

Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Penjualan Barang

Fikri R. Jufri[✉], Sarjon Defit, Gunadi W. Nurcahyo

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia YPTK, Padang, 25221, Indonesia

fikriramadhanjufri@gmail.com

Abstract

The Apriori algorithm is an algorithm in data mining that is used to find associations or relationships between items in a collection of transaction data. This algorithm focuses on finding association rules, which state that if a certain group of items appears in a transaction, other items are also likely to appear in the same transaction. The Apriori algorithm works by identifying items that often appear together (item) in transactions and then building association rules based on the itemset. The purpose of this study is to determine the sales pattern at Aciak Mart by applying the Apriori algorithm. The performance of the Apriori algorithm can be used to determine which items are purchased in common by Aciak Mart customers using a minimum support value of 6% and a minimum confidence value of 15%. The results of the association rules obtained are If you buy AQUA 600ML then you also buy SAMPOERNA MILD 16 with a support value of 10.00% and a confidence value of 15.15%, If you buy SAMPOERNA MILD 16 then you also buy SURYA 16 with a support value of 10.00% and a confidence value of 35.71%, If you buy SAMPOERNA MILD 16 then you also buy FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML with a support value of 8.00% and a confidence value of 28.57%. Based on the discussion results, it can be concluded that the apriori algorithm can determine which items are purchased simultaneously by customers with the highest confidence value of 35.71% for the purchase of SAMPOERNA MILD 16 and SURYA 16.

Keywords: Apriori Algorithm, Association, Aciak Mart, Minimum Support Value, Minimum Confidence Value

Abstrak

Algoritma Apriori merupakan algoritma dalam data mining yang digunakan untuk menemukan asosiasi atau hubungan antara item dalam kumpulan data transaksi. Algoritma ini memfokuskan pada penemuan aturan asosiasi, yang menyatakan bahwa jika sebuah kelompok item tertentu muncul dalam transaksi, maka item lainnya juga cenderung muncul dalam transaksi yang sama. Algoritma Apriori bekerja dengan cara mengidentifikasi item-item yang sering muncul bersama (itemset) dalam transaksi dan kemudian membangun aturan asosiasi berdasarkan itemset. Tujuan penelitian ini untuk menentukan pola penjualan pada Aciak Mart dengan menerapkan algoritma apriori. Kinerja algoritma apriori dapat digunakan untuk mengetahui barang-barang mana saja yang dibeli bersamaan oleh pelanggan Aciak Mart dengan menggunakan nilai minimum support sebesar 6% dan nilai minimum confidence sebesar 15%. Hasil aturan asosiasi yang didapat adalah Jika membeli AQUA 600ML maka juga membeli SAMPOERNA MILD 16 dengan nilai support sebesar 10,00 % dan nilai confidence sebesar 15,15 %, Jika membeli SAMPOERNA MILD 16 maka juga membeli SURYA 16 dengan nilai support sebesar 10,00 % dan nilai confidence sebesar 35,71 %, Jika membeli SAMPOERNA MILD 16 maka juga membeli FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML dengan nilai support sebesar 8,00 % dan nilai confidence sebesar 28,57 %. Berdasarkan hasil pembahasan dapat disimpulkan algoritma apriori dapat menentukan barang mana saja yang dibeli secara bersamaan oleh pelanggan dengan nilai confidence tertinggi sebesar 35,71 % untuk pembelian SAMPOERNA MILD 16 dan SURYA 16.

Kata kunci: Algoritma Apriori, Asosiasi, Aciak Mart, Nilai Minimum Support, Nilai Minimum Confidence

KomtekInfo is licensed under a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License.



1. Pendahuluan

Association Rule Mining merupakan pendekatan dalam data mining yang bertujuan untuk menemukan aturan asosiasi atau korelasi antara item dalam dataset. Hal tersebut merupakan bagian dari strategi *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang fokus pada menggali pengetahuan yang tersembunyi dari data [1]. Data mining yaitu proses pengumpulan informasi yang bermanfaat dari suatu data yang diolah sehingga dapat menghasilkan informasi yang berguna bagi perusahaan. Data mining disebut juga sebagai proses untuk memperoleh informasi penting dari database yang

besar yang kemudian diolah agar menghasilkan sebuah informasi baru sehingga membantu perusahaan dalam proses pengambilan keputusan [2]. Algoritma apriori merupakan algoritma dalam data mining yang digunakan untuk menemukan asosiasi atau hubungan antara item dalam kumpulan data transaksi. Pada tahun 1994, Agrawal dan Srikant mengembangkan algoritma dasar yang dikenal sebagai Algoritma apriori untuk menentukan itemset yang sering muncul dalam aturan asosiasi. Algoritma ini memfokuskan pada penemuan aturan asosiasi, yang menyatakan bahwa jika sebuah kelompok item tertentu muncul dalam transaksi, maka item lainnya juga cenderung muncul dalam transaksi

yang sama. Dalam konteks ini, "item" bisa merujuk kepada produk yang dibeli dalam toko, kata-kata dalam dokumen teks, atau elemen dalam basis data lainnya. Algoritma apriori bekerja dengan cara mengidentifikasi item-item yang sering muncul bersama (itemset) dalam transaksi dan kemudian membangun aturan asosiasi berdasarkan itemset ini. Algoritma ini mengandalkan prinsip "apriori," yang mengatakan bahwa jika sebuah itemset sering muncul, maka item-item yang termasuk dalam itemset tersebut juga cenderung sering muncul [3]. Aturan asosiasi merupakan teknik untuk mengidentifikasi hubungan antar item atau produk pada suatu dataset. Sebagai contoh, dalam sebuah toko retail online, kita dapat menggunakan aturan asosiasi untuk mengidentifikasi produk-produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Kemudian, dengan menggunakan algoritma Apriori, kita dapat mengekstraksi pola-pola yang muncul secara berulang pada data tersebut. Algoritma Apriori akan memungkinkan toko retail online untuk mengenali kombinasi produk yang paling sering dibeli oleh konsumen [4].

Market basket analysis atau disebut juga keranjang belanja bertujuan guna pengidentifikasian kombinasi item dalam transaksi penjualan. Tujuannya untuk melakukan kombinasi produk yang sering muncul atau dibeli oleh konsumen. Pada analisis keranjang belanja (market basket analysis), data yang diperlukan minimal 2 item produk disetiap transaksi. Variabel yang terlibat adalah identifikasi transaksi dengan nama item. Sementara itu, untuk prakiraan, parameter data yang diterapkan adalah nama item, menurut aturan asosiasi yang tercipta dari hasil analisis keranjang belanja yang telah dilakukan sebelumnya [5].

Penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya oleh Irma Rosmayati dengan melihat kecenderungan konsumen dalam melakukan pembelian kopi berdasarkan 2 (dua) itemset, sehingga menghasilkan sebuah pengetahuan baru dalam melakukan pembelian kopi di Bardan Coffee and Friend. Pada penelitian ini data yang dikumpulkan adalah data Nama Pembeli, Kopsu Friends, Espresso, Americano, Long Black. Pada pengujian ini menggunakan aplikasi Rapid Miner versi 9.10 untuk menghasilkan rules dari pola kombinasi items. Rules diatas Support, Confidence, dan Lift. Pada kasus Bardan Coffee and Friend rule tertinggi muncul pada barang Kopsu Friends dan V60 dengan nilai support 25% dan confidence 83% [6].

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Mukhlis Ramadhan dkk. Menerapkan metode association rule mining menggunakan algoritma apriori dengan melakukan analisa terhadap data transaksi penjualan spare part mobil yang diimplementasikan pada aplikasi berbasis desktop. Hal ini untuk mempermudah dalam melakukan analisa terhadap daya saing produk spare

part mobil yang memiliki tingkat penjualan produk yang paling laku terjual secara bersamaan dengan produk lainnya. Hasil perhitungan dengan menerapkan algoritma apriori menunjukkan bahwa jika konsumen membeli lower arm daihatsu dan ban mobil maka nilai support = 23,33 dan nilai confidence = 77,78 dan jika konsumen membeli lower arm daihatsu dan filter AC maka nilai support = 26,67 dan nilai confidence = 72,72 [7].

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Aditya Asrorul Hidayat dkk. Peneliti membangun sistem dengan menerapkan algoritma apriori berbasis android untuk memprediksi penjualan dan proses transaksi pada Apotik Shaqeena. Berdasarkan hasil pengujian ISO 25010 yang telah dilakukan dengan melibatkan 5 Responden bahwa kesimpulan kualitas kelayakan perangkat lunak yang dihasilkan memiliki persentase keberhasilan dengan total rata-rata 91.64%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai persentase yang diperoleh menunjukkan kualitas perangkat lunak secara keseluruhan mempunyai skala "Sangat Baik" [8].

Terdapat pula Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Xiaoying Zhang dan Jian Zhang. Algoritma Apriori dapat digunakan untuk menganalisis perilaku membaca pembaca. Dengan menganalisis catatan sejarah peminjaman pembaca, algoritma Apriori dapat menemukan buku-buku yang sering dipinjam bersama oleh pembaca. Aturan asosiasi ini dapat dijadikan pola perilaku pembaca untuk merekomendasikan buku yang relevan kepada pembaca. Pada penelitian ini menunjukkan hasil bahwa nilai support sebesar 3,35% pembaca meminjam buku TN dan TM sedangkan meminjam buku seri TP. Di antara pembaca yang pernah meminjam TP, dengan nilai confidence 77,54% pernah meminjam buku TN dan TM. Nilai support sebesar 4,42% pembaca meminjam buku TP dan TU sekaligus meminjam buku seri TN. Di antara pembaca yang pernah meminjam TN, dengan nilai confidence 77,54% pernah meminjam buku TP dan TU [9]. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Andi Akram Nur Risal dkk, meneliti penjualan retail online, Penelitian ini, memiliki 1000 dataset. Penerapan apriori menggunakan nilai min support 10%, confidence 70% dan min support 10%, confidence 50%. Berdasarkan rules yang didapatkan, dapat disimpulkan bahwa produk yang paling banyak dibeli adalah Knitted Union Flag Hot Water Bottle dan White Hanging Heart T-Light Holder [10].

Selanjutnya penelitian terdahulu dilakukan oleh Imam Ahmad Ashari dkk, melakukan analisis terhadap pendapatan usaha retail. Pada awal pemakaian nama barang masih sering di ganti sehingga tidak memungkinkan untuk menggunakannya sebagai bahan penelitian. Baru pada bulan januari, tahun 2021 data barang sudah di bakukan. Berdasarkan informasi

tersebut data transaksi yang diambil adalah data transaksi di tahun 2021, dari bulan januari sampai dengan maret. Jumlah total transaksi selama bulan itu sebanyak 148.433 data, dengan rata - rata transaksi perbulan adalah 24.738 transaksi, Hasil analisis yang didapatkan menunjukkan bahwa asosiasi atau keterhubungan produk penjualan mempengaruhi kenaikan pendapatan. Nilai minimum support yang digunakan dalam penelitian ini adalah 0.003, 0.004, dan 0.005. Dari percobaan ketiga nilai minimum support, hasil terbaik didapatkan pada nilai minimum support 0.003. Hasil menunjukkan bahwa nilai rata rata confidence tertinggi untuk pola asosiasi paling banyak terjadi pada penghasilan tertinggi, yaitu pada bulan maret 2021 [11].

Penelitian terdahulu oleh Fajar Masya dkk, memprediksi transaksi penjualan produk pada aplikasi point of sales, Hasil dari implementasi sistem pola pencarian produk dengan association rule algoritma apriori yang meliputi hasil percobaan dengan melakukan ujicoba sistem dengan menggunakan data transaksi point of sales selama 71 hari dengan jumlah transaksi sebanyak 102, Hasil analisis perbandingan perhitungan association rule algoritma apriori dengan menggunakan data transaksi, memperoleh hasil pola asosiasi produk yang sama banyaknya yaitu sama-sama menghasilkan 14 aturan asosiasi yang terbentuk, dengan 3 aturan asosiasi yang terbentuk pada 3-itemset atau iterasi ke-3 dan 11 aturan asosiasi yang terbentuk pada 2- itemset atau iterasi ke 2 dan memiliki persentase confidence yang sama besarnya pada setiap pola asosiasi yang terbentuk [12].

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Muhammad Ulil Albab dan Deny Hidayatullah dalam menerapkan algoritma Apriori pada sistem inventori toko. Peneliti menggunakan data penjualan yang diambil dari kurun waktu 1 Maret 2022 sampai dengan 12 Maret 2022. Dari hasil yang diperoleh peneliti hanya mengambil beberapa data nilai confidence yang didapat, yang dimana dijelaskan apabila konsumen membeli Aqua Galon, maka konsumen akan mungkin membeli Le Minerale dengan nilai confidence sebesar 62% yang dimana hasil tersebut akan membantu Toko Tri mengetahui barang yang perlu diperbanyak stoknya [13].

Adapun Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Raudhah dkk melakukan penerapan *association rule* dalam pengenalan pola perilaku konsumen. Data transaksi penjualan item tersebut diambil dari 10 data transaksi. Sampel data yang akan diproses adalah data penjualan gula, kopi, teh dan susu dari 10 transaksi yang terjadi di Kasimura Supermarket. Prosesnya diambil dari transaksi yang berkaitan seperti gula. Di bagian tabel transaksi, transaksi gula hanya terjadi pada transaksi 1, 3 dan 8, sedangkan total transaksi ada 10

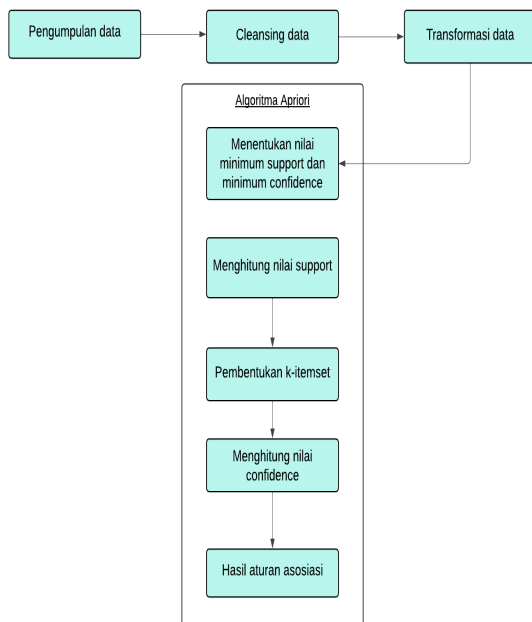
Maka kita tinggal ambil banyak transaksi gula yaitu 3 dibagi dengan total transaksi yaitu 10 [14].

Terdapat pula penelitian yang dilakukan oleh Evi Dewi Sri Mulyani dkk, menemukan pola pada terapi obat pasien dengan menggunakan algoritma Apriori. Data yang digunakan yaitu sebanyak 629 record data yang terdiri dari 21 atribut. Data tersebut adalah data mentah yang kemudian akan dilakukan beberapa penyeleksian untuk menghasilkan data yang dibutuhkan. Dari hasil perhitungan asosiasi menggunakan metode apriori yang dilakukan secara manual dan dengan menggunakan tool rapid miner ternyata keduanya menghasilkan analisis yang sama. Dengan nilai asosiasi tertinggi yaitu dengan nilai confidence 59% yaitu terapi obat meloxicam 7,5mg, Ranitidine. Nilai yang dihasilkan tersebut sudah melebihi kriteria minimum nilai confidence 20%. Dan untuk nilai support tertinggi yaitu dengan nilai support 4% yaitu terapi obat Grafactor -> Ranitidine. Nilai tersebut sudah melebihi kriteria minimum nilai support 3% [15].

Penelitian ini menggunakan algoritma Apriori untuk memecahkan masalah mengidentifikasi pola penjualan dalam dataset transaksi di aciak mart. Salah satu masalah utama yang dihadapi adalah kurangnya pemahaman tentang hubungan antara produk yang dibeli secara bersamaan oleh pelanggan, yang dapat mempengaruhi strategi pemasaran dan penataan produk. Solusi untuk masalah ini adalah algoritma Apriori, yang dapat menemukan itemset sering dan membuat aturan asosiasi. Tujuan penelitian ini adalah untuk menemukan dan menganalisis aturan asosiasi penting dalam transaksi penjualan di aciak mart, sehingga dapat lebih memahami preferensi pelanggan dan membantu mereka membuat keputusan lebih baik tentang strategi penjualan. Dengan mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang pola pembelian yang dilakukan oleh pelanggan, penelitian ini akan membantu Aciak mart membuat strategi pemasaran yang lebih baik, mengubah penataan produk, dan meningkatkan pengalaman belanja pelanggan dengan menyediakan rekomendasi produk yang lebih relevan.

2. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan bertujuan untuk membantu penulis dalam menyelesaikan permasalahan yang akan dihadapi agar menjadi penelitian yang terarah dan mencapai tujuan yang diinginkan dalam penelitian. Penelitian ini dilakukan dalam bentuk tahapan-tahapan yang terstruktur, di mana setiap tahapan harus dilakukan dengan metode yang tepat dan akurat. Metode penelitian ini mencakup kedalam kerangka-kerangka kerja penelitian. Berikut merupakan tahapan kerangka penelitian yang terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 terdapat tahapan-tahapan penelitian yang harus dilakukan, seperti pengumpulan data, di mana data tersebut adalah data-data penjualan pada Aciak mart, setelah data didapat maka ada proses cleansing di mana hanya mengambil data-data yang dibutuhkan seperti kode transaksi, tanggal transaksi dan nama itemnya. Lalu, data dari hasil cleansing akan ditransformasikan ke dalam bentuk tipe data binominal yang terdiri dari 1 dan 0. Tahapan selanjutnya ada penentuan nilai minimum support, dan minimum confidence, setelah ditentukan maka kita bisa menentukan itemset yang frequent (memenuhi nilai minimum support), setelah perhitungan nilai support dilakukan. Tahapan selanjutnya pembentukan k-itemset di mana itemset-itemset yang frequent akan dibentuk menjadi kombinasi itemset yang berbeda, untuk awal-awal akan dibentuk menjadi 2 itemset. Setelah k-itemset dibentuk maka kita bisa menentukan mana k-itemset yang memenuhi nilai minimum confidence setelah perhitungan nilai confidence dilakukan. Lalu kita bisa mendapatkan hasil aturan asosiasi di mana k-itemset yang memiliki nilai support dan nilai confidence dari standard minimumnya.

1. Pengumpulan Data

Pada penelitian kali ini akan dilakukan pengumpulan data transaksi penjualan di Aciak mart swalayan. Proses pengumpulan data sangat penting karena kualitas data yang dikumpulkan mempengaruhi hasil analisis asosiasi. Proses ini mencakup menentukan tujuan analisis, mengumpulkan data dari transaksi penjualan di aciak mart. Langkah awal yang sangat penting dalam

proses analisis asosiasi menggunakan algoritma Apriori adalah pengumpulan data, ini melibatkan pengumpulan dan persiapan data yang akan digunakan untuk analisis untuk mengidentifikasi pola atau hubungan antara item.

2. Cleansing Data

Cleansing dilakukan untuk memilih atribut mana saja yang dibutuhkan dalam pengolahan data penjualan. Pada proses Cleansing, kita juga menghapus atribut-atribut yang tidak dibutuhkan dalam pengolahan data penjualan. Cleansing dilakukan dengan tujuan meningkatkan kualitas data sehingga dapat digunakan untuk analisis yang lebih baik, pengambilan keputusan yang lebih baik, dan operasional yang lebih efisien.

3. Transformasi data

Transformasi data dilakukan dengan mengubah satu set data nilai menjadi bentuk biner untuk diproses. Bentuk biner adalah bentuk nilai yang mempunyai nilai 0 dan 1, dimana 0 dikatakan sebagai item barang yang tidak dibeli oleh pelanggan sedangkan 1 dikatakan sebagai item barang yang dibeli oleh pelanggan. Transformasi data juga bisa dikatakan mengubah data dari satu format atau struktur ke format atau struktur lain untuk memenuhi kebutuhan tertentu dikenal sebagai transformasi data. Proses ini merupakan bagian penting dari banyak proses analisis, pengolahan, dan integrasi data.

4. Menentukan nilai minimum support dan minimal confidence

Dua parameter ini penting dalam analisis data, terutama dalam analisis asosiasi, adalah nilai minimum support dan nilai minimum confidence. Mereka digunakan untuk mengevaluasi kualitas dan relevansi aturan asosiasi yang dibuat. Menetapkan untuk minimal dukungannya adalah 6% dan minimal kepercayaannya adalah 15%, yang akan kita gunakan dalam menghitung data transaksi yang dikumpulkan.

1. Menghitung nilai support

Setelah menetapkan nilai minimum support kemudian kita perlu menghitung nilai support per item. Lalu berikutnya melakukan perhitungan nilai support dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan 1. Rumus perhitungannya dapat dilihat sebagai berikut :

$$support(A) = \frac{\sum \text{jumlah transaksi mengandung } A}{\sum \text{jumlah transaksi}}$$

Salah satu metrik utama yang digunakan algoritma Apriori untuk menentukan seberapa sering itemset muncul dalam dataset adalah support. Aturan asosiasi dan itemset sering muncul ditemukan dalam dataset

transaksi, dan support membantu memisahkan itemset sering dari yang jarang muncul. Langkah awal dan penting dalam algoritma Apriori untuk menemukan itemset sering adalah menghitung nilai dukungan. Nilai support membantu menyaring itemset yang jarang muncul dan hanya mempertimbangkan itemset yang cukup sering muncul dalam dataset; ini membantu dalam membangun aturan asosiasi yang lebih relevan dan bermanfaat dalam analisis data.

2. Pembentukan k-itemset

Setelah menghitung nilai support untuk masing-masing itemset (produk), Langkah selanjutnya adalah menentukan nilai yang memenuhi minimum support (frequent) yang kita tetapkan dari perhitungan yang sebelumnya kita kerjakan. Produk yang tidak memenuhi persyaratan nilai minimum dukungan akan dihapus dan untuk produk yang memenuhi nilai support akan di hitung kembali seperti langkah sebelumnya. Namun sedikit berbeda dengan langkah sebelumnya, langkah kali ini kita perlu kombinasikan 2 produk yang berbeda dan tidak boleh ada kombinasi yang sama dan begitu seterusnya. Perhitungan nilai support dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan 2.

$$Support(A \& B) = \frac{\sum \text{jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\sum \text{jumlah transaksi}} \quad (2)$$

Jika tidak ada nilai yang memenuhi syarat minimal dukungan, perhitungan akan dihentikan. Tujuan dilakukannya proses ini adalah menilai keterkaitan, menentukan seberapa sering itemset tertentu muncul bersama dapat membantu dalam memahami hubungan antara item. Support yang rendah menunjukkan bahwa hubungan tersebut bisa saja tidak signifikan dalam konteks analisis, sedangkan support yang tinggi menunjukkan bahwa itemset sering muncul bersama dan mungkin relevan.

3. Menghitung nilai Confidence

Setelah mendapatkan nilai minimal support langkah berikutnya adalah menghitung nilai confidence. Untuk mendapatkan nilai minimal confidence kita dapat menghitung dengan menggunakan jumlah transaksi yang mengandung A dan B dibagi jumlah transaksi yang mengandung A. Perhitungan nilai confidence dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan 3.

$$Confidence(P(B|A)) = \frac{\sum \text{jumlah transaksi mengandung } A \cap B}{\sum \text{jumlah transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

Salah satu ukuran utama yang digunakan untuk mengevaluasi kekuatan dan relevansi dari aturan asosiasi adalah nilai confidence. Secara sederhana, nilai confidence menunjukkan kemungkinan bahwa itemset

B akan ditemukan dalam transaksi yang juga mengandung itemset A. Nilai confidence juga mengukur seberapa sering itemset B muncul dalam dataset.

4. Hasil Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi digunakan sebagai teknik analisis data yang mencari pola atau hubungan antara berbagai item dalam kumpulan data yang sangat besar. Data mining sering menggunakan teknik ini untuk mengeksplorasi data dan menemukan aturan yang menunjukkan hubungan yang sering terjadi antara berbagai item. Setelah melakukan perhitungan nilai support dan confidence dari k-itemset yang didapat, kita akan mendapatkan kombinasi itemset yang memenuhi aturan asosiasi yaitu itemset yang memenuhi nilai *minimum support* 6% dan *minimum confidence* 15%.

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini akan bagaimana proses perhitungan secara manual yang dilakukan dan uji data secara sistematis Untuk mengetahui adanya proses analisa data, terlebih dahulu data yang digunakan harus bersifat valid. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersifat valid karena didapatkan langsung dari Aciak mart, sehingga data dapat langsung diproses dan diuji kevalidannya untuk dilakukan penelitian. Dalam melakukan penelitian penulis melakukan sebuah analisa data statistik yang bersifat sekunder dimana data berkaitan dengan sebuah permasalahan yang diteliti. Data penjualan Aciak mart, setelah dilakukan cleansing data terdapat beberapa atribut yang digunakan seperti nomor transaksi, tanggal, dan items. Data menampilkan sebanyak 50 transaksi dari tanggal 1 Juni 2024 sampai tanggal 5 Juni 2024 pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan

No	Kode Transaksi	Tanggal	Items
1	00247671/ KSR/UTM/ 0624	01/06/20 24	SUNGAI BONG PUTIH, SAFARI 100G, AQUA 600ML
2	00246809/ KSR/UTM/ 0624	01/06/20 24	AQUA 750 ML, AQUA 600ML, POCARI SWEET KLG 330 ML, BUAVITA GUAVA 250 ML, FRISIAN FLAG CAIR COKLAT 115 ML, PUTU MINANG DELIMA, MANGKUAK/PINUNGKU IK, ANEKA KUE BASAH YESI
3	00247480/ KSR/UTM/ 0624	01/06/20 24	AQUA 600ML, LASEGAR 200ML, SAMPOERNA MILD 12
...
50	00001490/ KSR/UTM/ 0624	05/06/20 24	AQUA 1500ML, AQUA 600ML, ASTOR SKINNY ROLL MATCHA 50 G

Setelah melakukan tahapan cleansing, lalu akan dilakukan pengumpulan data itemset dari semua transaksi, itemset yang didapat sebanyak 210 data. Setelah dilakukan tahap pengumpulan data itemset ini, tahapan selanjutnya menghitung total transaksi kemunculan itemset di semua transaksi sebanyak 50 transaksi tersebut dan juga perhitungan nilai support untuk masing-masing itemset. Hasil dari perhitungan total transaksi dan nilai support dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Itemset

No	Items	Total	Nilai Support	Nilai Support (%)
1	AQUA 600ML	33	$\frac{33}{50} = 0,66$	66,00%
2	SAMPOERNA MILD 16	14	0,28	28,00%
3	AQUA 1500ML	12	0,24	24,00%
.....
210	LASEGAR 200ML	1	0,02	2,00%

Dari data tabel di atas, kita dapat menentukan berapa nilai minimum support untuk itemset tersebut, di sini kita menentukan bahwa nilai *minimum support* sebesar 6% dan nilai minimum confidencenya sebesar 15%. Nilai frequent (memenuhi nilai *minimum support*) dimana nilai supportnya lebih besar sama dengan 6%. Pada tahapan selanjutnya kita akan membentuk itemset k-1 dari itemset-itemset yang frequent seperti Tabel 3.

Tabel 3. Pembentukan Itemset K-1

No	Items	Total	Support
1	AQUA 600ML	33	66,00%
2	SAMPOERNA MILD 16	14	28,00%
3	AQUA 1500ML	12	24,00%
4	SURYA 16	5	10,00%
5	KANZLER SINGLE HOT	4	8,00%
6	FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	4	8,00%
7	FLORIDINA 360 ML	3	6,00%
8	SURYA 12	3	6,00%
9	SAMPOERNA MILD 12	3	6,00%

Tahapan berikutnya adalah pembentukan k-2 itemset, dengan cara membuat kombinasi-kombinasi itemset dari k-1 frequent, lalu menghitung berapa total kemunculan itemset tersebut di semua transaksi dan berapa nilai support untuk masing-masing itemset k-2, seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Pembentukan Itemset K-2

No	Items	Total
1	AQUA 600ML, SAMPOERNA MILD 16	5
2	AQUA 600ML, AQUA 1500ML	4

3	AQUA 600ML, SURYA 16	3
4	AQUA 600ML, KANZLER SINGLE HOT	4
5	AQUA 600ML, FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	2
6	AQUA 600ML, FLORIDINA 360 ML	2
7	AQUA 600ML, SURYA 12	2
8	AQUA 600ML, SAMPOERNA MILD 12	3
9	SAMPOERNA MILD 16, AQUA 1500ML	2
10	SAMPOERNA MILD 16, SURYA 16	5
11	SAMPOERNA MILD 16, KANZLER SINGLE HOT	1
12	SAMPOERNA MILD 16, FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	4
13	SAMPOERNA MILD 16, FLORIDINA 360 ML	1
14	SAMPOERNA MILD 16, SURYA 12	2
15	SAMPOERNA MILD 16, SAMPOERNA MILD 12	1
16	AQUA 1500ML, SURYA 16	2
17	AQUA 1500ML, KANZLER SINGLE HOT	1
18	AQUA 1500ML, FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	1
19	AQUA 1500ML, FLORIDINA 360 ML	1
20	AQUA 1500ML, SURYA 12	1
21	AQUA 1500ML, SAMPOERNA MILD 12	1
22	SURYA 16, KANZLER SINGLE HOT	1
23	SURYA 16, FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	2
24	SURYA 16, FLORIDINA 360 ML	1
25	SURYA 16, SURYA 12	1
26	SURYA 16, SAMPOERNA MILD 12	1
27	KANZLER SINGLE HOT, FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	1
28	KANZLER SINGLE HOT, FLORIDINA 360 ML	0
29	KANZLER SINGLE HOT, SURYA 12	1
30	KANZLER SINGLE HOT, SAMPOERNA MILD 12	1
31	FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML, FLORIDINA 360 ML	1
32	FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML, SURYA 12	1
33	FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML, SAMPOERNA MILD 12	1
34	FLORIDINA 360 ML, SURYA 12	0
35	FLORIDINA 360 ML, SAMPOERNA MILD 12	0
36	SURYA 12, SAMPOERNA MILD 12	1

Setelah melakukan pembentukan itemset k-2, melakukan perhitungan total transaksi kemunculan itemsetnya, serta melakukan perhitungan nilai support. Tahapan selanjutnya adalah mengambil k-2 itemset yang frequent. Penggabungan itemset yang sering muncul, perhitungan support untuk kandidat itemset, dan penyaringan berdasarkan nilai minimum support adalah proses iteratif dalam algoritma Apriori. Proses ini berlanjut hingga tidak ada itemset yang memenuhi kriteria sering, membantu menemukan pola dan

hubungan penting dalam dataset transaksi. Dapat dilihat tabel 5.

Tabel 5. Itemset k-2 Frequent

No	Itemset k-2	Total	Support
1	AQUA 600ML, SAMPOERNA MILD 16	5	0,1
2	AQUA 600ML, AQUA 1500ML	4	0,08
3	AQUA 600ML, SURYA 16	3	0,06
4	AQUA 600ML, KANZLER SINGLE HOT	4	0,08
5	AQUA 600ML, SAMPOERNA MILD 12	3	0,06
6	SAMPOERNA MILD 16, SURYA 16	5	0,1
7	SAMPOERNA MILD 16, FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	4	0,08

Selanjutnya kita akan melakukan perhitungan nilai confidence dari itemset k-2 frequent, di mana nilai minimum confidence yang ditentukan adalah sebesar 15%. Dalam analisis asosiasi, nilai confidence adalah metrik penting yang mengukur kekuatan aturan yang menghubungkan itemset dalam dataset. Menghitung kepercayaan melibatkan perhitungan dukungan untuk itemset gabungan dan itemset antecedent, dan hasilnya menunjukkan seberapa sering itemset B muncul ketika itemset A muncul. Ini membantu dalam memilih aturan asosiasi yang bermanfaat dan relevan untuk aplikasi praktis. Berikut adalah tabel hasil perhitungan nilai confidence dapat dilihat pada tabel 6 sebagai berikut :

Tabel 6. Itemset K-2 dengan Nilai Confidence

No	Itemset k-2	Total	Support	Confidence
1	AQUA 600ML, SAMPOERNA MILD 16	5	0,1	0,151515152
2	AQUA 600ML, AQUA 1500ML	4	0,08	0,121212121
3	AQUA 600ML, SURYA 16	3	0,06	0,090909091
4	AQUA 600ML, KANZLER SINGLE HOT	4	0,08	0,121212121
5	AQUA 600ML, SAMPOERNA MILD 12	3	0,06	0,090909091
6	SAMPOERNA MILD 16, SURYA 16	5	0,1	0,357142857
7	SAMPOERNA MILD 16, FOODRTD GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	4	0,08	0,285714286

Setelah mendapatkan nilai confidence untuk masing-masing itemset k-2, kita dapat membuat rule asosiasi berdasarkan itemset k-2 yang nilai confidencenya memenuhi nilai minimum confidencenya. Rule asosiasi yang relevan dan kuat dalam algoritma Apriori dapat digunakan untuk berbagai aplikasi praktis dalam bisnis

dan analisis data. Ini mencakup proses menemukan set item yang sering, membuat aturan kandidat, menghitung nilai support dan nilai confidence untuk setiap aturan, dan menyaring aturan berdasarkan nilai minimum confidence. Rule asosiasi ini dapat memberikan wawasan berharga tentang hubungan antara item dalam dataset. Dapat kita pada tabel 7, bagaimana hubungan antar item tersebut :

Tabel 7. Aturan Asosiasi

No	Rules	Support	Confidence
1	Jika membeli AQUA 600ML, maka juga membeli SAMPOERNA MILD 16	0,1	0,15
2	Jika membeli SAMPOERNA MILD 16, maka juga membeli SURYA 16	0,1	0,35
3	Jika membeli SAMPOERNA MILD 16, maka juga membeli GOLDA DOLCE LATTE 200 ML	0,08	0,28

Pada tabel di atas kita mendapatkan rule asosiasi, setelah melakukan pemilihan terhadap k-itemset yang memenuhi nilai minimum confidence. Di sini kita dapat melihat untuk rule asosiasi yang pertama, Jika membeli AQUA 600ML, maka juga akan membeli SAMPOERNA MILD 16. Selanjutnya untuk aturan asosiasi yang kedua, jika membeli SAMPOERNA MILD 16 maka akan membeli GOLDA DOLCELATTE 200 ML.

4. Kesimpulan

Berdasarkan perhitungan data mining yang menghasilkan nilai support dan nilai confidence dari penjualan di Aciak mart dengan melakukan beberapa perhitungan untuk setiap itemset, metode data mining algoritma Apriori digunakan untuk membuat aturan asosiasi, membentuk hasil dengan minimum support 6 % dan minimum confidence 15 %, hasilnya menunjukkan bahwa banyaknya produk yang diminati berdasarkan nilai confidence yang tinggi. algoritma apriori pada data penjualan barang di Aciak mart menghasilkan pola penjualan. Pola pembelian SAMPOERNA MILD 16 dan SURYA 16 mungkin menjadi yang paling banyak dibeli oleh pelanggan atau banyak diminati oleh pelanggan, sehingga Mungkin lebih baik jika produk SAMPOERNA MILD 16 dan SURYA 16 ditempatkan dekat satu sama lain. untuk membantu pembeli menemukan barang-barang tersebut.

Daftar Rujukan

[1] A. Pirman, A. Hanifa, and G. Triyono, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Penjualan Makanan Ringan dan Minuman Kesehatan," vol. 4, no. 1, pp. 204–215, 2024.

[2] E. Umar, D. Manongga, and A. Iriani, "Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule dan Algoritma Apriori Pada Produk Penjualan Mitra Swalayan Salatiga," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1367, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4217.

- [3] A. T. Gatot Soepriyono, "Implementasi Data Mining dengan Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Aksesoris Laptop," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 2087–2096, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i4.6555.
- [4] F. Sulianta, L. Budi, and P. Sari, "Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori sebagai Dasar Membuat Aksi Bisnis pada Toko Online Retail Building Association Rules using the Apriori Algorithm as a Foundation for Creating Sales Strategies in Online Retail Stores," vol. 12, no. 1, pp. 30–36, 2024, doi: 10.26418/justin.v12i1.68488.
- [5] A. A. Akbar, A. B. Izzulhaq, N. Nursabila, and V. R. Hananto, "Analisis Data Penjualan Pada Supermarket Xyz Menggunakan Metode Market Basket," *J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 142–152, 2023, doi: 10.47080/simika.v6i2.2711.
- [6] I. Rosmayati, W. Wahyuningsih, E. F. Harahap, and H. S. Hanifah, "Implementasi Data Mining pada Penjualan Kopi Menggunakan Algoritma Apriori," *J. Algoritma*, vol. 20, no. 1, pp. 99–107, 2023, doi: 10.33364/algoritma/v.20-1.1259.
- [7] M. Ramadhan, J. Hutagalung, M. Dahria, I. Zulkarnain, and H. Jaya, "Prediksi Penjualan Spare Part Mobil Daihatsu Menggunakan Algoritma Apriori," *Techno.Com*, vol. 22, no. 1, pp. 156–166, 2023, doi: 10.33363/tc.v22i1.7192.
- [8] A. Asrorul Hidayat, N. Hendrastuty, N. Penulis Korespondensi, and A. Asrorul Hidayat Submitted, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Apotek Shaqeena Untuk Memprediksi Penjualan Berbasis Android," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 3, pp. 302–312, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.33365/jtsi>.
- [9] X. Z. A and J. Z. B, "Machine Translated by Google Pengukuran : Sensor Analisis dan penelitian perilaku pengguna perpustakaan berdasarkan algoritma apriori," vol. 27, no. April, 2023.
- [10] A. A. N. Risal, F. Adiba, and A. Aisyah Nurfitri, "Aturan Asosiasi Berbasis Algoritma Apriori Pada Penjualan Retail Online," *J. Mediat.*, vol. 6, no. 2, p. 38, 2023, doi: 10.26858/jmtik.v6i2.45773.
- [11] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. Nugroho Triwibowo, and P. Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 3, pp. 701–709, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.
- [12] A. Fathurrozi, F. Masya, and Sugiyatno, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Aplikasi Point Of Sales," *Technomedia J.*, vol. 8, no. 2, pp. 70–81, 2023, doi: 10.33050/tmj.v8i2.2004.
- [13] M. U. Albab and D. Hidayatullah, "Penerapan Algoritma Apriori pada Sistem Informasi Inventori Toko," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1321, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4160.
- [14] R. Raudhah, I. Muhammad, and S. Ramadhany, "Penerapan Market Basket Analysis dengan Menggunakan Metode Association Rule Untuk Pengenalan Pola Perilaku Konsumen," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 6, p. 2059, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5221.
- [15] E. D. Sri Mulyani, T. Mufizar, S. Sarmidi, C. R. Hidayat, D. S. Anwar, and R. Chaeruddin, "Analisis Asosiasi Untuk Menemukan Pola Pada Terapi Obat Pasien Dengan Menggunakan Metode Apriori," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 441–448, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231026051.