

Penerapan Metode Apriori Untuk Analisis Transaksi Penjualan Barang

Sasa Ani Arnomo¹, Novri Adhiatma², Heri Nuryanto³

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Putera Batam, Indonesia

³ Program Studi Manajemen Kuliner, Politeknik Pariwisata Batam, Indonesia

Informasi Artikel

Terbit: Januari 2025

Kata Kunci:

Metode Apriori
Transaksi Penjualan
Data Mining
Asosiasi
Big Data

ABSTRAK

Mengetahui pola pembelian barang dari konsumen adalah penting untuk strategi bisnis. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan pola pembelian konsumen melalui transaksi mereka. Pembelian item barang yang sering dibeli secara bersamaan dapat diteliti sehingga pihak minimarket mengatur tata letak dan pengadaan stok barang. Pada penelitian ini penulis telah mengumpulkan data transaksi kemudian mengambil data secara acak, membuat tabulasi data, memilah data dengan menentukan nilai minimum support dan confidence kemudian diuji kebenarannya menggunakan aplikasi data mining dengan metode algoritma apriori. Setelah proses pengujian, ditemukan hasil tertinggi nilai support 12,24% dan nilai confidence 92,31% adalah Jajanan snack, Mancis, Rokok. Penerapan algoritma apriori pada data transaksi penjualan sangat berguna dan efisien dalam proses pembentukan kombinasi antar item. Dengan penerapan metode ini tata letak barang lebih selektif dan pengadaan barang diperbaharui setelah mengetahui hasil dari pengujian sistem.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Corresponding Author:

Sasa Ani Arnomo,
Email: sasaupb@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Jumlah supermarket yang semakin berkembang membuat para pengelola supermarket berhati-hati untuk memasang taktik pemasaran yang lebih baik. Untuk itu, para pengelola wajib mencermati pola-pola pembelian yang dilakukan oleh konsumen. Diantara penelitian dibutuhkan adalah perkara peletakkan barang-barang yang tidak sinkron pada perilaku konsumen yang membeli barang secara bersamaan pada satu waktu. Hal ini tentu saja sedikitnya ada dampak pada penjualan barang. Oleh karena itu, para pengelola harus mencermati pola – pola pembelian yang dilakukan oleh konsumen. Usaha minimarket juga cukup banyak diminati untuk memperoleh keuntungan yang besar meskipun ada biaya yang lain seperti kualitas makanan [1][2], sewa tempat [3] dan persaingan penjualan secara online [4]. Dengan hadirnya minimarket di tengah masyarakat ini memperoleh dampak positif karena mampu menyediakan kebutuhan sehari-hari. Masyarakat juga dapat mengambil keperluan yang dibutuhkan dan membayar di meja kasir. Karena hal ini, pengusaha ritel wajib mengedepankan taktik pemasaran yang sempurna demi menarik para konsumen. Pengusaha tentunya tak ingin terjadi penurunan *output* penjualan yang diakibatkan karena adanya barang yang tak terjual sementara itu produk tersebut sudah disiapkan dalam pemasaran. Untuk itulah pengusaha usaha ritel memerlukan kecerdasan usaha untuk menciptakan taktik yang bisa dipakai memenuhi permintaan pasar. Penggunaan data mining sebagai salah satu cara yang bisa diterapkan serta dipakai setiap harinya walau kadang menumpuk pada database.

Terdapat banyak tantang di bisnis retail termasuk dampak covid 19 [5][6][7]. Pengelola minimarket memerlukan cara untuk memenuhi target penjualan setiap bulannya. Seiring berjalannya waktu, konsumen dihadapkan dengan banyaknya pilihan barang dan bebas menentukan minimarket yang lebih lengkap sesuai dengan kebutuhannya. Biasanya hal – hal yang terjadi di minimarket adalah peletakan barang yang tidak sesuai, barang yang diinginkan tidak ada atau sebaliknya, barang yang kurang laku di pasar memiliki stok yang banyak. Untuk menentukan dan mengembangkan promosi agar lebih terarah dan tepat sasaran adalah mengetahui selera beli konsumen, yang dapat diamati dari data transaksi penjualan.

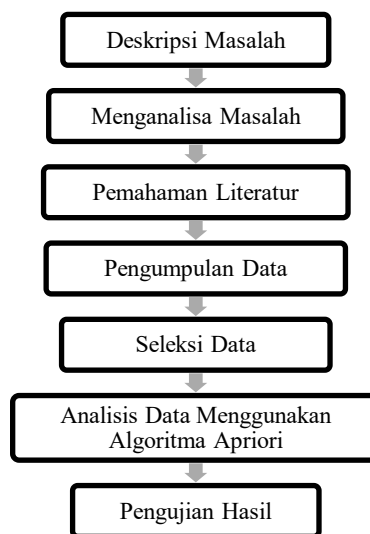
Minimarket yang diteliti bergerak dalam penjualan kebutuhan sehari – sehari yang dibutuhkan dari semua kalangan, bahkan, tak luput juga dari beberapa bahan pokok dapur seperti beras, bawang merah dan lainnya. Diantara minimarket juga terdapat barang yang sulit disediakan [8]. Semakin tinggi permintaan barang dapat mempengaruhi tingkat penjualan, maka dari itu minimarket membutuhkan analisis pola pembelian konsumen dengan mengolah data transaksi setiap bulannya. Adapun cara ini melibatkan bagian dari teknologi informasi itu sendiri, seperti *data mining* menggunakan algoritma apriori untuk mengelompokkan data barang yang dibeli secara bersamaan. Misalnya, barang A dibeli dalam waktu yang sama dan jumlah tertentu dengan barang B. Data itu juga digunakan untuk mengetahui barang yang sering dibeli oleh konsumen. Oleh karena itu pentingnya pendekatan tempat barang [9] dan memperbanyak stok agar mencukupi kebutuhan. Setiap pembelajaran memperoleh hasil yang berbeda. Terdapat penelitian dengan menghasilkan Support dan confidence tertinggi adalah Minyak Goreng Pch 1,8l dan Mie Instant 75g dengan nilai Support 43,33% dan confidence 92,85% [10].

Data mining digunakan untuk menghasilkan sebuah informasi data yang berguna dari basis data yang besar. Metode market basket analisis yaitu teknik yang menganalisis mengenai *data mining*. Teknik ini digunakan untuk membuat strategi penjualan serta promosi barang dengan cara melakukan proses pencarian asosiasi antar item data dari suatu basis data relasional. Basis data dapat menampung semua data yang berhubungan dengan kegiatan data transaksi konsumen. maka dari itu penulis memanfaatkan data transaksi ini dengan menggunakan *data mining*. Dengan menggunakan data mining metode *Association Rule Mining*, data yang tersimpan tersebut dapat dikaji dan diolah sehingga mendapatkan sebuah informasi yang baru, setelah informasi yang baru ini didapat maka digunakan metode *Association Rule Mining* untuk menemukan kaidah pembelian kombinasi item guna pengembangan strategi pemasaran produk. Adapun tujuan dari penelitian adalah untuk mengetahui bahwa pengelolaan data transaksi penjualan dapat memperoleh pola pembelian konsumen.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Kerangka Pemikiran

Analisis transaksi penjualan memberikan banyak manfaat bagi perusahaan, mulai dari pemahaman yang lebih baik tentang pelanggan hingga pengambilan keputusan yang lebih strategis. Dengan memanfaatkan data penjualan, perusahaan dapat meningkatkan efisiensi operasional, memperbaiki pengalaman pelanggan, dan pada akhirnya, meningkatkan profitabilitas mereka. Dalam dunia bisnis yang semakin kompetitif, analisis ini menjadi kunci untuk keberhasilan jangka Panjang Kerangka pemikiran Penelitian untuk menganalisis transaksi penjualan barang adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Susunan Penelitian

2.1. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah salah satu metode yang digunakan dalam data mining untuk menemukan pola asosiasi dalam basis data [11]. Algoritma ini sangat populer dalam analisis keranjang belanja, di mana dapat membantu menemukan hubungan antara item yang sering dibeli bersamaan [12]. Algoritma Apriori bekerja dengan prinsip "apriori property", yang menyatakan bahwa jika suatu itemset (sekumpulan item) adalah frequent (sering muncul), maka semua subset dari itemset tersebut juga harus frequent. Dengan menggunakan prinsip ini, algoritma dapat mengurangi jumlah kombinasi itemset yang perlu dianalisis, sehingga meningkatkan efisiensi dalam pencarian pola. Berikut langkah-langkah Algoritma Apriori:

1. Menentukan Minimum Support: Pertama, tentukan nilai minimum support (dukungan) yang diperlukan untuk suatu itemset agar dianggap sering muncul. Support adalah proporsi transaksi yang mengandung itemset tersebut. Support membantu kita menentukan apakah suatu itemset cukup sering muncul untuk dianggap sebagai pola yang signifikan [13]. Dalam algoritma Apriori, kita hanya mempertimbangkan itemset yang memiliki support lebih tinggi dari nilai minimum yang telah ditentukan. Berikut rumus persamaan menentukan support:

$$\text{Support}(X) = \frac{|\{T \in D: X \subseteq T\}|}{|D|}$$

Penjelasan:

- Support (dukungan) mengukur seberapa sering suatu itemset (sekumpulan item) muncul dalam dataset.
 - $|D|$ adalah total jumlah transaksi dalam dataset.
 - $|\{T \in D: X \subseteq T\}|$ adalah jumlah transaksi yang mengandung itemset X .
2. Membuat Itemset 1-Item: Hitung support untuk setiap item dalam dataset. Item yang memiliki support lebih tinggi dari nilai minimum akan dipilih untuk menjadi kandidat itemset.
 3. Membangun Itemset K-Item: Gunakan itemset yang telah dipilih untuk membentuk itemset yang lebih besar (K-item). Hitung support untuk itemset ini dan pilih itemset yang memenuhi syarat minimum support.
 4. Iterasi: Ulangi langkah 3 sampai tidak ada itemset baru yang memenuhi syarat minimum support.
 5. Membuat Aturan Asosiasi: Setelah menemukan semua itemset yang sering muncul, langkah terakhir adalah membuat aturan asosiasi dari itemset tersebut, yang dapat ditentukan dengan menggunakan confidence.

$$\text{Confidence}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A)}$$

Penjelasan:

- Confidence mengukur seberapa besar kemungkinan bahwa jika item A muncul, maka item B juga akan muncul.
 - $\text{Support}(A \cup B)$ adalah support dari kombinasi itemset AA dan BB .
 - $\text{Support}(A)$ adalah support untuk item A saja.
6. Mengukur seberapa kuat hubungan antara itemset menggunakan Lift. Lift memberikan informasi tambahan tentang kekuatan hubungan antara itemset. Nilai lift yang tinggi menunjukkan bahwa item A memiliki pengaruh positif yang signifikan terhadap keberadaan item B .

$$\text{Lift}(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A) \times \text{Support}(B)}$$

Penjelasan:

- Lift mengukur seberapa besar pengaruh item A terhadap item B dibandingkan dengan seberapa sering B muncul secara independen dari A .
- Jika lift lebih dari 1, ini menunjukkan bahwa adanya item A meningkatkan kemungkinan B muncul. Jika lift kurang dari 1, item A justru mengurangi kemungkinan B muncul.

3. HASIL DAN ANALISIS

Analisa untuk menentukan aturan asosiasi perlu dilakukan pengumpulan data terlebih dahulu. Berikut pengelompokan data barang untuk mempermudah proses analisis mengingat penjualan produk yang bervariasi:

Tabel 1. Produk Berdasarkan Jenis

No	Kelompok Item	Nama Item
1	Kopi	Good Day Cappucino, Torabika, Golda, Gilux Mix, Kapal Api
2	<i>Crackers</i>	Saltcheese, Roma
3	Air Mineral	Aqua, Le Minerale, Ades, Naraya, Nestle Pure Life
4	Rokok	Surya GP, Sampoerna, Magnum Filter, Djarum Black
5	Es Krim	Cornetto Silverqueen, Walls
6	Sabun	Sunlight, Mama Lemon, Cling, Dettol
7	<i>Soft Drinks</i>	Kiranti, Cimory, Sprite, Fanta, Kratingdaeng, Hydro Coco, Cocobit, You C1000, Chocolates Drink, Frestea, Tango Drink, Nutriboost, Milo Drink, Pocari Sweat, Teh Surya
8	Mancis	Mancis, Cricket, G2000
9	Beras	Bumi Ayu, Harum Mas, Horas, Jembatan Biru
10	Pembalut	Charm Non Wings
11	Susu	Nagos, Fresh Milk Uht, Indomilk, Real Good
12	<i>Stationery</i>	Kertas Kado, Isolasi, Dobel Folio
13	Mie	Indomie Kuah/Goreng, Pop Mie, Mie Sedap
14	Bumbu Dapur	Masako, Bawang Merah, Bon Cabe
15	Jajanan <i>Snack</i>	Permen, Kerupuk, Lays, Sukro, Fk Crunch Classic, Chitato, Super O Ring, Best Dip, Jangek
16	Kosmetik	Parfum, Bedak Marcks, Masker, Softies, Tisu
17	<i>Home Care</i>	Tusuk Gigi, Sikat Cuci, Baterai AA, Lavenda.
18	Telor	Telor
19	<i>Medicare</i>	Paracetamol, Fresh Care, Woods.

1. Pembentukan Tabulasi Data

Setelah mengelompokkan item-item berdasarkan jenisnya, penulis membuat tabulasi data agar data lebih mudah diolah.

a. Pembentukan Itemset 1

Dalam tahap ini, pencarian kombinasi itemset produk yang memenuhi syarat nilai minimum *support*. Minimum *support* pada penelitian ini adalah 10%. Hasil pembentukan itemset-1 dapat dilihat seperti tabel 2.

Tabel 2. Itemset -1

No	Item	Fk	Support
1	Kopi	24	24.49%
2	Crackers	10	10.20%
3	Air Mineral	27	27.55%
4	Rokok	39	39.80%
5	Soft Drinks	37	37.76%
6	Mancis	28	28.57%
7	Beras	23	23.47%
8	Susu	34	34.69%
9	Jajanan Snack	55	56.12%
10	Bumbu Dapur	21	21.43%
11	Telor	27	27.55%

b. Pembentukan Itemset 2

Selanjutnya, pencarian kombinasi 2 itemset produk dengan minimum *support* adalah 10% dan yang tidak memenuhi syarat di determinasi.

Tabel 3. Itemset -2

No	Item	Fk	Support
1	Kopi, Susu	10	10.20%
2	Kopi, Jajanan Snack	15	15.31%
3	Air Mineral, Jajanan Snack	13	13.27%
4	Rokok, Soft Drinks	16	16.33%
5	Rokok, Mancis	24	24.49%
6	Rokok, Susu	10	10.20%
7	Rokok, Jajanan Snack	22	22.45%

8	Soft Drinks, Jajanan Snack	21	21.43%
9	Mancis, Jajanan Snack	13	13.27%
10	Beras, Susu	13	13.27%
11	Beras, Jajanan Snack	12	12.24%
12	Beras, Telor	14	14.29%
13	Susu, Jajanan Snack	17	17.35%
14	Susu, Telor	13	13.27%
15	Bumbu Dapur, Telor	10	10.20%

c. Pembentukan Itemset 3

Berdasarkan hasil perhitungan kombinasi 2 itemset dilanjutkan dengan menghitung nilai kombinasi 3 itemset sebagai berikut:

1. $Support (Rokok, Jajanan Snack, Soft Drinks) = \frac{11}{98} \times 100\% = 11,22\%$
2. $Support (Rokok, Jajanan Snack, Mancis) = \frac{12}{98} \times 100\% = 12,24\%$
3. $Support (Beras, Susu, Telor) = \frac{11}{98} \times 100\% = 11,22\%$

Tabel 4. Itemset -3

No	Item	Fk	Support
1	Rokok, Jajanan Snack, Soft Drinks	11	11,22%
2	Rokok, Jajanan Snack, Mancis	12	12,24%
3	Beras, Susu, Telor	11	11,22%

d. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah proses penghitungan dilakukan dan ditemukan hasil, aksi selanjutnya peneliti mencari aturan asosiasi yang mencukupi syarat minimum *confidence* 70%.

Tabel 4. Aturan Asosiasi

No	Rules	Support	Confidence
1	Jika belanja produk Mancis maka akan belanja produk Rokok	24,49%	85,71%
2	Jika belanja produk Susu dan Telor maka akan belanja produk Beras	11,22%	84,62%
3	Jika belanja produk Susu dan Beras maka akan belanja produk Telor	11,22%	84,62%
4	Jika belanja i produk Telor dan Beras, maka akan belanja produk Susu	11,22%	78,57%
5	Jika belanja produk Jajanan <i>Snack</i> dan Mancis, maka akan belanja produk Rokok	12,24%	92,31%

Pengujian hasil terakhir pada masing-masing itemset untuk membuktikan bahwa hasil aturan asosiasi yang tercipta dengan nilai minimum *support* 10% dan nilai *confidence* 70% dapat ditarik pernyataan sebagai berikut:

- 1) Jika belanja produk Mancis maka 70% dipastikan membeli produk Rokok,
- 2) Jika belanja produk Susu dan Telor maka 70% dipastikan membeli produk Beras,
- 3) Jika belanja produk Susu dan Beras maka 70% dipastikan membeli produk Telor,
- 4) Jika belanja produk Telor dan Beras, maka 70% dipastikan membeli produk Susu,
- 5) Jika belanja produk Jajanan *Snack* dan Mancis, maka 70% dipastikan membeli produk Rokok

4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari pembahasan dimana hasil analisis transaksi penjualan barang menggunakan algoritma apriori maka dapat ditarik beberapa Kesimpulan. Penggunaan metode algoritma apriori dalam penggalian data dapat digunakan mencari pola pembelian konsumen. Dengan metode ini, pola pembelian dapat dilihat dari kecendrungan konsumen dalam membeli barang berdasarkan 2 itemset. Selain itu, pengetahuan baru yang diperoleh dari hasil penerapan metode ini, yaitu dengan menentukan tata letak barang di toko agar saling berdekatan supaya lebih mudah ditemukan sesuai pola pembelian konsumen. Dengan penerapan metode ini dianggap sangat efisien dalam tahap pembentukan proses kombinasi dari data transaksi penjualan. Hasil rules tertinggi ada pada item Jajanan snack, Mancis dan Rokok dengan perolehan nilai support 12,24% dan nilai confidence 92,31% sedangkan rules terendah ada pada item Telor, Beras dan Susu dengan perolehan nilai support 11,22% dan nilai confidence 78,57%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. S. Rokseth, E. Heinen, E. A. Hauglin, T. Nordström, and B. Manum, “Reducing private car demand, fact or fiction? A study mapping changes in accessibility to grocery stores in Norway,” *European Transport Research Review*, vol. 13, no. 1, 2021, doi: 10.1186/s12544-021-00500-7.
- [2] Y. Li, M. Luo, X. Wu, Q. Xiao, J. Luo, and P. Jia, “Grocery store access and childhood obesity: A systematic review and meta-analysis,” *Obesity Reviews*, vol. 22, no. S1, pp. 1–20, 2021, doi: 10.1111/obr.12945.
- [3] F. Rahman, N. Handayati, and S. Borman, “Legal Protection of Tenants as a Result of Lease Transfer of Grocery Store Stands,” *LEX JOURNAL*, vol. 8, no. 2, pp. 190–204, 2024.
- [4] H. S. Howe, P. A. Ubel, and G. J. Fitzsimons, “Open Science Online Grocery: A Tool for Studying Choice Context and Food Choice,” *J Assoc Consum Res*, vol. 7, no. 4, pp. 393–402, 2022, doi: 10.1086/720449.
- [5] M. Zhang *et al.*, “Computational fluid dynamics simulation of SARS-CoV-2 aerosol dispersion inside a grocery store,” *Build Environ*, vol. 209, p. 108652, 2022, doi: 10.1016/j.buildenv.2021.108652.
- [6] B. Mayer, M. Arora, S. Helm, and M. Barnett, “Essential but Ill-Prepared: How the COVID-19 Pandemic Affects the Mental Health of the Grocery Store Workforce,” *Public Health Reports*, vol. 137, no. 1, pp. 120–127, 2022, doi: 10.1177/00333549211045817.
- [7] M. Janson, J. D. Sharkey, and D. A. Del Cid, “Predictors of mental health outcomes in grocery store workers amid the COVID-19 pandemic and implications for workplace safety and moral injury,” *Int J Environ Res Public Health*, vol. 18, no. 16, 2021, doi: 10.3390/ijerph18168675.
- [8] N. L. Pushkareva and I. V. Bogdashina, “There are no Foodstuffs in Grocery Stores , Everything is Very Difficult to Obtain : Women ’ s Everyday Life in the Provincial Soviet City in the 1950 – 1960s,” *RUDN Journal*, vol. 23, no. 4, pp. 476–489, 2024.
- [9] A. R. Karunakaran, “Maximizing Efficiency : Leveraging AI for Macro Space Optimization in Various Grocery Retail Formats,” *Journal of AI-Assisted Scientific Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 151–188, 2022.
- [10] Tukino and S. A. Arnomo, “ANALISIS POLA PEMBELIAN KONSUMEN PADA PT INDORITEL MAKMUR INTERNASIONAL TBK MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA APRIORI,” *Computer Based Information System Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 13–21, 2022.
- [11] Laurence and S. A. Arnomo, “PENERAPAN DATA MINING METODE APRIORI TERHADAP DATA PENJUALAN PADA PT TASINDO TOTAL INPRODUCTS,” *Jurnal Comasie*, vol. 7, no. 3, pp. 86–95, 2022.
- [12] A. I. Idris *et al.*, “Comparison of Apriori, Apriori-TID and FP-Growth Algorithms in Market Basket Analysis at Grocery Stores,” *The IJICS (International Journal of Informatics and Computer Science)*, vol. 6, no. 2, p. 107, 2022, doi: 10.30865/ijics.v6i2.4535.
- [13] S. A. Arnomo, “Market Basket Analysis pada Barang Minimarket dimasa Pandemi Covid-19,” *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (Justin)*, vol. 9, no. 2, p. 127, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i2.43243.