

IMPLEMENTATION OF MARKET BASKET ANALYSIS WITH APRIORI ALGORITHM IN MINIMARKET

Abdul Hafidh Priyano¹, Amalia Beladonna Arifa²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Indonesia
Email: ¹18102038@ittelkom-pwt.ac.id, ²amalia@ittelkom-pwt.ac.id

(Naskah masuk: 11 September 2022, Revisi: 13 September 2022, diterbitkan: 24 Oktober 2022)

Abstract

The rapid growth of the retail business has an impact on increasing the economic growth of the community. The retail business has high profit potential in areas that have a large population such as Indonesia. A retail business that is popular among the public is a modern market retail business or convenience store. With the rapid growth, it gives a tendency between convenience stores to compete. By designing a marketing strategy is one of the efforts to win the competition in supermarkets. Management needs to understand the purchase behavior made by customers, this action is useful to find out the products that customers are popularly buying. Association algorithm is a form of algorithm in the field of data mining that serves to provide correlation between one item and another. there are several popular algorithms in applying association algorithms one of which is the a priori algorithm created by Agrawal and Srikant in 1994. To support the understanding of customer purchase patterns, it is necessary to implement market basket analysis that has the ability to recognize pattern patterns from transaction data in a convenience store. Performance in market basket analysis also needs to be tested to handle a lot of transaction data, considering that the recording of sales transaction data continues to run over time. The implementation carried out using flask is one of the implementations that is relevant to technological developments, this implementation results in a relatively short data speed with the factor that the magnitude of transaction data is middle to lower, which is 14,963 transaction data.

Keywords: Apriori Algorithm, Flask, Market Basket Analysis, Transaction Data.

IMPLEMENTASI ANALISIS MARKET BASKET DENGAN ALGORITMA APRIORI PADA TOKO SWALAYAN

Abstrak

Pesatnya pertumbuhan bisnis retail memberi dampak terhadap peningkatan pertumbuhan perekonomian masyarakat. Bisnis retail memiliki potensi keuntungan tinggi pada daerah yang memiliki jumlah penduduk besar seperti Indonesia. Bisnis retail yang populer di kalangan masyarakat adalah bisnis retail pasar modern atau toko swalayan. Dengan pertumbuhan yang pesat, memberikan sebuah tendensi terhadap antar toko swalayan untuk bersaing. Perancangan strategi pemasaran adalah salah satu usaha untuk memenangkan persaingan pada toko swalayan. Manajemen perlu memahami perilaku pembelian yang dilakukan oleh pelanggan karena bermanfaat untuk mengetahui produk-produk yang populer dibeli oleh pelanggan. Tujuan dari penelitian ini akan menghasilkan sebuah rekomendasi untuk membuat rencana susunan barang dalam sebuah lemari pajang bagi toko swalayan. Algoritma asosiasi adalah salah satu bentuk algoritma dalam bidang *data mining* yang berfungsi untuk memberikan korelasi antar satu item dengan item lainnya. Terdapat beberapa algoritma populer dalam menerapkan algoritma asosiasi salah satunya adalah algoritma apriori yang diciptakan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994. Untuk mendukung pemahaman pola pembelian pelanggan, maka diperlukan implementasi analisis keranjang belanja (*market basket*) yang memiliki kemampuan untuk mengenali pola-pola dari data transaksi di suatu toko swalayan. Performa dalam analisis *market basket* juga perlu diuji untuk menangani banyaknya data transaksi, mengingat pencatatan data transaksi penjualan terus berjalan seiring waktu. Implementasi yang dilakukan menggunakan *flask* merupakan salah satu implementasi yang relevan terhadap perkembangan teknologi. Implementasi ini menghasilkan kecepatan data yang relatif singkat dengan faktor besarnya data transaksi adalah menengah ke bawah yaitu sebesar 14.963 data transaksi.

Kata kunci: Algoritma Apriori, Flask, Data Transaksi, Market Basket Analysis.

1. PENDAHULUAN

Pesatnya pertumbuhan bisnis retail memberi dampak terhadap peningkatan perekonomian masyarakat. Bisnis retail memiliki potensi keuntungan tinggi pada daerah yang memiliki jumlah penduduk besar, sebagai contoh Negara Kesatuan Republik Indonesia yang memiliki jumlah penduduk terbesar keempat setelah China, India, dan Amerika Serikat. Bisnis retail, salah satunya toko swalayan, memiliki keunggulan pelayanan dan produk pada beberapa faktor seperti reliabilitas atau kemampuan pelayanan yang akurat, segera, serta memuaskan. Poin keunggulan yang kedua adalah responsif atau kemampuan dalam ketersediaan menolong pelanggan. Poin terakhir adalah kepercayaan, pengetahuan atau produk dapat dipercaya kebenarannya dan kualitasnya sehingga pelanggan terbebas dari risiko. Pelayanan yang diterima oleh konsumen dapat mempengaruhi tingkat kepuasan dalam berbelanja. Pelayanan yang baik dapat mendorong konsumen untuk berkomitmen terhadap produk serta pelayanan perusahaan [1]. Keunggulan tersebut memberikan popularitas terhadap bisnis retail pasar modern atau toko swalayan [2].

Dengan pertumbuhan yang pesat, memberikan sebuah tendensi terhadap antar toko swalayan untuk bersaing. Perancangan strategi pemasaran menjadi salah satu alternatif dalam meningkatkan jumlah penjualan dan keuntungan toko untuk memenangkan persaingan pada toko swalayan. Manajemen toko swalayan perlu memahami perilaku pembelian yang dilakukan oleh pelanggan sehingga tindakan ini dapat bermanfaat untuk mengetahui produk-produk yang populer dibeli oleh pelanggan. Selain itu, dengan memahami perilaku pembelian yang dilakukan oleh peningkatan penjualan dapat diperoleh dengan mengatur perilaku pelanggan dalam membeli barang terutama barang yang saling berkaitan satu sama lain, pelanggan memiliki perilaku praktis terutama dalam memilih barang, semakin mudah dilihat maka besar kemungkinan pelanggan akan mengambil barang tersebut. Pola-pola tersebut dapat ditemukan dengan cara menganalisis data transaksi atau data penjualan, tidak hanya menjadi faktor penentu laba dan rugi penjualan [3].

Algoritma asosiasi adalah salah satu bentuk algoritma dalam bidang *data mining* yang berfungsi untuk memberikan korelasi antar satu item dengan item lainnya. Pemanfaatan algoritma asosiasi tidak hanya sebatas proses bisnis dan penjualan, pemanfaatan algoritma asosiasi dapat digunakan dalam pencarian korelasi komorbid penyakit dan pendeteksi pencurian dalam suatu transaksi pembayaran. Algoritma asosiasi mengungkap korelasi antar produk yang dijual dengan membaca seluruh data penjualan, sehingga dapat menjadi dasar manajemen toko swalayan dalam membuat perencanaan strategi marketing baru. Metode ini memiliki sebutan berbeda dalam bidang bisnis retail,

metode ini biasa disebut sebagai analisis keranjang belanja atau *market basket analysis* karena memiliki fokus terhadap objek keranjang belanja pelanggan atau data transaksi [4].

Ada beberapa algoritma populer dalam menerapkan algoritma asosiasi salah satu dari algoritma tersebut adalah algoritma apriori. Algoritma apriori diciptakan oleh Rakesh Agrawal dan Ramakrishnan Srikant pada tahun 1994. Algoritma apriori adalah suatu algoritma dasar yang digunakan untuk menemukan aturan suatu kombinasi item. Algoritma apriori menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma efisien pada analisis pola frekuensi tinggi atau *frequent pattern mining*. Algoritma ini memiliki 2 proses utama yaitu *joining* atau penggabungan antar item satu dengan item lainnya dan *pruning* atau pemangkasan item atau gabungan item yang tidak memenuhi persyaratan. Kemudahan dipahami dan penggunaannya menyebabkan algoritma apriori sebagai analisis asosiasi dan analisis frekuensi tinggi populer di kalangan peneliti. Namun dibalik keunggulan tersebut algoritma apriori juga memiliki beberapa kelemahan diantaranya adalah proses pencarian item yang memiliki frekuensi tinggi tergolong memakan waktu karena algoritma apriori harus melakukan pembacaan *database* secara berulang-ulang untuk setiap item dan kombinasinya [5].

Penelitian yang dilakukan oleh Erma Delima Sikumbang, pada penelitiannya yang berjudul "Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori", berhasil mendapatkan 5 *rules* dengan persentase nilai *support* secara berurutan yaitu 66,67%, 66,67%, 33,33%, 41,67%, 41,67%, 33,33% dan presentasi nilai *support* secara berurutan yaitu 72,73%, 88,89%, 80%, 83,33%, 100%, 80% [6]. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Priska Hartinah Simbolon, pada penelitian yang berjudul "Implementasi Data Mining Pada Sistem Persediaan Barang Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Srikandi Cash Credit Electronic dan Furniture)", algoritma apriori berhasil mendapatkan 4 *rules* terkuat dengan persentase nilai *support* secara berurutan yaitu 50%, 41%, 41%, 33%, dan persentase nilai *confidence* secara berurutan yaitu 85%, 83%, 83%, 80% [7]. Dari permasalahan yang telah dipaparkan, maka penelitian ini akan menghasilkan sebuah rekomendasi untuk membuat rencana susunan barang dalam sebuah lemari pajang bagi toko swalayan.

2. METODE PENELITIAN

Market basket analysis atau analisis keranjang belanja merupakan sebuah analisis terhadap perilaku pelanggan dalam melakukan kegiatan transaksi jual beli. Analisis keranjang belanja menghasilkan temuan asosiasi atau keterhubungan satu barang dengan barang lainnya, dimana barang-barang tersebut berada dalam satu keranjang pelanggan.

Selain menjadi pertimbangan rencana susunan barang, analisis keranjang belanja juga dapat dimanfaatkan untuk membuat strategi baru dalam menarik perhatian pelanggan untuk berbelanja di toko swalayan. Contoh pemanfaatan lainnya dalam analisis keranjang belanja adalah rencana pemberian potongan harga terhadap barang-barang yang dinilai populer dibeli oleh pelanggan toko swalayan. Analisis keranjang belanja dapat dikombinasikan dengan metode-metode *data mining* lainnya seperti prediksi atau klasifikasi, sehingga menghasilkan sebuah produk pembelajaran mesin yang relevan terhadap kebutuhan toko swalayan. Contoh dari analisis keranjang belanja adalah mayoritas produk roti dibeli bersamaan dengan susu kental manis. Produk roti memiliki frekuensi pembelian paling tinggi dan contoh lainnya adalah mencari tingkat frekuensi pembelian atau pembayaran jasa tertentu [8], [9], [10].

Association rule merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan dalam mengolah data dengan cara melakukan asosiasi terhadap kandidat data yang akan diproses. Teknik yang dilakukan pada proses *association rule* juga memakai konsep relasi antara satu item atau kandidat dengan item lainnya. Dalam menentukan *association rule*, terdapat *interestingness measure* (ukuran ketertarikan) yang didapatkan dari hasil pengolahan data dengan perhitungan tertentu. Perhitungan yang dimaksud adalah perhitungan nilai *support* dan nilai *confidence*. Nilai *support* adalah nilai penunjang antara item sedangkan nilai *confidence* adalah kepastian terhadap item yang terbentuk. Nilai *support* dan nilai *confidence* merupakan nilai yang akan dijadikan acuan atau pedoman dalam pengolahan terhadap data yang akan diproses. Berikut ini adalah rumus yang digunakan dalam perhitungan untuk mendapatkan nilai *support* adalah sebagai berikut:

$$Sup(A, B) = \frac{Jumlah\ item\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Keseluruhan} \times 100\% \quad (1)$$

Sedangkan rumus yang digunakan dalam melakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai *confidence* adalah sebagai berikut:

$$Conf(A, B) = \frac{Jumlah\ item\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Keseluruhan\ A} \times 100\% \quad (2)$$

Baik nilai yang terdapat pada nilai *support* ataupun nilai *confidence* memiliki keterkaitan antara satu dengan yang lainnya. Dalam melakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai *confidence* haruslah melakukan perhitungan terlebih dahulu untuk nilai *support*, begitu juga sebaliknya. Nilai *support* yang didapatkan dapat dikatakan sesuai apabila didukung dengan adanya perhitungan dari nilai *confidence* [11].

Jumlah aturan asosiasi yang hanya menggunakan nilai *support* dan *confidence* dapat menjadi sangat besar dalam menentukan *rule*. *Lift ratio* adalah salah satu langkah tambahan dalam

mengatasi masalah tersebut. *Lift ratio* dalam aturan asosiasi menunjukkan tingkat kebergantungan antara *antecedent* dan *consequent*. Apabila *lift ratio* bernilai >1 artinya tingkat ketergantungan antara *antecedent* dan *consequent* tinggi. Cara menghitung *lift ratio* adalah dengan membagi nilai *confidence* dengan *Expected Confidence* yang dinyatakan dengan rumus [12]:

$$ExConf = \frac{Jumlah\ item\ B}{Jumlah\ Keseluruhan\ Item} \times 100\% \quad (3)$$

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence}{Expected\ Confidence} \times 100\% \quad (4)$$

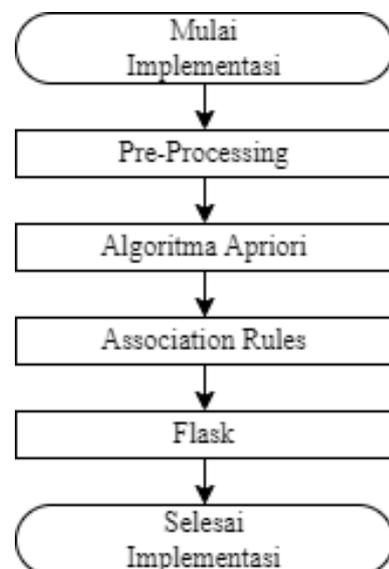
Algoritma apriori dikenal sebagai algoritma yang memiliki popularitas tinggi dalam bidang menemukan pola dengan tingkat frekuensi yang tinggi. Pola frekuensi tinggi adalah pola-pola item di dalam suatu *database* yang memiliki frekuensi atau *support* di atas ambang batas tertentu yang disebut dengan istilah minimum *support*. Algoritma apriori dibagi menjadi beberapa tahap yang disebut iterasi atau *pass* yaitu:

Pertama, Penyusunan kandidat itemset dengan cara melakukan kombinasi k-1 dari hasil yang telah dilakukan pada iterasi sebelumnya. Algoritma apriori melakukan dengan teknik *pruning* atau pemangkasan terhadap kandidat itemset yang memiliki subset k-1.

Kedua, Penghitungan nilai *support* untuk tiap-tiap item dari kandidat itemset. *Support* dihitung dengan cara melakukan *scan* berulang terhadap *database* yang memiliki semua item dalam kandidat itemset tersebut.

Keempat, Penetapan pola frekuensi tinggi yang memiliki kandidat item atau itemset, dimana nilai *support* dari kandidat tersebut lebih besar dari nilai minimal *support* yang telah ditetapkan.

Kelima, Apabila tidak ditemukan pola frekuensi tinggi yang baru, maka hentikan semua iterasi yang dilakukan oleh algoritma apriori [13].



Gambar 1. Tahap Implementasi

Flask merupakan sebuah kerangka kerja mikro atau *library python* yang digunakan untuk mengembangkan sebuah aplikasi berbasis website [14]. Merujuk pada arti kerangka kerja mikro, *flask* memiliki struktur awal yang ringkas dan kecepatan eksekusi yang tinggi [15]. Meskipun diberikan struktur yang ringkas seperti tidak adanya fungsi validasi *form*, *database* dan fungsi lainnya, *flask* memiliki sifat fleksibel dan skalabel yang artinya dengan tambahan pihak ketiga dan *library python*, *flask* dapat mengimbangi kerangka kerja web lainnya [16].

Proses implementasi yang dapat dilihat pada Gambar 1, dimulai dengan melakukan *pre-processing* data transaksi yang diperoleh dari website *Kaggle*. Contoh format data yang didapatkan ditunjukkan pada Gambar 2.

Member_number	Date	itemDescription
0	1808 21-07-2015	tropical fruit
1	2552 05-01-2015	whole milk
2	2300 19-09-2015	pip fruit
3	1187 12-12-2015	other vegetables
4	3037 01-02-2015	whole milk

Gambar 2. Contoh Format Transaksi

Format data tersebut masih berdasarkan 1 baris untuk 1 barang, maka dari itu perlu dilakukan pengelompokan menjadi 1 baris untuk 1 nota dan beberapa barang seperti dapat dilihat pada Gambar 3.

Member_number	Date	
1000	15-03-2015	[sausage, whole milk, semi-finished bread, yog...
	24-06-2014	[whole milk, pastry, salty snack]
	24-07-2015	[canned beer, misc. beverages]
	25-11-2015	[sausage, hygiene articles]
	27-05-2015	[soda, pickled vegetables]

Gambar 3. Pengelompokan Barang Berdasarkan Tanggal Pembelian

Setelah format data sesuai dengan konsep market basket analysis, dilakukan penghapusan kolom nota dan tanggal sehingga tersisa daftar barang yang dapat dilihat pada Gambar 4.

```

[['sausage', 'whole milk', 'semi-finished bread', 'yogurt'],
 ['whole milk', 'pastry', 'salty snack'],
 ['canned beer', 'misc. beverages'],
 ['sausage', 'hygiene articles'],
 ['soda', 'pickled vegetables'],
 ['frankfurter', 'curd'],
 ['sausage', 'whole milk', 'rolls/buns'],
 ['whole milk', 'soda'],
 ['beef', 'white bread'],
 ['frankfurter', 'soda', 'whipped/sour cream'],
 ['frozen vegetables', 'other vegetables'],

```

Gambar 4. Bentuk Data Dalam List

Setelah berhasil dikelompokkan dan dibersihkan, tahap selanjutnya adalah mengubah format data menjadi *binary table* yang memudahkan

menggunakan *library transaction encoder* yang ditunjukkan oleh Tabel 1.

Tabel 1. Perubahan Data List Menjadi Binary Table

	Instant food products	UHT-milk	abrasive cleaner	artif. sweetener	baby cosmetics	bags	baking powder
0	False	False	False	False	False	False	False
1	False	False	False	False	False	False	False
2	False	False	False	False	False	False	False
3	False	False	False	False	False	False	False
4	False	False	False	False	False	False	False

Setelah perubahan format data menjadi *binary table*, maka tahap proses *mining* menggunakan algoritma apriori dilakukan, sehingga mendapatkan nilai *support* dari masing-masing barang yang ditunjukkan oleh Gambar 5.

	support	itemsets	length
0	0.004010	(Instant food products)	1
1	0.021386	(UHT-milk)	1
2	0.001470	(abrasive cleaner)	1
3	0.001938	(artif. sweetener)	1
4	0.008087	(baking powder)	1
...
745	0.001136	(whole milk, rolls/buns, sausage)	3
746	0.001002	(whole milk, soda, rolls/buns)	3
747	0.001337	(whole milk, yogurt, rolls/buns)	3
748	0.001069	(soda, whole milk, sausage)	3
749	0.001470	(yogurt, whole milk, sausage)	3

Gambar 5. Hasil Perhitungan Support Dengan Algoritma Apriori

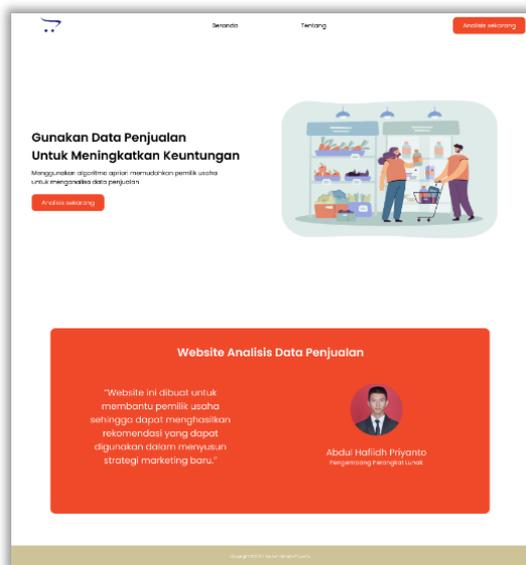
Setelah proses *mining* menggunakan algoritma apriori dilakukan, tahap selanjutnya adalah membuat aturan-aturan asosiasi berdasarkan data sebelumnya sehingga menghasilkan aturan seperti Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi

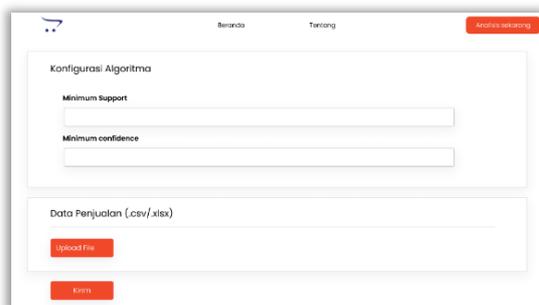
	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	leverage	conviction
0	(bottled water)	(UHT-milk)	0.06683	0.021386	0.001069	0.017621	0.023954	-0.000228	0.996168
1	(UHT-milk)	(bottled water)	0.021386	0.06683	0.001069	0.050000	0.023954	-0.000228	0.988758
2	(other vegetables)	(UHT-milk)	0.122101	0.021386	0.002139	0.017515	0.018993	-0.000473	0.996060
3	(UHT-milk)	(other vegetables)	0.021386	0.122101	0.002139	0.100000	0.018993	-0.000473	0.975443
4	(rolls/buns)	(UHT-milk)	0.110005	0.021386	0.001804	0.016403	0.070713	-0.000548	0.984934

Aturan-aturan tersebut adalah hasil dari *market basket analysis* yang nantinya digunakan untuk menyusun strategi pemasaran, seperti pembentukan paket promo, pemberian diskon, dan pembenahan peletakan barang di pajangan.

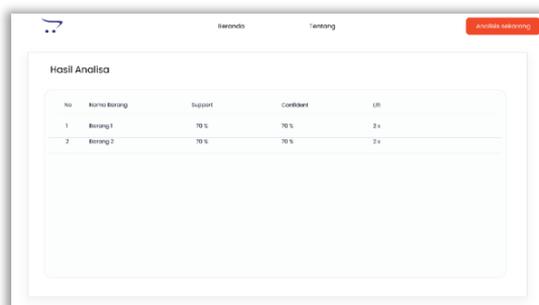
Setelah model dibuat, tahap selanjutnya merupakan implementasi model ke dalam *website* dengan *framework flask* dan *html*. Desain antarmuka pengguna yang telah dirancang dapat dilihat pada Gambar 6 sebagai berikut.



Gambar 6. Halaman Beranda



Gambar 7. Halaman Input Data Transaksi

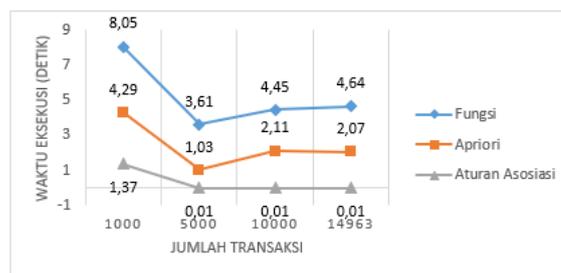


Gambar 8. Halaman Hasil Analisis

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah *dataset* publik yang disediakan oleh website *Kaggle* melalui akun *heerald dedhia* atau melalui link <https://www.kaggle.com/datasets/heeraldedhia/groceries-dataset> yang memiliki 38.765 baris dari pembelian pelanggan pada toko swalayan. *Dataset* ini memiliki 3 buah kolom yaitu *Member_number*, *Date*, dan *itemDescription*. Data yang diperoleh merupakan data pembelian pelanggan pada sebuah toko swalayan pada tahun 2015.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian pembahasan akan dijelaskan percobaan terhadap *dataset* yang sudah di dapatkan dan membandingkan kecepatan fungsi algoritma apriori dan pembuatan aturan asosiasi yang telah diterapkan ke website terhadap banyaknya transaksi. *Dataset* akan dibagi menjadi 4 berdasarkan banyak transaksinya yaitu 1000, 5000, 10000, dan seluruh transaksinya, dengan nilai minimal *support* adalah 0,001, nilai minimal *confidence* 0,1, dan nilai minimal *lift* sebesar 1.



Gambar 9. Perbandingan Jumlah Transaksi dan Waktu Eksekusi Percobaan 1

Pada Gambar 9 yang merupakan grafik perbandingan waktu eksekusi terhadap jumlah transaksi, dengan pembanding adalah waktu eksekusi fungsi analisis, algoritma apriori, dan pembuatan aturan asosiasi. Pada jumlah 1000 transaksi ketiga pembanding tersebut memiliki waktu eksekusi yang relatif tinggi dari pada 5000, 10000, dan 14963 transaksi, namun terjadi perubahan secara fluktuatif diantara keempat jumlah transaksi tersebut.

Tabel 3. Hasil Fungsi Analisis Percobaan 1

Jumlah Transaksi	Min Support	Max Support	Min Confidence	Max Confidence	Min Lift	Max Lift	Rule
1000	0,001	0,021	0,100	1,000	1,012	1000	73991
5000	0,001	0,009	0,100	0,385	1,000	3,682	120
10000	0,001	0,010	0,100	0,261	1,002	2,096	59
14963	0,001	0,010	0,100	0,261	1,002	2,096	59

Berdasarkan hasil analisis yang ditunjukkan pada Tabel 3 terdapat kejanggalan yaitu pada kelompok jumlah data 1000 transaksi maksimum *confidence* yaitu 100%, maksimum *lift* yaitu 1000, dan *rule* yang dibuat sebanyak 73991. Kejanggalan ini disebabkan karena penetapan nilai minimum *support* yang terlalu kecil sehingga mengakibatkan perulangan yang tidak diperlukan. Sementara pada

kelompok jumlah transaksi lainnya, tidak menunjukkan perubahan data yang sangat signifikan dan tergolong logis.

Berdasarkan percobaan pertama tersebut, maka diperlukan percobaan kedua dengan penetapan nilai minimal *support* yang lebih besar dari percobaan pertama yaitu sebesar 0,01, nilai minimal *confidence*

sama yaitu sebesar 0,1, dan nilai minimal lift sebesar 1.

Pada percobaan 2 terdapat perbedaan yang sangat besar terutama pada waktu eksekusi apriori dan waktu eksekusi aturan asosiasi, dimana pada semua kelompok jumlah transaksi bernilai mendekati 0.



Gambar 105. Perbandingan Jumlah Transaksi dan Waktu Eksekusi Percobaan 2

Tabel 4. Hasil Fungsi Analisis Percobaan 2

Jumlah Transaksi	Min Support	Max Support	Min Confidence	Max Confidence	Min Lift	Max Lift	Rule
1000	0,010	0,021	0,110	0,236	1,074	1,567	11
5000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0
10000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0
14963	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0

Pada Tabel 4, setelah dilakukan perubahan nilai minimal *support* saat pembentukan nilai *support* tiap itemset, terjadi perubahan yang cukup besar. Pada kelompok jumlah transaksi 1000, dalam percobaan pertama menampilkan nilai yang kurang logis, namun pada percobaan kedua menghasilkan nilai yang cukup logis. Namun berbeda dengan kelompok lainnya yaitu kelompok 5000 transaksi, 10.000 transaksi, dan 14.963 transaksi, tidak ada rule yang terbuat.

4. KESIMPULAN

Implementasi yang dapat dilakukan untuk analisis market basket, antara lain adalah mengikuti sistem penjualan utama yang digunakan dalam toko swalayan. Apabila sistem penjualan pada toko swalayan menggunakan website, maka dianjurkan untuk membuat implementasi website. Implementasi menggunakan platform yang sama dapat memudahkan dalam mengambil data transaksi.

Algoritma apriori memiliki kecepatan eksekusi yang relatif singkat, hal ini didukung dengan besarnya data transaksi serta penentuan nilai minimal *support*, *confidence*, serta lift. Seperti pada percobaan pertama, penentuan nilai minimal yang terlalu kecil pada data transaksi yang besar mengakibatkan pembacaan database semakin besar.

DAFTAR PUSTAKA

[1] M. I. P. Hant and Hendry, "Data Mining Technique Using Naïve Bayes Algorithm To Predict Shopee Consumer Satisfaction Among Millennial Generation Teknik Data Mining Menggunakan Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Kepuasan Konsumen Shopee Dikalangan Generasi," *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 4, pp. 829–838, 2022.

[2] E. Norman, Y. Permana, and R. A. Prasetyowati, "Perbandingan Keberlanjutan Bisnis Retail Minimarket Modern Dan Retail Tradisional Warung Di Jawa Barat," *Al-*

Kharaj J. Ekon. Keuang. Bisnis Syariah, vol. 1, no. 2, pp. 139–157, 2019, doi: 10.47467/alkharaj.v1i2.52.

[3] E. Elisa, "Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018, doi: 10.29207/resti.v2i2.280.

[4] M. Badrul, "Algoritma Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. XII, no. 2, pp. 121–129, 2016.

[5] A. R. Riszky and M. Sadikin, "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 103–108, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.

[6] E. D. Sikumbang, "Penerapan Data Mining Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. Vol 4, No., no. September, pp. 1–4, 2018.

[7] P. H. Simbolon, "Implementasi Data Mining Pada Sistem Persediaan Barang Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Srikandi Cash Credit Elektronik dan Furniture)," *J. Ris. Komput.*, vol. 6, no. 4, pp. 401–406, 2019.

[8] R. Rusnandi, S. Suparni, and A. B. Pohan, "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Market Basket Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Pd Pasar Tohaga," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, p. 119, 2020, doi: 10.23887/janapati.v9i1.19349.

[9] F. Panjaitan, A. Surahman, and T. D. Rosmalasari, "Analisis Market Basket Dengan Algoritma Hash-Based Pada Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Tb. Menara)," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no.

- 2, pp. 111–119, 2020.
- [10] A. Rifqy Alfiyan, A. Hafidzul Kahfi, M. Rizky Kusumayudha, and M. Rezki, “Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Di Freshfood,” *IJCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2019.
 - [11] S. H. Pratiwi, R. Andreswari, and I. Darmawan, “APRIORI PADA RUMAH SAKIT PORT MEDICAL CENTER JAKARTA PREDICTION OF APPROACH TO DISEASE PATTERN USING APRIORI ALGORITHM AT PORT MEDICAL CENTER HOSPITAL JAKARTA.”
 - [12] F. R. Industri and U. Telkom, “Penerapan Data Mining Terhadap Data Penjualan Baju Dengan Metode Algoritma Apriori Pada Toko Bbz Application Of Data Mining On Clothing Sales Data With Apriori Algorithm Method At Bbz Store Program Studi S1 Sistem Informasi ,” 2019.
 - [13] A. J. P. Sibarani, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
 - [14] R. Irsyad, “Penggunaan Python Web Framework Flask Untuk Pemula,” 2018, doi: 10.31219/osf.io/t7u5r.
 - [15] B. P. Putra and Y. A. Susetyo, “Implementasi Api Master Store Menggunakan Flask, Rest Dan Orm Di Pt Xyz,” *Sistemasi*, vol. 9, no. 3, p. 543, 2020, doi: 10.32520/stmsi.v9i3.899.
 - [16] J. Jeovano, D. Teknik, I. Institut, and T. Terpadu, “2D Data Visualization Tools Menggunakan Flask dan AngularJS,” pp. 91–97.