Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



Penentuan Pola Pada Dataset Penjualan Dalam Data Mining Menggunakan Metode Apriori

Ulfa Utami, Deci Irmayani*, Budianto Bangun

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Labuhanbatu, Rantauprapat, Indonesia Email: ¹ulfautami899@gmail.com, ^{2,*}deacyirmayani@gmail.com, ³budiantobangun44@gmail.com
Email Penulis Korespondensi: deacyirmayani@gmail.com
Submitted: 03/06/2025; Accepted: 25/06/2025; Published: 25/06/2025

Abstrak—Dalam kehidupan sehari-hari dan dunia bisnis, aktivitas jual beli memegang peranan sentral. Bagi perusahaan, data transaksi harian bukan hanya sekadar catatan, melainkan aset penting yang menyimpan potensi untuk meningkatkan penjualan melalui analisis. Volume data penjualan yang dihasilkan setiap harinya sangat besar, sehingga pengolahan manual menjadi tidak efisien dan berisiko tinggi terhadap kesalahan. Kompleksitas jumlah produk yang terjual juga menyulitkan pemahaman menyeluruh terhadap pola pembelian. Perubahan preferensi konsumen yang dinamis semakin memperumit prediksi permintaan dan berpotensi menyebabkan masalah stok. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi permasalahan tersebut dengan menganalisis data penjualan untuk mengidentifikasi produk yang kerap dibeli secara bersamaan. Informasi ini akan dimanfaatkan dalam merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti promosi silang atau penggabungan produk. Selain itu, data ini juga berguna untuk memprediksi permintaan dan mengoptimalkan pengelolaan inventaris. Tujuan akhirnya adalah memberikan rekomendasi produk yang relevan kepada pelanggan dan meningkatkan kepuasan mereka. Untuk mencapai tujuan ini, penelitian ini menerapkan teknik data mining, khususnya metode Asosiasi Apriori. Data dari 15 jenis barang dalam 28 transaksi mingguan di TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA akan dianalisis sebagai sampel awal untuk menemukan kombinasi alat bangunan yang paling sering dibeli bersamaan. Metode Apriori akan mengaitkan setiap barang berdasarkan nilai dukungan (support) minimal 0,25 dan keyakinan (confidence) minimal 0,80. Hasil penerapan metode ini menghasilkan 4 aturan dari pola 3 item dengan nilai keyakinan antara 0,88 hingga 0.89.

Kata Kunci: Data Mining; Asosiasi; Apriori; Toko Bangunan Maju Bersama

Abstract—In everyday life and the business world, buying and selling activities play a central role. For companies, daily transaction data is not just a record, but an important asset that holds the potential to increase sales through analysis. The volume of sales data generated daily is enormous, making manual processing inefficient and prone to errors. The complexity of the number of products sold also makes it difficult to gain a comprehensive understanding of purchasing patterns. Dynamic changes in consumer preferences further complicate demand forecasting and may lead to inventory issues. This study aims to address these issues by analysing sales data to identify products that are frequently purchased together. This information will be utilised in designing more effective marketing strategies, such as cross-promotions or product bundling. Additionally, this data is useful for demand forecasting and optimising inventory management. The ultimate goal is to provide relevant product recommendations to customers and enhance their satisfaction. To achieve this objective, this study applies data mining techniques, specifically the Apriori Association method. Data from 15 types of items in 28 weekly transactions at TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA will be analysed as an initial sample to identify the most frequently purchased combinations of construction tools. The Apriori method will associate each item based on a minimum support value of 0.25 and a minimum confidence value of 0.80. The application of this method resulted in 4 rules from 3-item patterns with confidence values ranging from 0.88 to 0.89.

Keywords: Data Mining; Association; Apriori; Toko Bangunan Maju Bersama

1. PENDAHULUAN

Transaksi jual beli merupakan bagian tak terpisahkan dari kehidupan kita. Bagi bisnis data transaksi harian menjadi aset berharga. Data ini bukan sekadar catatan, melainkan sumber informasi yang dapat diolah untuk meningkatkan penjualan. Perusahaan saat ini menghasilkan data penjualan dalam jumlah yang sangat besar setiap harinya. Mengolah dan menganalisis data ini secara manual akan sangat memakan waktu dan rawan kesalahan. Selain Jumlah produk yang dijual sangat banyak yang menyulitkan pemahaman pola pembelian secara keseluruhan. Preferensi dan kebiasaan konsumen terus berubah juga dapat mempengaruhi pola pembelian cenderung fluktuatif sehingga terjadi kekurangan stok dan ketidakmampuan untuk memprediksi permintaan pelanggan.

Berdasarkan permasalahan diatas, tujuan dilakukan penelitian ini untuk menganalisis data penjualan dalam mengidentifikasi produk-produk yang sering dibeli bersamaan. Informasi ini akan digunakan untuk menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti promosi silang atau bundling produk. Selain itu, perusahaan juga dapat menggunakan data tersebut untuk meramalkan permintaan produk dan mengoptimalkan manajemen inventaris. Tujuan akhir dari upaya ini adalah untuk memberikan rekomendasi produk yang relevan kepada pelanggan dan meningkatkan kepuasan pelanggan. Untuk mewujudkan tujuan tersebut, maka diperlukan sebuah teknik pengelolaan data yang tersembunyi yaitu data mining.

Data mining merupakan ilmu gabungan yang memanfaatkan berbagai metode dari bidang seperti machine learning, statistik, dan visualisasi. Tujuan utamanya adalah menemukan informasi berharga yang tersembunyi dalam data yang sangat banyak. Dengan menggabungkan teknik-teknik dari berbagai disiplin ilmu, penggalian data memungkinkan kita untuk menganalisis kumpulan data besar secara mendalam. Melalui metode seperti pengelompokan, klasifikasi, dan prediksi, kita dapat menemukan pola, hubungan, dan tren yang sebelumnya tidak terlihat[1][2][3][4][5]. Dari beberapa pendekatan yang ada, penelitian ini menggunakan algoritma Apriori sebagai

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



metode asosiasi. Algoritma Apriori bekerja dengan cara mencari kumpulan item yang sering muncul secara bersamaan dalam data transaksi. Melalui teknik aturan asosiasi, pola-pola pembelian yang berulang dapat diidentifikasi dan diungkapkan[6][7][8].

Untuk menyempurnakan penelitian ini, saya akan merujuk pada studi-studi sebelumnya yang memiliki kesamaan topik atau metode. Dengan demikian, saya dapat memanfaatkan temuan-temuan mereka sebagai acuan dalam proses penelitian. Pada tahun 2022, Syahriani melakukan penelitian dengan tujuan untuk meningkatkan produktivitas karyawan dan keuntungan perusahaan. Kendati demikian, perusahaan ini menghadapi kendala dalam merumuskan strategi pemasaran yang efektif. Kurangnya pedoman yang spesifik dan ketergantungan pada perkiraan membuat mereka kesulitan dalam mengoptimalkan penjualan. Selain itu, lonjakan volume data yang signifikan menjadi beban tambahan, karena data yang menumpuk tanpa pengelolaan yang tepat justru tidak memberikan nilai tambah bagi bisnis. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, peneliti menggunakan algoritma Apriori sebagai alat analisis untuk mengidentifikasi pola penjualan produk sepatu. Hasilnya menunjukkan bahwa beberapa model sepatu seperti VKids, Vitamori, dan Canvas memiliki tingkat popularitas yang tinggi. Namun, algoritma Apriori memiliki keterbatasan dalam hal waktu komputasi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi algoritma lain seperti FP Growth atau General Rule Induction yang potensinya lebih baik dalam mengelola data yang besar dan kompleks[9].

Windah Sahara dan timnya pada tahun 2022 telah meneliti data transaksi penjualan di toko perlengkapan camping, AM Camping. Tujuannya adalah untuk menemukan pola pembelian yang dapat meningkatkan penjualan. Mereka menemukan masalah umum yaitu sering terjadi kekurangan stok barang yang dicari konsumen. Untuk mengatasi masalah ini, peneliti menggunakan teknik data mining dengan algoritma Apriori. Hasilnya, ditemukan 8 aturan pembelian yang kuat. Misalnya, jika seseorang membeli tas carrier 60L, kemungkinan besar ia juga akan membeli tabung gas. Aturan-aturan ini dapat membantu pemilik toko untuk lebih efektif dalam mengelola stok barang dan meningkatkan penjualan [10].

Pada tahun 2023 Agus Muhamad Andika dan beberapa rekan penelitian lainnya melakukan penelitian, mereka mencari tahu produk apa saja yang cenderung dibeli secara bersamaan. Namun, jumlah data penjualan yang sangat besar membuat pencarian menjadi kompleks. Sehingga mereka menggunakan metode Fp-Growth, sebuah teknik yang efektif dalam menganalisis data besar, untuk menemukan pola-pola pembelian tersebut. Hasil analisis menunjukkan bahwa tingkat confidence (confidence) dari pola-pola yang ditemukan sangat tinggi, yaitu sebesar 0.97. Ini berarti bahwa hasil analisis sangat akurat dan dapat diandalkan untuk memahami perilaku konsumen[11].

Penelitian ini bertujuan menggali lebih dalam pola pembelian pelanggan di toko jus dan sop buah dengan memanfaatkan teknik data mining. Kami akan menggunakan algoritma FP-Growth untuk menganalisis data penjualan historis dan mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan. Analisis data menunjukkan bahwa minuman dengan skor tertinggi (0.064) dalam hal memberikan support dan confidance adalah air kelapa murni, alpukat, es kelapa gula putih, es tape ketan, mangga, serta sop buah[12].

Tujuan dari penelitian ini adalah menganalisis pola pembelian konsumen pada suatu dataset penjualan dengan memanfaatkan algoritma Apriori untuk menemukan aturan asosiasi yang kuat serta mengembangkan strategi pemasaran yang lebih efektif berdasarkan temuan aturan asosiasi tersebut.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Proses penelitian merupakan rangkaian langkah sistematis yang dilakukan untuk menemukan jawaban atas suatu permasalahan atau fenomena. Secara umum, tahapan penelitian dapat dibagi menjadi beberapa bagian utama, yaitu:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



Gambar 1 tersebut menggambarkan alur umum suatu penelitian, khususnya yang melibatkan analisis data menggunakan metode Apriori. Penelitian dimulai dengan merumuskan masalah yang ingin dipecahkan. Setelah itu, dilakukan tinjauan pustaka untuk mengumpulkan informasi terkait dengan masalah tersebut. Selanjutnya, peneliti akan memilih metode analisis yang sesuai, dalam hal ini adalah metode Apriori. Analisis data kemudian dilakukan menggunakan metode yang telah dipilih. Setelah mendapatkan hasil analisis, peneliti akan melakukan analisis lebih lanjut menggunakan metode Apriori untuk menggali informasi yang lebih spesifik. Tahapan terakhir adalah menyusun laporan yang berisi hasil penelitian secara keseluruhan, mulai dari perumusan masalah hingga kesimpulan. Dengan mengikuti alur ini, diharapkan penelitian dapat menghasilkan temuan yang valid dan relevan.

2.2 Sampel Data

Sampel data adalah bagian kecil dari keseluruhan data yang dipilih untuk mewakili populasi data yang lebih besar yang digunakan sebagai perwakilan dalam penelitian. Berikut Tabel 1 rincian dari sampel data 28 transaksi selama satu minggu yang akan digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Sampel Data

	337.1.4	17 1			
No.	Waktu	Kode	Nama Barang	Jumlah	Satuan
	Transaksi	Barang	G G 1 501	1.0	0.1
		B001	Semen Gresik 50kg	10	Sak
	00.00	B002	Bata Merah Press	300	Buah
1	09:00	B003	Pasir Bangka Halus	2	Kubik
		B004	Besi Beton Ulir 10mm	15	Batang
		B007	Paku Ukuran 5cm	3	Kg
		B005	Cat Tembok Dulux Weathershield	3	Galon
		B006	Keramik Lantai 40x40	8	Dus
2	11:15	B008	Pipa PVC SDR 40 4 inch	20	Meter
		B009	Kran Air Stainless Steel	5	Buah
		B015	Genteng Metal Spandek	10	Lembar
		B011	Roster Beton Minimalis	25	Buah
		B012	Kloset Duduk	1	Unit
3	14:30	B013	Shower Mandi Set	2	Set
		B014	Kabel Listrik NYM 2x2.5mm	30	Meter
		B005	Cat Tembok Dulux Weathershield	2	Galon
		B001	Semen Gresik 50kg	7	Sak
		B002	Bata Merah Press	200	Buah
4	09:30	B004	Besi Beton Ulir 10mm	10	Batang
4	09:30	B007	Paku Ukuran 5cm	2	Kg
		B010	Triplek 4mm Meranti	5	Lembar
		B008	Pipa PVC SDR 40 4 inch	5	Meter
		B003	Pasir Bangka Halus	1	Kubik
		B005	Cat Tembok Dulux Weathershield	2	Galon
5	12:00	B008	Pipa PVC SDR 40 4 inch	15	Meter
		B009	Kran Air Stainless Steel	3	Buah
		B014	Kabel Listrik NYM 2x2.5mm	10	Meter
	•••		•••		•••
		B005	Cat Tembok Dulux Weathershield	2	Galon
20	1 4 4 7	B006	Keramik Lantai 40x40	5	Dus
28	14:45	B008	Pipa PVC SDR 40 4 inch	10	Meter
		B007	Paku Ukuran 5cm	1	Kg

Tabel 1 menampilkan sampel data transaksi material konstruksi yang merekam berbagai pembelian material seperti semen, bata merah, cat tembok dan lainnya, yang dilakukan pada waktu berbeda. Setiap transaksi terdiri dari beberapa barang dengan jumlah dan satuan yang bervariasi, seperti Sak, Buah, Meter, atau Galon, menunjukkan keragaman jenis material yang dibeli.

2.3 Data Mining

Data mining adalah proses penggalian informasi berharga dari kumpulan data yang besar[13][14]. Bayangkan seperti mencari emas di dalam tambang data. Dengan menggunakan berbagai teknik dan algoritma, data mining memungkinkan kita untuk menemukan pola, tren, atau hubungan yang tersembunyi di dalam data tersebut. Informasi yang diperoleh dari proses ini sangat berguna untuk berbagai tujuan, seperti membuat keputusan bisnis yang lebih baik, memprediksi tren masa depan, atau bahkan menemukan penemuan ilmiah baru[15]. Sederhananya, data mining adalah kunci untuk mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang bernilai[16][17][18][19]. Beberapa kelompok

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak)

ISSN 2685-3310 (media online)

DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



data mining yang dapat digunakan dalam berbagai permasalahan yang berkaitan dengan pola, tren atau menggali informasi dari data yang banyak diantaranya asosiai, clustering, klasifikasi dan prediksi[20] [21].

2.4 Assosiasi Rule Mining

Association rule mining Penambangan aturan asosiasi adalah teknik dalam ilmu data yang digunakan untuk mengungkap hubungan antar item dalam suatu dataset[22]. Algoritma ini menghasilkan aturan berbentuk "Jika X, maka Y" yang menunjukkan kemungkinan bersamaan antara item X dan Y dalam satu transaksi[23]. Salah satu contoh penerapan association rule mining adalah dalam analisis keranjang belanja di supermarket. Dengan teknik ini, kita dapat menemukan hubungan antara produk yang sering dibeli bersamaan. Misalnya, jika seorang pelanggan membeli produk A, maka ada kemungkinan tinggi mereka juga akan membeli produk B dan C. Selain di bidang retail, association rule mining juga berguna dalam dunia medis untuk menemukan pola hubungan antara gejala penyakit dan respons terhadap pengobatan.

Untuk menemukan hubungan antara barang-barang yang sering dibeli bersama, metode association rule mining seperti Apriori dan FP-Growth sangat berguna[24]. Algoritma ini mencari aturan yang sering muncul dan dapat dipercaya. Hasilnya, perusahaan bisa lebih memahami kebiasaan belanja pelanggan, memberikan saran produk yang cocok, dan meningkatkan strategi bisnis mereka.

2.5 Metode Apriori

Dalam analisis data, Apriori adalah teknik yang populer untuk mengungkap pola-pola pembelian atau perilaku yang sering terjadi bersamaan. Algoritma ini bekerja dengan mencari aturan-aturan yang menghubungkan item-item dalam suatu transaksi. Konsep utama Apriori adalah bahwa jika sekumpulan item sering muncul bersama, maka kelompok item yang lebih kecil yang termasuk di dalamnya juga cenderung sering muncul. Dengan kata lain, jika suatu kombinasi item jarang ditemukan, maka kemungkinan komponen-komponennya juga jarang ditemukan[25]. Proses Apriori melibatkan beberapa langkah iteratif untuk menemukan aturan-aturan yang paling relevan diantaranya [26][27]:

a. Siapkan Data

Kumpulkan semua data transaksi yang ingin kita analisis. Data ini biasanya disajikan dalam bentuk tabel, di mana setiap baris mewakili satu transaksi belanja, dan setiap kolom mewakili satu jenis barang yang dibeli.

b. Hitung frekuensi kemunculan

Hitung berapa kali setiap jenis barang muncul dalam semua transaksi. Tentukan batas minimum berapa kali sebuah barang harus muncul agar dianggap penting (minimum support). Barang-barang yang memenuhi syarat ini disebut "barang populer"

c. Gabungkan Barang populer

Kombinasikan barang-barang populer yang sudah ditemukan untuk membentuk kelompok-kelompok barang yang sering muncul bersama. Berikut rumus perhitungan penentuan gabungan barang yang populer berdasarkan item setnya.

Satu Item:

$$Support = \frac{Jumlah \ transaksi \ A}{Total \ transaksi} * 100\%$$
 (1)

Dua Item

Support =
$$\frac{Jumlah \ transaksi \ A \ dan \ B}{Total \ transaksi} * 100\%$$
 (2)

Lakukan pencarian gabungan item set hingga ke-n untuk mencari pencapaian minimum nilai supportnya.

d. Buang Kelompok yang jarang muncul

Buang kelompok barang yang tidak memenuhi syarat minimum support. Ingat, jika sebuah kelompok barang jarang muncul, maka kelompok barang yang lebih kecil di dalamnya juga pasti jarang muncul

e. Ulangi Langkah 3 dan 4

Ulangi langkah 3 dan 4 terus menerus sampai tidak ada lagi kelompok barang baru yang bisa ditemukan

f. Buat Aturan Belanja

Untuk setiap kelompok barang yang memenuhi syarat, buat aturan-aturan belanja yang mungkin. Misalnya, jika sering ditemukan orang membeli roti dan susu bersamaan, maka kita bisa membuat aturan "Jika seseorang membeli roti, kemungkinan besar dia juga akan membeli susu"

g. Uji Kekuatan Aturan

Hitung seberapa kuat setiap aturan belanja yang telah dibuat. Aturan yang kuat adalah aturan yang sering benar. Tentukan batas minimum seberapa kuat sebuah aturan harus agar dianggap penting (minimum confidence).

Confidence =
$$\frac{\sum Transaksi A dan B}{\sum Transaksi A} * 100\%$$
 (3)

Untuk mengetahuinya aturan asosiasi tersebut kuat ataupun tidak maka dihitung kembali dengan nilai lift. Untuk menghitung nilai lift menggunakan rumus sebagai berikut:

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615

ISSN 2684-8910 (media cetak)

ISSN 2685-3310 (media online)

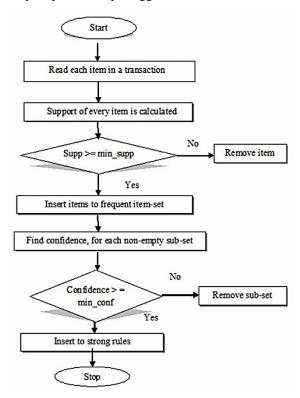
DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



$$Lift = \frac{Support (A+B)}{Support A * Support B}$$
(4)

h. Tampilkan Hasil

Tampilkan semua aturan belanja yang memenuhi syarat minimum confidence. Aturan-aturan inilah yang dapat kita gunakan untuk memahami pola pembelian pelanggan.



Gambar 2. Flowchart Metode Apriori

Gambar 2 menjelaskan langkah-langkah dalam algoritma Apriori untuk mengidentifikasi hubungan antaritem dalam data transaksi. Tahap awal melibatkan pemindaian semua item transaksi dan perhitungan nilai support (frekuensi kemunculan). Item dengan nilai support di bawah batas yang ditentukan (min_supp) akan dikeluarkan, sementara item yang memenuhi syarat masuk ke dalam himpunan item populer. Kemudian, algoritma mengevaluasi confidence (kekuatan hubungan) untuk setiap subset yang mungkin. Subset dengan confidence mencapai atau melebihi batas minimal (min_conf) akan diakui sebagai aturan yang signifikan, sedangkan yang tidak memenuhi syarat akan dibuang. Proses ini terus berulang sampai seluruh aturan yang relevan berhasil diidentifikasi, lalu algoritma selesai dijalankan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA, yang menyediakan beragam perlengkapan konstruksi, akan menganalisis riwayat transaksinya untuk mengidentifikasi tren pembelian. Tujuannya adalah untuk memprediksi produk bangunan apa yang cenderung dibeli pelanggan setelah membeli produk tertentu lainnya. Untuk mengolah sejumlah besar data transaksi ini, akan diterapkan teknik data mining, yaitu metode Apriori, yang akan menghasilkan aturan-aturan baru berdasarkan pola pembelian. Data penjualan produk dari 28 transaksi yang terkumpul selama seminggu di TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA akan dianalisis sebagai sampel awal untuk menemukan kombinasi alat bangunan yang paling sering dibeli bersamaan. Berikut adalah Data yang telah di pisahkan berdasarkan frekuensi kemunculan dalam transaksi selama satu minggu berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat pada Tabel 2 dibawah ini.

Jumlah Barang Kode Barang Nama Barang B001 Semen Gresik 50kg 12 B002 13 Bata Merah Press 12 B003 Pasir Bangka Halus 14 B004 Besi Beton Ulir 10mm B005 Cat Tembok Dulux Weathershield 13

Keramik Lantai 40x40

B006

Tabel 2. Data Transaksi

10

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605-615

ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



Kode Barang	Nama Barang	Jumlah Barang
B007	Paku Ukuran 5cm	11
B008	Pipa PVC SDR 40 4 inch	13
B009	Kran Air Stainless Steel	13
B010	Triplek 4mm Meranti	8
B011	Roster Beton Minimalis	7
B012	Kloset Duduk	4
B013	Shower Mandi Set	6
B014	Kabel Listrik NYM 2x2.5mm	7
B015	Genteng Metal Spandek	7
	Total	150

Berdasarkan Tabel 2, ada 15 item barang yang dijual pada sebuah TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA dan memperoleh 150 jumlah barang terjual dari 28 transaksi selama satu minggu. Dari data tersebut, maka berikut penerapan asosiasi apriori dengan ketentuan nilai support dan confodence dengan ketentuan minimum support sebesar 0,25 dan minimum confidence sebesar 0,80. Berikut contoh perhitungan menghitung nilai support per 1 itemset menggunakan rumus persamaan 1.

Support (B001) =
$$\frac{12}{28} * 100\% = 0,43$$

Support (B002) =
$$\frac{13}{28} * 100\% = 0.46$$

Support (B003) =
$$\frac{12}{28} * 100\% = 0.43$$

Pencarian nilai support utuk B004 hingga B015 dapat dilakukan sesuai dnegan contoh perhitungan dalam pencarian nilai support B001 hingga B003 diatas. Berdasarkan perhitungan pencarian support itemset setiap item yang terjual di TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA, berikut Tabel 3 berisi besar support yang diperoleh.

Tabel 3. Support 1 itemset

Kode Barang	Jumlah Transaksi	Support
B001	12	0,43
B002	13	0,46
B003	12	0,43
B004	14	0,50
B005	13	0,46
B006	10	0,36
B007	11	0,39
B008	13	0,46
B009	13	0,46
B010	8	0,29
B011	7	0,25
B012	4	0,14
B013	6	0,21
B014	7	0,25
B015	7	0,25

Tabel 3 berisi hasil support per itemset dengan kode barang B004 memperoleh support tertinggi yaitu 0,50. Tahap berikutnya yaitu pemilihan kandidat itemset yang mencapai batas minimal yang ditetapkan, yakni 0,15 dan kode barang yang tidak memenuhi nilai minimum support yang ditentukan adalah B012 dan B013 sehingga kode barang yang tidak memenuhi tersebut tidak akan ikut di proses pada pencarian support 2 itemset selanjutnya. Setiap kandidat itemset 1 yang memenuhi persyaratan dukungan minimal akan dinyatakan sebagai large itemset (L1) yang kemudian ditampilkan dalam 4 berikut.

Tabel 4. Large Itemset (1 Itemset)

Kode Barang	Jumlah Transaksi	Support
B001	12	0,43
B002	13	0,46
B003	12	0,43
B004	14	0,50
B005	13	0,46
B006	10	0,36
B007	11	0,39

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak)

ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



Kode Barang	Jumlah Transaksi	Support
B008	13	0,46
B009	13	0,46
B010	8	0,29
B011	7	0,25
B014	7	0,25
B015	7	0,25

Tabel 4 large itemset yang telah diperoleh dari itemset yang memenuhi nilai minimum support, maka langkah selanjutnya menghitung jumlah (frekuensi) kemunculan terhadap 2 itemset dari item yang memenuhi nilai minimum support sebelumnya (1 itemset). Tabel frekuensi data transaksi 2 itemset dapat dilihat pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Data Transaksi 2 Itemset

Kode Produk	Jumlah Transaksi
B001,B002	8
B001,B003	8
B001,B004	8
B001,B005	3
B001,B006	3
B001,B007	6
B001,B008	5
B001,B009	5
B001,B010	2
B014,B015	2

Setelah berhasil mendapatkan large 1 itemset serta telah ditentukan frekuensi kemunculan pada tabel 5, langkah berikutnya adalah melakukan iterasi kedua dengan menghitung kombinasi 2 item untuk menghasilkan kandidat 2 itemset. Perhitungan support untuk setiap itemset dilakukan dengan menggunakan persamaan yang sama seperti yang digunakan dalam mencari 1 itemset sebelumnya. Berikut ini contoh dalam perhitungan 2 itemset :

Support(B001, B002) =
$$\frac{8}{28} * 100\% = 0,29$$

Support(B001, B003) =
$$\frac{8}{28} * 100\% = 0,29$$

Support(B001, B004) =
$$\frac{8}{28} * 100\% = 0.29$$

Lakukan pencarian silai support 2 itemset terhadap B001,B005 hingga B014,B015 seperti perhitungan pencarian nilai support B001,B002 diatas. Setelah dilakukan pencarian nilai support 2 itemset, maka berikut tabel 6 hasil nilai support 2 itemset yang diperoleh.

Tabel 6. Support 2 itemset

Kode Produk	Jumlah Transaksi	Support
B001,B002	8	0,29
B001,B003	8	0,29
B001,B004	8	0,29
B001,B005	3	0,11
B001,B006	3	0,11
B001,B007	6	0,21
B001,B008	5	0,18
B001,B009	5	0,18
B001,B010	2	0,07
	•••	
B014,B015	2	0,07

Tahap berikutnya yaitu pemilihan kandidat itemset yang mencapai batas minimal yang ditetapkan, yakni 0,25. Setiap kandidat 2 itemset yang memenuhi persyaratan dukungan minimal akan dinyatakan sebagai large itemset kedua (L2) yang kemudian ditampilkan dalam tabel berikut.

Tabel 7. Large 2 Itemset (L2)

Kode Produk	Jumlah Transaksi	Support
B001,B002	8	0,29
B001,B003	8	0,29

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online)

DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



Kode Produk	Jumlah Transaksi	Support
B001,B004	8	0,29
B002,B003	7	0,25
B002,B004	11	0,39
B002,B007	9	0,32
B004,B007	9	0,32
B004,B008	7	0,25
B005,B006	10	0,36
B005,B008	7	0,25
B005,B009	8	0,29
B008,B009	9	0,32

Tabel 7 large 2 itemset (L2) yang telah diperoleh dari itemset yang memenuhi nilai minimum support, maka langkah selanjutnya menghitung jumlah (frekuensi) kemunculan terhadap 3 itemset dari item yang memenuhi nilai minimum support sebelumnya (2 itemset). Tabel frekuensi data transaksi 3 itemset setelah disesuaikan frekuensi kemunculannya dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 8. Data Transaksi 3 Itemset

Kode Produk	Jumlah Transaksi
B001,B002,B003	5
B001,B002,B004	7
B001,B002,B007	6
B001,B002,B008	3
B001,B002,B009	3
B001,B003,B004	5
B001,B003,B005	2
B001,B003,B006	2
B001,B003,B007	4
B001,B003,B008	2
B001,B003,B009	2
B007,B008,B009	2

Setelah berhasil mendapatkan large itemset serta telah ditentukan frekuensi kemunculan pada tabel 8, langkah berikutnya adalah melakukan iterasi kedua dengan menghitung kombinasi 3 item untuk menghasilkan kandidat itemset 3. Perhitungan support untuk setiap itemset dilakukan dengan menggunakan persamaan yang sama seperti yang digunakan dalam mencari 1 itemset dan 2 itemset sebelumnya, berikut ini perhitungan 3 itemset:

Support(B001, B002, B003) =
$$\frac{5}{28} * 100\% = 0.18$$

Support(B001, B002, B004) =
$$\frac{7}{28} * 100\% = 0.25$$

Support(B001, B002, B007) =
$$\frac{6}{28} * 100\% = 0.21$$

Lakukan perhitungan pada 3 itemset seperti diatas hingga B007,B008,B009. Setelah dilakukan pencarian nilai support 3 itemset, maka berikut hasil nilai support 3 itemset yang diperoleh dari telah dilakukannya pencarian nilai support 3 itemset yang sesuai dengan rumus pencarian 1 itemset dan 2 itemset pada Tabel 9.

Tabel 9. Support 3 itemset

Kode Produk	Jumlah Transaksi	Support
B001,B002,B003	5	0,18
B001,B002,B004	7	0,25
B001,B002,B007	6	0,21
B001,B002,B008	3	0,11
B001,B002,B009	3	0,11
B001,B003,B004	5	0,18
B001,B003,B005	2	0,07
B001,B003,B006	2	0,07
B001,B003,B007	4	0,14
B001,B003,B008	2	0,07
B001,B003,B009	2	0,07
B006,B007,B008	1	0,04

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605-615 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



Tahap berikutnya yaitu pemilihan kandidat itemset yang mencapai batas minimal yang ditetapkan, yakni 0,25 dari tabel 9. Setiap kandidat 3 itemset yang memenuhi persyaratan dukungan minimal akan dinyatakan sebagai large itemset ketiga (L3) yang kemudian ditampilkan dalam tabel 10 berikut.

Tabel 10. Large 3 Itemset (L3)

Kode Produk	Jumlah Transaksi	Support
B001,B002,B004	7	0,25
B002,B004,B007	8	0,29

Tabel 10 large 3 itemset (L3) yang telah diperoleh dari itemset yang memenuhi nilai minimum support, maka langkah selanjutnya menghitung jumlah (frekuensi) kemunculan terhadap 4 itemset dari item yang memenuhi nilai minimum support sebelumnya (3 itemset). Tabel frekuensi data transaksi 4 itemset setelah disesuaikan frekuensi kemunculannya dapat dilihat pada Tabel 11 berikut.

Tabel 11. Data Transaksi 4 Itemset

Kode Produk	Jumlah Transaksi
B001,B002,B004,B007	6

Setelah berhasil mendapatkan large 4 itemset serta telah ditentukan frekuensi kemunculan pada tabel 11, langkah berikutnya adalah melakukan iterasi keempat dengan menghitung kombinasi 4 item untuk menghasilkan kandidat 4 itemset. Perhitungan support untuk setiap itemset dilakukan dengan menggunakan persamaan yang sama seperti yang digunakan dalam mencari 1 itemset, 2 itemset, dan 3 itemset sebelumnya, Berikut ini adalah perhitungan 4 itemset:

Support(B001, B002, B004, B007) =
$$\frac{6}{28} * 100\% = 0.21$$

Setelah dilakukan pencarian nilai support 4 itemset, maka berikut hasil nilai support 4 itemset yang diperoleh dari telah dilakukannya pencarian nilai support 4 itemset yang sesuai dengan rumus pencarian 1 itemset, 2 itemset dan 3 itemset pada Tabel 12.

Tabel 12. Support 3 itemset

Kode Produk	Jumlah Transaksi	Support
B001,B002,B004,B007	6	0,21

Berdasarkan Tabel 12 terlihat bahwa dari gabungan 4 itemset tersebut, kombinasi tidak memenuhi batas minimum support 0,25, dan karena itu, proses dihentikan. Oleh karena itu, untuk melanjutkan pencarian nilai confidence maka digunakan gabungan 3 set item (L3) yang memenuhi syarat untuk membentuk asosiasi. Pembentukan aturan asosiasi berdasarkan nilai confidence dari 3 itemset yang memenuhi nilai minimum support yang telah dibahas pada sub bab sebelumnya, berikut perhitungan confidence.

Jika membeli B001 dan B002 maka akan membeli B004

Confidence =
$$\frac{(B001,B002) \ dan \ (B004)}{(B001,B002)} * 100\% = \frac{7}{8} * 100\% = 0,88$$

Jika membeli B004 maka akan membeli B001 dan B002

Confidence =
$$\frac{(B004)dan (B001,B002)}{(B004)} * 100\% = \frac{7}{14} * 100\% = 0,50$$

Setelah di lakukan perhitungan confidence terhadap 3 itemset, maka hasil akhir dari aturan asosiasi yang dapat digunakan sebagai aturan akhir dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 13 berikut.

Tabel 13. Aturan Asosiasi

Aturan	Confidence
Jika membeli B001 dan B002 maka akan membeli B004	0,88
Jika membeli B004 maka akan membeli B001 dan B002	0,50
Jika membeli B001 dan B004 maka akan membeli B002	0,88
Jika membeli B002 maka akan membeli B001 dan B004	0,54
Jika membeli B002 dan B004 maka akan membeli B001	0,64
Jika membeli B001 maka akan membeli B002 dan B004	0,58
Jika membeli B002 dan B004 maka akan membeli B007	0,73
Jika membeli B007 maka akan membeli B002 dan B004	0,73
Jika membeli B004 dan B007 maka akan membeli B002	0,89
Jika membeli B002 maka akan membeli B004 dan B007	0,62
Jika membeli B002 dan B007 maka akan membeli B004	0,89

Copyright © 2025 Author, Page 613

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online) DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



Aturan	Confidence
Jika membeli B004 maka akan membeli B002 dan B007	0,57

Berdasarkan Tabel 13, hasil yang diperoleh setelah dihitung besaran confidence dari 3 itemset dengan nilai confodence memenuhi minimum confidence yang telah ditetapkan yaitu 0,80 maka terbentuk 4 aturan yaitu aturan pertama "Jika membeli B001 dan B002 maka akan membeli B004" dengan besar confidence 0,88, aturan kedua "Jika membeli B001 dan B004 maka akan membeli B002" dengan besar confidence sebesar 0,88, aturan ketiga "Jika membeli B004 dan B007 maka akan membeli B002" dengan confidence sebesar 0,89 dan aturan keempat "Jika membeli B002 dan B007 maka akan membeli B004" dengan confidence sebesar 0,89.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis data transaksi penjualan di TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA menggunakan metode Asosiasi Apriori, ditemukan empat aturan yang signifikan untuk meningkatkan penjualan dan profitabilitas. Peningkatan volume transaksi penjualan dari waktu ke waktu menyimpan potensi besar untuk diolah menjadi wawasan yang dapat mendukung pengembangan strategi penjualan yang lebih efektif. Permasalahan kurangnya pengelolaan stok yang optimal dapat mengakibatkan hilangnya potensi penjualan akibat ketiadaan barang yang dicari konsumen. Oleh karena itu, pemanfaatan data transaksi penjualan melalui teknik Data Mining, khususnya metode Asosiasi dengan algoritma Apriori, menjadi solusi untuk menghasilkan informasi berharga mengenai pola pembelian pelanggan. Hasil analisis ini memunculkan empat aturan asosiasi, di antaranya adalah "Pembelian produk B001 dan B002 cenderung diikuti dengan pembelian produk B004" dengan tingkat confidence 88%, serta "Pembelian produk B001 dan B004 seringkali disertai dengan pembelian produk B002" dengan tingkat confidence yang sama. Selain itu, ditemukan pula bahwa "Pembelian produk B004 dan B007 memiliki kecenderungan kuat untuk diikuti pembelian produk B002" dengan confidence 89%, dan "Pembelian produk B002 dan B007 juga seringkali mengarah pada pembelian produk B004" dengan tingkat confidence 89%. Implementasi dari temuan aturan-aturan asosiasi ini diharapkan dapat membantu TOKO BANGUNAN MAJU BERSAMA dalam menata pengelolaan inventaris secara lebih terarah dan meningkatkan efektivitas penjualan berdasarkan pemahaman yang lebih baik terhadap pola pembelian konsumen.

REFERENCES

- [1] R. Liang, C. Huang, C. Zhang, B. Li, S. Saydam, dan I. Canbulat, "Exploring the Fusion Potentials of Data Visualization and Data Analytics in the Process of Mining Digitalization," *IEEE Access*, vol. 11, hal. 40608–40628, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3267813.
- [2] H. Guo, "Research on Web Data Mining Based on Topic Crawler," J. Web Eng., vol. 20, no. 4, hal. 1193–1206, 2021, doi: 10.13052/jwe1540-9589.20411.
- [3] M. M. Rahman, Y. Watanobe, T. Matsumoto, R. U. Kiran, dan K. Nakamura, "Educational Data Mining to Support Programming Learning Using Problem-Solving Data," *IEEE Access*, vol. 10, hal. 26186–26202, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3157288.
- [4] 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, hal. 262–276, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.195.
- [5] S. Saefudin dan S. DN, "Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Ikan," *JSiI (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 6, no. 2, hal. 36, 2019, doi: 10.30656/jsii.v6i2.1587.
- [6] M. Syahril, K. Erwansyah, dan M. Yetri, "Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Peralatan Sekolah Pada Brand Wigglo Dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknol. Sist. Inf. dan Sist. Komput. TGD)*, vol. 3, no. 1, hal. 118, 2020, doi: 10.53513/jsk.v3i1.202.
- [7] Y. Andini, J. T. Hardinata, dan Y. P. Purba, "Penerapan Data Mining pada Tata Letak Buku Di Perpustakaan Sintong Bingei Pematangsiantar dengan Metode Apriori," *Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, hal. 13–18, 2022, doi: http://dx.doi.org/10.30645/jurasik.v7i1.410.
- [8] A. N. Rahmi dan Y. A. Mikola, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Pada Customer (Studi Kasus: Toko Bakoel Sembako)," *Inf. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, hal. 14–19, 2021, [Daring]. Tersedia pada: https://jurnal.amikom.ac.id/index.php/infos/article/view/561
- [9] S. Syahriani, "Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Sepatu Menggunakan Metode Algoritma Apriori," *Bina Insa. Ict J.*, vol. 9, no. 1, hal. 43, 2022, doi: 10.51211/biict.v9i1.1758.
- [10] W. Sahara, S. D. Saragih, dan A. P. Windarto, "Teknik Asosiasi Datamining Dalam Menentukan Pola Penjualan dengan Metode Apriori," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 2, no. 12, hal. 684–689, 2022, doi: 10.47065/tin.v2i12.1577.
- [11] A. M. Andika, N. Suarna, dan R. D. Dana, "Jurnal Teknologi Ilmu Komputer Analisa Dataset Asosiasi Penjualan Menggunakan Metode FP- Jurnal Teknologi Ilmu Komputer," vol. 2, no. 1, hal. 80–88, 2023, doi: 10.56854/jtik.v2i1.108.
- [12] E. Gunia, A. I. Purnamasari, dan I. Ali, "Penerapan Datamining Dalam Menentukan Pola Penjualan Produk Menggunakan Algoritma Fp-Growth," vol. 8, no. 2, hal. 2417–2422, 2024, doi: https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9506.
- [13] J. Gong, "Design and Analysis of Low Delay Deterministic Network Based on Data Mining Association Analysis," *J. Web Eng.*, vol. 20, no. 2, hal. 513–532, 2021, doi: 10.13052/jwe1540-9589.20213.
- [14] M. N. Ashtiani dan B. Raahemi, "Intelligent Fraud Detection in Financial Statements Using Machine Learning and Data Mining: A Systematic Literature Review," *IEEE Access*, vol. 10, hal. 72504–72525, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3096799.
- [15] K. Dhanushkodi, A. Bala, N. Kodipyaka, dan V. Shreyas, "Customer Behavior Analysis and Predictive Modeling in

Volume 7, No 1, June 2025 Page: 605–615 ISSN 2684-8910 (media cetak) ISSN 2685-3310 (media online)

DOI 10.47065/bits.v7i1.7498



- Supermarket Retail: A Comprehensive Data Mining Approach," *IEEE Access*, vol. 13, hal. 2945–2957, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3407151.
- [16] A. S. L. T. T. H. Hafizah, "Data Mining Estimasi Biaya Produksi Ikan Kembung Rebus Dengan Regresi Linier Berganda," J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD), no. Vol 1, No 6 (2022): EDISI NOVEMBER 2022, hal. 888–897, 2022, [Daring]. Tersedia pada: https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi/article/view/5732/1938
- [17] Y. L. Nainel, E. Buulolo, dan I. Lubis, "Penerapan Data Mining Untuk Estimasi Penjualan Obat Berdasarkan Pengaruh Brand Image Dengan Algoritma Expectation Maximization (Studi Kasus: PT. Pyridam Farma Tbk)," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 7, no. 2, hal. 214, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i2.2097.
- [18] M. Azhari, Z. Situmorang, dan R. Rosnelly, "Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, hal. 640, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2937.
- [19] S. Widaningsih, "Perbandingan Metode Data Mining Untuk Prediksi Nilai Dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika Dengan Algoritma C4,5, Naïve Bayes, Knn Dan Svm," *J. Tekno Insentif*, vol. 13, no. 1, hal. 16–25, 2019, doi: 10.36787/jti.v13i1.78.
- [20] S. M. Darwish, R. M. Essa, M. A. Osman, dan A. A. Ismail, "Privacy Preserving Data Mining Framework for Negative Association Rules: An Application to Healthcare Informatics," *IEEE Access*, vol. 10, hal. 76268–76280, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3192447.
- [21] B. Harli Trimulya Suandi As dan L. Zahrotun, "Penerapan Data Mining Dalam Mengelompokkan Data Riwayat Akademik Sebelum Kuliah Dan Data Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Agglomerative Hierarchical Clustering (Implementation Of Data Mining In Grouping Academic History Data Before Students And Stud," *J. Teknol. Informasi, Komput. dan Apl.*, vol. 3, no. 1, hal. 62–71, 2021, [Daring]. Tersedia pada: http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/
- [22] B. Mohanty, S. L. Champati, dan S. K. Barisal, "Enhancing Retail Strategies Through Anomaly Detection in Association Rule Mining," *IEEE Access*, vol. 13, hal. 92376–92405, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3573807.
- [23] M. Kaushik, R. Sharma, P. Kõiva, I. Fister, dan D. Draheim, "An Exhaustive Multi-Aspect Analysis of Swarm Intelligence Algorithms in Numerical Association Rule Mining," *IEEE Access*, vol. 12, hal. 138985–139002, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3417334.
- [24] W. Thurachon dan W. Kreesuradej, "Incremental Association Rule Mining With a Fast Incremental Updating Frequent Pattern Growth Algorithm," *IEEE Access*, vol. 9, hal. 55726–55741, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3071777.
- [25] R. Gupta dan M. K. Trivedi, "AEHO: Apriori-Based Optimized Model for Building Construction to Time-Cost Tradeoff Modeling," *IEEE Access*, vol. 10, hal. 103852–103871, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3208966.
- [26] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, hal. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.
- [27] Z. Abidin, A. K. Amartya, dan A. Nurdin, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Kendaraan Roda Dua (Studi Kasus: Toko Prima Motor Sidomulyo)," *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 2, hal. 225, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i2.1459.