

ALGORITMA APRIORI POLA PENJUALAN PRODUK PADA TOKO MBAYEM

Siti Saidah¹⁾, Marthasya Aifa²⁾, Dhia Safa Helga³⁾

¹⁻³⁾Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi

Jalan Margonda Raya No.100 – Pondok Cina – Depok 16424
sitisaidah@staff.gunadarma.ac.id¹⁾, marthasya@staff.gunadarma.ac.id²⁾,
helgasafa@student.gunadama.ac.id³⁾

Abstrak : Bulan Ramadan menjadi salah satu bulan yang padat aktivitas khususnya bagi para pedagang. Hal ini tentu saja menjadi perhatian khusus bagi para pedagang terutama salah satu kios yang menjual sayur-mayur dan buah-buahan, yaitu Toko Mbayem. Pemilik Toko Mbayem mengerahkan perhatian khusus untuk strategi penjualan produk selama bulan Ramadan berlangsung. Salah satu strategi penjualan yang diterapkan Toko Mbayem adalah menentukan pola penjualan produk dengan cara membuat paket berisi produk-produk paling laris diminati dengan harga lebih murah. Namun karena penentuan pola penjualan produk masih menggunakan prakira pribadi pemilik Toko Mbayem, pola penentuan produk tidaklah akurat dan valid, sehingga perlu dirancang dan diimplementasikan untuk menentukan pola penjualan produk Toko Mbayem menggunakan algoritma Apriori. Data yang digunakan dengan cara memperoleh informasi penjualan produk yang merupakan data transaksi selama bulan Ramadan tahun 2022, karena pada periode bulan Ramadan aktivitas penjualan cenderung meningkat dengan pesat. Metode yang digunakan pada perancangan dan implementasi adalah metode *Software Development Life Cycle* dengan model *Waterfall* yang meliputi lima tahapan, diantaranya analisis, perancangan, implementasi, pengujian dan pemeliharaan. Hasil akhir pengolahan data dengan algoritma Apriori menyatakan bahwa dari 192 transaksi yang mengandung item1, Item2 dan item3, hanya 2 transaksi yang memenuhi nilai minimum *relative support* sebesar 30%, yaitu Cabai Rawit Merah, Bawang Merah dan Bumbu Dapur dengan frekuensi 96 dan nilai *Relative Support* 30,77%, sedangkan Cabai Rawit Merah, Bawang Merah dan Tomat Merah dengan frekuensi 99 dan nilai *Relative Support* 31,73%. Kebutuhan pada aplikasi dianalisis untuk selanjutnya dirancang sesuai alur kerja proses algoritma Apriori. Aplikasi diuji kepada target pengguna yang merupakan pemilik Toko Mbayem, kemudian dilakukan pemeliharaan guna menjaga fungsionalitas aplikasi. Hasil penelitian merupakan aplikasi pola penjualan produk Toko Mbayem yang mengidentifikasi keterkaitan antar produk serta menginterpretasi hasil identifikasi tersebut. Berdasarkan hasil kuesioner yang diberikan kepada 3 pengguna, pengguna menilai performa aplikasi sebesar 76% yang berarti bahwa aplikasi algoritma Apriori pada pola penjualan produk pada Toko Mbayem dinilai baik oleh pengguna.

Kata Kunci : Mbayem, Algoritma, Apriori,

Abstract: The month of Ramadan is a month full of activity, especially for traders. This is of course a special concern for traders, especially one of the stalls selling vegetables and fruits, namely Mbayem Shop. The owner of the Mbayem Shop pays special attention to product sales strategies during the month of Ramadan. One of the sales strategies implemented by Toko Mbayem is to determine product sales patterns by making packages containing the best-selling products at lower prices. However, because the determination of product sales patterns still uses the personal predictions of the Mbayem Shop owner, the product determination

pattern is not accurate and valid, so it needs to be designed and implemented to determine the sales pattern of Mbayem Shop products using the Apriori algorithm. The data used is by obtaining product sales information which is transaction data during the month of Ramadan in 2022 because during the month of Ramadan sales activity tends to increase rapidly. The method used in the design and implementation is the Software Development Life Cycle method with the Waterfall model which includes five stages, that is analysis, design, implementation, testing, and maintenance. The final results of data processing using the Apriori algorithm state that out of 192 transactions containing item1, item2, and item3, only 2 transactions meet the minimum relative support value of 30%, namely Red Chili Peppers, Shallots, and Kitchen Spices with a frequency of 96 and a Relative Support value. 30.77%, while Red Cayenne Pepper, Red Onion, and Red Tomato with a frequency of 99 and a Relative Support value of 31.73%. The requirements for the application are analyzed to then be designed according to the workflow of the Apriori algorithm process. The application is tested on the target user who is the owner of the Mbayem Store, then maintenance is carried out to maintain the application's functionality. The results of this study are the application of the sales pattern of Mbayem Shop products which identifies the linkages between products and interprets the results of these identifications. Based on the results of the questionnaire given to 3 users, users rated the application's performance at 76%, which means that the application of the Apriori algorithm on product sales patterns at Mbayem Stores was considered good by users.

Keywords: Mbayem, Apriori, Algorithm

PENDAHULUAN

Peneliti mengamati banyaknya kekurangan pada strategi penjualan produk yang diterapkan Toko Mbayem. Permasalahan yang menarik perhatian peneliti merupakan bagaimana Toko Mbayem menentukan pola penjualan produk untuk membentuk paket produk berdasarkan prakira pribadi pemilik. Dikarenakan pengolahan data transaksi masih direkap secara manual melalui Microsoft Excel dan penentuan pola penjualan produk masih menggunakan prakira pribadi pemilik toko, peneliti berinisiatif mengubah proses pengolahan data transaksi frekuensi besar yang terjadi di Toko Mbayem menggunakan algoritma Apriori. Menurut Kanhere et al., (2021), algoritma Apriori menemukan set item yang sering terjadi pada beberapa himpunan kejadian, kemudian menyaring set item tersebut untuk membentuk aturan asosiasi. Aturan asosiasi merupakan teknik mengidentifikasi keterhubungan suatu produk dengan produk lainnya. Histori data transaksi digunakan dalam mencari pola penjualan produk. Algoritma Apriori dalam pengerjaannya meliputi dua tahap, yaitu menemukan set item yang memenuhi parameter minimum relative support kemudian menghasilkan aturan asosiasi dengan menyaring set item tersebut

berdasarkan parameter minimum confidence. Nilai relative support dibentuk dengan dua variabel yaitu nilai absolute support yang merupakan frekuensi transaksi yang mengandung suatu produk dan frekuensi total transaksi. Nilai confidence dibentuk dengan nilai relative support produk yang diperoleh.

Perumusan masalah dalam penelitian ini adalah

1. Bagaimana mengidentifikasi pola penjualan dari hasil data transaksi di Toko Mbayem selama bulan Ramadan tahun 2022 dengan menggunakan algoritma Apriori?

2. Bagaimana cara kerja algoritma Apriori dalam dalam memperoleh pola penjualan produk Toko Mbayem selama bulan Ramadan tahun 2022?

3. Bagaimana merancang dan membangun aplikasi algoritma Apriori pada pola penjualan produk Toko Mbayem?

4. Bagaimana cara menguji coba aplikasi terhadap target pengguna aplikasi ?

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah :
1. Mengidentifikasi pola penjualan produk Toko Mbayem menggunakan algoritma Apriori yang menghasilkan aturan asosiasi beserta interpretasinya. 2. Menentukan set item yang sering terjadi dalam suatu periode transaksi. 3. Merancang aplikasi

menggunakan *Unified Modeling Language* (UML) dan membangun aplikasi dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP
4. Melakukan uji coba aplikasi terhadap aplikasi kepada target pengguna menggunakan metode *Black Box Testing* dan *User Acceptance Test (UAT)*.

KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

Metode Software Development Life Cycle (SDLC)

Metode *Software Development Life Cycle* (SDLC) mendefinisikan bagaimana proses pengembangan perangkat lunak dibangun dalam sebuah proyek (Akinsola, et al. 2020). Metode *Software Development Life Cycle* (SDLC) merupakan metode pengembangan perangkat lunak untuk merancang, membangun, dan mendistribusikan perangkat lunak secara sistematis. Metode *Software Development Life Cycle* (SDLC) digunakan untuk menghasilkan perangkat lunak dengan kualitas tinggi yang memenuhi ekspektasi dan kebutuhan pengguna. Metode SDLC memiliki model yang digunakan dalam pengembangan perangkat lunak yaitu model *Waterfall*. Model *Waterfall* digunakan untuk proyek-proyek di mana persyaratannya dapat diidentifikasi di awal atau diketahui sebelumnya (O'Regan, 2017). Model *Waterfall* menggunakan pendekatan yang sistematis dan sekuensial pada pengembangan perangkat lunak sesuai dengan spesifikasi kebutuhan pengguna. Salve, Samreen dan Valmik (2018) berpendapat bahwa model *Waterfall* dilakukan melalui lima tahap yaitu analisis, perancangan, implementasi, pengujian dan pemeliharaan.

1. Analisis (*Analysis*)

Tahap analisis mendefinisikan informasi, fungsi, kebutuhan, perilaku dan performa perangkat lunak ketika berinteraksi dengan pengguna.

2. Perancangan (*Design*)

Tahap perancangan diperoleh dari hasil analisis yang diolah menjadi perancangan perangkat lunak. Keluaran dari tahap perancangan adalah arsitektur perangkat lunak, perancangan antarmuka, dan struktur data.

3. Implementasi (*Implementation*)

Tahap implementasi merupakan tahap pembuatan perangkat lunak berdasarkan hasil perancangan. Keluaran dari tahap implementasi adalah logika program dan basis data yang diterapkan pada perangkat lunak.

4. Pengujian (*Test*)

Tahap pengujian merupakan tahap uji coba terhadap hasil akhir perangkat lunak. Metode pengujian dilakukan pada tahap pengujian.

5. Pemeliharaan (*Maintenance*)

Tahap pemeliharaan merupakan tahap menjaga fungsionalitas perangkat lunak dan perbaikan jika ada kesalahan fungsi pada perangkat lunak.

Penambangan Data (*Data Mining*)

Penambangan data atau *data mining* merupakan kegiatan mencari informasi dari suatu kumpulan data berskala besar dengan menganalisis pola yang terbentuk berdasarkan perilaku objek. Penambangan data memiliki peran penting di berbagai bidang seperti bidang pengetahuan, medis, ekonomi dan bisnis. Menurut Mughal (2018) penambangan data adalah proses menganalisis informasi yang dapat digunakan dan mengekstrak informasi dari data dalam skala besar, yang melibatkan pola-pola, algoritma, metode dan alat berbeda. Penambangan data dapat membantu bisnis untuk menganalisis data, perilaku pengguna dan memprediksi tren di masa yang akan datang.

Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Knowledge Discovery in Databases (KDD) juga dikenal sebagai proses penambangan data atau *data mining* didefinisikan sebagai proses penggalian informasi dari suatu kumpulan data yang dapat diinterpretasikan (Madni, Anwar dan Shah, 2017). Proses KDD mencakup lima tahapan sebagai berikut:

1. Seleksi data (*Data selection*)

Seleksi data merupakan kegiatan untuk memilih, mengumpulkan dan mengklasifikasikan informasi atau data yang dibutuhkan ke dalam kumpulan data yang bermakna berdasarkan ketersediaan, kepentingan, dan kualitas.

2. Pemilihan data (*Data preprocessing*)

Pemilihan data adalah kegiatan untuk pencarian data yang hilang,

mengeliminasi data yang berkualitas rendah dan tidak digunakan dari kumpulan data untuk meningkatkan efektivitas data.

3. Transformasi data (*Data transformation*)
Transformasi data adalah kegiatan untuk mempersiapkan data ke dalam bentuk yang relevan untuk proses penambangan data.
4. Proses data (*Data process*)
Tahap yang paling penting dari *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yaitu proses data. Tahap proses data merupakan tahap di mana penambangan data atau *data mining* dilakukan. Algoritma digunakan pada tahap ini untuk menemukan pola yang bermakna dari kumpulan data yang digunakan. Tahap proses data dilakukan analisis yang mengidentifikasi informasi dari kumpulan data.
5. Interpretasi data (*Data interpretation*)
Pola yang diidentifikasi pada proses penambangan data direpresentasikan dalam bentuk yang lebih spesifik seperti diagram, histogram atau hasil analisis berupa narasi untuk mempelajari dan mengevaluasi hasil informasi.

Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan algoritma yang digunakan dalam membentuk set item yang sering muncul dan merancang aturan asosiasi berdasarkan basis data transaksional. Menurut Liu & Zhang (2022) algoritma Apriori dapat mengidentifikasi pola set item yang sering terjadi, aturan asosiasi, bahkan struktur tak terduga dari kumpulan data transaksi yang tidak terstruktur. Algoritma Apriori menggunakan parameter *relative support* sebagai nilai minimum untuk mengeliminasi elemen yang tidak memenuhi parameter tersebut.

Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi menurut Kang dan Kaur (dalam Alkhodre dan Alshantiti, 2021) merupakan sebuah aturan yang digunakan untuk mendeteksi perubahan dan pola dalam data transaksi. Alkhodre dan Alshantiti (2021) juga mengungkapkan bahwa aturan asosiasi bekerja dengan menemukan pola dengan parameter *confidence*. Hasil dari teknik ini adalah

aturan asosiasi yang memiliki parameter *confidence* yang tinggi.

Parameter *relative support* digunakan untuk menemukan aturan yang paling sering terjadi, sedangkan parameter *confidence* digunakan untuk mengukur hubungan antar set item.

METODE

Tahap penelitian yang digunakan pada perancangan dan pembangunan aplikasi algoritma Apriori pada pola penjualan produk Toko Mbayem menggunakan metode *Software Development Life Cycle* (SDLC) meliputi lima tahap penelitian yang digunakan pada perancangan dan pembangunan aplikasi algoritma Apriori pada penjualan produk Toko Mbayem. Tahap penelitian diawali dengan tahap analisis yang merupakan tahap identifikasi kebutuhan pengguna, kebutuhan sistem serta analisis data sesuai dengan proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Tahap perancangan meliputi perancangan diagram *Unified Modeling Language* (UML), perancangan basis data serta perancangan tampilan aplikasi. Tahap implementasi merupakan tahap pembangunan aplikasi berdasarkan rancangan dengan mengimplementasikan kode program dan basis data. Aplikasi yang sudah dirancang dan dibangun kemudian diuji melalui dua tahap yaitu *black box testing* dan *User Acceptance Test (UAT)* terhadap target pengguna. Tahap pemeliharaan merupakan tahap paling akhir karena dilakukan pemeliharaan sistem agar tetap berjalan sesuai fungsi yang diimplementasikan. Analisis kebutuhan fungsional adalah kebutuhan yang berisi proses yang harus disediakan oleh aplikasi, mencakup bagaimana aplikasi harus bereaksi pada masukkan tertentu dan bagaimana perilaku aplikasi pada situasi tertentu serta analisis data melalui proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD).

Analisis fungsional aplikasi adalah:

- Pengguna dapat mengunggah data transaksi Toko Mbayem berekstensi .xls ke aplikasi
- Pengguna dapat mengunduh templat berkas data transaksi

- Pengguna dapat menambah data transaksi melalui aplikasi
 - Pengguna dapat mengubah dan menghapus setiap data transaksi • Pengguna dapat menghapus seluruh data transaksi
 - Pengguna dapat melihat data transaksi Toko Mbayem yang telah diunggah
 - Pengguna dapat menentukan periode transaksi untuk memproses data sesuai dengan algoritma Apriori
 - Pengguna dapat menentukan nilai minimum relative support dan nilai minimum confidence terhadap data yang diproses
 - Pengguna dapat melihat hasil proses aplikasi sesuai dengan algoritma Apriori
 - Pengguna dapat mengunduh hasil proses aplikasi sesuai dengan algoritma Apriori yang berbentuk tabel dan narasi
 - Pengguna dapat menghapus setiap daftar hasil proses data transaksi.
- Tahap selanjutnya merupakan tahap analisis data yang dilakukan berdasarkan langkah kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Langkah kerja KDD meliputi seleksi data, pemilihan data, transformasi data, proses data dan interpretasi data. Adapun data yang dianalisis merupakan data transaksi Toko Mbayem periode bulan Ramadan tahun 2022 dengan kurun waktu 2 April 2022 hingga 1 Mei 2022. Peneliti dan pemilik usaha Toko Mbayem berdiskusi mengenai ketentuan nilai *minimum relative support* dan nilai *confidence* yang digunakan sebagai syarat algoritma Apriori berjalan dan aturan asosiasi terbentuk. Pemilik usaha Toko Mbayem bersama peneliti menyetujui nilai minimum relative support sebesar 30% dan nilai minimum confidence sebesar 70%.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Seleksi Data (Data Selection)

Data transaksi yang telah diperoleh dari Toko Mbayem diseleksi dengan cara menyortir data menurut tanggal transaksi. Seleksi data berdasarkan tanggal transaksi dilakukan guna menyaring data transaksi yang terjadi selama bulan Ramadan tahun 2022. menguraikan contoh 10 data transaksi yang diolah dari total 312 data

transaksi meliputi tanggal penjualan, produk, jumlah satuan, harga satuan, total harga dan total belanja.

2. Pemilihan Data (Pre-processing)

Tahap pemilihan data merupakan tahap data transaksi dibersihkan. Proses pemilihan data merupakan proses eliminasi atribut-atribut yang tidak digunakan dalam proses data. Hasil dari tahap pemilihan 10 data transaksi dapat ditunjukkan bahwa atribut yang tidak digunakan telah dieliminasi, sehingga diperoleh data tanggal penjualan dan nama produk, di mana atribut nomor, kuantitas, satuan, harga satuan dan harga total dieliminasi karena tidak digunakan dalam proses selanjutnya.

3. Transformasi Data (Data Transformation)

Data transaksi yang telah melalui tahap pemilihan data, selanjutnya ditransformasi menjadi bentuk data yang valid dan dapat digunakan dalam proses penambangan data. Hasil transformasi 10 data transaksi dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Transformasi 10 Data Transaksi

Tanggal	Produk yang Terjual
02/04/2022	Cabai Rawit Merah, Cabai Rawit Hijau, Bawang Merah, Bumbu Dapur, Sayur Asam, Ubi, Blewah, Melon, Kolang-Kaling
02/04/2022	Cabai Rawit Merah, Cabai Rawit Hijau, Bawang Merah, Bawang Putih, Tomat Merah, Bumbu Dapur, Sayur Sup, Ubi, Blewah
02/04/2022	Ubi, Blewah, Kolang-Kaling
02/04/2022	Cabai Rawit Merah, Cabai Rawit Hijau, Bawang Merah, Bawang Putih, Tomat Merah, Bumbu Dapur, Sayur Sup
02/04/2022	Ubi, Blewah, Melon
02/04/2022	Cabai Rawit Merah, Cabai Rawit Hijau, Bawang Putih, Tomat Merah, Bumbu Dapur, Sayur Asam
02/04/2022	Ubi, Blewah, Melon, Kolang-Kaling
02/04/2022	Cabai Rawit Merah, Bawang Merah, Bawang Putih, Tomat Merah, Bumbu Dapur, Sayur Sup, Sayur Asam
02/04/2022	Cabai Rawit Merah, Cabai Rawit Hijau, Bawang Merah, Bawang Putih, Sayur Asam
02/04/2022	Bawang Merah, Bawang Putih, Tomat Merah, Bumbu Dapur

4. Proses Data (Data Process)

Tahap proses merupakan tahap di mana data transaksi diproses sesuai dengan langkah kerja algoritma Apriori. Algoritma Apriori menemukan pola frekuensi tinggi kombinasi produk kemudian mengidentifikasi aturan asosiasi dari pola frekuensi tinggi kombinasi produk. Proses data dengan algoritma Apriori adalah sebagai berikut:

- a. Cari pola frekuensi tinggi itemset-k dengan meliputi dua tahapan yaitu tahap penggabungan (*join*) dan tahap eliminasi (*prune*). Tahap penggabungan atau *join* merupakan tahap mengkombinasikan dua produk atau lebih serta menghitung nilai *relative support* itemset-k. Nilai *relative support* itemset-k dihitung menggunakan rumus 1 berikut:

$$\text{Relative Support } (X) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } X}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Algoritma Apriori dilanjutkan dengan tahap eliminasi atau *prune* di mana itemset-k dieliminasi berdasarkan nilai minimum *relative support*. Itemset-k yang memenuhi nilai minimum *relative support* digunakan untuk proses iterasi itemset-(k+1).

- b. Bentuk aturan kandidat asosiasi itemset-k ($X \rightarrow Y$). Hitung nilai *confidence* setiap kandidat aturan asosiasi. Nilai *confidence* dihitung menggunakan rumus 2 berikut:

$$\text{Confidence} = P(Y|X) = \frac{\text{Nilai Relative Support } X \text{ dan } Y}{\text{Nilai Relative Support } X} \times 100\%$$

Aturan asosiasi diperoleh dari setiap itemset-k yang memiliki nilai *confidence* di atas nilai minimum *confidence*. Aturan asosiasi kemudian dihitung menggunakan rumus *lift ratio* guna mengetahui kuat tidaknya aturan asosiasi yang diperoleh. *Lift ratio* dihitung menggunakan rumus 3 berikut:

$$\text{Lift } (X, Y) = \frac{\text{Confidence } X \rightarrow Y}{\text{Nilai Relative Support } Y}$$

Apabila nilai *lift ratio* bernilai >1 maka aturan asosiasi tergolong kuat. Sebaliknya apabila nilai *lift ratio* bernilai <1 maka aturan asosiasi tergolong lemah.

Berdasarkan langkah kerja algoritma Apriori yang telah diuraikan, maka langkah selanjutnya adalah memulai proses data transaksi. Data transaksi yang telah melalui proses seleksi, pemilihan, dan transformasi data kemudian diproses melalui langkah kerja algoritma Apriori meliputi dua tahap yaitu penggabungan (*join*) dan eliminasi (*prune*). Penggabungan (*join*) merupakan tahap di mana itemset-k yang merupakan k kombinasi produk digabungkan dengan k+1 kombinasi produk untuk membentuk itemset(k+1) untuk dihitung nilai *relative support* setiap itemset. Itemset-(k+1) berarti menggabungkan dua atau lebih produk. Adapun eliminasi (*prune*) merupakan tahap di mana itemset-k disaring berdasarkan nilai minimum *relative support* yang telah ditetapkan oleh pemilik Toko Mbayem yaitu sebesar 30%.

Pola frekuensi tinggi itemset-1:

Pola frekuensi tinggi itemset-1 merupakan itemset-1 yang memiliki frekuensi atau nilai *relative support* di atas ambang batas nilai minimum yang telah ditentukan yaitu nilai minimum *relative support*. Pola frekuensi tinggi itemset-1 diperoleh menggunakan algoritma Apriori.

Langkah 1: Bentuk itemset-1 dan hitung nilai *relative support* itemset-1

Langkah pertama dalam menentukan pola frekuensi tinggi itemset-1 adalah membentuk itemset-1 untuk kemudian dihitung nilai *relative support* itemset-1. Oleh karena itemset-1 hanya berisi satu produk, maka dari itu tahap penggabungan (*join*) belum dapat dilakukan. Perhitungan dilakukan dengan cara menghitung frekuensi transaksi produk yang terjadi pada periode yang ditentukan, untuk selanjutnya dihitung nilai *relative support* itemset-1 dan diproses ke tahap eliminasi (*prune*) berdasarkan langkah kerja algoritma Apriori. Itemset-1 beserta frekuensinya dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Itemset-1

Itemset-1	Frekuensi
Cabai Rawit Merah	174
Cabai Rawit Hijau	177
Bawang Merah	202
Bawang Putih	171
Tomat Merah	191
Bumbu Dapur	186

Itemset-1	Frekuensi
Sayur Sup	177
Sayur Asam	148
Ubi	201
Blewah	150
Melon	132
Kolang-kaling	161

Tabel 2 memuat itemset-1 yang merupakan produk yang terdapat di dalam total keseluruhan data transaksi yaitu sebanyak 312 data transaksi. Nilai frekuensi itemset-1 diperoleh dari frekuensi transaksi produk yang terjadi selama periode bulan Ramadan tahun 2022.

Perhitungan dilanjutkan dengan menghitung nilai *relative support* itemset-1. Itemset-1 yang digunakan pada perhitungan ini diperoleh dari tabel 2. Nilai *relative support* itemset-1 dapat dihitung menggunakan rumus 4 berikut ini :

$$\text{Relative Support (X)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung X}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Variabel X pada rumus di atas merupakan itemset-1 dan jumlah transaksi mengandung X merupakan frekuensi itemset-1 dengan total transaksi sebanyak 312 transaksi. Nilai *relative support* untuk itemset-1 diperoleh dengan membagi frekuensi transaksi yang mengandung itemset-1 oleh frekuensi total transaksi, kemudian dikalikan dengan bilangan 100% untuk memperoleh hasil nilai *relative support* dalam bentuk persen (%). Diperoleh nilai *relative support* untuk salah satu itemset-1 yang memuat Cabai Rawit Merah pada perhitungan berikut.

$$\text{Relative Support} = \frac{174}{312} \times 100\% = 55,7\%$$

Berdasarkan rumus 4, maka diperoleh nilai *relative support* dari salah satu itemset-1 yang memuat Cabai Rawit Merah sebesar 55,77%. Nilai *relative support* itemset-1 yang lainnya dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Nilai *Relative Support* Itemset-1

No	Itemset-1	Frekuensi	<i>Relative Support</i> (%)
1	Cabai Rawit Merah	174	55,77
2	Cabai Rawit Hijau	177	56,73

No	Itemset-1	Frekuensi	<i>Relative Support</i> (%)
3	Bawang Merah	202	64,74
4	Bawang Putih	171	54,81
5	Tomat Merah	191	61,22
6	Bumbu Dapur	186	59,62
7	Sayur Sup	177	56,73
8	Sayur Asam	148	47,44
9	Ubi	201	64,42
10	Blewah	150	48,08
11	Melon	132	42,31
12	Kolang-kaling	161	51,60

Tabel 3 memuat itemset-1 yang merupakan produk yang terdapat pada data transaksi dan frekuensi itemset-1 yang diperoleh dari tabel 3.4, sedangkan nilai pada kolom *relative support* dihitung berdasarkan rumus 3.4 dengan membagi frekuensi itemset-1 dengan frekuensi total transaksi kemudian dikalikan dengan 100% untuk memperoleh hasil nilai *relative support* dalam bentuk persen (%).

Penentuan pola frekuensi tinggi itemset-1 dilanjutkan dengan mengeliminasi itemset-1 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*.

Langkah 2: Eliminasi itemset-1 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*. Langkah kedua yaitu eliminasi (*prune*) yang merupakan langkah eliminasi itemset-1 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*. Eliminasi itemset-1 dilakukan untuk memperoleh pola frekuensi tinggi itemset-1 berdasarkan nilai minimum *relative support* yang telah ditentukan oleh pemilik usaha Toko Mbayem yaitu sebesar 30%. Pola frekuensi tinggi itemset-1 berisi itemset-1 yang memenuhi nilai minimum *relative support* dan telah melalui tahap eliminasi (*prune*). seluruh itemset-1 memenuhi nilai minimum *relative support* sebesar 30% dan tidak ada itemset-1 yang dieliminasi, jika pada proses ditemukan adanya itemset-1 yang dieliminasi, maka itemset-1 yang dieliminasi diabaikan. Itemset-1 yang memenuhi nilai minimum *relative support* di atas 30% digunakan dalam proses selanjutnya yaitu memperoleh pola frekuensi tinggi itemset-2.

Pola Frekuensi Tinggi Itemset-2:

Merupakan itemset-2 yang memiliki frekuensi atau nilai *relative support* di atas ambang batas nilai minimum yang telah ditentukan yaitu nilai minimum *relative support*. Pola frekuensi tinggi itemset-2 diperoleh menggunakan algoritma Apriori. Itemset-2 merupakan kombinasi dua produk yang dibentuk dari itemset-1.

Langkah 1: Membentuk itemset-2 dan menghitung nilai *relative support* itemset-2. Langkah pertama dalam menentukan pola frekuensi tinggi itemset-2 adalah membentuk itemset-2 dengan tahap penggabungan (*join*) untuk kemudian dihitung nilai *relative support* itemset-2. Penggabungan (*join*) dilakukan dengan membentuk kombinasi dua produk dari itemset-1. Jumlah kombinasi yang terjadi dapat diperoleh menggunakan rumus 5.

$$C(n, r) = \frac{n!}{r!(n-r)!}$$

Keterangan:

$C(n, r)$ = Jumlah itemset-2

n = Jumlah itemset-1

r = Banyaknya kombinasi produk sebanyak 2 kombinasi produk

Proses ketentuan variabel n dan r adalah $n > r$, maka diperoleh jumlah itemset-2 sebagai berikut:

$$C(12, 2) = \frac{12!}{2!(12-2)!}$$

$$C(12, 2) = 66$$

Berdasarkan rumus 5, kombinasi yang berisi dua produk diperoleh sebanyak 66 kombinasi. Kombinasi tersebut dinamakan itemset-2 yang memiliki artian bahwa dalam sebuah transaksi, transaksi tersebut mengandung kombinasi dua produk.

Perhitungan dilanjutkan dengan menghitung nilai *relative support* itemset-2. Itemset-2 yang digunakan pada perhitungan nilai *relative support*. Nilai *relative support* itemset-2 dapat dihitung menggunakan rumus 6.

$$\text{Relative Support } (X, Y) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } X, Y}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Variabel X merupakan item1 dan variabel Y merupakan item2 yang diperoleh dari tabel 3.7 serta total transaksi

sebanyak 312 transaksi. Nilai *relative support* untuk itemset-2 diperoleh dengan membagi frekuensi transaksi yang mengandung item1 dan item2 oleh frekuensi total transaksi, kemudian dikalikan dengan bilangan 100% untuk memperoleh hasil nilai *relative support* dalam bentuk persen (%). Diperoleh nilai *relative support* untuk salah satu itemset-2 yang memuat Cabai Rawit Merah dan Cabai Rawit Hijau pada perhitungan berikut

$$\text{Relative Support} = \frac{98}{312} \times 100\% = 31,41\%$$

Berdasarkan rumus 6, maka diperoleh nilai *relative support* dari salah satu itemset-2 yang memuat Cabai Rawit Merah dan Cabai Rawit Hijau sebesar 31,41%.

Penentuan pola frekuensi tinggi itemset-2 dilanjutkan dengan mengeliminasi itemset-2 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*.

Langkah 2: Eliminasi itemset-2 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*. Langkah kedua yaitu eliminasi (*prune*) yang merupakan langkah eliminasi itemset-2 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*. Eliminasi itemset-2 dilakukan untuk memperoleh pola frekuensi tinggi itemset-2 berdasarkan nilai minimum *relative support* yang telah ditentukan oleh pemilik usaha Toko Mbayem yaitu sebesar 30%. Pola frekuensi tinggi itemset-2 berisi itemset-2 yang memenuhi nilai minimum *relative support* dan telah melalui tahap eliminasi (*prune*).

Transaksi yang berjumlah 66 yang mengandung item1 dan item2, hanya 35 transaksi yang memenuhi nilai minimum *relative support* sebesar 30%. Itemset-2 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support* diabaikan, sedangkan itemset-2 yang memenuhi nilai minimum *relative support* digunakan dalam proses selanjutnya yaitu memperoleh pola frekuensi tinggi itemset-3.

Pola Frekuensi Tinggi Itemset-3:

Pola frekuensi tinggi itemset-3 merupakan itemset-3 yang memiliki frekuensi atau nilai *relative support* di atas ambang batas nilai minimum yang telah ditentukan yaitu nilai minimum *relative support*. Pola frekuensi tinggi itemset-3 diperoleh menggunakan algoritma Apriori. Itemset-3 merupakan

kombinasi tiga produk yang dibentuk dari itemset-2.

Langkah 1: Membentuk itemset-3 dan menghitung nilai *relative support* itemset-3 Langkah pertama dalam menentukan pola frekuensi tinggi itemset-3 adalah membentuk itemset-3 dengan tahap penggabungan (*join*) untuk kemudian dihitung nilai *relative support* itemset-3. Penggabungan (*join*) dilakukan dengan membuat kombinasi tiga produk dari itemset-2. Kombinasi tersebut tidak boleh sama dengan satu dan lainnya. Sebagai contoh, terdapat kombinasi Cabai Rawit Merah, Cabai Rawit Hijau, dan Bawang Merah, maka tidak boleh ada kombinasi Cabai Rawit Merah, Bawang Merah, dan Cabai Rawit Hijau karena ketiga produk tersebut sudah dikombinasikan sebelumnya. Perolehan itemset-3 sebanyak 192 kombinasi memiliki artian bahwa dalam sebuah transaksi, transaksi tersebut mengandung kombinasi tiga produk. Kombinasi tiga produk dan frekuensi itemset-3 yang diperoleh dengan membagi frekuensi itemset-3 dengan frekuensi transaksi total kemudian dikalikan dengan 100% untuk memperoleh hasil nilai *relative support* dalam bentuk persen (%). Penentuan pola frekuensi tinggi itemset-3 dilanjutkan dengan mengeliminasi itemset-3 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*.

Langkah 2: Eliminasi itemset-3 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support* Langkah kedua yaitu eliminasi (*prune*) yang merupakan langkah eliminasi itemset-3 yang tidak memenuhi nilai minimum *relative support*. Eliminasi itemset-3 dilakukan untuk memperoleh pola frekuensi tinggi itemset-3 berdasarkan nilai minimum *relative support* yang telah ditentukan oleh pemilik usaha Toko Mbayem yaitu sebesar 30%. Pola frekuensi tinggi itemset-3 berisi itemset-3 yang memenuhi nilai minimum *relative support* dan telah melalui tahap eliminasi (*prune*) ada pada tabel 4.

Tabel 4 Pola Frekuensi Tinggi Itemset-3

Item1	Item2	Item3	Frek	RS(%)
Cabai Rawit Merah	Bawang Merah	Bumbu Dapur	96	30,77

Item1	Item2	Item3	Frek	RS(%)
Cabai Rawit Merah	Bawang Merah	Tomat Merah	99	31,73

Pola Frekuensi Tinggi Itemset-4

Pola frekuensi tinggi itemset-4 merupakan itemset-4 yang memiliki frekuensi atau nilai *relative support* di atas ambang batas nilai minimum yang telah ditentukan yaitu nilai minimum *relative support*. Pola frekuensi tinggi itemset-4 diperoleh menggunakan algoritma Apriori. Itemset-4 merupakan kombinasi empat produk yang dibentuk dari itemset-3.

Langkah 1: Membentuk itemset-4 dan menghitung nilai *relative support* itemset-4 Langkah pertama dalam menentukan pola frekuensi tinggi itemset-4 adalah membentuk itemset-4 dengan tahap penggabungan (*join*) untuk kemudian dihitung nilai *relative support* itemset-4. Langkah pertama yang harus dilakukan adalah membentuk itemset-4 dengan langkah penggabungan (*join*). Diperoleh kombinasi itemset-4 sebanyak 1 kombinasi. Itemset-4 memiliki artian bahwa dalam sebuah transaksi, transaksi tersebut mengandung empat produk, yaitu Cabai Rawit Merah, Bawang Merah, Tomat merah dan Bumbu Dapur dengan frekuensi 68% dan Nilai Relative Support 21,79%. Berdasarkan total transaksi sebanyak 312 transaksi, maka iterasi terbesar yang dapat diperoleh yaitu sebanyak tiga iterasi. Kombinasi tertinggi yang diperoleh adalah sebanyak tiga kombinasi produk atau yang disebut sebagai itemset-3.

Pembentukan Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi terbentuk apabila kandidat aturan asosiasi memenuhi nilai minimum *confidence*. Kandidat aturan asosiasi merupakan pola frekuensi tinggi itemset-2 dan itemset-3. Kandidat aturan asosiasi itemset-2 dan itemset-3 dihitung nilai *confidence*-nya dan dieliminasi berdasarkan nilai minimum *confidence* untuk menentukan apakah itemset tersebut layak disebut sebagai aturan asosiasi. Adapun nilai *confidence* untuk kandidat aturan asosiasi itemset-2 dan itemset-3 adalah sebagai berikut:

$$Confidence = P(Y|X) = \frac{Nilai\ Relative\ Support\ X\ dan\ Y}{Nilai\ Relative\ Support\ X} \times 100\%$$

Rumus 7 merupakan rumus untuk menghitung nilai *confidence* untuk kandidat aturan asosiasi itemset-2 dan itemset-3. Variabel X dan Y memuat ≥ 1 produk diperoleh dari aturan asosiasi itemset-2 dan itemset-3.

Langkah 1: Membentuk kandidat aturan asosiasi dan menghitung nilai *confidence* itemset-2

Langkah pertama adalah membentuk kandidat aturan asosiasi itemset-2 serta menghitung nilai *confidence* kandidat aturan asosiasi itemset-2. merupakan pola frekuensi tinggi itemset-2 berisi kombinasi dua produk yang memuat item1 dan item2. Kandidat aturan asosiasi yang terbentuk adalah item1→item2 dan item2→item1. Nilai *confidence* untuk kandidat aturan asosiasi itemset-2 dapat dihitung menggunakan rumus 7.

Itemset-2 yang memuat Cabai Rawit Merah sebagai item1 dan Cabai Rawit Hijau sebagai item2, maka diperoleh kandidat aturan asosiasi itemset-2 tersebut adalah Cabai Rawit Merah → Cabai Rawit Hijau dengan nilai *confidence* sesuai perhitungan berikut:

$$Confidence = \frac{31,41}{55,77} \times 100\% = 56,32\%$$

Berdasarkan rumus 7, maka diperoleh nilai *confidence* dari itemset-2 yang memiliki kandidat aturan asosiasi Cabai Rawit Merah → Cabai Rawit Hijau sebesar 56,32%.

Langkah 2: Eliminasi kandidat aturan asosiasi itemset-2 yang tidak memenuhi nilai minimum *confidence*

Langkah kedua yaitu eliminasi kandidat aturan asosiasi itemset-2 yang tidak memenuhi nilai minimum *confidence* sebesar 70% untuk menentukan aturan asosiasi itemset-2 yang layak. Aturan asosiasi itemset-2 adalah aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *confidence*. Kandidat aturan asosiasi itemset-2 yang tidak memenuhi nilai minimum *confidence* diabaikan, sedangkan aturan asosiasi itemset-2 yang memenuhi nilai minimum *confidence* digunakan dalam proses perhitungan nilai *lift ratio*.

Langkah 3: Membentuk kandidat aturan asosiasi dan menghitung nilai *confidence* itemset-3

Langkah ketiga adalah membentuk kandidat aturan asosiasi itemset-3 serta menghitung nilai *confidence* kandidat aturan asosiasi itemset-3. Kandidat aturan asosiasi itemset-3 diperoleh merupakan pola frekuensi tinggi itemset-3 berisi kombinasi tiga produk yang memuat item1, item2 dan item3, maka kandidat aturan asosiasi yang terbentuk adalah item1, item2→item3, item1, item3→item2 dan item2, item3→item1. Nilai *confidence* untuk kandidat aturan asosiasi itemset-3. Itemset-3 yang memuat Cabai Rawit Merah sebagai item1, Bawang Merah sebagai item2 dan Bumbu Dapur sebagai item3, maka diperoleh kandidat aturan asosiasi itemset-3 tersebut adalah Cabai Rawit Merah, Bawang Merah → Bumbu Dapur dengan nilai *confidence* sesuai perhitungan berikut:

$$Confidence = \frac{30,77}{44,23} \times 100\% = 69,57\%$$

Berdasarkan rumus, maka diperoleh nilai *confidence* dari itemset-3 yang memiliki kandidat aturan asosiasi Cabai Rawit Merah, Bawang Merah → Bumbu Dapur sebesar 69,57%.

Langkah 4: Eliminasi kandidat aturan asosiasi itemset-3 yang tidak memenuhi nilai minimum *confidence*

Langkah keempat yaitu eliminasi kandidat aturan asosiasi itemset-3 yang tidak memenuhi nilai minimum *confidence* sebesar 70% untuk menentukan aturan asosiasi itemset-3 yang layak dan aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *confidence*

Diuraikan bahwa dari 12 kandidat aturan asosiasi itemset-3 hanya 5 aturan asosiasi itemset-3 yang memenuhi nilai minimum *confidence* sebesar 70%. Kandidat aturan asosiasi itemset-3 yang tidak memenuhi nilai minimum *confidence* diabaikan, sedangkan aturan asosiasi itemset-3 yang memenuhi nilai minimum *confidence* digunakan dalam proses perhitungan nilai *lift ratio*. Aturan asosiasi itemset-2 dan itemset-3 yang memenuhi nilai minimum *confidence*. Adapun aturan asosiasi itemset-2 dan itemset-3 memiliki 13 aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum *confidence*. Aturan asosiasi dihitung menggunakan rumus *lift ratio* untuk mengetahui kuat tidaknya aturan asosiasi

yang diperoleh. Perhitungan *lift ratio* tidak membutuhkan nilai *support X (%)* dan nilai *support XUY (%)*, maka kedua atribut tersebut diabaikan.

KESIMPULAN

Peneliti telah berhasil merancang dan membangun aplikasi pola penjualan produk pada Toko Mbayem berbasis web menggunakan metode *Software Development Life Cycle (SDLC)* dengan algoritma Apriori dan berhasil mengidentifikasi pola penjualan produk dari data transaksi Toko Mbayem selama bulan Ramadan tahun 2022. Penentuan set item yang sering terjadi dalam transaksi dengan hasil akhir frekuensi tertinggi pada itemset-3. Hasil akhir pengolahan data dengan algoritma Apriori menyatakan bahwa dari 192 transaksi yang mengandung item1, Item2 dan item3, hanya 2 transaksi yang memenuhi nilai minimum *relative support* sebesar 30%, yaitu Cabai Rawit Merah, Bawang Merah dan Bumbu Dapur dengan frekuensi 96 dan nilai *Relative Support* 30,77%, sedangkan Cabai Rawit Merah, Bawang Merah dan Tomat Merah dengan frekuensi 99 dan nilai *Relative Support* 31,73%.

Saran

Aplikasi algoritma Apriori pada pola penjualan produk pada Toko Mbayem dapat dikembangkan dengan menambah fitur laporan penjualan dan laporan pendapatan.

Aplikasi algoritma Apriori pada pola penjualan produk pada Toko Mbayem dapat dimodifikasi dengan menggunakan metode *Market Basket Analysis*.

Aplikasi dapat dimodifikasi sehingga kompatibel untuk perangkat Android.

REFERENSI

- [1] Abdullah, T. 2018. *Manajemen Pemasaran*. PT. Raja Grafindo Persada. Depok.
- [2] Afrianto, I., Heryandi, A., Finadhita, A. dan Atin, S. 2021. 'User Acceptance Test For Digital Signature Application In Academic Domain To Support The Covid-19 Work From Home Program'. *International Journal of Information System & Technology*. 5(3). pp. 270-280.

- [3] Akinsola, et al., 2020. 'Comparative Analysis of Software Development Life Cycle Models (SDLC)'. *Intelligent Algorithms in Software Engineering*. pp. 310-322.
- [4] Alkhodre, A. B. dan Alshantiqi, A. M. 2021. 'Employing Video-based Motion Data with Emotion Expression for Retail Product Recognition'. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*. 12(10). pp. 817-825.
- [5] Dashti, M. T. dan Basin, D. 2020. 'A Theory of Black-Box Tests'. DOI: 10.48550/arXiv.2006.10387 [diakses Agustus 2022].
- [6] Efendy, Z. 2018. 'Normalization in Database Design'. *Jurnal CoreIT: Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*. 4(1). pp. 34-43.
- [7] Kanhere, et al. 2021. 'Clustering Based Approach to Enhance Association Rule Mining'. 28th Conference of Open Innovations Association (FRUCT). pp. 142-150.
- [8] Liu, F. dan Zhang, X. 2022. 'Hypertension and Obesity: Risk Factors for Thyroid Disease'. *Methods in Thyroid Endocrinology*: 2021. pp. 1-9.
- [9] Madni, H. A., Anwar, Z., dan Shah, M.A. 2017. 'Data Mining Techniques and Applications – A Decade Review'. 23rd International Conference on Automation and Computing (ICAC). pp. 1-7.
- [10] Mughal, M. J. H. 2018. 'Data Mining: Web Data Mining Techniques, Tools and Algorithms: An Overview'. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*. 9(6). pp. 208-215.
- [11] O'Regan, G. 2017. *Concise Guide to Formal Methods*. DOI: 10.1007/978-3-319-64021-1 [diakses Agustus 2022].
- [12] Riszky, A. R. dan Sadikin, M. 2019. 'Data Mining using Apriori Algorithm for Product Recommendation for Customers'. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*. 7(3). pp. 103-108.
- [14] Salve, S. M., Samreen, S.N., dan Valmik, N.K. 2018. 'A Comparative Study on Software Development Life Cycle Models'. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*. 05(2). pp. 696-699.

[15] Wu, W. L., Hartono, I., Wung, C. F. dan Gan, S. K. E. 2019. '*A Review of Apps for Programming: programming languages and making apps with apps*'. Scientific Phone Apps and Mobile Devices. 5(1). pp. 1-27.