

Jurnal JTİK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)

DOI: <https://doi.org/10.35870/jtik.v10i4.7014>

Analisis Data Penjualan Sepatu pada Toko MNNZR.ID Menggunakan Algoritma Apriori dan FP-Growth

Mohammad Nabil Nizar^{1*}, Sarwido², Adi Sucipto³

^{1*,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara, Kabupaten Jepara, Provinsi Jawa Tengah, Indonesia.

article info

Article history:

Received 6 February 2026

Received in revised form

3 March 2026

Accepted 25 April 2026

Available online October 2026.

Keywords:

Data Mining; Association Rule;

Apriori Algorithm; FP-Growth

Algorithm; Market Basket

Analysis.

Kata Kunci:

Penambangan Data; Aturan

Asosiasi; Algoritma Apriori;

Algoritma FP-Growth;

Analisis Keranjang Belanja.

abstract

This study aims to analyze consumer purchasing patterns and compare the performance of Apriori and FP-Growth algorithms using sales transaction data from MNNZR.ID shoe store. A quantitative comparative approach was applied to 520 transaction records collected between June 2023 and January 2025. The data were preprocessed and transformed into a market basket format using one-hot encoding, followed by association rule mining with variations in minimum support and confidence. The results indicate that both algorithms generate identical association rules with similar values of support, confidence, and lift. The strongest rule found is (NB, Adidas, Puma) to Nike, with a confidence of 52.63% and a lift value greater than 1, indicating a positive correlation. However, FP-Growth demonstrates better computational efficiency compared to Apriori. These findings show that association rule mining can effectively support data-driven marketing strategies such as product bundling and cross-selling in retail businesses.

abstrak

Studi ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen dan membandingkan kinerja algoritma Apriori dan FP-Growth menggunakan data transaksi penjualan dari toko sepatu MNNZR.ID. Pendekatan komparatif kuantitatif diterapkan pada 520 catatan transaksi yang dikumpulkan antara Juni 2023 dan Januari 2025. Data diproses terlebih dahulu dan ditransformasikan ke dalam format keranjang belanja menggunakan one-hot encoding, diikuti oleh penambangan aturan asosiasi dengan variasi dukungan minimum dan kepercayaan. Hasil menunjukkan bahwa kedua algoritma menghasilkan aturan asosiasi yang identik dengan nilai dukungan, kepercayaan, dan lift yang serupa. Aturan terkuat yang ditemukan adalah (NB, Adidas, Puma) ke Nike, dengan kepercayaan 52,63% dan nilai lift lebih besar dari 1, menunjukkan korelasi positif. Namun, FP-Growth menunjukkan efisiensi komputasi yang lebih baik dibandingkan dengan Apriori. Temuan ini menunjukkan bahwa penambangan aturan asosiasi dapat secara efektif mendukung strategi pemasaran berbasis data seperti penggabungan produk dan penjualan silang dalam bisnis ritel.

Corresponding Author. Email: sandrina2100030367@webmail.uad.ac.id^{1}.

1. Pendahuluan

Perkembangan industri ritel, khususnya pada sektor fashion dan alas kaki, mengalami pertumbuhan yang signifikan seiring dengan meningkatnya gaya hidup masyarakat serta kemajuan teknologi digital. Dalam dunia bisnis modern, data transaksi penjualan tidak hanya berfungsi sebagai catatan administrasi, tetapi juga menjadi sumber informasi penting untuk memahami perilaku konsumen dan mendukung pengambilan keputusan bisnis secara strategis. Namun, pada banyak usaha ritel skala kecil dan menengah, data transaksi yang tersedia sering kali hanya digunakan untuk pencatatan laporan penjualan tanpa analisis lebih lanjut untuk menggali informasi yang terkandung di dalamnya (Smith & Clark, 2018). Salah satu permasalahan yang sering terjadi dalam bisnis ritel adalah ketidaktepatan dalam pengelolaan stok produk serta kurang efektifnya strategi pemasaran yang diterapkan. Kondisi tersebut dapat menyebabkan penumpukan barang yang tidak terjual atau *dead stock*, serta kekurangan stok pada produk dengan permintaan tinggi. Selain itu, tanpa analisis data yang tepat, strategi pemasaran seperti promosi produk, *product bundling*, dan *cross-selling* sering kali dilakukan berdasarkan asumsi subjektif sehingga tidak selalu memberikan hasil yang optimal (Widyarini et al., 2023).

Oleh sebab itu, diperlukan pendekatan analisis yang mampu mengidentifikasi pola pembelian konsumen serta hubungan antarproduk yang sering dibeli secara bersamaan. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah teknik *data mining*. *Data mining* merupakan proses pengolahan data dalam jumlah besar untuk menemukan pola, hubungan, dan tren yang sebelumnya belum diketahui dalam data tersebut (Fayyad et al., 1996). Melalui teknik ini, data transaksi penjualan dapat dianalisis untuk menghasilkan informasi yang berguna dalam mendukung pengambilan keputusan bisnis yang lebih efektif dan berbasis data. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam analisis data transaksi ritel adalah *Association Rule Mining*, yaitu teknik untuk menemukan hubungan antaritem dalam transaksi pembelian. Metode ini sering diterapkan dalam *Market Basket Analysis*, yang bertujuan mengetahui kombinasi produk yang sering dibeli secara

bersamaan oleh konsumen (Agrawal et al., 1993). Dalam implementasi *association rule mining*, terdapat beberapa algoritma yang umum digunakan, di antaranya algoritma Apriori dan FP-Growth atau *Frequent Pattern Growth*. Algoritma Apriori merupakan metode klasik yang bekerja dengan cara membangkitkan kandidat *itemset* secara bertahap serta melakukan pemindaian basis data secara berulang untuk menentukan nilai *support* dari setiap kombinasi item. Meskipun algoritma ini mampu menghasilkan aturan asosiasi yang akurat, Apriori memiliki kelemahan pada efisiensi komputasi karena memerlukan proses pembangkitan kandidat yang besar serta pemindaian basis data secara berulang (Han et al., 2020). Sebagai alternatif dari algoritma Apriori, algoritma FP-Growth dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi dalam proses pencarian pola asosiasi. Algoritma ini menggunakan struktur data berbentuk *Frequent Pattern Tree* atau FP-Tree yang mampu mengompresi data transaksi, sehingga proses pencarian *frequent itemset* dapat dilakukan tanpa menghasilkan kandidat *itemset* secara eksplisit. FP-Growth hanya membutuhkan dua kali pemindaian basis data sehingga lebih efisien dalam waktu pemrosesan dan penggunaan memori dibandingkan algoritma Apriori (Han et al., 2000). Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas penerapan algoritma Apriori dan FP-Growth dalam analisis data transaksi penjualan.

Atmaja dan Rachman (2025) menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth memiliki kinerja yang lebih cepat dibandingkan Apriori dalam memproses data transaksi berukuran besar karena tidak memerlukan proses pembangkitan kandidat *itemset* secara berulang. Sementara itu, Rahman dan Riana (2025) menunjukkan bahwa kedua algoritma mampu menghasilkan aturan asosiasi yang serupa dari sisi kualitas, tetapi memiliki perbedaan pada efisiensi waktu komputasi yang dibutuhkan dalam proses analisis. Toko MNNZR.ID merupakan salah satu usaha ritel yang bergerak di bidang penjualan sepatu. Seiring dengan meningkatnya jumlah transaksi penjualan, toko ini memiliki data transaksi yang cukup besar dan dapat dimanfaatkan untuk menggali informasi mengenai pola pembelian konsumen. Namun, hingga saat ini data transaksi tersebut masih digunakan sebatas untuk pencatatan administrasi dan laporan penjualan bulanan. Akibatnya, potensi

informasi strategis yang terkandung dalam data tersebut belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung strategi bisnis. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada data transaksi penjualan sepatu di Toko MNNZR.ID menggunakan teknik *association rule mining*. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan membandingkan kinerja algoritma Apriori dan FP-Growth dalam menemukan aturan asosiasi berdasarkan parameter *support*, *confidence*, dan *lift*, serta mengevaluasi efisiensi waktu eksekusi dari masing-masing algoritma. Hipotesis yang diajukan dalam penelitian ini adalah terdapat perbedaan kinerja antara algoritma Apriori dan algoritma FP-Growth dalam menganalisis data transaksi penjualan, baik dari segi efisiensi waktu komputasi maupun kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan. Melalui analisis perbandingan terhadap kedua algoritma tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan penerapan *data mining* pada bidang bisnis ritel serta memberikan rekomendasi strategi pemasaran berbasis data bagi Toko MNNZR.ID.

Transaksi, Tanggal, Jenis Sepatu (Brand), dan Ukuran Sepatu. Atribut ID Transaksi digunakan sebagai identitas unik setiap transaksi pembelian pelanggan, sedangkan atribut Jenis dan Ukuran digunakan sebagai item yang dianalisis dalam proses penambangan aturan asosiasi. Atribut Tanggal digunakan untuk menentukan periode transaksi, namun tidak dilibatkan secara langsung dalam proses pembentukan aturan asosiasi.

ID Transaksi	Tanggal	Jenis	Ukuran
1360	04/08/2024	Nike	36
1225	05/07/2024	NB	40
1360	13/02/2024	Adidas	39
1489	21/11/2024	NB	40
1276	07/10/2024	Puma	39
1080	09/09/2023	Nike	42
1109	28/11/2023	Nike	38
1171	16/10/2023	Puma	38
1246	04/08/2024	Adidas	44
1396	19/10/2023	NB	36
1425	13/06/2024	NB	38
1306	13/02/2024	NB	43
1337	17/08/2023	NB	40
1421	22/06/2023	Adidas	39
1105	26/06/2023	NB	37
1225	05/07/2024	Adidas	44
1114	22/11/2023	Adidas	43
1192	25/07/2023	Puma	40
1167	31/12/2023	Adidas	44
1007	05/11/2023	NB	40
1364	20/12/2023	Adidas	44
1219	21/10/2024	Puma	38
1402	19/10/2023	Adidas	38
1358	17/12/2023	Nike	43
1234	26/07/2024	Nike	37
1178	08/12/2024	Nike	38
1330	09/02/2024	Puma	43
1132	07/10/2023	NB	40
1345	10/10/2024	Puma	36
1145	02/01/2025	Adidas	41
1411	30/11/2023	Puma	44
1105	26/06/2023	Adidas	37
1273	18/12/2024	Nike	43
1313	20/01/2024	Adidas	42
1324	24/06/2023	Nike	38
1429	30/05/2024	Nike	41
1320	04/10/2023	Adidas	44
1167	31/12/2023	Adidas	43
1135	25/06/2024	Nike	41

Gambar 1. Dataset

2. Metode Penelitian

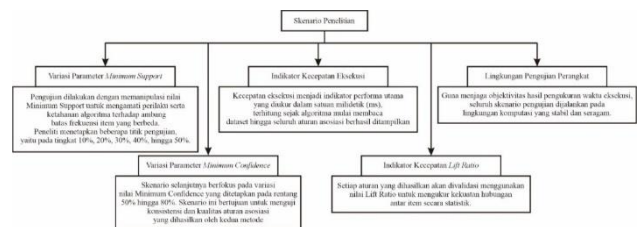
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komparatif untuk membandingkan kinerja algoritma Apriori dan FP-Growth dalam menganalisis data transaksi penjualan sepatu pada Toko MNNZR.ID. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini berfokus pada pengolahan data numerik yang berasal dari transaksi penjualan, serta melakukan pengukuran performa algoritma berdasarkan parameter tertentu seperti waktu eksekusi, jumlah aturan asosiasi, serta nilai dukungan, kepercayaan, dan lift yang dihasilkan (Roiger, 2021).

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan sepatu pada Toko MNNZR.ID yang diperoleh langsung dari sistem pencatatan internal toko. Dataset yang digunakan mencakup transaksi penjualan pada periode Juni 2023 hingga Januari 2025 dengan jumlah total sebanyak 520 transaksi. Data transaksi tersebut terdiri dari beberapa atribut utama, yaitu ID

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam studi ini mengikuti proses data mining yang meliputi beberapa tahap utama, yaitu data *preprocessing*, penerapan algoritma, serta evaluasi hasil analisis. Proses ini dilakukan secara sistematis agar data yang digunakan memiliki kualitas yang baik dan hasil analisis yang dihasilkan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah (Roiger, 2021).



Gambar 2. Skenario Penelitian

Berdasarkan gambar di atas, skenario penelitian terdiri dari beberapa komponen utama sebagai berikut:

Variasi Parameter Minimum Support

Parameter minimum support digunakan untuk menentukan batas frekuensi minimum kemunculan suatu itemset dalam dataset transaksi. Dalam

penelitian ini dilakukan variasi nilai minimum support untuk mengamati pengaruhnya terhadap jumlah frequent itemset yang dihasilkan oleh algoritma Apriori dan FP-Growth. Pengujian dilakukan dengan beberapa tingkat nilai minimum support yaitu 10%, 20%, 30%, 40%, hingga 50%. Variasi ini bertujuan untuk mengetahui ketahanan algoritma terhadap perubahan ambang batas frekuensi item.

Variasi Parameter Minimum Confidence

Selain minimum support, penelitian ini juga melakukan variasi parameter minimum confidence yang digunakan untuk menentukan tingkat kepercayaan suatu aturan asosiasi. Nilai minimum confidence yang digunakan berada pada rentang 50% hingga 80%. Variasi parameter ini bertujuan untuk mengevaluasi konsistensi dan kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan oleh kedua algoritma.

Indikator Kecepatan Eksekusi

Kecepatan eksekusi algoritma menjadi salah satu indikator utama dalam evaluasi performa algoritma Apriori dan FP-Growth. Pengukuran dilakukan menggunakan satuan milidetik (ms) yang dihitung sejak algoritma mulai membaca dataset hingga seluruh aturan asosiasi berhasil dihasilkan. Parameter ini digunakan untuk membandingkan efisiensi komputasi dari kedua algoritma dalam memproses dataset transaksi.

Indikator Lift Ratio

Setiap aturan asosiasi yang dihasilkan kemudian divalidasi menggunakan nilai Lift Ratio untuk mengukur kekuatan hubungan antar item secara statistik. Nilai lift yang lebih besar dari satu menunjukkan bahwa hubungan antar item memiliki korelasi positif dan tidak terjadi secara kebetulan. Penggunaan lift ratio membantu dalam memastikan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki nilai informasi yang signifikan bagi analisis perilaku konsumen.

Lingkungan Pengujian

Seluruh skenario pengujian dijalankan pada lingkungan komputasi yang stabil dan seragam guna menjaga objektivitas hasil pengukuran waktu eksekusi. Lingkungan pengujian menggunakan

bahasa pemrograman Python dengan library Pandas untuk pengolahan data serta MLxtend untuk implementasi algoritma Apriori dan FP-Growth.

Implementasi Algoritma

Setelah proses preprocessing selesai, dataset yang telah dipersiapkan kemudian dianalisis menggunakan dua algoritma penambangan aturan asosiasi, yaitu Apriori dan FP-Growth.

Algoritma Apriori

Algoritma Apriori digunakan untuk menemukan frequent itemset dengan cara menghasilkan kandidat kombinasi item secara bertahap. Proses ini dimulai dengan menentukan frequent 1-itemset, kemudian dilanjutkan dengan pembentukan kandidat 2-itemset, 3-itemset, dan seterusnya hingga tidak ditemukan kombinasi item yang memenuhi nilai minimum support. Setelah frequent itemset ditemukan, langkah selanjutnya adalah membentuk aturan asosiasi dengan menghitung nilai confidence dari setiap kombinasi item (Han et al., 2020).

Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth digunakan sebagai metode pembandingan untuk menemukan frequent itemset tanpa perlu melakukan proses pembangkitan kandidat itemset secara eksplisit. Algoritma ini menggunakan struktur data berbentuk Frequent Pattern Tree (FP-Tree) untuk mengompresi data transaksi sehingga proses pencarian pola dapat dilakukan dengan lebih efisien. FP-Growth hanya memerlukan dua kali pemindaian basis data, yaitu pada tahap pembentukan FP-Tree dan tahap pencarian frequent pattern (Han et al., 2020).

Transformasi Data

Data transaksi yang semula berbentuk daftar transaksi diubah menjadi format keranjang belanja atau matriks biner menggunakan teknik one-hot encoding. Dalam format ini, setiap item direpresentasikan dalam bentuk nilai biner (1 atau 0), di mana nilai 1 menunjukkan bahwa item tersebut muncul dalam transaksi dan nilai 0 menunjukkan bahwa item tidak muncul dalam transaksi. Transformasi ini diperlukan karena algoritma Apriori dan FP-Growth memerlukan data dalam bentuk matriks biner untuk menghitung frekuensi kemunculan item dalam dataset.

```

# -----
# BAGIAN 2: MEMBUAT MARKET BASKET (ONE-HOT ENCODING)
# -----

# Mengelompokkan berdasarkan ID Transaksi dan Jenis
basket = (df.groupby(['ID_Transaksi', 'Jenis'])['Jenis']
          .count().unstack().reset_index().fillna(0)
          .set_index('ID_Transaksi'))

# Mengubah jumlah barang menjadi 1 (ada) atau 0 (tidak ada)
def encode_units(x):
    if x <= 0:
        return 0
    if x >= 1:
        return 1

basket_sets = basket.applymap(encode_units)
# Konversi ke tipe boolean (diperlukan untuk versi mlxtend)
basket_sets = basket_sets.astype(bool)

print("\n=== Ukuran Matriks Basket ===")
print(basket_sets.shape)
print("-" * 50)

***
=== Ukuran Matriks Basket ===
(429, 4)
    
```

Gambar 3. one-hot encoding

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil

Hasil *Preprocessing Data*

Pada tahap *preprocessing* dilakukan beberapa langkah utama yaitu:

```

import pandas as pd
import numpy as np

import random
from datetime import datetime, timedelta
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, fpgrowth, association_rules

# -----
# BAGIAN 1: MEMBUNYI DAN MENYIAPKAN DATA (PREPROCESSING)
# -----

# 1. Load Data
num_samples = 500 # Jumlah transaksi sepatu
jenis_sepatu = ['Adidas', 'Nike', 'Puma', 'NB']
ukuran_sepatu = [36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44]

data = {
    'Jenis': np.random.choice(jenis_sepatu, num_samples),
    'Ukuran': np.random.choice(ukuran_sepatu, num_samples)
}
df = pd.DataFrame(data)

print("Synthetic DataFrame created successfully.")

# Memberikan nama kolom
df.columns = df.columns.str.strip()
    
```

Gambar 4. Data Preprocessing

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum dianalisis menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth. Tahap ini meliputi beberapa proses utama, yaitu:

1) Data Cleaning

Data cleaning dilakukan untuk memastikan bahwa dataset bebas dari kesalahan pencatatan, data duplikat, maupun data yang tidak lengkap. Pada tahap ini dilakukan penyesuaian penulisan atribut produk agar memiliki format yang konsisten.

2) Data Selection

Pada tahap ini dilakukan pemilihan atribut yang relevan untuk proses analisis. Atribut yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. ID_Transaksi
2. Jenis (Brand Sepatu)
3. Ukuran Sepatu

Atribut lain yang tidak relevan dengan proses penambangan aturan asosiasi tidak digunakan dalam proses analisis.

Hasil Analisis Menggunakan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori diterapkan untuk menemukan frequent itemsets dengan parameter minimum support sebesar 0.005. Setelah frequent itemsets ditemukan, aturan asosiasi dibentuk menggunakan metrik lift ≥ 1 . Hasil analisis menunjukkan beberapa aturan asosiasi dengan nilai dukungan sekitar 0.020833 atau sekitar 2,08% dari seluruh transaksi.

Tabel 1. Aturan Asosiasi Algoritma Apriori

Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
(NB, Adidas, Puma)	Nike	0.020833	0.526316	1.191658
Nike	(NB, Adidas, Puma)	0.020833	0.047170	1.191658
(Adidas, Nike, Puma)	NB	0.020833	0.434783	1.140413
NB	(Adidas, Nike, Puma)	0.020833	0.054645	1.140413
(Adidas, Puma)	(NB, Nike)	0.020833	0.153846	1.054945
(NB, Nike)	(Adidas, Puma)	0.020833	0.142857	1.054945
Puma	(NB, Adidas, Nike)	0.020833	0.047619	1.038961
(NB, Puma)	(Adidas, Nike)	0.020833	0.147059	1.038062

Aturan dengan nilai confidence tertinggi adalah: (NB, Adidas, Puma) → Nike dengan nilai:

- 1) Support = 0.020833
- 2) Confidence = 0.526316
- 3) Lift = 1.191658

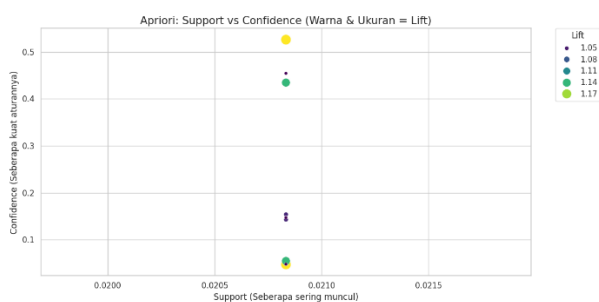
Nilai confidence sebesar 52,63% menunjukkan bahwa lebih dari setengah transaksi yang mengandung kombinasi produk NB, Adidas, dan Puma juga mengandung produk Nike.

Hasil Analisis Menggunakan Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth juga diterapkan pada dataset yang sama dengan parameter yang identik yaitu minimum support 0.005. Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth menghasilkan aturan asosiasi yang sama dengan algoritma Apriori, baik dari segi nilai support, confidence, maupun lift. Contoh aturan asosiasi yang dihasilkan: (NB, Adidas, Puma) → Nike dengan nilai:

- 1) Support = 0.020833
- 2) Confidence = 0.526316
- 3) Lift = 1.191658

Kesamaan hasil ini menunjukkan bahwa kedua algoritma mampu menemukan pola asosiasi yang konsisten dalam dataset transaksi yang digunakan.

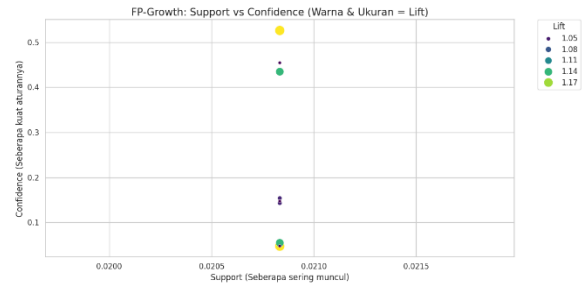


Gambar 5. Scatter Plot Support & Confidence Algoritma Apriori

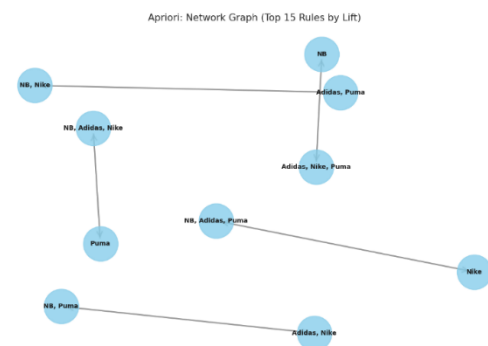
Pada grafik scatter plot, setiap titik merepresentasikan satu aturan asosiasi yang dihasilkan dari proses analisis data transaksi. Pada grafik tersebut:

- 1) Sumbu X menunjukkan nilai support, yaitu tingkat frekuensi kemunculan kombinasi item dalam dataset transaksi.
- 2) Sumbu Y menunjukkan nilai confidence, yaitu tingkat kepercayaan bahwa suatu item akan muncul ketika item lain muncul dalam transaksi.
- 3) Warna titik menunjukkan nilai lift, yang menggambarkan kekuatan hubungan antar item dalam aturan asosiasi.

Berdasarkan hasil visualisasi, terlihat bahwa sebagian besar aturan asosiasi memiliki nilai support sekitar 0,0208 atau sekitar 2,08% dari seluruh transaksi. Meskipun nilai support relatif kecil, beberapa aturan memiliki nilai confidence yang cukup tinggi.



Gambar 6. Scatter Plot Support & Confidence Algoritma Apriori



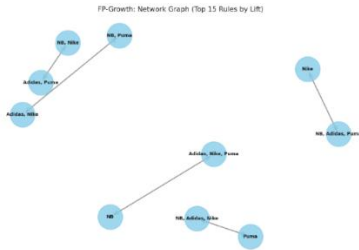
Gambar 7. Network Graph Apriori

Pada grafik jaringan tersebut:

- 1) *Node* (titik) merepresentasikan item atau kombinasi item dalam aturan asosiasi.
- 2) *Edge* (garis) menunjukkan hubungan asosiasi antara antecedent dan consequent.

Berdasarkan grafik jaringan yang dihasilkan, terlihat beberapa pola hubungan antar produk yang cukup kuat. Salah satu hubungan yang paling menonjol adalah antara kombinasi produk NB, Adidas, Puma dengan produk Nike. Hal ini menunjukkan bahwa konsumen yang membeli sepatu dengan kombinasi merek tersebut memiliki kecenderungan tinggi untuk juga membeli produk Nike. Selain itu, grafik juga menunjukkan hubungan asosiasi antara beberapa kombinasi produk lainnya seperti:

- 1) Adidas, Nike → NB, Puma
- 2) NB → Adidas, Nike, Puma
- 3) NB, Puma → Adidas, Nike



Gambar 8. Network Graph FP-Growth

Visualisasi network graph membantu dalam memahami pola keterkaitan antar produk secara lebih intuitif dibandingkan hanya melihat tabel aturan asosiasi. Dengan melihat struktur jaringan ini, pelaku usaha dapat dengan mudah mengidentifikasi produk yang memiliki hubungan pembelian yang kuat. Informasi ini dapat dimanfaatkan oleh pihak toko untuk merancang strategi pemasaran seperti product bundling, cross-selling, maupun penempatan produk yang berdekatan dalam toko guna meningkatkan peluang pembelian produk secara bersamaan.

Pembahasan

Hasil analisis menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth menunjukkan bahwa kedua algoritma dapat menemukan pola asosiasi yang konsisten dalam data transaksi penjualan sepatu di Toko MNNZR.ID. Aturan asosiasi dengan nilai confidence tertinggi, yaitu (NB, Adidas, Puma) → Nike, menunjukkan bahwa lebih dari 52% transaksi yang mengandung kombinasi produk tersebut juga mengandung produk Nike. Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Atmaja dan Rachman (2025), yang menemukan bahwa algoritma FP-Growth memiliki kinerja yang lebih cepat dibandingkan Apriori dalam memproses data transaksi besar, serta mampu menghasilkan aturan asosiasi yang serupa dalam hal kualitas. Selain itu, visualisasi network graph memberikan gambaran yang lebih intuitif mengenai keterkaitan antar produk, memungkinkan pelaku usaha untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti bundling produk dan penempatan produk yang berdekatan. Temuan ini mendukung penggunaan teknik penambangan aturan asosiasi dalam meningkatkan efisiensi strategi pemasaran di sektor ritel, sesuai dengan pendekatan yang diusulkan oleh Rahman dan Riana (2025) dalam penelitian mereka tentang analisis keranjang belanja.

4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola pembelian konsumen pada data transaksi penjualan sepatu menggunakan teknik association rule mining serta membandingkan kinerja algoritma Apriori dan FP-Growth dalam menemukan aturan asosiasi. Hasil analisis menunjukkan bahwa teknik association rule mining mampu mengidentifikasi pola hubungan antar produk dalam data transaksi, dengan aturan asosiasi tertinggi yang ditemukan adalah (NB, Adidas, Puma) → Nike, yang memiliki nilai support sebesar 0.020833, confidence sebesar 0.526316, dan lift sebesar 1.191658. Nilai confidence yang cukup tinggi menunjukkan bahwa lebih dari 52% transaksi yang mengandung kombinasi tersebut juga mengandung produk Nike, serta nilai lift yang lebih besar dari satu menunjukkan adanya korelasi positif. Analisis menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth menghasilkan aturan asosiasi yang sama, menunjukkan bahwa kedua metode memiliki kemampuan setara dalam menemukan pola asosiasi.

Namun, algoritma FP-Growth lebih efisien secara komputasi karena menggunakan struktur FP-Tree yang menghindari proses pembangkitan kandidat itemset secara berulang. Visualisasi menggunakan scatter plot dan network graph membantu memahami pola hubungan antar produk secara lebih intuitif, dengan beberapa produk seperti Nike, Adidas, Puma, dan NB menunjukkan keterkaitan pembelian yang kuat. Oleh karena itu, penerapan teknik association rule mining dapat membantu pelaku usaha ritel memahami pola pembelian konsumen dan mendukung pengambilan keputusan bisnis berbasis data. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan bervariasi, serta menambahkan atribut lain seperti kategori produk dan harga. Selain itu, metode lain seperti Eclat atau algoritma berbasis machine learning juga dapat dipertimbangkan untuk membandingkan performa dalam menemukan aturan asosiasi. Bagi pelaku usaha ritel, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi pemasaran seperti product bundling dan cross-selling, serta penempatan produk yang berdekatan di dalam toko untuk meningkatkan peluang pembelian produk secara bersamaan. Pengembangan lebih lanjut juga dapat dilakukan dengan mengintegrasikan hasil

analisis association rule mining ke dalam sistem rekomendasi produk, sehingga dapat meningkatkan pengalaman belanja pelanggan.

5. Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih secara khusus disampaikan kepada Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara yang telah memberikan kesempatan dan fasilitas sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada pihak Toko MNNZR.ID yang telah memberikan data serta informasi yang diperlukan dalam proses penelitian. Dukungan tersebut sangat membantu dalam proses analisis data transaksi penjualan sepatu menggunakan metode association rule mining. Selain itu, penulis juga menyampaikan apresiasi kepada dosen pembimbing serta rekan-rekan yang telah memberikan masukan, saran, dan motivasi selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini. Penulis berharap hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan khususnya di bidang *data mining*, serta dapat dimanfaatkan sebagai referensi bagi penelitian selanjutnya.

6. Daftar Pustaka

- Agrawal, R., Imieliński, T., & Swami, A. (1993). Mining association rules between sets of items in large databases. *ACM SIGMOD Record*, 22(2). <https://doi.org/10.1145/170036.170072>.
- Atmaja, G. B., & Rachman, R. (2025). Perbandingan algoritma Apriori dan FP-Growth pada analisis perilaku konsumen terhadap pembelian data elektronik. *Jurnal Informasi Teknologi dan Sains*, 7(1), 298–307.
- Bramasta, F. A., & Halilintar, R. (2021, August). Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Strategi Penjualan Toko Sepatu. In *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)* (Vol. 5, No. 2, pp. 236-241).
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, 17(3).
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2020). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.).
- Han, J., Pei, J., & Yin, Y. (2000). Mining frequent patterns without candidate generation. In *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data* (pp. 1–12). <https://doi.org/10.1145/342009.335372>.
- Kristianto, W. W. (2022). Penerapan Data Mining Pada Penjualan Produk Menggunakan Metode K-Means Clustering (Studi Kasus Toko Sepatu Kakikaki). *JUKANTI (Journal of Information Technology Education)*, 5(2), 90-98.
- Liu, Y. (2020). Study on application of Apriori algorithm in data mining. In *2020 International Conference on Computer Modeling and Simulation (ICCMS)* (Vol. 3, pp. 111–114). <https://doi.org/10.1109/ICCMS.2010.398>.
- Rahman, I. F., & Riana, D. (2025). Market basket analysis untuk penjualan retail: Perbandingan akurasi algoritma Apriori dan FP-Growth berbasis CRISP-DM. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 468–479. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2303>
- Roiger, R. J. (2021). *Data mining: A tutorial-based primer*. Chapman and Hall/CRC.
- Sajidan, D., Suarna, N., & Suprapti, T. (2024). Analisis Pola Penjualan Sepatu Dengan Implementasi Algoritma Apriori Data Mining. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 2340-2347.
- Siregar, T. M., Ritonga, J. R., Nasha, M., Simbolon, K., & Pencawan, A. P. (2023). Analisis Keuntungan Maksimum Penjualan Sandal dan Sepatu Toko Faa'iz Collection. *JPEKA: Jurnal Pendidikan Ekonomi, Manajemen dan*

- Keuangan*, 7(1), 35-49. <https://doi.org/10.26740/jpeka.v7n1.p35-49>.
- Smith, J. G., & Clark, F. E. (2018). *Principles of marketing* (Vol. 38, No. 151). Pearson Education. <https://doi.org/10.2307/2224326>.
- Toresa, D., Qadafi, M., Muzdalifah, I., Wiza, F., & Syelly, R. (2025). Analisis Data Penjualan Sepatu Menggunakan Algoritma Apriori Pada Sneakers PKU. *Technologica*, 4(1), 23-34.
- Widyarini, R. D., Suharso, A., & Solehudin, A. (2023). Association rule pengolahan data transaksi toko bunga menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth untuk menentukan promosi paket bunga. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(3), 1461-1466. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.7037>.