

inovate jurnaal heru

by Ppj Unhasy

Submission date: 21-Oct-2019 08:56AM (UTC+0700)

Submission ID: 1196793433

File name: Inovate_Heru_revisi.doc (533K)

Word count: 3804

Character count: 18933

Analisis Kebiasaan Konsumen Menggunakan Asosiation Rule Metode Apriori Pada Central Retail X

Ahmad Heru Mujianto

Program Studi S1 Sistem Informasi, Universitas Hasyim Asy'ari Tebuireng Jombang

Email : ahmadmujianto@unhasy.ac.id

Abstrak

Keberlangsungan suatu perusahaan tidak akan terlepas dari peran konsumen dalam melakukan transaksi. Kenyataannya seorang konsumen memiliki perilaku dan karakter yang berbeda-beda, oleh karena itu sebagai pemilik perusahaan harus mampu menganalisa pola atau kebiasaan konsumen dalam melakukan transaksi. Hal tersebut juga terjadi pada central retail X, yang mengalami permasalahan pada proses penjualannya, terdapat produk yang sampai kehabisan stok dan ada juga produk yang tidak terjual, ada produk yang paling diminati dan ada produk yang tidak diminati konsumen. Oleh karena itu diperlukan analisis terhadap kebiasaan konsumen dalam melakukan transaksi. Metode association rule dengan algoritma apriori mampu diterapkan dengan baik dalam analisis kebiasaan transaksi konsumen pada central retail X. Hasil Perhitungannya didapatkan rata-rata presentase nilai support 33%-40% dan nilai confidence 43%-80%. Hasil penerapan metode association rule dengan algoritma apriori mampu membantu merekomendasikan pemilik central retail X dalam penataan katalog produk dan menentukan langkah strategis dalam meningkatkan penjualan, seperti memberikan diskon atau promo untuk produk-produk tertentu.

Kata Kunci: Analisis, Konsumen, Assosiation Rule, Apriori, Retail.

Abstract

The sustainability of a company will not be separated from the role of consumers in conducting transactions. In fact, a consumer has different behaviour and character, therefore as a company owner must be able to analysis the patterns or habits of consumers in making transactions. This also happens in the retail center X, which has problems in the sales process, such as products running out of stock and unsold products and the most popular products and products that are not in demand by consumers. Therefore we need an analysis of consumer habits in conducting transactions. The method of association rule with a priori algorithm is able to be applied well in the analysis of the habits of consumer transactions in the central retail X. The results of the calculation obtained an average percentage of the value of support 33%-40% and the value of confidence 43%-80%. The results of applying the association rule method with a priori algorithm can help recommend central retail X owners in structuring product and determine strategic steps in increasing sales, such as providing discounts or promos for certain products.

Keywords: Analysis, Consumer, Association Rule, Apriori, Retail.

PENDAHULUAN

Konsumen merupakan aspek yang sangat berpengaruh dalam keberlangsungan usaha, dimana konsumen merupakan setiap orang yang terlibat dalam kegiatan jual beli untuk memenuhi kebutuhannya. Adapun perilaku konsumen berbeda-beda, yang dapat dilihat berdasarkan tiga tahapan, yaitu ketika sebelum melakukan pembelian, saat pembelian, dan setelah pembelian. Berdasarkan hal tersebut, diperlukan pemahaman dari pelaku untuk setiap perilaku konsumen untuk menentukan strategi pemasaran yang tepat untuk keberlangsungan usaha (Setiadi, 2015). Untuk memahami perilaku konsumen diperlukan analisis terhadap kumpulan data-data transaksi konsumen, untuk menggali informasi yang lebih dalam berdasarkan data-data tersebut atau dikenal dengan istilah data mining.

Data mining merupakan teknik pengolahan data dengan melakukan ekstraksi dan mengidentifikasi data-data pada database yang besar untuk menggali informasi yang bermanfaat dan meningkatkan pengetahuan pengguna. Sedangkan association rule ialah salah satu metode pada data mining, metode ini sering digunakan dalam melakukan analisis pola belanja konsumen, untuk melihat keterkaitan antar barang dari transaksi yang dilakukan oleh pelanggan (Prajapati, dkk. 2017).

Adapun algoritma yang digunakan dalam association rule yang paling populer adalah algoritma apriori, algoritma tersebut sering digunakan dalam menganalisa data transaksi atau market basket. Penerapan algoritma apriori

dipergunakan untuk pengambilan data dengan memperhatikan aturan asosiatif dalam hal penentuan keterkaitan asosiatif suatu kombinasi. Prosedur dalam penentuan aturan asosiatif dimulai dengan mengumpulkan data transaksi yang dilakukan konsumen dari waktu ke waktu untuk mengetahui item apa saja yang dibeli konsumen sehingga akan diketahui seberapa besar hubungan keterkaitan antar barang dan dapat diimplementasikan menjadi suatu aturan asosiatif. Penerapan algoritma apriori dapat dilakukan pada transaksi yang terjadi di toko, swalayan dan retail (Bhandari, dkk., 2014)

Penelitian sebelumnya pernah dilakukan oleh Gull dan Pervaiz, yang melakukan analisis terhadap perilaku konsumen saat melakukan belanja online pada suatu situs belanja online dengan metode yang digunakan adalah association rule. Hasil dari penelitian tersebut didapatkan data-data tentang banyaknya pelanggan yang berkunjung pada situs tersebut dan melakukan transaksi pembelian. Serta didapatkan juga kombinasi dan keterkaitan antar barang yang dibeli konsumen (Gull dan Pervaiz, 2018).

Dalam penelitian ini menerapkan algoritma apriori dalam untuk melakukan analisis kebiasaan pembelian konsumen yang dilakukan pada pusat retail X, dimana pada pusat retail X tersebut terjadi permasalahan berkaitan dengan penjualannya, yang meliputi adanya barang yang tidak laku tetapi beberapa produk mengalami kehabisan persediaan. Disisi lain banyak konsumen dengan kebiasaan dan karakter yang berbeda-beda. Masalah lain terjadi pada pada pusat retail tersebut mengalami penataan barang yang belum menarik konsumen atau bisa dikaitkan belum adanya strategi penjualan yang diterapkan untuk menarik konsumen (Yamada, dkk. 2015). Persediaan yang habis dan barang yang kurang diminati merupakan masalah penting dan darurat di dunia bisnis perdagangan barang, karena sangat berpengaruh dengan profit yang diterima perusahaan. Permasalahan tersebut perlu sebuah formula untuk mengatasi beberapa fenomena yang terjadi. Oleh karena itu, diperlukan sebuah strategi penjualan yang dapat menganalisa transaksi penjualan sehingga dapat memberikan informasi terkait barang yang kurang laku dan barang yang kehabisan persediaan. Dalam penelitian ini, digunakan metode asosiasi rule algoritma apriori untuk menganalisa kebiasaan konsumen pada retail X untuk menentukan strategi penjualan. Penerapan association rule dengan algoritma apriori akan mengetahui hubungan dan kemungkinan kombinasi dari item-item yang dibeli konsumen pada pusat retail X (Witten, dkk., 2005). Hasil akhir dari penelitian ini diharapkan akan memberikan rekomendasi barang apa yang harus diperbanyak persediaannya, barang apa yang harus diletakkan berdampingan dan barang-barang apa yang kurang diminati oleh penjual.

METODE

Association Rule

Association rule dapat dijabarkan sebagai suatu teknik data mining yang berfungsi dalam hal penentuan keterkaitan tiap item dalam suatu kumpulan banyak data yang telah ditentukan. Teori tersebut merupakan bentuk penjabaran dari konsep market basket analysis, dimana dalam konsep tersebut adanya proses untuk mencari keterkaitan dari beberapa barang (item) pada suatu transaksi. Pada teknik ini akan dicari banyaknya peluang kemunculan kombinasi (frequent) dari kumpulan itemset (Witten dkk., 2005).

Sebuah contoh aturan asosiasi, misalkan berdasarkan data pembelian konsumen pada suatu toko retail, konsumen A {roti, susu, mentega}, konsumen B {susu, roti, telur} dan konsumen C {roti, susu, selai}. berdasarkan ketiga transaksi konsumen tersebut akan menghasilkan suatu aturan asosiasi, yang berupa keterkaitan antara satu produk dengan produk lainnya, yaitu jika membeli roti maka akan membeli susu (Kusrini dan Luthfi, 2009). Hubungan dari aturan asosiasi yang terbentuk dinotasikan dalam bilangan $X \rightarrow Y$, dengan X dan Y adalah sebuah disjoint itemset ($X \cap Y = \emptyset$). Pada association rule, terdapat proses untuk menghitung support dan confidence. (Hammami, dkk., 2012)

Support merupakan seberapa besar suatu item berpengaruh terhadap keseluruhan transaksi. Misalkan menghitung nilai support item A dan B dari seluruh transaksi (S), adapun persamaannya dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$\text{Support}(A \rightarrow B | S) = \frac{n(S \cap A \cap B)}{n(S)} \times 100\%$$

Sedangkan confident merupakan hubungan antar 2 item secara kondisional, misalnya seberapa sering konsumen akan melakukan pembelian item B juga akan membeli item A. Berikut ini rumus yang digunakan untuk menghitung nilai confident :

$$\text{Confidence} = (A \rightarrow B | S) = \frac{n(S \cap A \cap B)}{n(S \cap A)} \times 100\%$$

Terdapat maca-macam pengembangan algoritma yang berkaitan aturan asosiasi, tetapi algoritma yang sering digunakan adalah apriori. Konsep utama apriori yaitu pengembangan frequent itemset, yang dimulai dari penggunaan satu item secara rekursif kemudian pengembangan frequent itemset menggunakan dua item, tiga item dan seterusnya sampai frequent itemset dengan semua ukuran.

Algoritma Apriori

Algoritma ini merupakan algoritma yang muncul pada tahun 1994 dengan penemunya ialah R.Agrawal dan R.Srikant. Konsep utama algoritma apriori adalah mencari kemungkinan kemunculan kombinasi itemset dari sekumpulan data transaksi. Ciri utama dari algoritma apriori yaitu semua atribut subset dari kombinasi itemsets adalah juga menerapkan anggota kombinasi itemsets (Sumithra, dkk., 2010).

Langkah kerja dari algoritma apriori adalah :

- a. Mengumpulkan semua jumlah item tunggal, dan akan didapatkan item ukuran besar
- b. Memperoleh candidate pairs, selanjutnya menghitung = large pairs dari setiap item-
- c. Memperoleh candidate triplets, kemudian dihitung = large triplets dari tiap item dan seterusnya
- d. Intruksi: tiap subset dari sebuah frequent itemset harus bertindak sebagai frequent

Terdapat dua macam proses itu pada algoritma apriori sebagai langkah yang akan dilakukan untuk mendapatkan frequent itemset. Walaupun algoritma ini tidak sulit dipelajari dan diterapkan, jika bedakan dengan jenis algoritma lain yang juga diterapkan untuk perhitungan association rule. Kekurangan yang ada pada algoritma apriori adalah ketika proses menemukan frequent itemset membutuhkan waktu yang cukup lama, karena harus dilakukan proses perekaman terhadap kumpulan data secara terus menerus hingga menemukan kombinasi item (Du, dkk., 2016).

Kegunaan lain dari algoritma ini adalah dalam hal mencari aturan association rule yang akan dipergunakan sebagai batasan minimal untuk memenuhi nilai support dan confidence. Prosedur kerja apriori dimulai dengan melakukan analisis terhadap kumpulan produk yang sebelumnya telah dibeli konsumen dalam kumpulan data transaksi konsumen. Proses untuk menghitung sekumpulan pola data yang terlihat pada basis data dengan proses perulangan iterasi secara berulang-ulang. (Sumithra, dkk., 2010).

Adanya analisis pola frekuensi tinggi menjadikan algoritma ini menjadi kelebihan dan menarik banyak perhatian para peneliti untuk dapat menghasilkan algoritma yang efisien. Terdapat dua tolak ukur yang mampu digunakan untuk melihat penting tidaknya suatu asosiasi, yaitu: nilai support dan nilai confidence. Support (nilai penunjang) merupakan nilai presentase perpaduan item tersebut dalam basis data, dan confidence (nilai kepastian) merupakan tingginya nilai hubungan antar item pada aturan asosiasi (Kusrini dan Luthfi, 2009).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Algoritma Apriori

Penelitian ini dilakukan dan mengambil data pada central retail X, dimana pada central retail tersebut terdapat permasalahan pada penjualan produk, sehingga peneliti ingin melakukan analisa terhadap kebiasaan konsumen pada saat berbelanja pada central retail X, untuk mengetahui pola dan kebiasaan konsumen. Berikut ini data transaksi yang terjadi pada central retail X yang ditunjukkan pada tabel 1.

Table 1. Data Transaksi Penjualan

No	Kode Transaksi	Produk
1	TR001	Gula, Kopi, Sabun
2	TR002	Gula, Roti, Pasta Gigi
3	TR003	Pasta Gigi, Sabun, Kopi, Gula
4	TR004	Gula, Susu
5	TR005	Sabun, Roti
6	TR006	Roti, Susu, Gula, Kopi
7	TR007	Shampo, Sabun, Roti, Gula
8	TR008	Kopi, Sabun, Pasta Gigi
9	TR009	Sabun, Pasta Gigi, Roti
10	TR0010	Shampo, Pasta Gigi, Gula, Kopi, Sabun

Untuk memudahkan dalam perhitungan, selanjutnya data produk pada table 1 dibuat kode dan dipisahkan tiap produk seperti yang terlihat pada tabel 2 berikut ini.

Tabel 2. Data Item

Item	Kode	Item	Kode
Gula	A	Pasta Gigi	E
Kopi	B	Sabun	F
Roti	C	Shampo	G
Susu	D		

Berdasarkan data pada tabel 2, selanjutnya dibuat data transaksi untuk setiap item, sebagaimana terlihat pada tabel 3.

Table 3. Data Transaksi Item

Transaksi	A	B	C	D	E	F	G
1	1	1	1	0	0	0	0
2	1	0	1	0	1	0	0
3	1	1	0	0	1	1	0
4	1	0	0	1	0	0	0
5	0	0	1	0	0	1	0
6	1	1	1	1	0	0	0
7	1	0	1	0	0	1	1
8	0	1	0	0	1	1	0
9	0	0	1	0	1	1	0
10	1	1	0	0	1	1	1
Σ	7	5	6	2	5	6	2

Tahapan selanjutnya menentukan nilai Φ , yang diberikan nilai $\Phi = 3$, maka nilai frekuensi itemset dari tabel 3, terdapat 5 item yang lebih besar dari nilai Φ , sehingga terbentuk $F1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}, \{E\}, \{F\}\}$. Untuk kombinasi 2 itemset, dibutuhkan tabel untuk menggabungkan tiap itemset. Berikut ini tabel kombinasi 2 itemset yang dapat dilihat pada tabel 4.

Table 4. Kombinasi 2 itemset

T	A	B	f	T	A	C	f	T	A	E	f	T	A	F	f	T	B	C	f
1	1	1	P	1	1	1	P	1	1	0	S	1	1	0	S	1	1	1	P
2	1	0	S	2	1	1	P	2	1	1	P	2	1	0	S	2	0	1	S
3	1	1	P	3	1	0	S	3	1	1	P	3	1	1	P	3	1	0	S
4	1	0	S	4	1	0	S	4	1	0	S	4	1	0	S	4	0	0	S
5	0	0	S	5	0	1	S	5	0	0	S	5	0	1	S	5	0	1	S
6	1	1	P	6	1	1	P	6	1	0	S	6	1	0	S	6	1	1	P
7	1	0	S	7	1	1	P	7	1	0	S	7	1	1	P	7	0	1	S
8	0	1	S	8	0	0	S	8	0	1	S	8	0	1	S	8	1	0	S
9	0	0	S	9	0	1	S	9	0	1	S	9	0	1	S	9	0	1	S
10	1	1	P	10	1	0	S	10	1	1	P	10	1	1	P	10	1	0	S
Σ			4	Σ			4	Σ			3	Σ			3	Σ			2

T	B	E	f	T	B	F	f	T	C	E	f	T	C	F	f	T	E	F	f
1	1	0	S	1	1	0	S	1	1	0	S	1	1	0	S	1	0	0	S
2	0	1	S	2	0	0	S	2	1	1	P	2	1	0	S	2	1	0	S
3	1	1	P	3	1	1	P	3	0	1	S	3	0	1	S	3	1	1	P
4	0	0	S	4	0	0	S	4	0	0	S	4	0	0	S	4	0	0	S
5	0	0	S	5	0	1	S	5	1	0	S	5	1	1	P	5	0	1	S
6	1	0	S	6	1	0	S	6	1	0	S	6	1	0	S	6	0	0	S
7	0	0	S	7	0	1	S	7	1	0	S	7	1	1	P	7	0	1	S
8	1	1	P	8	1	1	P	8	0	1	S	8	0	1	S	8	1	1	P
9	0	1	S	9	0	1	S	9	1	1	P	9	1	1	P	9	1	1	P
10	1	1	P	10	1	1	P	10	0	1	S	10	0	1	S	10	1	1	P
Σ			3	Σ			3	Σ			2	Σ			3	Σ			4

Pada table 4, terdapat kode S yang berarti 2 item tidak terjual secara bersama-sama atau tidak ada yang terjual, sedangkan kode P menunjukkan 2 item tersebut terjual bersama. Frekuensi item set dari Tabel 4 didapatkan sebagai berikut : $F2 = \{\{A,B\}, \{A,C\}, \{A,E\}, \{A,F\}, \{B,E\}, \{B,F\}, \{C,F\}, \{E,F\}\}$. Kombinasi 2 item set dilanjutkan untuk kombinasi 3 item set, yang ditunjukkan pada tabel 5.

Tabel 5. Kombinasi 3 itemset

T	A	B	C	T	A	B	E	T	A	B	F	T	A	C	E	T	A	C	F	T	A	E	F
1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	0
2	1	0	1	2	1	0	1	2	1	0	0	2	1	1	1	2	1	1	0	2	1	1	0
3	1	1	0	3	1	1	1	3	1	1	1	3	1	0	1	3	1	0	1	3	1	1	1
4	1	0	0	4	1	0	0	4	1	0	0	4	1	0	0	4	1	0	0	4	1	0	0
5	0	0	1	5	0	0	0	5	0	0	1	5	0	1	0	5	0	1	1	5	0	0	1
6	1	1	1	6	1	1	0	6	1	1	0	6	1	1	0	6	1	1	0	6	1	1	0
7	1	0	1	7	1	0	0	7	1	0	1	7	1	1	0	7	1	1	1	7	1	0	1
8	0	1	0	8	0	1	1	8	0	1	1	8	0	0	1	8	0	0	1	8	0	1	1
9	0	0	1	9	0	0	1	9	0	0	1	9	0	1	1	9	0	1	1	9	0	1	1
10	1	1	0	10	1	1	1	10	1	1	1	10	1	0	1	10	1	0	1	10	1	1	1
Σ			2	Σ			2	Σ			2	Σ			1	Σ			1	Σ			2

Berdasarkan data pada tabel 5, didapatkan nilai $F3 = \{\}$, karena tidak ada jumlah frekuensi itemset $\geq \Phi$. Selanjutnya menentukan rule yang akan digunakan berdasarkan $F2 = \{\{A,B\},\{A,C\},\{A,E\},\{A,F\},\{B,E\},\{B,F\},\{C,F\},\{E,F\}\}$. Berikut ini rule yang terbentuk yang ditunjukkan pada tabel 6.

Tabel 6. Kandidat Assosiation Rule

No	If antecedent the consequent
1	Jika membeli produk A maka juga membeli produk B
2	Jika membeli produk B maka juga membeli produk A
3	Jika membeli produk A maka juga membeli produk C
4	Jika membeli produk C maka juga membeli produk A
5	Jika membeli produk A maka juga membeli produk E
6	Jika membeli produk E maka juga membeli produk A
7	Jika membeli produk A maka juga membeli produk F
8	Jika membeli produk F maka juga membeli produk A
9	Jika membeli B produk maka juga membeli produk E
10	Jika membeli produk E maka juga membeli produk B
11	Jika membeli produk B maka juga membeli produk F
12	Jika membeli produk F maka juga membeli produk B
13	Jika membeli produk C maka juga membeli produk F
14	Jika membeli produk F maka juga membeli produk C
15	Jika membeli produk E maka juga membeli produk F
16	Jika membeli produk F maka juga membeli produk E

Implementasi Assosiation Rule

Setelah mendapatkan nilai kandidat rule, selanjutnya dihitung nilai *support* dan *confidence*, dengan rumus pada assosiation rule. Berikut ini hasil perhitungannya yang ditunjukkan pada tabel 7.

Table 7. Perhitungan Association Rule

If antecedent then consequent	Support	Confidence
Jika membeli produk A maka juga membeli produk B	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/7) \times 100\% = 57,1\%$
Jika membeli produk B maka juga membeli produk A	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/5) \times 100\% = 80\%$
Jika membeli produk A maka juga membeli produk C	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/7) \times 100\% = 57,1\%$
Jika membeli produk C maka juga membeli produk A	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/6) \times 100\% = 66,7\%$
Jika membeli produk A maka juga membeli produk E	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,9\%$
Jika membeli produk E maka juga membeli produk A	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/5) \times 100\% = 60\%$
Jika membeli produk A maka juga membeli produk F	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,9\%$
Jika membeli produk F maka juga membeli produk A	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/6) \times 100\% = 50\%$
Jika membeli B produk maka juga membeli produk E	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/5) \times 100\% = 60\%$
Jika membeli produk E maka juga membeli produk B	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/5) \times 100\% = 60\%$
Jika membeli produk B maka juga membeli produk F	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/5) \times 100\% = 60\%$
Jika membeli produk F maka juga membeli produk B	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/6) \times 100\% = 50\%$
Jika membeli produk C maka juga membeli produk F	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/6) \times 100\% = 50\%$
Jika membeli produk F maka juga membeli produk C	$(3/10) \times 100\% = 33,3\%$	$(3/6) \times 100\% = 50\%$
Jika membeli produk E maka juga membeli produk F	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/5) \times 100\% = 80\%$
Jika membeli produk F maka juga membeli produk E	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/6) \times 100\% = 66,7\%$

Berdasarkan tabel 7, maka dicari nilai *confidence* yang paling besar untuk selanjutnya dikalikan antara nilai *support* dan *confidence*.

Table 8. Perhitungan Support and Confidence

If antecedent then consequent	Support	Confidence	Support x Confidence
Jika membeli produk B maka juga membeli produk A	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/5) \times 100\% = 80\%$	0,128
Jika membeli produk E maka juga membeli produk F	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/5) \times 100\% = 80\%$	0,128

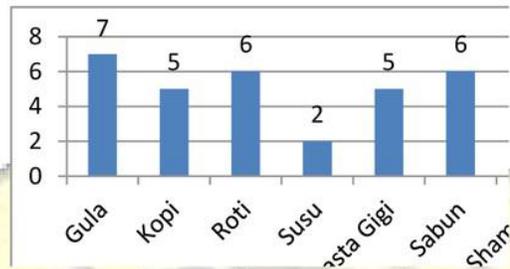
Hasil perhitungan pada tabel 7 dan 8 menunjukkan bahwa aturan yang digunakan adalah dengan nilai *confidence* tertinggi, yaitu :

- Jika membeli B maka akan membeli A
(Jika membeli Kopi, maka akan membeli Gula juga)
- Jika membeli E maka akan membeli F
(Jika membeli Pasta gigi, maka akan membeli Sabun juga)

Aturan tersebut yang nantinya akan diimplementasikan oleh pemilik retail untuk mengatur tata letak produk-produk tersebut berdasarkan pola/kebiasaan konsumen dalam membeli produk.

Implementasi Strategi Penjualan

penjualan dari 7 produk retail X pada tabel 1, berikut ini grafik penjualannya berdasarkan item produk.



Gambar 1. Grafik Penjualan Produk

Data tersebut merupakan data transaksi penjualan pada periode satu minggu. Berdasarkan grafik pada gambar 1 dapat diketahui bahwa produk Gula paling diminati konsumen, sedangkan produk susu dan shampo dengan penjualan paling sedikit.

Berdasarkan hasil perhitungan association rule dan data penjualan produk, dengan demikian penjual dapat mengambil langkah strategis untuk meningkatkan penjualannya, yang meliputi :

- Menambah stok gula agar tidak terjadi kekurangan atau kehabisan stok produk, sedangkan untuk stok susu dan shampo bisa dikurangi, agar tidak terjadi penumpukan stok yang berakibat pada kedaluarsa produk dan tidak terjual.
- Mengatur tata letak produk yang paling diminati dan yang saling berkaitan (kombinasi), supaya memudahkan konsumen untuk menemukan produk yang dicarinya, seperti menempatkan gula disamping kopi.
- Memberikan diskon terhadap produk yang kurang diminati, seperti diskon untuk pembelian susu dan shampo.
- Memberikan promo untuk setiap pembeli produk kombinasi, seperti promo untuk setiap pembelian sabun dan pasta gigi.

Dengan menerapkan langkah-langkah strategis diatas, diharapkan central retail X dapat meningkatkan penjualan dan pemasukkan serta mampu bersaing dengan retail lainnya.

PENUTUP

Simpulan

Berdasarkan hasil pembahasan diatas, peneliti dapat mengambil beberapa kesimpulan yang meliputi, hasil perhitungan dengan association rule dan algoritma apriori mampu menganalisa kebiasaan konsumen dalam melakukan pembelian, dengan presentase rata-rata nilai support 33%-40% dan nilai confidence 43%-80%. Berdasarkan hasil perhitungan tersebut dapat dijadikan sebagai rekomendasi bagi pemilik retail untuk mengatur penataan katalog produk dan pengambilan langkah strategis untuk meningkatkan pemasaran produk. Metode association rule dan algoritma apriori mampu diterapkan dengan baik dalam menganalisis pola belanja konsumen, meskipun demikian algoritma apriori masih memiliki kelemahan yang harus melakukan scan database secara keseluruhan setiap terbentuk iterasi, sehingga waktu yang dibutuhkan akan bertambah.

Saran

Mengacu dari hasil penelitian, terdapat saran untuk meningkatkan kualitas dan akurasi hasil perhitungan, diantaranya : perlu dilakukan pengembangan metode perhitungan dengan menggunakan algoritma lain, karena algoritma apriori dan association rule masih tergolong lemah dalam hal iterasi data, sehingga ketika melakukan perhitungan dengan data yang banyak akan terjadi proses *looping* yang memakan banyak waktu dan memperlambat kinerja sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- Bhandari, A., dkk. 2014. *Improvise apriori algorithm using frequent pattern tree for real time applications in data mining*. ICICT

- Du, Jiaoling, dkk. 2016. *Research and Improvement of Apriori Algorithm*. China: International Conference on Information Science and Technology.
- Gull, M., and Pervaiz, A. 2018. *Customer Behavior Analysis Towards Online Shopping using Data Mining*. IEEE.
- Hammami, H., dkk. 2012. *Classification and Projection of Spatial Association Rules*. SETIT.
- Kusrini and Emha Taufiq Luthfi. 2009. *Algorithm Data Mining*. Yogyakarta : Andi Publisher
- Prajapati, D., dkk. 2017. *Interesting association rule mining with consistent and inconsistent rule detection from big sales data in distributed environment*. Future Computing and Informatics Journal.
- Setiadi. 2015. *Consumer behavior*. Kencana
- Sumithra, R., dkk. 2010. *Using distributed apriori association rule and classical apriori mining algorithms for grid based knowledge discovery*. International conference on Computing, Communication and Networking Technologies.
- Witten, dkk. 2005. *Data Mining. Partical Machinelearning Tools and Techniques 2nd Education*. Morgan Kaufmann Publisher.
- Yamada, S., dkk. 2015. *Visualization of relations of stores by using Association Rule Mining*. International Conference on ICT and Knowledge Engineering.



ORIGINALITY REPORT

12%

SIMILARITY INDEX

11%

INTERNET SOURCES

6%

PUBLICATIONS

%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	www.slideshare.net Internet Source	5%
2	ejournal.atkpsby.ac.id Internet Source	2%
3	www.ijoes.org Internet Source	1%
4	Yulianti Yulianti, Dwi Yuni Utami, Noer Hikmah. "Implementasi Data Mining Menentukan Game Android Paling Diminati Dengan Algoritma Apriori", Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika, 2019 Publication	1%
5	adit.ac.in Internet Source	1%
6	Usman Ependi, Ade Putra. "Solusi Prediksi Persediaan Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Regional Part Depo Auto 2000 Palembang)", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2019 Publication	1%

7	stat.sm.u-tokai.ac.jp Internet Source	<1%
8	Puścian, Marek, and Waldemar Grabski. "Parallelization of Apriori algorithm using Charm++ library", Photonics Applications in Astronomy Communications Industry and High-Energy Physics Experiments 2015, 2015. Publication	<1%
9	www.ijritcc.org Internet Source	<1%
10	ieeexplore.ieee.org Internet Source	<1%
11	lebiks-ridwan.blogspot.com Internet Source	<1%
12	pt.scribd.com Internet Source	<1%
13	anzdoc.com Internet Source	<1%
14	lppm.trigunadharma.ac.id Internet Source	<1%
15	www.ejournal.stiepena.ac.id Internet Source	<1%
16	karya-ilmiah.um.ac.id Internet Source	<1%

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography Off

FINAL GRADE

/0

GENERAL COMMENTS

Instructor

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7
