basket analysis of the US auto-repair industry', *Journal of Business Analytics*. Taylor & Francis, vol. 3. no. 2, hh. 79–92.

- Prithiviraj, P. & Porkodi, R 2015, 'A comparative analysis of association rule mining algorithms in data mining: a study', *American Journal of Computer Science and Engineering Survey*, vol. 3, no. 1, hh. 98–119.
- Rahmadsyah, A. & Rosnelly, R 2021, 'Analisa association rule pada algoritma apriori untuk minat pembelian alat kesehatan', *Journal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 1, hh. 280–286.
- Sagin, A. N. & Ayvaz, B 2018, 'Determination of association rules with market basket analysis: application in the retail sector', *Southeast Europe Journal of Soft Computing*, vol. 7, no. 1, hh. 11–19.
- Shmueli, G. et al. 2018, *Data mining for bussiness analysis*, John Wiley & Sons, Hoboken.
- Singh, J. & Ram, H 2013, 'Improving Efficiency of Apriori Algorithm Using', *International Journal of Scientific and Research Publications*, vol. 3, no. 1, hh. 1–4.