

**PENERAPAN ALGORITMA *APRIORI* UNTUK MENEMUKAN ATURAN ASOSIASI
DALAM TRANSAKSI BELANJA KONSUMEN PADA MINIMARKET
(Studi Kasus: Rezeki Gemilang Jl. Ganet Km.11 Tanjungpinang)**

Pinka Ayu Pratiwi¹, Tekad Matulatan², Alena Uperiati³
pinkaaayupratiwi@gmail.com

Program studi Teknik Informatika Fakultas Teknik, Universitas Maritim Raja Ali Haji

Abstract

Data mining in the business sector is needed because the inventory system in a minimarket is a top priority that must be stocked in anticipation of empty goods, so that business owners can find out what items are selling best and the minimum stock of an item. This condition can affect customer service and minimarket income. Therefore, this program was created by utilizing sales transaction data every day, in order to assist the minimarket in obtaining useful information using data mining techniques. In this study, the data analyzed is the data of consumer shopping transactions at Rezeki Gemilang minimarket, Tanjungpinang City for 4 months as many as 7312 transactions to find association rules using a priori algorithm. The test was carried out using a minimum support of 0.01 and a minimum confidence of 0.25. The results showed that if you buy France, the consumer will buy cigarettes has the highest confidence value, namely 0.8184, Support 0.02339 explains that all analyzed transactions show that French and cigarettes are purchased simultaneously, the lift is 3.46914 which shows the validity of the association, the conviction is 4.20754 and the leverage is 0.01665.

Keywords: Transaction Data, Apriori Algorithm, Association rules.

I. Pendahuluan

Manusia memiliki banyak kebutuhan dalam kehidupan, baik kebutuhan primer maupun sekunder. Kebutuhan tersebut dapat ditemukan pada minimarket. Minimarket menyediakan beraneka ragam produk yang dijual. Setiap hari transaksi jual beli yang dilakukan pastinya semakin lama akan bertambah banyak. Data transaksi penjualan yang tersimpan didalam *database* dapat dimanfaatkan untuk suatu pengambilan keputusan dalam bidang usaha. *Data mining* dalam bidang bisnis diperlukan karena sistem persediaan barang di suatu minimarket merupakan hal penting untuk mengantisipasi resiko terjadinya kekurangan stok barang yang mana kondisi tersebut mempengaruhi tingkat penjualan atau pelayanan konsumen. Pada umumnya data penjualan transaksi oleh konsumen hanya disimpan sebagai arsip dan tidak dianalisis kembali. Oleh karena itu, dari data belanja konsumen dapat diolah dan digali untuk memanfaatkan data yang tidak dimanfaatkan dengan baik tersebut menjadi sebuah informasi yang dapat berguna bagi pemilik usaha yaitu dengan menggunakan teknik *data mining*. Pada penelitian ini dengan judul “Penerapan Algoritma *Apriori* Untuk Menemukan Aturan Asosiasi Dalam Transaksi Belanja Konsumen Pada Minimarket” menggunakan sumber informasi yang ada pada minimarket Rezeki Gemilang berupa data transaksi belanja konsumen. Penelitian ini menerapkan algoritma *apriori* menggunakan teknik *data mining* yang mana diharapkan mampu membantu pemilik toko dalam memanfaatkan informasi yang diperoleh terkait dengan persediaan barang seperti untuk penataan produk, diskon dan lain sebagainya.

II. Metode Penelitian

2.1 Data Mining

Data Mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam *database*. Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* besar (Kusrini dan Luthfi, 2009).

2.2 Algoritma Apriori

Algoritma *apriori* adalah salah satu algoritma dalam data mining untuk menemukan pola data atau pola kemunculan/frekuensi data. Biasa algoritma *apriori* digunakan untuk menemukan pola pembelian pelanggan pada suatu minimarket berdasarkan transaksi pembelian (Bulolo, 2020).

Analisis asosiasi atau *association rule* yaitu teknik untuk menemukan aturan suatu kombinasi *item*. Salah satu tahap analisis asosiasi untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frekuensi tinggi. *Association rule* dapat ditentukan dengan menggunakan *interestingness measure* (ukuran ketertarikan) yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan perhitungan tertentu. Beberapa ukuran tersebut yaitu:

1. *Support* adalah nilai penunjang atau persentase kombinasi sebuah *item* dalam *database*. Rumus untuk menghitung *support*:

$$Support(X, Y) = \frac{P(X, Y)}{N}$$

Dimana :

$P(X, Y)$: Jumlah transaksi yang mengandung kejadian X dan Y

N : Jumlah keseluruhan transaksi

2. *Confidence* adalah nilai kepastian yaitu kuatnya hubungan antar *item* dalam *association rule*. *Confidence* bisa dicari setelah pola frekuensi munculnya sebuah *item* ditemukan. Rumus untuk menghitung *confidence*:

$$Confidence(X \Rightarrow Y) = \frac{Support(X, Y)}{Support(X)}$$

Dimana :

$Support(X, Y)$: *Support* yang mengandung kejadian X dan Y

$Support(X)$: *Support* yang mengandung kejadian X

3. *Lift* adalah nilai yang menunjukkan kevalidan proses transaksi dan memberikan informasi apakah benar produk X dibeli bersamaan dengan produk Y. Sebuah transaksi dikatakan *valid* jika mempunyai nilai *lift* lebih dari 1 (satu), yang berarti bahwa dalam transaksi tersebut produk X dan Y benar-benar terdapat hubungan korelasi. Rumus untuk menghitung *lift*:

$$Lift(X \Rightarrow Y) = \frac{Confidence(X \Rightarrow Y)}{Support(Y)}$$

Dimana :

$Confidence(X \Rightarrow Y)$: *Confidence* yang mengandung kejadian X maka Y

$Support(Y)$: *Support* yang mengandung kejadian Y

4. *Conviction* adalah nilai yang mengukur tingkat implikasi dari suatu aturan. *Conviction* sangat memperhatikan arah dari suatu *association rule*. *Conviction* mengindikasikan bahwa $conviction(A \rightarrow B) \neq conviction(B \rightarrow A)$. Rumus untuk menghitung *conviction*:

$$Conviction(X \Rightarrow Y) = \frac{1 - Support(Y)}{1 - Confidence(X \Rightarrow Y)}$$

5. *Leverage* adalah nilai yang mengukur banyaknya *item antecedent* dan *consequence* yang dijual secara bersamaan dalam suatu data set. Nilai 0 menunjukkan *antecedent* dan *consequent* tidak memiliki keterkaitan (*independent*). Rumus untuk menghitung *leverage*:

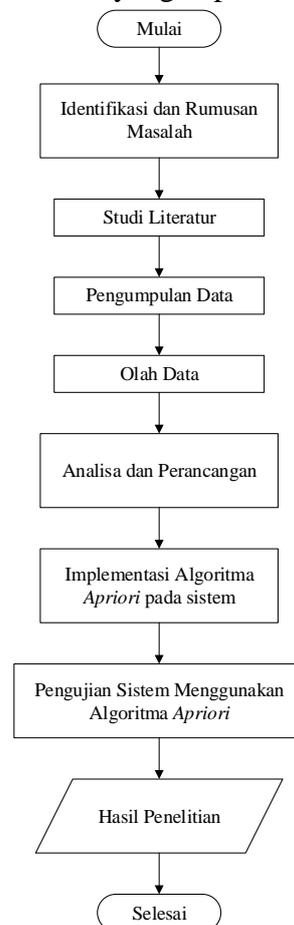
$$\text{Leverage } (X \Rightarrow Y) = \text{supp}(X, Y) - \text{supp}(X) * \text{supp}(Y)$$

Secara garis besar ada beberapa tahapan cara kerja algoritma *apriori* yaitu (Pratama et al., 2009)

- Pembentukan kandidat *itemset*, Kandidat *k-itemset* dibentuk dari kombinasi (k-1) *itemset* yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu ciri dari algoritma *apriori* adalah adanya pemangkasan kandidat *k-itemset* yang subset-nya yang berisi k-1 *item* tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1.
- Penghitungan *support* dari tiap kandidat *k-itemset*. *Support* dari tiap kandidat *k-itemset* didapat dengan men-*scan database* untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua *item* di dalam kandidat *k-itemset* tersebut.
- Tetapkan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi yang memuat k *item* atau *k-itemset* ditetapkan dari kandidat *k-itemset* yang *support*-nya lebih besar dari minimum *support*.
- Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka k ditambah satu dan kembali ke bagian 1

2.3 Flowchart Metodologi Penelitian

Metode penelitian pada penerapan algoritma *apriori* dalam menemukan aturan asosiasi memiliki beberapa tahapan yang dilakukan, urutan ini merupakan gambaran dari langkah-langkah yang dikerjakan selama proses penelitian berlangsung agar penelitian ini bisa dapat berjalan dengan baik. Berikut ini tahapan kerangka pikir penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1.

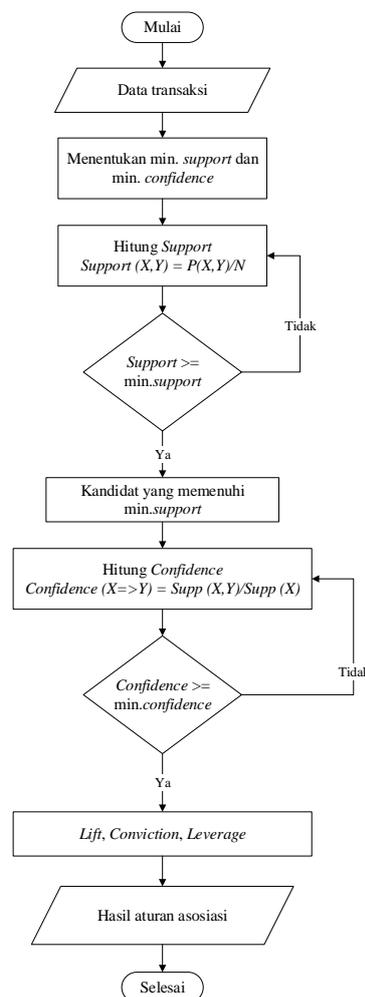


Gambar 1. Flowchart Metodologi Penelitian

Berdasarkan *flowchart* Gambar 1. menunjukkan urutan tahapan dalam penelitian. Dimulai dari mengidentifikasi dan perumusan masalah, setelah itu mencari studi literatur untuk mengetahui dan mendapatkan informasi terkait dengan metode, studi kasus, parameter yang akan dijadikan sebagai acuan dalam pengumpulan data yang sesuai dengan penelitian ini. Data yang diperoleh, akan digunakan untuk diolah dalam proses perhitungan *apriori*. Data yang didapat pada penelitian ini yaitu data transaksi belanja konsumen setiap harinya, sehingga dapat dilakukan analisa dan perancangan. Selanjutnya akan dilakukan implementasi serta pengujian sistem sehingga didapatkan hasil dan kesimpulan dalam penelitian.

2.4 Flowchart Algoritma Apriori

Adapun *flowchart* algoritma *apriori* dalam menemukan aturan asosiasi menggunakan data transaksi belanja konsumen dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart Algoritma Apriori

Pada *flowchart* algoritma *apriori*, menjelaskan terkait dengan proses data mining untuk menemukan aturan asosiasi produk dalam data transaksi belanja konsumen. *Flowchart* perancangan algoritma *apriori* pada Gambar 2. menggambarkan alur atau cara kerja dimana sistem dimulai dari memasukkan data transaksi, setelah itu menentukan minimum *support* dan minimum *confidence*. Menghitung *support* untuk mendapatkan kandidat *itemset* dengan frekuensi tinggi. Setelah itu kandidat yang memenuhi minimum *support* akan dilakukan proses perhitungan nilai *confidence*, *lift*, *conviction*, *leverage* yang nantinya akan menghasilkan *output* yaitu hasil dari algoritma *apriori* dalam bentuk aturan asosiasi.

III. Hasil dan Pembahasan

Berikut akan ditampilkan beberapa hasil uji dari proses sistem yang telah dibuat menggunakan algoritma *apriori* untuk menemukan aturan asosiasi. Data yang diproses untuk dianalisis merupakan data dari transaksi belanja konsumen pada minimarket Rezeki Gemilang Kota Tanjungpinang sebanyak 7312 data transaksi selama 4 bulan dimulai dari oktober 2019 hingga januari 2020. Data tersebut memiliki beberapa atribut yang digunakan dalam penelitian ini yaitu nama barang, kategori barang, dan nomor transaksi. sebelum diproses menggunakan algoritma *apriori* data tersebut sudah diolah dengan nama barang yang telah dikategorikan, sehingga lebih memudahkan pengelompokan produk. Pada pengujian ini akan dilakukan percobaan menggunakan minimum *support* 0.01 dan minimum *confidence* 0.25 dengan hasil sebagai berikut :

1. Uji Keterkaitan Kategori Air Mineral

Berikut merupakan pengujian keterkaitan kategori air mineral, untuk hasil asosiasi produk air mineral dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Keterkaitan Air Mineral

Kategori Barang	Jumlah	Support	Confidence	Lift	Conviction	Leverage
Air Mineral => Minuman Dingin	392	0.05361	0.43508	2.24196	1.42664	0.0297

Pada tabel 4.1 menunjukkan hasil keterkaitan kategori air mineral yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence* yaitu air mineral => minuman dingin atau dapat dikatakan jika membeli air mineral maka konsumen akan membeli minuman dingin.

2. Uji Keterkaitan Kategori Ice cream

Berikut merupakan pengujian keterkaitan kategori *ice cream*, untuk hasil asosiasi produk *ice cream* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Keterkaitan Ice cream

Kategori Barang	Jumlah	Support	Confidence	Lift	Conviction	Leverage
Ice cream => Snack	263	0.03597	0.44655	1.47082	1.25827	0.01151

Dari hasil keterkaitan kategori *ice cream*, diperoleh asosiasi yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence* yaitu *Ice cream* => *Snack* atau dapat dikatakan jika membeli *ice cream* maka konsumen akan membeli *snack*.

3. Uji Keterkaitan Kategori Mancis

Berikut merupakan pengujian keterkaitan kategori mancis, untuk hasil asosiasi produk mancis dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Keterkaitan Mancis

Kategori Barang	Jumlah	Support	Confidence	Lift	Conviction	Leverage
Mancis => Rokok	171	0.02339	0.8184	3.46914	4.20754	0.01665

Dari hasil keterkaitan kategori mancis pada tabel 4.3 diperoleh aturan asosiasi yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence* yaitu Mancis => Rokok atau dapat dikatakan jika membeli mancis maka konsumen akan membeli rokok.

4. Uji Keterkaitan Kategori Mie

Berikut merupakan pengujian keterkaitan kategori mie, untuk hasil asosiasi produk mie dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Keterkaitan Mie

Kategori Barang	Jumlah	Support	Confidence	Lift	Conviction	Leverage
Mie => <i>Snack</i>	235	0.03214	0.29086	0.958	0.98202	-0.00141
Mie => Telur	236	0.03228	0.29213	4.95634	1.32942	0.02577

Dari hasil keterkaitan kategori mie, diperoleh 2 asosiasi yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence* yaitu “jika membeli mie maka konsumen akan membeli *snack*” dan “jika membeli mie maka konsumen akan membeli telur”. Berdasarkan dari hasil tersebut maka didapatkan nilai *confidence* tertinggi dari kategori tersebut yaitu asosiasi Mie => Telur dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. *Confidence* Tertinggi Keterkaitan Kategori Mie

Kategori Barang	Jumlah	Support	Confidence	Lift	Conviction	Leverage
Mie => Telur	236	0.03228	0.29213	4.95634	1.32942	0.02577

5. Kategori Barang Dengan Nilai *Confidence* Tertinggi

Berikut merupakan hasil keterkaitan kategori berdasarkan nilai *confidence* tertinggi yang dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Keterkaitan Kategori Barang Berdasarkan *Confidence* Tertinggi

No	Keterkaitan	Jumlah	Support	Confidence	Lift	Conviction	Leverage
1	Air Mineral => Minuman Dingin	392	0.05361	0.43508	2.24196	1.42664	0.0297
2	<i>Ice cream</i> => <i>Snack</i>	263	0.03597	0.44655	1.47082	1.25827	0.01151
3	Mancis => Rokok	171	0.02339	0.8184	3.46914	4.20754	0.01665
4	Mie => Telur	236	0.03228	0.29213	4.95634	1.32942	0.02577
5	Minuman => Minuman Dingin	801	0.10955	0.57299	2.95264	1.8874	0.07245
6	Minuman Dingin => Minuman	801	0.10955	0.56452	2.95264	1.85728	0.07245
7	Minuman Penyegar => Minuman Dingin	368	0.05033	0.56532	2.91309	1.8541	0.03305
8	Minuman Sachet => <i>Snack</i>	117	0.016	0.26468	0.87178	0.94706	-0.00235
9	<i>Pampers</i> Bayi => <i>Snack</i>	105	0.01436	0.41336	1.36147	1.18708	0.00381
10	Permen => <i>Snack</i>	429	0.05867	0.43289	1.42582	1.22796	0.01752
11	Roti => <i>Snack</i>	303	0.04144	0.35398	1.16589	1.07797	0.0059
12	Susu => <i>Snack</i>	323	0.04417	0.33643	1.1081	1.04946	0.00431
13	Telur => Mie	236	0.03228	0.54768	4.95634	1.96653	0.02577

Berdasarkan hasil pengujian yang diperoleh dari penerapan algoritma *apriori* berupa *rule* asosiasi yang terbentuk dengan data transaksi sebanyak 7312 menggunakan minimum *support* 0.01 dan minimum *confidence* 0.25 didapatkan hasil 13 asosiasi yang dapat dilihat pada Tabel 4.17, yang mana dari asosiasi tersebut keterkaitan kategori Mancis => Rokok memiliki nilai *confidence* tertinggi yaitu 0.8184, *Support* 0.02339 menjelaskan persentase keterkaitan barang tersebut menunjukkan bahwa mancis dan rokok dibeli secara bersamaan, sedangkan *confidence* sebesar 0.8184 yang menyatakan tingkat kepercayaan, *lift* sebesar 3.46914 yang menunjukkan validnya keterkaitan asosiasi, *conviction* sebesar 4.20754 dan *leverage* 0.01665 atau dapat dikatakan jika membeli mancis maka konsumen akan membeli rokok. Dan dapat diketahui bahwa kategori *snack* terjual sebanyak 2220 merupakan produk terlaris pada data transaksi yang telah dianalisis.

IV. Kesimpulan

Berdasarkan analisis serta pengujian yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan yaitu penerapan pada algoritma *apriori* dalam menemukan aturan asosiasi mendapatkan sebuah informasi tentang keterkaitan barang berdasarkan pola atau kebiasaan konsumen dalam melakukan transaksi pembelian suatu produk serta dapat mengetahui produk yang paling laku terjual. Adanya proses perhitungan nilai *lift*, *conviction*, dan *leverage* dapat diketahui kuatnya suatu asosiasi yang diperoleh dengan begitu diharapkan mampu membantu pihak minimarket dalam pengambilan keputusan terhadap kategori dengan nilai yang memiliki keterkaitan yang erat.

V. Daftar Pustaka

- Daftar Buulolo, E., 2020, *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*. Yogyakarta: Deepublish.
- Firmansyah, A., dan Merlina, N., 2020, Prediksi Pola Penjualan Tiket Kapal Pt. Pelni Cabang Makassar Menggunakan Metode Algoritma *Apriori*, *Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer*, 5(3): 183-190
- Gunadi, G., dan Sensuse, D. I., 2012, Penerapan Metode Data *Mining* Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma *Apriori* Dan Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) : Studi Kasus Percetakan Pt. Gramedia, *Jurnal TELEMATIKA MKOM*, 4(1): 118-132
- Hakim, L., dan Prabowo, R., 2017, Penggunaan Situs *E-Tourism* Pada Pemesanan *Homestay* Desa Cibuntu Kuningan Dengan Algoritma *Apriori*. 14(2): 137–48.
- Hermawati, F. A., 2009, *Data Mining*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Kusrini dan Luthfi, E. T., 2009, *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Listriani, D., Setyaningrum, A. H., dan Eka, F., 2016, Penerapan Metode Asosiasi Menggunakan Algoritma *Apriori* Pada Aplikasi Analisa Pola Belanja Konsumen (Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro), 9(2): 120-127
- Manimaran, J., dan Velmurugan, T., 2015, *Analysing the Quality of Association rules by Computing an Interestingness Measures*, *Indian Journal of Science and Technology*, 8(15), DOI: 10.17485/ijst/2015/v8i15/76693.
- Nofriansyah, D., 2014, *Konsep Data Mining VS Sistem Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Deepublish.
- Nugroho, B., 2005, *Perancangan Web Dengan Fireworks Dan Dreamweaver MX*, Yogyakarta: Gava Media, Hal:156.
- Pratama, H. C., Bettiza, M., dan Matulatan, T., 2009, *Data Awal Masuk Mahasiswa Dengan Prestasi Akademik (Studi Kasus : STAI Miftahul Ulum Tanjungpinang)*.
- Ramadhan, A., 2006, *Pemrograman Web Database dengan PHP dan MySQL*, Jakarta: PT Elex Media Komputindo
- Santoso, H., 2017, *Data Mining Penyusunan Buku Perpustakaan Daerah Lombok Barat Menggunakan Algoritma Apriori*.

- Widiati, E., dan Dewi, K. E., 2014, Implementasi *Association rule* Terhadap Penyusunan *Layout* Makanan Dan Penentuan Paket Makanan Hemat Di Rm Roso Echo Dengan Algoritma *Apriori*, *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*, 3(2): 96-101
- Yuhefizar., dan Hidayat, M. D., 2006, Cara Mudah Membangun *Website* Interaktif Menggunakan *Content Management System Joomla*, Jakarta: PT Elex Media Komputindo

VI. Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang mulia kepada :

1. Allah SWT yang melimpahkan rahmat serta karunianya kepada penulis.
2. Kedua Orang Tua yang selalu memberikan dukungan, semangat serta do'a demi kelancaran penelitian ini.
3. Ibu Nurul Hayaty, S.T., M.Cs. selaku ketua Prodi Jurusan Teknik Informatika.
4. Bapak Tekad Matulatan, S.Sos., S.Kom., M.Inf.Tech. selaku pembimbing pertama.
5. Ibu Alena Uperiati, S.T., M.Cs. selaku pembimbing kedua.
6. Dosen penguji yang telah memberikan saran, kritikan, dan masukan yang sangat bermanfaat untuk penelitian ini.
7. Para dosen dan staff Fakultas Teknik Universitas Maritim Raja Ali Haji (UMRAH)
8. Rekan-rekan Mahasiswa Angkatan 2016 Teknik Informatika UMRAH yang memberi dukungan dan semangat.