

## Analisis Data Penjualan Sepatu Menggunakan Algoritma Apriori Pada Sneakers PKU

### *Shoe Sales Data Analysis Using Apriori Algorithm On PKU Sneakers*

Dafwen Toresa<sup>\*1</sup>, Muhammad Qadafi<sup>2</sup>, Indah Muzdalifah<sup>3</sup>, Fana Wiza<sup>4</sup>, Rosda Syelly<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Lancang Kuning, Riau Indonesia

<sup>5</sup> Program Studi Teknik Komputer, Sekolah Tinggi Teknologi Payakumbuh, Sumatera Barat, Indonesia

\*Penulis Korespondensi

Email: [dafwen@unilak.ac.id](mailto:dafwen@unilak.ac.id)

**Abstrak.** Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi kendala dalam pengelolaan stok barang dan analisis pola pembelian yang terjadi di Sneakers PKU. Algoritma apriori diterapkan untuk menganalisis data transaksi guna menemukan pola pembelian pelanggan dan kombinasi barang yang sering terjadi di toko. Penelitian ini menggunakan dataset dari transaksi penjualan periode bulan April 2024 sampai dengan bulan Oktober 2024 dengan total 910 data. Melalui proses analisis data mining menggunakan metoda algoritma apriori dan google colab, ditemukan aturan asosiasi utama, seperti pola bahwa pembelian sepatu merek ventela sering dikombinasikan dengan kaus kaki, dengan nilai support dan confidence sebesar 100%. Hasil penelitian ini akan dapat membantu toko dalam mengelola barang secara lebih bijak, mengurangi kelebihan persediaan, dan meningkatkan strategi penjualan. Implementasi algoritma apriori pada penelitian ini membuktikan efisiensinya dibanding dengan perhitungan manual karena lebih akurat dalam menemukan pola kombinasi barang pada transaksi yang terjadi di toko.

**Kata kunci:** analisis data, data mining, algoritma apriori, sneakers PKU

**Abstract.** *This research was conducted to overcome obstacles in stock management and analysis of purchasing patterns that occur at PKU Sneakers. The apriori algorithm is applied to analyze transaction data to find customer purchasing patterns and combinations of items that often occur in stores. This study uses a dataset from sales transactions from April 2024 to October 2024 with a total of 910 data. Through the data mining analysis process using the apriori algorithm method and google colab, the main association rules were found, such as the pattern that purchases of Ventela brand shoes are often combined with socks, with support and confidence values of 100%. The results of this study will be able to help stores manage goods more wisely, reduce excess inventory, and improve sales strategies. The implementation of the apriori algorithm in this study proves its efficiency compared to manual calculations because it is more accurate in finding patterns of item combinations in transactions that occur in stores.*

**Keywords:** Data Analyst, Data Mining, Apriori Algorithm, Sneakers PKU

## 1. Pendahuluan

Sneakers PKU adalah salah satu toko di Pekanbaru yang menyediakan beragam produk sepatu, baik dari merek lokal maupun impor, dan telah menjalankan kegiatan jual beli sejak didirikan pada tahun 2018. Selain sepatu, Sneakers PKU juga menawarkan produk lainnya seperti sandal dan kaus kaki. Di Indonesia, sepatu telah menjadi bagian dari tren fashion yang digemari oleh berbagai kalangan, mulai dari anak-anak hingga orang dewasa (Eka Saputri & Lestariningsih, 2023). Masalah utama yang dihadapi toko selama ini adalah kesulitan yang dialami oleh pemilik dan penjaga toko dalam mengidentifikasi produk sepatu yang paling banyak terjual serta kombinasi barang yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan saat transaksi penjualan. Akibatnya, sepatu dan barang yang kurang diminati menumpuk di gudang, yang secara langsung berdampak negatif pada omset penjualan toko.

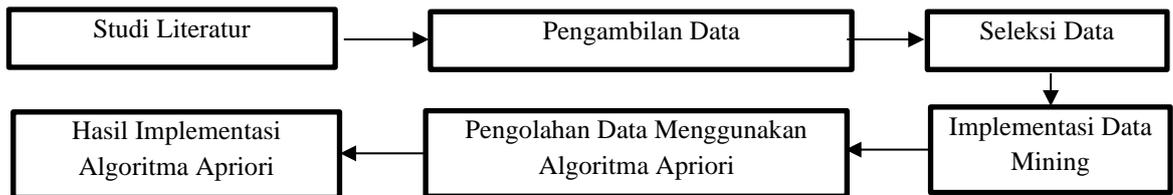
Penjualan dapat membantu mengidentifikasi kombinasi item yang paling sering dibeli bersama oleh pelanggan (Dilson et al., 2022). Oleh karena itu, penting untuk memanfaatkan data transaksi penjualan, karena data ini merupakan salah satu sumber informasi yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan bisnis. Dengan memanfaatkan data tersebut, toko sepatu dapat mengetahui merek sepatu dan barang yang paling diminati pelanggan, mengurangi stok merek dan barang yang kurang laku, serta menemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan (Djamaludin & Nursikuwagus, 2017; Marsa et al., 2022). Ketersediaan barang di toko sangat mempengaruhi kualitas pelayanan pelanggan dan peningkatan pendapatan (Toresa et al., 2024). Untuk memahami pola belanja pelanggan, dapat diterapkan metode asosiasi, yang lebih dikenal dengan Market keranjang Analisis (Pratama & Haerul Jaman, 2023; Purwati et al., 2023; Qoniah & Priandika, 2020; Soepriyono & Triayudi, 2023). Data mining merupakan proses sistematis dalam mengidentifikasi informasi bermakna dari kumpulan data dengan metode pengenalan pola. (Kurniana et al., 2023; Saparudin & Sholihin, 2023; Toresa et al., 2023), teknik statistic (P, 2018) dan matematika (Saputra & J.P. Sibarani, 2020)

Proses sistematis untuk mengumpulkan dan mengolah data dengan tujuan mengekstraksi informasi yang relevan dan bernilai dari kumpulan data yang kompleks (Kurniana et al., 2023; Rahman et al., 2023; Ramadhan et al., 2020; Taslim et al., 2023; Toresa, 2020; Yunita & Iksari, 2021). Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan perangkat lunak yang menggunakan metode statistik, model matematika, atau teknologi kecerdasan buatan untuk mendukung analisis data secara komprehensif dan efisien. (B et al., 2019; K et al., 2023; Setiawan, 2021; Toresa et al., 2023). Salah satu algoritma yang sering digunakan dalam analisis data transaksi, atau yang dikenal sebagai market basket, adalah algoritma apriori. Algoritma ini memungkinkan pemilik toko untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan (Eka Saputri & Lestariningsih, 2023; Manajemen et al., 2024; Rodhiy & Sitorus, 2023; Sumiyatun et al., 2023). Pattern recognition atau pengenalan pola sangat berguna untuk menemukan pola tersembunyi dalam data yang besar (Amsury et al., 2023; Bayu Febriyanto et al., 2018; Nabila et al., 2021; Rahman et al., 2023). Sebagai contoh, aturan asosiasi dalam transaksi pembelian di minimarket dapat membantu mengetahui probabilitas seorang pelanggan membeli item tertentu bersama dengan item lainnya (Amalia et al., 2021; Saputra & J.P. Sibarani, 2020; Sumiyatun et al., 2023). Penelitian ini menganalisis pola pembelian pelanggan (Arinal et al., 2024; Eka Saputri, Danilla Oktaviyana Nurlyta Lestariningsih, 2023; Lestari & Damaiyanti, 2023; Soepriyono & Triayudi, 2023) dengan menghitung merek sepatu dan barang yang memiliki nilai *support* tertinggi. Hal ini bertujuan untuk mengidentifikasi produk

sepatu dan barang yang paling diminati pelanggan berdasarkan data transaksi penjualan dari April 2024 hingga Oktober 2024, dengan meninjau kombinasi barang yang paling sering dibeli bersamaan.

## 2. Metode

Metodologi penelitian yang digunakan dalam studi ini disesuaikan dengan tujuan penelitian untuk memastikan hasil yang akurat dan dapat diandalkan. Pendekatan yang dipilih juga dirancang untuk memberikan wawasan yang mendalam terkait permasalahan yang akan dianalisis.



Gambar 1 Tahapan penelitian

### 2.1 Studi Literatur

Studi Literatur dengan mempelajari permasalahan yang ada dan pendekatan metoda terbaik serta melihat apa yang sudah dibuat oleh peneliti sebelumnya melalui artikel penelitiannya.

### 2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan Data, pada tahap ini data diperoleh melalui metode dokumentasi atau wawancara dengan penjaga toko untuk memastikan data yang dikumpulkan valid dan sesuai dengan kebutuhan penelitian. Data yang dikumpulkan mencakup dokumentasi transaksi penjualan sepatu dari periode April hingga Oktober 2024.

### 2.3 Seleksi Data

Proses seleksi data dalam algoritma apriori mencakup beberapa tahap, seperti pembersihan dan transformasi data, penetapan nilai minimum support dan confidence, serta pemilihan itemset yang memenuhi kriteria tersebut. Langkah ini bertujuan untuk memastikan bahwa hanya data yang relevan diproses dalam tahap-tahap berikutnya, sehingga aturan asosiasi yang dihasilkan dapat dipercaya dan memiliki validitas tinggi.

### 2.4 Implementasi Data Mining

Implementasi data mining memiliki peran yang sangat penting, yaitu untuk menganalisis data dalam jumlah besar guna menemukan pola atau informasi yang berguna bagi pencapaian tujuan penelitian. Penerapan data mining juga memudahkan peneliti dalam menentukan cara pemanfaatannya untuk mendukung pencapaian tujuan, seperti mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dan membuat prediksi yang relevan.

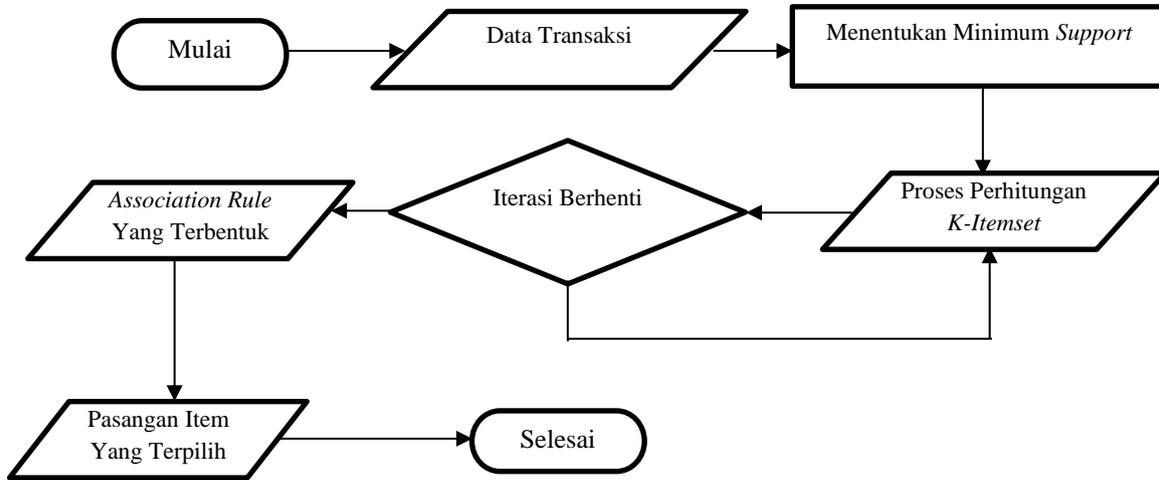
### 2.5 Pengolahan Data

Dengan menggunakan Algoritma Apriori, langkah pertama dalam pengolahan data adalah mengidentifikasi masalah yang sering dihadapi oleh toko Sneakers PKU, kemudian mendeskripsikan masalah-masalah tersebut untuk menemukan solusinya. Selanjutnya, analisis

masalah dilakukan menggunakan teknik data mining berbasis algoritma apriori untuk memperoleh hasil yang sesuai dengan tujuan penelitian.

### 2.6 Hasil

Memperoleh dan menganalisis hasil pengolahan data dengan menerapkan metode algoritma apriori serta perhitungan manual.



Gambar 2 Pemodelan yang digunakan

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Hasil perhitungan menggunakan algoritma apriori

Data transaksi penjualan bulanan dari April 2024 hingga Oktober 2024 disajikan dalam bentuk tabel tabular yang memuat tiga item dengan penjualan tertinggi. Tabel ini memudahkan dalam melihat jumlah item yang dibeli di setiap transaksi, seperti yang ditunjukkan pada data tabular berikut:

Tabel 1 Tabular

Bulan	Ventela	Kaus kaki	Sendal	Nike	Vans	Converse	adidas	Belbe	compas	Running nort	Patrobas	NB
April	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mei	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Juni	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Juli	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Agustus	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
September	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Oktober	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
<b>Jumlah</b>	<b>7</b>	<b>7</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>

Analisis Pola Frekuensi Tinggi merupakan metode yang menggunakan contoh k1 berdasarkan data pada tabel berikut. Tahap pembentukan C1, atau 1-itemset, dilakukan dengan menetapkan minimum support sebesar 30%. Pemilihan nilai minimum support 30% bertujuan

untuk menjaga keseimbangan jumlah pola yang dihasilkan. Jika nilai support terlalu rendah (seperti 10%), pola yang ditemukan akan sangat banyak dan sulit untuk dianalisis, sedangkan jika support terlalu tinggi (seperti 50%), jumlah pola yang ditemukan menjadi terlalu sedikit. Oleh karena itu, minimum support 30% dianggap optimal, karena dalam konteks bisnis, itemset yang muncul pada sekitar 30% transaksi masih dianggap relevan untuk pengambilan keputusan, seperti pengelolaan stok atau penataan produk di toko. Dengan nilai minimum support 30%, algoritma hanya akan memproses itemset yang sering muncul, karena semakin tinggi nilai support, semakin sering kombinasi tersebut muncul dalam dataset. Pada Tabel 5.10, baris yang diwarnai merah menunjukkan item yang tidak lolos ke iterasi kedua karena nilai support-nya tidak mencapai 30%. Berikut adalah perhitungan pembentukan 1-itemset.

$$\begin{aligned} \text{Support (ventela)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung ventela}}{7} = \frac{7}{7} * 100 \% = 100\% \\ \text{Support (Kaus Kaki)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Kaus Kaki}}{7} = \frac{7}{7} * 100 \% = 100\% \\ \text{Support (Sendal)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Sendal}}{7} = \frac{1}{7} * 100 \% = 14\% \\ \text{Support (Nike)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Nike}}{7} = \frac{3}{7} * 100 \% = 42\% \\ \text{Support (Vans)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Vans}}{7} = \frac{2}{7} * 100 \% = 28\% \\ \text{Support (Converse)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Converse}}{7} = \frac{1}{7} * 100 \% = 14\% \\ \text{Support (Adidas)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Adidas}}{7} = \frac{0}{7} * 100 \% = 0\% \\ \text{Support (Belbe)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Belbe}}{7} = \frac{0}{7} * 100 \% = 0\% \\ \text{Support (Compass)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Compass}}{7} = \frac{0}{7} * 100 \% = 0\% \\ \text{Support (Import Running)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Import R}}{7} = \frac{0}{7} * 100 \% = 0\% \\ \text{Support (Patrobas)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Patrobas}}{7} = \frac{0}{7} * 100 \% = 0\% \\ \text{Support (Nb)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung NB}}{7} = \frac{0}{7} * 100 \% = 0\% \end{aligned}$$

Tabel 2 Itemset

No	Item	$\sum$ Transaksi	Support(%)
1	Ventela	7	100%
2	Kaus Kaki	7	100%
3	Sendal	1	14%
4	Nike	3	42%
5	Vans	2	28%
6	Converse	1	14%
7	Adidas	0	0%
8	Belbe	0	0%
9	Compas	0	0%
10	Import Running	0	0%
11	Patrobas	0	0%
12	Nb	0	0%

Berdasarkan tabel di atas, item yang memenuhi syarat untuk masuk ke iterasi kedua adalah Ventela, Kaus Kaki, dan Nike, karena ketiga item tersebut memiliki nilai support yang memenuhi batas minimum 30% dan tidak berada di bawah ambang tersebut. Sebelum melanjutkan ke iterasi kedua, item Ventela, Kaus Kaki, dan Nike dikombinasikan. Berikut adalah calon kombinasi dari ketiga item tersebut.

Calon Kombinasi 2-Itemset, adalah tabel kombinasi yang dihasilkan dari item yang lolos iterasi pertama pada Tabel 5.10 dilakukan kombinasi untuk mencari 2 itemset dengan rumus:

$$\text{Support (A,B)} = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Total Transaksi}}$$

Tabel 3 Calon Kombinasi 2 Itemset

No	Kombinasi
1	Ventela, Kaus Kaki
2	Ventela, Nike
3	Kaus Kaki, Nike

Iterasi Kedua (2-Itemset), merupakan tahap pembentukan 2-itemset dengan nilai minimum support sebesar 30% atau 0,3. Karena tidak ada item yang memiliki support di bawah 30%, ketiga item yang telah dikombinasikan dapat dilanjutkan ke tahap pembuatan aturan asosiasi. Berikut adalah penyelesaiannya menggunakan rumus berikut:

$$\begin{aligned} \text{Support (Ventela, Kaus Kaki)} &= \frac{\sum \text{Ventela dan Kaus Kaki}}{7} = \frac{7}{7} * 100 \% = 100\% \\ \text{Support (Ventela, Nike)} &= \frac{\sum \text{Ventela dan Nike}}{7} = \frac{3}{7} * 100 \% = 42\% \\ \text{Support (Kaus Kaki, Nike)} &= \frac{\sum \text{Kaus Kaki dan Nike}}{7} = \frac{3}{7} * 100 \% = 42\% \end{aligned}$$

Tabel 4 Itemset

No	Item	∑Transaksi	Support
1	Ventela, Kaus Kaki	7	100%
2	Ventela, Nike	3	42%
3	Kaus Kaki, Nike	3	42%

Association Rule, tabel aturan asosiasi didapatkan dari hasil pola frekuensi yang telah ditemukan, kemudian mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence dari aturan asosiasi antecedents maka consequents diperoleh dari rumus sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Confidence P(B|A)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Ventela dan Kaus Kaki}}{\sum \text{Transaksi mengandung Ventela}} = \frac{7}{7} * 100\% = 100\% \\ \text{Confidence P(B|A)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Kaus Kaki dan Ventela}}{\sum \text{Transaksi mengandung Kaus Kaki}} = \frac{7}{7} * 100 = 100\% \\ \text{Confidence P(B|A)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Ventela dan Nike}}{\sum \text{Transaksi mengandung Ventela}} = \frac{3}{7} * 100\% = 42\% \\ \text{Confidence P(B|A)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Nike dan Ventela}}{\sum \text{Transaksi mengandung Nike}} = \frac{3}{7} * 100 = 42\% \\ \text{Confidence P(B|A)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Kaus Kaki dan Nike}}{\sum \text{Transaksi mengandung Kaus Kaki}} = \frac{3}{7} * 100 = 42\% \\ \text{Confidence P(B|A)} &= \frac{\sum \text{Transaksi mengandung Nike dan Kaus Kaki}}{\sum \text{Transaksi mengandung Nike}} = \frac{3}{3} * 100 = 100\% \end{aligned}$$

Tabel 5 Association Rule

No	Aturan	$\sum A\&B$	$\sum B$	Confidence
1	Jika Membeli Ventela Maka Membeli Kaus Kaki	7	7	100%
2	Jika Membeli Kaus Kaki Maka Membeli Ventela	7	7	100%
3	Jika Membeli Ventela Maka Membeli Nike	3	7	42%
4	Jika Membeli Nike Maka Membeli Ventela	3	3	100%
5	Jika Membeli Kaus Kaki Maka Membeli Nike	3	7	42%
6	Jika Membeli Nike Maka Membeli Kaus Kaki	3	3	100%

Asosiasi Final, hasil asosiasi final diperoleh dari aturan dengan nilai confidence yang lebih besar atau sama dengan 0,8. Aturan asosiasi ini didasarkan pada nilai minimum support dan confidence yang telah ditentukan sebelumnya, seperti yang ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 6 Asosiasi Final

Aturan	Support	Confidence
Jika Membeli Ventela Maka Membeli Kaus Kaki	100%	100%
Jika Membeli Kaus Kaki Maka Membeli Ventela	100%	100%

### 3.2 Implementasi Algoritma apriori dengan google colab

Instalasi Library Algoritma Apriori, kode berikut digunakan untuk menginstal library yang diperlukan dalam penerapan algoritma Apriori.

```
[ ] !pip install apyori
Collecting apyori
  Downloading apyori-1.1.2.tar.gz (8.6 kB)
  Preparing metadata (setup.py) ... done
Building wheels for collected packages: apyori
  Building wheel for apyori (setup.py) ... done
  Created wheel for apyori: filename=apyori-1.1.2-py3-none-any.whl size=5954 sha256=8dc7b93f35fd7393425c667d6159b11181acd1f9db83b281362d7dd82b9738ff
  Stored in directory: /root/.cache/pip/wheels/c4/1a/79/28f55c478a50bb3702a8cb7c94d8ada15573538c7f4baebe2d
Successfully built apyori
Installing collected packages: apyori
Successfully installed apyori-1.1.2
```

Gambar 1 Penginstalan Library Apriori

Mengimport Library, Sesudah menginstall library yang ada pada gambar 1 langkah yang diperlukan adalah mengimport library-library yang dibutuhkan untuk mengimplementasikan algoritma apriori.

```
[ ] import numpy as np
import pandas as pd
from mlxtend.frequent_patterns import apriori
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
```

Gambar 2 Mengimport Library

Menghubungkan Ke Google Drive, Langkah selanjutnya adalah menghubungkan Google Colab ke Google Drive.

```
[ ] from google.colab import drive
drive.mount("/content/drive")
```

Gambar 3 Menghubungkan Ke Google Drive

Mengakses Folder Google Drive, Code dibawah ini berfungsi untuk mengakses folder-folder yang ada di Google Drive.

```
[ ] %cd '/content/drive/MyDrive/skripsi'
```

Gambar 4 Mengakses Folder

Membaca File, Ini adalah kode untuk mengakses file yang sudah tersedia di folder Skripsi.

```
[ ] data = pd.read_excel("TESTING.xlsx")
data.head()
```

Gambar 5 Membaca File

Cleaning Data, Code dibawah ini berfungsi untuk melakukan cleaning data bertujuan untuk menghindari inkonsistensi data dan membersihkan spasi membuat data menjadi lebih rapih dan siap untuk dianalisis.

```
[ ] data['DATA SEPATU'] = data['DATA SEPATU'].str.strip()
```

Gambar 6 Cleaning Data

Preprocessing, Code dibawah ini merupakan bagian dari preprocessing digunakan untuk mengubah format data ke dalam format tabular biner dimana nilai diubah menjadi 0 atau 1.

```
[ ] def hot_encode(x):
    if x <= 0:
        return 0
    if x >= 1:
        return 1
basket_encoded = basket_sneakerspk_u.applymap(hot_encode)
basket_encoded
```

Gambar 7 Preprocessing

Output dari preprocessing. Dibawah ini adalah hasil dari output preprocessing.

DATA SEPATU	ADIDAS	COMPAS	CONVERSE	KAUS KAKI	NIKE	PATROBAS	SENDAL	VANS	VENTELA
TRANSAKSI									
1	0	0	1	1	0	0	0	0	1
2	0	0	0	1	1	0	0	0	1
3	0	0	0	1	0	0	0	1	1
4	0	0	0	1	0	0	0	1	1
5	0	0	0	1	1	0	0	0	1
6	0	0	0	1	1	0	0	0	1
7	0	0	0	1	0	0	1	0	1

Gambar 8 Output Preprocessing

Output dari preprocessing adalah format tabular fungsi dari format tabular yaitu untuk mempermudah dalam menemukan 3 item yang paling banyak dibeli disetiap transaksi sebagai contoh pada transaksi 1 item yang paling banyak dibeli adalah Converse, Kaus Kaki, Ventela. Pada transaksi 2 item yang paling banyak dibeli adalah Kaus Kaki, Nike dan Ventela. Pada transaksi 3 item yang paling banyak dibeli adalah Kaus Kaki, Vans dan Ventela. Pada transaksi 4 item yang paling banyak dibeli yaitu Kaus Kaki, Vans dan Ventela. Pada transaksi 5 item yang paling banyak dibeli yaitu Kaus Kaki, Nike dan Ventela. Pada transaksi 6 item yang paling banyak dibeli yaitu

Kaus Kaki, Nike, dan Ventela. Terakhir pada transaksi 7 item yang paling banyak dibeli yaitu Kaus Kaki, Sandal dan Ventela.

Association Rule, Code dibawah ini berfungsi untuk mencari association rule dengan nilai support 0,3 (30%) berikut adalah codenya:

```
frequent_itemsets = apriori(basket_encoded, min_support=0.3, use_colnames=True)
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="lift", min_threshold=1, num_itemsets=0.8)
rules.sort_values(by='lift', ascending=False).head()
```

Gambar 9 Association Rule

Output dari association rule, Ini adalah hasil dari output association rule yang dihasilkan dari gambar 9.

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	representativity	leverage	conviction	zhangs_metric	jaccard	certainty	kulczynski
0	(NIKE)	(KAUS KAKI)	0.428571	1.000000	0.428571	1.000000	1.0	1.0	0.0	inf	0.0	0.428571	0.0	0.714286
1	(KAUS KAKI)	(NIKE)	1.000000	0.428571	0.428571	0.428571	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.428571	0.0	0.714286
2	(VENTELA)	(KAUS KAKI)	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.0	1.0	0.0	inf	0.0	1.000000	0.0	1.000000
3	(KAUS KAKI)	(VENTELA)	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.0	1.0	0.0	inf	0.0	1.000000	0.0	1.000000
4	(VENTELA)	(NIKE)	1.000000	0.428571	0.428571	0.428571	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.428571	0.0	0.714286

Gambar 10 Output Association Rule

Output yang dihasilkan menampilkan lima aturan asosiasi yang terbentuk, di mana setiap aturan menunjukkan hubungan antara antecedents (item awal) dan consequents (item yang berhubungan). Sebagai contoh, pada aturan pertama, pembelian sepatu Nike diikuti oleh pembelian kaus kaki dengan nilai support sebesar 42,85%, yang berarti kombinasi tersebut muncul dalam 42,85% dari total transaksi. Seluruh aturan memiliki nilai confidence sebesar 1,0 (100%), yang menunjukkan bahwa setiap kali antecedents muncul, consequents selalu terjadi.

Aturan Asosiasi Final, Code dibawah ini berfungsi untuk menemukan asosiasi final dengan minimum confidence 0.8.

```
rules [(rules['lift']>=1)&
       (rules['confidence']>=0.8)]
rules.head()
```

Gambar 11 Asosiasi Final

### Output Asosiasi Final

Ini adalah hasil dari output aturan asosiasi final yang dihasilkan pada gambar 12.

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	representativity	leverage	conviction	zhangs_metric	jaccard	certainty	kulczynski
0	(KAUS KAKI)	(VENTELA)	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	inf	0.0	1.0	0.0	1.0
1	(VENTELA)	(KAUS KAKI)	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	inf	0.0	1.0	0.0	1.0

Gambar 12 Output Asosiasi Final

Output di atas menghasilkan dua aturan asosiasi final, di mana antecedents mewakili item awal, dan consequents merupakan item yang berhubungan dengan antecedents. Pada aturan pertama, antecedents adalah Kaus Kaki dengan consequent Ventela, memiliki nilai support sebesar 1 (100%) dan confidence sebesar 1 (100%). Sementara pada aturan kedua, antecedents adalah Ventela dengan consequent Kaus Kaki, juga memiliki nilai support 1 (100%) dan confidence 1 (100%).

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa Algoritma Apriori sangat efektif dalam menemukan pola kombinasi item yang sering muncul dalam data transaksi di toko Sneakers PKU. Analisis ini memberikan wawasan penting tentang produk sepatu dan barang yang paling diminati pelanggan, sehingga menjadi sumber informasi yang berguna untuk pengambilan keputusan terkait manajemen stok. Melalui analisis yang dilakukan menggunakan Microsoft Excel dan Google Colab, diperoleh dua aturan asosiasi final.

Aturan pertama menyatakan bahwa jika pelanggan membeli Ventela, mereka juga membeli kaus kaki, dengan nilai support 1 (100%) dan confidence 1 (100%). Aturan kedua menyebutkan bahwa jika membeli kaus kaki, pelanggan juga membeli Ventela, dengan nilai support dan confidence yang sama, yaitu 1 (100%)

#### Daftar Pustaka

- Amalia, F. S., Setiawansyah, S., & ... (2021). Analisis Data Penjualan Handphone Dan Elektronik Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Cv Rey Gasendra). ... *Journal of Telematics and ...*, 2(1), 1–6. <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/telefortech/article/view/1810>
- Amsury, F., Kurniawati, I., & Rizki Fahdia, M. (2023). Implementasi Association Rules Menentukan Pola Pemilihan Menu Di the Gade Coffee & Gold Menggunakan Algoritma Apriori. *INFOTECH Journal*, 9(1), 279–286. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i1.5357>
- Arinal, V., Rusmarhadi, I., Tinggi, S., Komputer, I., & Karya, C. (2024). 1,2 1 , 2. 7.
- B, M. S. J., Jeny, A. A., Neehal, N., & Ahmed, E. (2019). *Incept-N: A Convolutional Neural Network Based Classification Approach for Predicting Nationality from Facial* (Vol. 1). Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-9184-2>
- Bayu Febriyanto, D., Handoko, L., & Aisyah, H. (2018). Implementasi Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Tingkat Kepuasan Pembeli Online Shop. *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*, 5(6), 569–575. <http://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom%7CPage%7C569>
- Dilson, Arman, Nelfira, & Syelly, R. (2022). Implementasi Metode Analytic Network Process Dalam Menetapkan Beasiswa Program Indonesia Pintar Menggunakan Superdecision. *Technologica*, 1(2), 19–32. <https://doi.org/10.55043/technologica.v1i2.44>
- Djamaludin, I., & Nursikuwagus, A. (2017). Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori. *Simetris : Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 8(2), 671–678. <https://doi.org/10.24176/simet.v8i2.1566>
- Eka Saputri, Danilla Oktaviana Nurlyta Lestariningsih, E. (2023). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Sepatu Menggunakan Algoritma Apriori (Kasus Toko Sepatu 3Stripesid). *Jurnal Algoritma*, 4(1), 667–676.
- Eka Saputri, D., & Lestariningsih, E. (2023). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Sepatu Menggunakan Algoritma Apriori (Kasus Toko Sepatu 3Stripesid). *Jurnal Algoritma*, 4(1), 667–676. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.20-1.1259>
- K, A., N, D., T, D., B B, B. R., N, B. D., & V, N. (2023). Effect of multi filters in glucoma detection using random forest classifier. *Measurement: Sensors*, 25(July 2022), 100566. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100566>

- Kurniana, T., Lestari, A., & Oktaviyani, E. D. (2023). Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan Berbasis Web pada Cafe Sakuyan Side. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi*, 3(1), 13–23. <https://doi.org/10.24002/konstelasi.v3i1.7005>
- Lestari, S., & Damaiyanti, A. (2023). ... Algoritma Apriori Untuk Menentukan Penjualan Barang IT pada PT. Javas Karya Tungga Jakarta Selatan: Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Algoritma .... *Jurnal Sains Dan Teknologi*, 5(1), 237–242. <http://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/saintek/article/view/1382%0Ahttp://ejournal.sisfokomtek.org/index.php/saintek/article/download/1382/1054>
- Manajemen, J., Informasi, S., Ayu, N. T., Jasmir, J., & Wijaya, I. S. (2024). *Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Persediaan Stok Obat Pada Apotek Safa*. 4(September), 700–711.
- Marsa, A. R., Syelli, R., Siska, S. T., Noviardi, & Laksmana, I. (2022). Technologica |Vol.1|Halaman 17-31 Januari 2022. *Technologica*, 1(2018), 17–31. <https://journals.gesociety.org/index.php/technologica/article/view/30/12>
- Nabila, Z., Isnain, A. R., Permata, & Abidin, Z. (2021). Analisis Data Mining Untuk Clustering Kasus Covid-19 Di Provinsi Lampung Dengan Algoritma K-Means. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi (JTISI)*, 2(2), 100–108.
- P, B. A. C. (2018). DOI : 10.29408/jit.v1i1. 892. *Baiq Andriskha Candra*, 1(1), 32–39.
- Pratama, O., & Haerul Jaman, J. (2023). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Kebiasaan Konsumen Dan Prediksi Stok Produk. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(3), 1837–1844. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.7016>
- Purwati, N., Pedliyansah, Y., Kurniawan, H., Karnila, S., & Herwanto, R. (2023). Komparasi Metode Apriori dan FP-Growth Data Mining Untuk Mengetahui Pola Penjualan. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(2), 155–161. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i2.4876>
- Qoniah, I., & Priandika, A. T. (2020). Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb.Menara). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 26–33. <https://doi.org/10.33365/jtsi.v1i2.368>
- Rahman, A., Ismail, I., Irianti, A., & Nurmaliana, N. (2023). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Obat Di Puskesmas Banggae II Kabupaten Majene. *Jurnal Minfo Polgan*, 12(1), 135–155. <https://doi.org/10.33395/jmp.v12i1.12334>
- Ramadhan, G., Perdana Windarto, A., Irawan, E., Saputra, W., Okprana, H., Infomasi, S., Tunas, S., Pematangsiantar, B., & Tunas, A. (2020). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma C4.5 Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Pasien BPJS. *Prosiding Seminar Nasional Riset Dan Information Science (SENARIS)*, 2, 376–385.
- Rodhiy, H., & Sitorus, Z. (2023). Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Tarif Pajak Penghasilan Di Oenity. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 4(2), 198–204. <https://doi.org/10.47065/bit.v4i2.673>
- Saparudin, M. G., & Sholihin, S. (2023). Penggunaan Data Mining untuk Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Metode Association Rule Algoritma Apriori (Studi Kasus di Toko Waspada). *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, 6(1), 27–33. <https://doi.org/10.32493/jtsi.v6i1.26927>

- Saputra, R., & J.P. Sibarani, A. (2020). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 7(2), 262–276. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v7i2.195>
- Setiawan, R. (2021). *Apa itu Data Mining dan Bagaimana Metodenya?* Dicoding.Com.
- Soepriyono, G., & Triayudi, A. (2023). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Aksesoris Laptop. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(4), 2087. <https://doi.org/10.30865/mib.v7i4.6555>
- Sumiyatun, Cahyadi, Y., & Iskandar, E. (2023). Data Mining Untuk Memprediksi Status Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Informatika Komputer, Bisnis Dan Manajemen*, 21(3), 11–19. <https://doi.org/10.61805/fahma.v21i3.3>
- Taslim, T. M., Fajrizal, Handayani, S., & Toresa, D. (2023). Feature Selection in Naïve Bayes for Predicting ICU Needs of COVID-19 Patients. *Indonesian Journal of Computer Science*, 12(3), 1057–1067. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i3.3211>
- Toresa, D. (2020). SATIN – Sains dan Teknologi Informasi Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan Karyawan Dengan Metode Simple Additive Weighting ( SAW ). *SATIN - Sains Dan Teknologi Informasi*, 06(01), 1–9.
- Toresa, D., Hidayat, I., Edriyansyah, E., Muzawi, R., Taslim, T., Lisnawita, L., & Yanto, F. (2023). Perbandingan Algoritma C4.5 Dan Naïve Bayes Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Dalam Penggunaan Edlink. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(3), 250–256. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i3.855>
- Toresa, D., Rico Francisco Sitorus, S., Muzdalifah, I., Wiza, F., & Syelly, R. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Penggunaan Dompot Digital Dana Menggunakan Metode Klasifikasi Support Vector Machine. *Technologica*, 3(2), 64–74. <https://doi.org/10.55043/technologica.v3i2.163>
- Yunita, & Ikasari, I. H. (2021). Perbandingan Metode Klasifikasi C4.5 dan Naïve Bayes untuk Mengukur Kepuasan Pelanggan. *Informatika Universitas Pamulang*, 6(3), 2622–4615. <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/informatika456>