Journal of Student Development Information System (JoSDIS)
e-ISSN:2774-7948
Volume 3 Nomor 2, Juli 2023
Program Studi Sistem Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Labuhanbatu

Evaluasi Kinerja Algoritma Apriori Dalam Pengelompokan Data Transaksi Penjualan Untuk Analisis Pola Pembelian

[1]Yomei Hendra, [2]Putri Sakinah, [3]Muhammad Thoriq

[1,2,3]Informatika, Universitas Adzkia

Email: [1]yomeihendra@adzkia.ac.id, [2]putrisakinah@adzkia.ac.id, [3]muhammadthoriq@adzkia.ac.id

Corresponding Mail Author: yomeihendra@adzkia.ac.id

Abstract

The increasing volume and complexity of sales transaction data in the digital era have prompted companies and organizations to capitalize on the valuable information it holds. Understanding purchase patterns in sales transaction data is critical for discerning product associations and consumer behavior, thus optimizing marketing strategies and data-driven decision-making. This study concentrates on assessing the performance of the Apriori algorithm, a popular association analysis technique, in clustering sales transaction data to uncover purchase patterns. Using sales transaction data from retail stores, which includes customer identities and purchased products, the Apriori algorithm identifies frequent itemsets that represent common purchase patterns. The results of the purchase pattern analysis and product associations offer valuable insights for companies to fine-tune marketing strategies and enhance the overall customer experience. The research demonstrates that the Apriori algorithm effectively identifies frequent purchase patterns and product associations in sales transaction data. The algorithm's efficiency makes it suitable for analyzing retail sales data effectively. This research contributes to understanding the Apriori algorithm's performance in analyzing sales transaction data for purchase pattern analysis, empowering businesses to make informed decisions based on product associations and customer preferences.

Keywords: *Apriori Algoritm, Transaction,Pattern Analysis.*

Pendahuluan

Peningkatan pesat dalam volume dan kompleksitas data transaksi penjualan pada era digital telah menciptakan tantangan baru bagi perusahaan dan organisasi untuk menggali informasi berharga dari data tersebut. Data transaksi penjualan menyimpan jejak pembelian pelanggan, termasuk item yang dibeli bersamaan atau seringkali dibeli dalam satu transaksi. Informasi ini berpotensi menjadi kunci untuk memahami pola pembelian, asosiasi antara produk, dan perilaku konsumen. Dengan demikian, kemampuan untuk menganalisis data transaksi penjualan dengan efisien dan akurat sangatlah penting dalam mengambil keputusan bisnis yang berdasarkan data.

Algoritma Apriori merupakan salah satu teknik analisis asosiasi yang populer dan efisien dalam mengidentifikasi pola pembelian pada data transaksi penjualan. Algoritma ini diperkenalkan oleh Rakesh Agrawal dan Ramakrishnan Srikant pada tahun 1994 sebagai bagian dari penelitian mereka dalam data mining. Metode Apriori

bertujuan untuk menemukan kumpulan item-item yang sering muncul bersamaan dalam transaksi yang berbeda, yang dikenal sebagai frequent itemsets. Hasil dari analisis ini dapat memberikan pandangan yang berharga tentang hubungan antar item, pola pembelian, dan asosiasi produk.

Dalam beberapa dekade terakhir, algoritma Apriori telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam e-commerce, retail, marketing, healthcare, dan lainnya. Keberhasilan algoritma ini dapat dilihat dari aplikasi nyata dalam sistem rekomendasi produk, strategi pemasaran yang efektif, perencanaan stok, serta meningkatkan pengalaman pelanggan.

Penelitian tentang kinerja algoritma Apriori telah menjadi fokus utama dalam upaya untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis asosiasi. Evaluasi kinerja algoritma ini menjadi penting karena data transaksi penjualan yang besar dan kompleks dapat mempengaruhi kecepatan dan efisiensi algoritma dalam mengidentifikasi pola pembelian. Selain itu, adanya perangkat keras dan perangkat lunak yang semakin canggih memungkinkan peneliti dan praktisi untuk melakukan analisis data dengan ukuran yang lebih besar dan kompleks, sehingga memerlukan penilaian yang cermat tentang kinerja algoritma Apriori dalam konteks pengelompokan data transaksi penjualan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja algoritma Apriori dalam pengelompokan data transaksi penjualan untuk analisis pola pembelian. Kami akan mengimplementasikan algoritma Apriori pada dataset transaksi penjualan yang telah terkumpul dari toko-toko ritel untuk mengidentifikasi frequent itemsets yang mewakili pola pembelian yang sering terjadi. Selanjutnya, kami akan menganalisis hasil dari algoritma Apriori untuk mendapatkan wawasan tentang asosiasi antar produk dan pola pembelian yang terbentuk.

Landasan Teori

Analisis Asosiasi

Analisis asosiasi adalah metode analisis data yang bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan dan asosiasi antara item atau atribut dalam dataset yang besar. Analisis asosiasi sering digunakan dalam analisis pola pembelian (market basket analysis) untuk mengidentifikasi pola pembelian yang umum terjadi dalam data transaksi penjualan. Penerapan analisis asosiasi memungkinkan perusahaan dan organisasi untuk menemukan asosiasi produk yang relevan dan memahami preferensi konsumen.

Algoritma Apriori

Salah satu algoritma yang paling terkenal dan sering digunakan dalam analisis asosiasi adalah algoritma Apriori. Algoritma Apriori dikembangkan oleh Rakesh Agrawal dan Ramakrishnan Srikant pada tahun 1994. Nama "Apriori" berasal dari prinsip "apriori", yang menyatakan bahwa jika suatu itemset sering muncul dalam data transaksi, maka semua subsetnya juga harus sering muncul. Algoritma Apriori mengikuti pendekatan pencarian secara bertahap untuk menemukan frequent itemsets secara efisien. Berikut adalah langkah-langkah utama dalam algoritma Apriori:

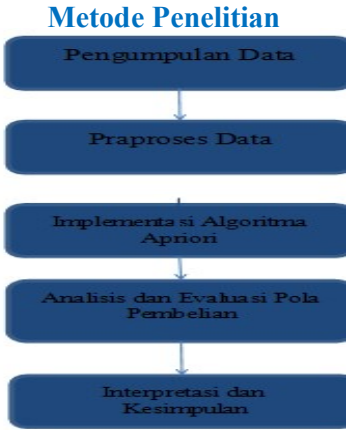
1. **Generasi *Candidate Itemsets***: Algoritma Apriori memulai dengan mengidentifikasi semua item tunggal (1-itemsets) dalam dataset dan menghitung

supportnya. Kemudian, 1-itemsets ini digunakan untuk menghasilkan candidate 2-itemsets dengan menggabungkan pasangan 1-itemsets. Proses ini berlanjut, menghasilkan candidate k-itemsets berdasarkan frequent (k-1)-itemsets, hingga tidak ada lagi candidate yang dapat dihasilkan.

2. **Perhitungan *Support***: Setelah menghasilkan candidate itemsets, algoritma melakukan pemindaian dataset untuk menghitung berapa kali setiap candidate itemset muncul dalam transaksi. Support dari suatu itemset dihitung sebagai rasio jumlah transaksi yang memuat itemset tersebut dengan jumlah total transaksi. Itemset dengan support lebih besar atau sama dengan nilai minimum support dianggap sebagai frequent itemset.
3. ***Pruning***: Selama proses perhitungan support, algoritma membuang candidate itemset yang tidak mungkin menjadi frequent. Hal ini mungkin dilakukan berkat prinsip apriori, yang menyatakan bahwa jika suatu itemset tidak frequent, maka semua supersetnya juga tidak frequent. Penghapusan candidate yang tidak mungkin menjadi frequent ini membantu meningkatkan efisiensi algoritma.
4. **Generasi *Association Rules***: Setelah memperoleh frequent itemsets, algoritma Apriori menghasilkan association rules dari itemset-itemset ini. Association rule adalah implikasi dalam bentuk X -> Y, di mana X dan Y adalah itemset, dan X ∩ Y = ∅. Confidence dari suatu association rule X -> Y didefinisikan sebagai support dari itemset X ∪ Y dibagi dengan support dari itemset X. Hanya association rule dengan confidence lebih besar atau sama dengan nilai minimum confidence yang ditentukan oleh pengguna yang dianggap sebagai association rule yang kuat.

Frequent Itemset

Dalam analisis asosiasi, itemset adalah kumpulan satu atau lebih item yang sering muncul bersama dalam transaksi. Itemset yang sering muncul disebut "frequent itemsets" dan mengindikasikan adanya hubungan atau asosiasi yang kuat antara item-item tersebut. Algoritma Apriori bertujuan untuk menemukan semua frequent itemsets dalam dataset berdasarkan nilai minimum support, yaitu ambang batas persentase transaksi yang harus memuat suatu itemset agar dianggap sebagai frequent itemset.



Gambar 1. Alur Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data: Tahap pertama dalam penelitian ini adalah mengumpulkan data transaksi penjualan dari toko Minang Mart. Data tersebut harus mencakup informasi tentang identitas pembeli, produk yang dibeli, dan waktu transaksi. Data tersebut dapat diperoleh melalui sumber yang relevan, seperti sistem manajemen toko, basis data transaksi, atau sumber data lainnya yang relevan dengan tujuan penelitian.
2. Praproses Data: Setelah data transaksi penjualan terkumpul, tahap selanjutnya adalah praproses data. Praproses data bertujuan untuk membersihkan data dari nilai-nilai yang hilang atau tidak valid, menghilangkan data yang duplikat, dan melakukan normalisasi data jika diperlukan. Praproses data juga dapat melibatkan transformasi data agar data siap untuk dianalisis menggunakan algoritma Apriori.
3. Implementasi Algoritma Apriori: Setelah data telah diproses, algoritma Apriori akan diimplementasikan untuk mengelompokkan data transaksi penjualan dan mengidentifikasi frequent itemsets. Implementasi algoritma Apriori akan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman dan perangkat lunak yang sesuai, seperti Python dengan pustaka terkait.
4. Analisis dan Evaluasi Pola Pembelian: Setelah algoritma Apriori mengidentifikasi frequent itemsets, tahap selanjutnya adalah menganalisis pola pembelian atau asosiasi antara produk yang ditemukan. Analisis ini akan memberikan wawasan tentang hubungan antar item dan pola pembelian yang sering terjadi dalam data transaksi penjualan. Setelah analisis pola pembelian selesai, kinerja algoritma Apriori akan dievaluasi berdasarkan efisiensi dan akurasi dalam mengidentifikasi frequent itemsets dan pola pembelian. Evaluasi ini akan mencakup pengukuran waktu eksekusi algoritma, penggunaan memori, serta tingkat akurasi dari pola pembelian yang dihasilkan.
5. Interpretasi dan Kesimpulan: Hasil dari implementasi, analisis, dan evaluasi akan diinterpretasikan untuk memahami implikasi temuan dalam konteks bisnis dan keputusan strategis. Penelitian ini akan menyusun kesimpulan berdasarkan hasil evaluasi dan perbandingan kinerja algoritma serta memberikan saran dan rekomendasi untuk penelitian lebih lanjut atau penggunaan algoritma Apriori dalam aplikasi praktis. Metode penelitian di atas diharapkan akan memberikan panduan yang sistematis dan komprehensif dalam mencapai tujuan penelitian dan menjawab pertanyaan penelitian yang telah ditetapkan.

Hasil Dan Pembahasan

Gambaran Umum Data

Berikut akan diberikan gambaran umum dari data transaksi penjualan yang diambil dari swalayan Minang Mart.

Tabel 1. Tabel Data Transaksi

Transaksi	Nama Barang
1	Kg shortcake coklat, indomilk uht coklat, lifebuoy, sampoerna mild 16
2	Paddle pop, walls solero, yupi straw, paseo mini

Transaksi	Nama Barang
3	Kinder joy, frozz cherry
4	Ultra milk, sarimi isi 2, go fress spearmint
5	Ultra milk, le minerale 24x330 ml, cocobit splash 350 ml
6	Pepsodent tp herbal 75gr, lifebuoy, nates day 10s
7	Pepsodent tp white 75gr, garnier light complete super 50 ml, pantene shp daily mois repair 170ml
8	Ohayo roti manis, pepsodent tp herbal 75gr, citra facial foam bubuk mutiara cina 100, formula tb pro system medium, biore body foam cheerful chocoberry 100 ml, pantene shp daily mois repair 170ml
9	Sampoerna mild 16, you c 1000 orange vit 140 ml, mizone apple guava 500 ml, hemaviton energy drink 150 ml, esse change super slim 20, lux bw white velvet touch reff 250ml new, mens biore bf active clean btl 100 ml, pepsodent tp act 123 anti bact 75gr, formula tb plat extreme clean, rexona men adventure 48h 50ml, formula diamond soft, pepsodent tp white 75gr, biore bf whitening s btl 100
10	Pepsodent tp herbal 190gr, lifebuoy
11	Close up icy white 65gr, pantene shp anti dandruff 170ml x24, lux bw white velvet touch reff 250ml new, pepsodent tb care sensitif 1s soft, lifebuoy, so klin lantai kuning pouch 400 ml, soklin soft 1xbilas mrh pch300, citra facial foam bubuk mutiara cina 100, my baby powder chamo 50gr, sunlight lime squash 72x (85 ml + 26ml) 111 ml
12	Pepsodent tp white 120gr, hs shp clean balanced 170ml, lux bw white velvet touch reff 250ml new
13	Athaya keripik kentang, formula tb double action medium, aqua mineral click n go 750ml, le minerale 24x600 ml
14	Ultra milk low fat plain 200ml, le minerale 24x330 ml
15	Mentos buah 37 gr
16	Kobe bon cabe level 15 45gr, gatsby styling pomade hold 30gr
17	Ohayo roti manis, ultra milk straw 200 ml, le minerale 24x330 ml, athaya keripik kentang, bear brand milk 189 ml, marie duo krim vanila 36x125gr
18	Ultra milk moka 250ml, gudang garam surya 12s

Transaksi	Nama Barang
19	Marina healthy & glow 200ml, ultra milk plain slim 250 ml, paseo fac trvl pack 50s/1017, lay's raclette chesse flavour 55g, paddle pop shaky shake 24x150 ml, nano nano kulit jeruk 2.5 gr
20	Bimoli mg klasik ref 2lt, attack auto smoothcare 800 ml, attack auto double clean 800 ml, aqua mineral 600ml, lifebuoy bw white ref 450 ml, refina garam 250gr, aqua galon isi ulang
21	Yakult 5s, lux ts blue aqua 144x85gr, biore mens ff white deep fresh 100gr, formula tb trendy soft, coca cola pet 390 ml
22	Ultra milk low fat 1000 ml, indomilk uht 1000 plain, bimoli mg klasik ref 1lt, paddle pop shaky shake 24x150 ml

Implementasi dan Analisis Algoritma Apriori

1. **Itemset-1 (Min. Support 13%)**
   Pada tabel berikut diketahui perhitungan support untuk 1 barang.

Tabel 2. Tabel Itemset-1

Item	Frequent	Support
Aqua mineral	3	13,63636364
Athaya keripik kentang	1	4,545454545
Attack auto	1	4,545454545
Bear brand	1	4,545454545
Bimoli mg	2	9,090909091
Biore body	3	13,63636364
Citra facial	2	9,090909091
Close up icy	1	4,545454545
Coca cola	1	4,545454545
Cocobit	1	4,545454545
Esse change super	1	4,545454545
Formula	4	18,18181818
Frozz cherry	1	4,545454545
Item	**Frequent**	**Support**
Garnier light	1	4,545454545
Gatsby styling	1	4,545454545
Go fress spearmint	1	4,545454545
Gudang garam surya	1	4,545454545
Hemavitton energy	1	4,545454545
Hs shp clean	1	4,545454545

Indomilk uht	1	4,545454545
Kg shortcake coklat	2	9,090909091
Kinder joy	1	4,545454545
Kobe bon cabe	1	4,545454545
Item	**Frequent**	**Support**
Lay's raclette	1	4,545454545
Le minerale	4	18,18181818
Lifebuoy	5	22,72727273
Lux bw white	3	13,63636364
Marie duo krim	1	4,545454545
Marina healthy	2	9,090909091
Mens biore	1	4,545454545
Mentos	1	4,545454545
Mizone apple	1	4,545454545
My baby powder	1	4,545454545
Nano nano	1	4,545454545
Nates day	1	4,545454545
Ohayo roti	2	9,090909091
Paddle pop	3	13,63636364
Pantene shp	3	13,63636364
Paseo	2	9,090909091
Pepsodent	7	31,81818182
Refina garam	1	4,545454545
Rexona men	1	4,545454545
Sampoerna mild 16	2	9,090909091
Sarimi isi 2	1	4,545454545
So klin lantai	1	4,545454545
Sunlight lime	1	4,545454545
Ultra milk	7	31,81818182
Walls solero	1	4,545454545
Yakult 5s	1	4,545454545
You c 1000 orange	1	4,545454545
Yupi straw	1	4,545454545

Dari perhitungan di atas. yang memenuhi min.support adalah sebagai berikut Formula, Le Minerale, Lifebouy, Pepsodent, dan Ultra Milk.

2. Itemset-2

Berikut diberikan perhitungan support untuk kombinasi 2 barang yang tampak pada tabel di bawah ini.

Tabel 3. Tabel Itemset-2

Item	Frequent	Support
Formula Le minerale	1	4,55
Formula Lifebuoy	0	0,00
Formula Pepsodent	2	9,09
Formula Ultra milk	0	0,00
Le minerale Lifebuoy	0	0,00
Le minerale Pepsodent	0	0,00
Le minerale Ultra milk	1	4,55
Lifebuoy Pepsodent	3	13,64
Lifebuoy Ultra milk	0	0,00
Pepsodent Ultra milk	0	0,00

Yang memenuhi min.support hanya Lifebouy dan Pepsodent jadi pencarian algoritma apriori dihentikan, lalu dicari confidence-nya.

Tabel 4. *Confidence*

Item				Support	Frequent 1 itemset	Frequent 2 itemset	Confidence
IF	LIFEBUOY	THEN	PEPSODENT	13,64	5	3	0,6
IF	PEPSODENT	THEN	LIFEBUOY		7	3	0,43

Dari hasil di atas dapat diketahui bahwa jika seseorang membeli sabun lifebouy, maka peluang dia membeli pasta gigi pepsodent sebesar 60%. Hal yang sebaliknya dengan peluang yang lebih rendah yaitu 42,8%. Dalam hal ini menunjukkan bahwa

sabun dan pasta gigi sebaiknya diletakkan saling berdekatan satu sama lain. Namun, stok sabun sebaiknya lebih banyak disediakan dibandingkan pasta gigi.

Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut. Algoritma apriori sangat bermanfaat untuk menganalisa data transaksi penjualan. Selain itu algoritma tersebut merupakan salah satu metode inovatif dalam menentukan aturan asosiasi yang dapat membantu meningkatkan penjualan suatu barang dengan melihat pengaruh di antara barang barang yang saling ketergantungan satu sama lain. Kemudian aturan asosiasi yang diperoleh bisa memprediksi barang-barang mana yang akan disediakan dalam jumlah yang sama dan diletakkan berdekatan satu sama lain.

Daftar Pustaka

W. Dari, "Analisis Metode Apriori Untuk Memprediksi Persediaan Barang Pada Warung," *J. Sai. dan Teknol.*, vol. 1, no. 4, pp. 438-447, 2022, doi: 10.55123/insologi.v1i4.807.

R. Husna, R. Lestari and Y. Hendra, "Inventory Model of Goods Availability with Apriori Algorithm," *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1317, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1317/1/012019.

J. Dongga, A. Sarunggalo, N. Koru, and G. Lante, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang," *J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 119–126, 2023, doi: https://doi.org/10.33379/gtech.v7i1.1938.

A. H. Priyanyo and A. B. Arifa, "Implementation of Market Basket Analysis with Apriori Algorithm in Minimarket," *J. Tek.. Inf.*., vol. 3, no. 5, pp. 1423-1429, 2022, doi: https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.5.606.

A. Susanto and Meiryani, "Functions, processes, stages and application of data mining," *Int. J. Sci. Technol. Res.*, vol. 8, no. 7, pp. 136–140, 2019.

A. Lewis, M. Zarlis, and Z. Situmorang, "Penerapan Data Mining Menggunakan Task Market Basket Analysis Pada Transaksi Penjualan Barang di Ab Mart dengan Algoritma Apriori," J. Media Inform. Budidarma, vol. 5, no. 2, p. 676, 2021.

R. Husna, Y. Hendra and M.I. Akbar, "Comparison Between Apriori and Fp-Growth Algorithms on Inventory Model of Item Availability," *J. Ipte. Terap.*, vol. 14, no. 3, pp. 219–229, 2020, doi: https://doi.org/10.22216/jit.v14i3.100.

S. Sunarti, F. Handayanna, and E. Irfiani, "Analisa Pola Penjualan Makanan Dengan Penerapan Algoritma Apriori," Techno.Com, vol. 20, no. 4, pp. 478–488, 2021.

E. Elisa, "Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori," J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi), vol. 2, no. 2, pp. 472–478, 2018.

J. Silva, N. Varela, L. A. B. López, and R. H. R. Millán, "Association rules extraction for customer segmentation in the SMES sector using the apriori algorithm," Procedia Comput. Sci., vol. 151, no. 2018, pp. 1207–1212, 2019.