

# Analisis Perbandingan Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Menentukan Strategi Penjualan Pada Maestro Jakarta Cafe & Space

Muhammad Raihan<sup>1</sup>, Sutisna<sup>2\*</sup>

<sup>1,2\*</sup> Program Studi Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

*Email:* muhammadraihan@stikomcki.ac.id<sup>1</sup>, sutisna@stikomcki.ac.id<sup>2\*</sup>

## Histori Artikel:

*Dikirim* 24 Juli 2024; *Diterima dalam bentuk revisi* 10 Agustus 2024; *Diterima* 20 Agustus 2024; *Diterbitkan* 20 September 2024. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

## Abstrak

Terjadi penurunan penjualan di Maestro Jakarta Cafe & Space akibat banyaknya persaingan dan belum optimalnya pengelolaan data transaksi sehingga dibutuhkan inovasi untuk meningkatkan penjualan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dan hasil algoritma Apriori dan FP-Growth dalam menganalisis data transaksi penjualan untuk menentukan strategi penjualan yang optimal. Penelitian ini menggunakan metode Apriori dan FP-Growth untuk menganalisis data transaksi penjualan dengan menerapkan Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). Data yang digunakan merupakan data transaksi penjualan produk pada bulan November 2023 hingga April 2024. Hasil perbandingan kinerja dalam kecepatan waktu proses dan penggunaan memori yang telah dilakukan menunjukkan bahwa dalam kecepatan waktu proses algoritma FP-Growth sedikit lebih cepat dibandingkan dengan algoritma apriori sedangkan dalam penggunaan kapasitas memori algoritma Apriori membutuhkan kapasitas memori yang lebih besar dibandingkan kapasitas memori yang digunakan algoritma FP-Growth. Hal ini menunjukkan kinerja algoritma FP-Growth lebih baik dari algoritma Apriori. Hasil analisis dari algoritma Apriori dan FP-Growth pada data transaksi penjualan menggunakan nilai minimum support sebesar 1% dan nilai minimum confidence sebesar 100% menghasilkan 22 aturan asosiasi. Kedua algoritma menghasilkan aturan yang identik, dengan perbedaan hanya pada indeks kemunculannya. Hasil analisis ini dapat digunakan Maestro Jakarta Cafe & Space dalam menentukan strategi penjualan.

**Kata Kunci:** Penjualan; Data Mining; Algoritma Apriori; Algoritma FP-Growth; CRISP-DM.

## Abstract

There has been a decline in sales at Maestro Jakarta Cafe & Space due to a lot of competition and not optimal management of transaction data so that innovation is needed to increase sales. This study aims to compare the performance and results of the Apriori and FP-Growth algorithms in analyzing sales transaction data to determine the optimal sales strategy. This research uses the Apriori and FP-Growth methods to analyze sales transaction data by applying the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). The data used is product sales transaction data from November 2023 to April 2024. The results of performance comparisons in processing time speed and memory usage that have been carried out show that in processing time speed the FP-Growth algorithm is slightly faster than the Apriori algorithm while in the use of memory capacity the Apriori algorithm requires a larger memory capacity than the memory capacity used by the FP-Growth algorithm. This shows that the performance of the FP-Growth algorithm is better than the Apriori algorithm. The analysis results of the Apriori and FP-Growth algorithms on sales transaction data using a minimum support value of 1% and a minimum confidence value of 100% resulted in 22 association rules. Both algorithms produce identical rules, with the only difference being the occurrence index. The results of this analysis can be used by Maestro Jakarta Cafe & Space in determining sales strategies.

**Keyword:** Sales; Data Mining; Apriori Algorithm; FP-Growth Algorithm; CRISP-DM.

## 1. Pendahuluan

Di era digital ini, teknologi informasi memiliki peran penting dalam berbagai bidang kehidupan, salah satunya dalam bidang bisnis kafe (Nugroho *et al.*, 2024). Kafe adalah tempat makan dan minum dengan suasana santai dan tidak resmi, biasanya memiliki area duduk di dalam dan luar ruangan (Musfar *et al.*, 2022). Di kota Jakarta, kafe merupakan salah satu jenis usaha yang sedang berkembang pesat. Banyaknya persaingan mendorong para pelaku usaha kafe untuk terus berusaha mencari cara agar dapat meningkatkan penjualan dan mempertahankan pelanggan mereka. Dengan semakin banyaknya kafe baru yang bermunculan setiap tahun, para pelaku usaha kafe harus terus berinovasi agar dapat bersaing. Penjualan adalah proses di mana suatu pihak menjual barang atau jasa kepada pihak lain dengan menerima pembayaran berupa uang. Penjualan juga berfungsi sebagai sumber pendapatan bagi perusahaan, semakin tinggi jumlah penjualan semakin besar pendapatan yang akan diperoleh perusahaan (Mustopa *et al.*, 2021). Berdasarkan hasil observasi dan wawancara, banyaknya pengusaha kafe di Jalan Kemang Timur, Jakarta Selatan, membuat persaingan semakin tinggi. Banyaknya persaingan mengakibatkan penurunan penjualan di Maestro Jakarta Cafe & Space. Penurunan penjualan ini membuat manajemen Maestro Jakarta Cafe & Space harus berinovasi untuk menarik pelanggan dan meningkatkan penjualan. Dalam mengelola kafe, Maestro Jakarta Cafe & Space menggunakan sistem *point of sale* (POS) untuk mencatat data transaksi penjualan. Saat ini, Maestro Jakarta Cafe & Space belum melakukan pengolahan dari data transaksi yang ada. Data hanya tersimpan dalam aplikasi yang hanya digunakan untuk membuat laporan penjualan. Pada bulan November 2023 hingga bulan April 2024, jumlah transaksi penjualan di Maestro Jakarta Cafe & Space mencapai ratusan. Data tersebut memiliki potensi untuk dimanfaatkan lebih lanjut dengan pengolahan yang tepat sehingga dapat menghasilkan informasi baru untuk pengambilan keputusan dalam strategi bisnis berikutnya. Data tersebut juga dapat dimanfaatkan untuk memahami kebiasaan dan pola pembelian yang unik ketika pelanggan membeli lebih dari satu jenis barang dalam satu transaksi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan suatu metode yang dapat mengubah kumpulan data menjadi informasi dan pengetahuan yang berguna untuk pengambilan keputusan dan perencanaan strategi bisnis. *Data mining* dapat dimanfaatkan untuk mengambil informasi yang diinginkan, seperti pola atau tren, dari basis data yang besar. Pola-pola tersebut dapat memberikan analisis data yang berguna dan dapat dipelajari lebih lanjut untuk mendukung pengambilan keputusan (Amsury *et al.*, 2023). Salah satu teknik dalam *data mining* yang digunakan untuk menemukan pola hubungan antara berbagai itemset adalah *Association Rules* (Rosmayati *et al.*, 2023). Algoritma Apriori adalah sebuah algoritma klasik dalam bidang data mining yang digunakan untuk mengidentifikasi frequent itemset dan aturan asosiasi yang relevan (Muhammad Arhami & Muhammad Nasir, 2020). Metode ini menganalisis frekuensi atribut dalam kumpulan data besar untuk memperoleh informasi berguna. Apriori mencari hubungan antar item dengan menerapkan *minimum support* dan *minimum confidence*, di mana *support* menunjukkan frekuensi atau persentase kemunculan item dalam database (Sihombing *et al.*, 2020).

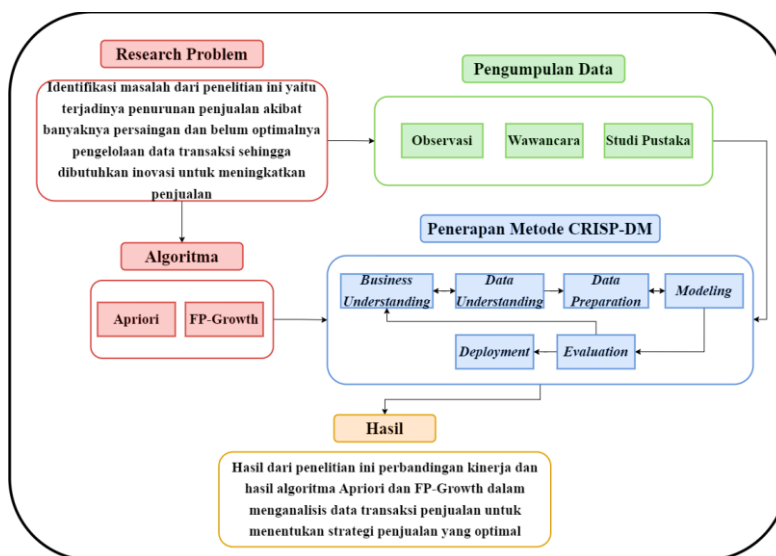
FP-Growth (*Frequent Pattern-Growth*) adalah sebuah algoritma alternatif yang digunakan untuk menentukan himpunan data yang sering muncul (*frequent itemset*) dalam suatu kumpulan data (Rahayu *et al.*, 2024). Algoritma ini menggunakan pendekatan pembangunan pohon untuk menemukan *frequent itemset*, meningkatkan efisiensi pada penambangan *data mining* asosiasi, terutama pada dataset dengan jumlah item yang besar (Rahimsyah & Ramdhani, 2024). CRISP-DM, atau *Cross-Industry Standard Process for Data Mining*, adalah sebuah kerangka kerja yang digunakan dalam data mining dan analisis data. Metodologi ini membantu para profesional untuk menjalankan proyek data mining secara sistematis mulai dari perencanaan hingga implementasi. CRISP-DM sangat populer karena strukturnya yang terorganisir dengan baik (sln & Sulianta, 2024). Dataset adalah kumpulan objek, yang juga dikenal sebagai *record*, *point*, *vector*, *pattern*, *event*, *observation*, *case*, atau data. Objek ini digambarkan oleh atribut yang menangkap karakter dasarnya, seperti tinggi badan atau waktu kejadian. Atribut, juga disebut variabel, karakteristik, medan, fitur, atau dimensi, adalah sifat objek

yang nilainya bervariasi antar objek (Prasetyo, 2023). Pentingnya penelitian ini dilakukan mengingat penelitian sebelumnya yang relevan menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat menemukan pola penjualan dari data transaksi dan menghasilkan aturan asosiasi yang berguna untuk strategi penjualan (Kurniana *et al.*, 2023). Algoritma apriori dalam *data mining* dapat menemukan pola penjualan produk berdasarkan kecenderungan item yang sering muncul bersamaan dalam transaksi (Fadillah & Wicaksono, 2023). Algoritma FP-Growth efektif dalam menganalisis data transaksi penjualan mencakup identifikasi barang-barang yang sering dibeli bersama, sehingga dapat digunakan sebagai panduan untuk merancang strategi promosi (Lubis & Lestari, 2023). Penggunaan algoritma FP-Growth dapat mendukung Pimpinan dan Kepala Supervisor dalam membuat keputusan (Syahrani, 2022). Maka dari itu, tujuan penelitian ini dilakukan adalah untuk membandingkan kinerja dan hasil algoritma Apriori dan FP-Growth dalam menganalisis data transaksi penjualan untuk menentukan strategi penjualan yang optimal.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Penerapan Metodologi

Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah Apriori dan FP-Growth. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan Maestro Jakarta Cafe & Space pada bulan November 2023 hingga bulan April 2024. Berikut tahapan metodologi penelitian yang dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penerapan Metodologi

### 2.2 Rancangan Pengujian

Pendekatan yang digunakan adalah metode CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*), yang membantu para profesional menjalankan proyek *data mining* secara sistematis, mulai dari perencanaan hingga implementasi. Penelitian ini mengacu pada enam tahap dalam CRISP-DM:

#### 1) Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Pada tahap ini, pemahaman bisnis diperoleh dengan mempelajari Maestro Jakarta Cafe & Space. Tujuan penelitian adalah menentukan strategi penjualan optimal untuk meningkatkan penjualan. Pengelompokan produk dari data transaksi dilakukan untuk mengetahui pola penjualan antar item. Observasi dan wawancara membantu mendapatkan pemahaman lebih mendalam mengenai tujuan bisnis.

- 2) **Pemahaman Data (*Data Understanding*)**  
Pada tahap ini, peneliti memanfaatkan data transaksi dari Maestro Jakarta Cafe & Space untuk kemudian lebih memahami data tersebut dengan mendeskripsikan data baik secara kualitas dan kuantitas, mengeksplorasi data untuk mengetahui atribut yang menjanjikan untuk dianalisis lebih lanjut, dan memeriksa kualitas data dari nilai hilang, kesalahan pengetikan data dan metadata yang buruk. Memahami data yang relevan bertujuan untuk menentukan strategi penjualan yang efektif dan efisien. Data yang dikumpulkan merupakan data transaksi penjualan produk pada bulan November 2023 hingga bulan April 2024. Data yang diperoleh berjumlah 1047 record dengan 6 atribut.
- 3) **Persiapan Data (*Data Preparation*)**  
Pada tahap ini, peneliti mempersiapkan data yang akan digunakan untuk pemodelan *data mining* dengan melakukan pembersihan data dari data yang hilang, kesalahan pengetikan dan meta data yang buruk, memilih data yang relevan dengan memilih atribut yang akan digunakan, melakukan penyusunan data baru, dan melakukan pemformatan data agar sesuai dengan pemodelan yang dilakukan. Pada tahap persiapan data untuk pemodelan Apriori dan FP-Growth akan dilakukan perubahan pada data penjualan menjadi data tabular. Pada tahap ini telah dilakukan penetapan tujuan bisnis dan tujuan *data mining* dalam menentukan potensi produk berdasarkan atribut, sehingga tahap persiapan data merupakan langkah awal dalam mencapai tujuan-tujuan tersebut.
- 4) **Pemodelan (*Modeling*)**  
Pada tahap ini, peneliti menentukan teknik pemodelan *data mining* untuk menemukan pola asosiasi yaitu dengan algoritma Apriori dan FP-Growth hingga diperoleh *rules* yang dapat digunakan sebagai informasi dan pengetahuan. Dengan analisis perbandingan algoritma Apriori dan FP-Growth akan mengetahui kinerja kedua algoritma dan hubungan antar item yang dihasilkan. Pemodelan dibuat menggunakan *software* Google Colaboratory dengan bahasa pemrograman Python untuk mengetahui kinerja algoritma dan aturan asosiasi yang dihasilkan. Peneliti menentukan nilai minimum *support* dan *confidence* yang akan diproses oleh Python dengan melakukan perhitungan dan menampilkan pola asosiasi yang ditemukan pada dataset transaksi penjualan Maestro Jakarta Cafe & Space.
- 5) **Evaluasi (*Evaluation*)**  
Pada tahap ini, akan dilakukan analisa atau pengukuran ketepatan terhadap pemodelan yang telah dilakukan. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan kinerja algoritma dalam kecepatan dan penggunaan memori dan analisis hasil *association rules* dimana ini merupakan metode pengujian yang bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan dan pola asosiasi antara item atau variabel dalam dataset. Evaluasi dilakukan untuk memastikan bahwa pemodelan yang telah diterapkan tepat dan sesuai untuk kasus penelitian ini, serta selaras dengan rencana awal.
- 6) **Implementasi (*Deployment*)**  
Pada tahap ini, peneliti telah mendapatkan hasil dari penelitian berupa perbandingan kinerja algoritma dalam kecepatan dan penggunaan memori serta pola asosiasi pada data transaksi penjualan. Hasil penelitian ini dievaluasi berdasarkan jumlah pola asosiasi yang dihasilkan, nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio*. Hasil dari penelitian yang sudah dilakukan disusun menjadi laporan atau presentasi dari pengetahuan yang telah didapat berdasarkan pemodelan dan evaluasi pada proses *data mining*.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Hasil

Pengujian ini dilakukan menggunakan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) dengan 6 tahapan yaitu:

1) Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Tujuan bisnis dari penelitian ini adalah menentukan strategi penjualan yang optimal agar dapat meningkatkan penjualan dengan menganalisis data transaksi penjualan untuk menemukan keterkaitan antar item sehingga dapat digunakan untuk memberikan rekomendasi produk kepada pelanggan dengan membuat promosi atau paket *bundling*.

2) Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data transaksi penjualan Maestro Jakarta Cafe & Space pada bulan November 2023 hingga bulan April 2024. Data tersebut dikumpulkan dalam bentuk Microsoft Excel. Berikut adalah data mentah yang dapat dilihat pada gambar 2.

order no	order date	item name	quantity	price	amount
1	2023-11-01	Ice Latte - Caramel	1		
2	2023-11-01	Kopi Gula Aren - Ice	1		
3	2023-11-01	French Fries	1		
4	2023-11-01	Ice Latte - Pandan	1		
5	2023-11-01	Mineral Water	1		
6	2023-11-01	Ice Latte - Caramel	1		
7	2023-11-01	Kopi Gula Aren - Ice	1		
8	2023-11-01	Ice Latte - Vanilla	1		
9	2023-11-02	Ice Latte - Caramel	1		
10	2023-11-02	Kopi Gula Aren - Ice	1		
11	2023-11-02	Ice Latte - Vanilla	1		
12	2023-11-02	Kopi Gula Aren - Ice	1		
13	2023-11-02	Matcha - Ice	1		
14	2023-11-02	Mochaccino - Ice	1		
15	2023-11-02	Red Velvet - Ice	1		
16	2023-11-02	French Fries	1		
17	2023-11-02	Ice Latte - Vanilla	1		
18	2023-11-02	Matcha - Hot	1		
19	2023-11-03	Matcha - Ice	2		
20	2023-11-03	Rujak Crenk	1		
21	2023-11-03	Strawberry Lemonade	1		
22	2023-11-03	Americano - Ice	1		
23	2023-11-03	Ice Latte - Vanilla	1		
24	2023-11-03	Vietnam Drip	1		
25	2023-11-04	Cappuccino - Ice	1		
26	2023-11-05	Nasi Goreng Oriental	1		
27	2023-11-05	Sweet Tea	1		

Gambar 2. Data Mentah

Pada data tersebut memiliki 1047 record dan 6 atribut yang terdiri dari nomor pemesanan (*order no*), tanggal pemesanan (*order date*), nama barang (*item name*), jumlah barang yang dibeli (*quantity*), harga barang (*price*), dan total harga (*amount*). Price dan amount tidak ditampilkan karena data tersebut merupakan rahasia perusahaan.

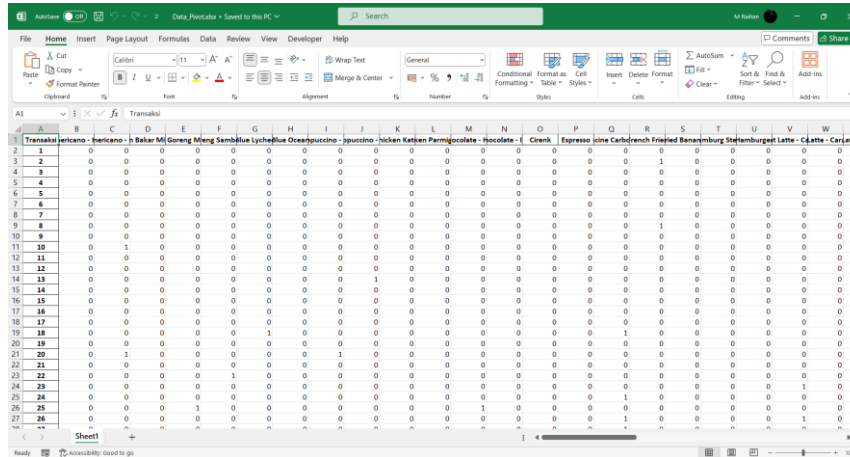
3) Persiapan Data (*Data Preparation*)

Pada persiapan data, peneliti mempersiapkan data yang akan digunakan untuk pemodelan data mining dengan melakukan pembersihan data dari data yang hilang, kesalahan pengetikan dan meta data yang buruk. Atribut yang digunakan adalah nomor pemesanan (*order no*) dan nama barang (*item name*). Setelah itu dilakukan penyusunan data baru dengan mengubah nama atribut *order no* dan *item name* menjadi *transaksi* dan *item*. Berikut adalah dataset yang sudah di bersihkan yang dapat dilihat pada gambar 3.

transaksi	item
1	Ice Latte - Caramel
2	Kopi Gula Aren - Ice
3	French Fries
4	Ice Latte - Pandan
5	Mineral Water
6	Ice Latte - Caramel
7	Kopi Gula Aren - Ice
8	Ice Latte - Vanilla
9	Ice Latte - Caramel
10	Kopi Gula Aren - Ice
11	Ice Latte - Vanilla
12	Kopi Gula Aren - Ice
13	Matcha - Ice
14	Mochaccino - Ice
15	Red Velvet - Ice
16	French Fries
17	Ice Latte - Vanilla
18	Matcha - Hot
19	Matcha - Ice
20	Rujak Crenk
21	Strawberry Lemonade
22	Americano - Ice
23	Ice Latte - Vanilla
24	Vietnam Drip
25	Cappuccino - Ice
26	Nasi Goreng Oriental
27	Sweet Tea

Gambar 3. Dataset Setelah Dibersihkan

Setelah data dibersihkan, dilakukan transformasi data ke dalam bentuk tabular agar sesuai dengan pemodelan yang dilakukan. Berikut adalah hasil transformasi data dalam bentuk tabular di Microsoft Excel yang dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Transformasi Data Tabular

Setelah transformasi, data tersebut terdiri dari 395 transaksi dan 72 item, di mana angka 1 menunjukkan item yang terjual dan angka 0 menunjukkan item yang tidak terjual.

4) Pemodelan (*Modeling*)

Pada penelitian ini, teknik pemodelan yang digunakan untuk menemukan pola asosiasi yaitu dengan algoritma Apriori dan FP-Growth. Pemodelan dilakukan menggunakan *software* Google Colaboratory dengan bahasa pemrograman Python. Berikut adalah program untuk algoritma Apriori dan FP-Growth:

```
import pandas as pd
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, fpgrowth, association_rules
import time
import tracemalloc
from tabulate import tabulate

def read_pivot_data(file_path):
    df = pd.read_excel(file_path, index_col=0)
    return df

file_path = 'Data_Pivot.xlsx'
pivot_df = read_pivot_data(file_path)
```

Gambar 5. *Import Library* dan Baca Data Pivot

```
# Fungsi untuk menjalankan Apriori
def run_apriori_with_confidence(pivot_df, min_support, min_confidence):
    tracemalloc.start()
    start_time = time.time()
    frequent_itemsets = apriori(pivot_df, min_support=min_support, use_colnames=True)
    rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=min_confidence)
    end_time = time.time()
    current, peak = tracemalloc.get_traced_memory()
    tracemalloc.stop()
    apriori_time = end_time - start_time
    mem_usage = peak / (1024 * 1024)
    rules['antecedents'] = rules['antecedents'].apply(lambda x: ', '.join(list(x)))
    rules['consequents'] = rules['consequents'].apply(lambda x: ', '.join(list(x)))
    return (rules, apriori_time, mem_usage)

# Fungsi untuk menjalankan FP-Growth
def run_fpgrowth_with_confidence(pivot_df, min_support, min_confidence):
    tracemalloc.start()
    start_time = time.time()
    frequent_itemsets = fpgrowth(pivot_df, min_support=min_support, use_colnames=True)
    rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=min_confidence)
    end_time = time.time()
    current, peak = tracemalloc.get_traced_memory()
    tracemalloc.stop()
    fpgrowth_time = end_time - start_time
    mem_usage = peak / (1024 * 1024)
    rules['antecedents'] = rules['antecedents'].apply(lambda x: ', '.join(list(x)))
    rules['consequents'] = rules['consequents'].apply(lambda x: ', '.join(list(x)))
    return (rules, fpgrowth_time, mem_usage)
```

Gambar 6. Menjalankan Apriori dan FP-Growth

```

min_support = 0.01
min_confidence = 1.0

apriori_rules, apriori_time, apriori_mem_usage = run_apriori_with_confidence(pivot_df, min_support, min_confidence)
fpgrowth_rules, fpgrowth_time, fpgrowth_mem_usage = run_fpgrowth_with_confidence(pivot_df, min_support, min_confidence)

pd.set_option('display.max_rows', None)
pd.set_option('display.max_columns', None)
pd.set_option('display.width', None)
pd.set_option('display.colheader_justify', 'center')
pd.set_option('display.precision', 2)

print("Apriori Rules:")
print(tabulate(apriori_rules, headers='keys', tablefmt='simple'))
print(f"\nApriori Execution Time: {apriori_time} seconds")
print(f"Memory Usage: {apriori_mem_usage} MB")

print("\nFP-Growth Rules:")
print(tabulate(fpgrowth_rules, headers='keys', tablefmt='simple'))
print(f"\nFP-Growth Execution Time: {fpgrowth_time} seconds")
print(f"Memory Usage: {fpgrowth_mem_usage} MB")
    
```

Gambar 7. Menampilkan Hasil

5) Evaluasi (*Evaluation*)

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan kinerja algoritma dalam kecepatan dan penggunaan memori dan analisis hasil *association rules* dimana ini merupakan metode pengujian yang bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan dan pola asosiasi antara item atau variabel dalam dataset.

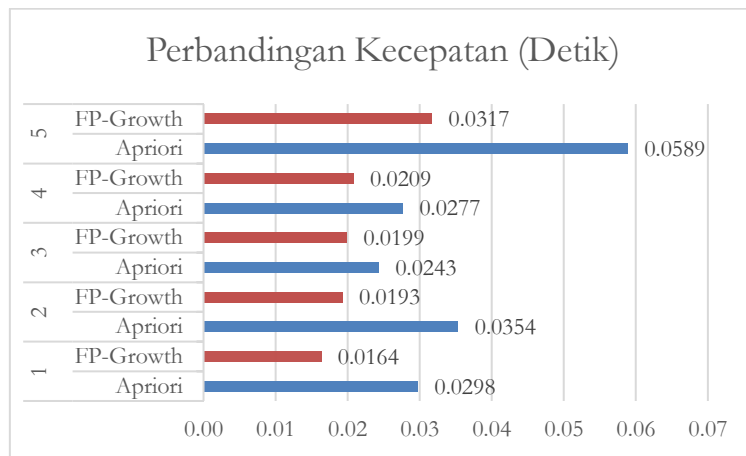
a) Perbandingan Kinerja Algoritma

Untuk mendapatkan perbandingan kinerja algoritma Apriori dan FP-Growth dilakukan perhitungan waktu proses dan penggunaan memori dalam melakukan perhitungan untuk membentuk aturan asosiasi. Perbandingan waktu proses dilakukan menggunakan *library time* pada python untuk mengetahui kecepatan dari kedua algoritma yang digunakan. Penggunaan memori dilakukan dengan menggunakan *library tracemalloc* pada python. Berikut adalah berbagai percobaan yang dilakukan dalam skenario yang berbeda, dan hasil untuk setiap algoritma diperoleh seperti yang ditunjukkan dalam tabel 1.

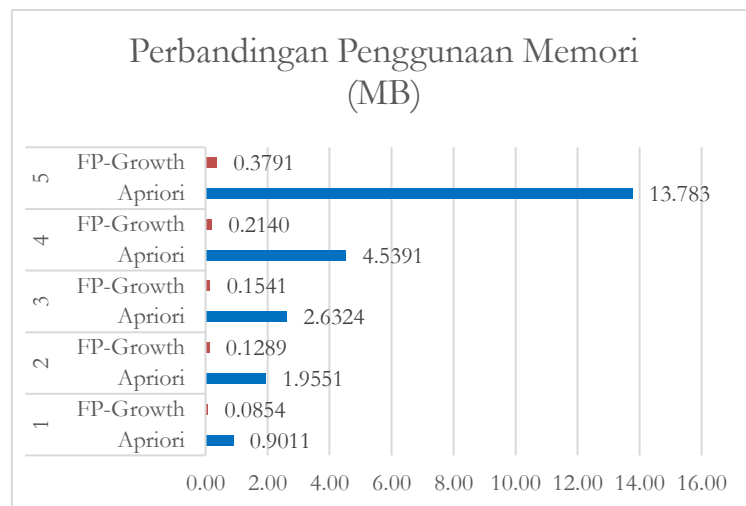
Tabel 1. Hasil Perbandingan Algoritma

Percobaan	Algoritma	Minimum Support	Minimum Confidence	Kecepatan (Detik)	Memori (MB)
1	Apriori	5%	20%	0,0298	0,9011
	FP-Growth	5%	20%	0,0164	0,0854
2	Apriori	4%	40%	0,0354	1,9551
	FP-Growth	4%	40%	0,0193	0,1289
3	Apriori	3%	40%	0,0243	2,6324
	FP-Growth	3%	40%	0,0199	0,1541
4	Apriori	2%	60%	0,0277	4,5391
	FP-Growth	2%	60%	0,0209	0,2140
5	Apriori	1%	100%	0,0589	13,783
	FP-Growth	1%	100%	0,0317	0,3791

Berdasarkan hasil dari 5 percobaan dengan *minimum support* dan *minimum confidence* yang berbeda, dapat dilihat bahwa dalam kecepatan waktu proses, algoritma FP-Growth sedikit lebih cepat dibandingkan dengan algoritma apriori yang dapat dilihat pada gambar 8. Dalam penggunaan kapasitas memori pada proses algoritma, algoritma Apriori membutuhkan kapasitas memori yang lebih besar dibandingkan kapasitas memori FP-Growth dalam melakukan perhitungan untuk membentuk aturan asosiasi yang dapat dilihat pada gambar 9. Dari beberapa percobaan yang dilakukan, dapat dilihat bahwa semakin besar nilai *minimum support*, waktu proses yang digunakan lebih cepat dan memori yang digunakan lebih sedikit. Sebaliknya, semakin kecil nilai *minimum support*, waktu proses yang digunakan akan lebih lama dan penggunaan memori akan lebih besar.



Gambar 8. Perbandingan Kecepatan Algoritma



Gambar 9. Perbandingan Penggunaan Memori Algoritma

b) Hasil Analisis

Untuk mendapatkan hasil analisis *association rules* yang optimal dilakukan beberapa percobaan pada algoritma Apriori dan FP-Growth dan ditemukan nilai *support* dan *confidence* yang maksimal dalam menemukan pola penjualan untuk menentukan strategi penjualan yang optimal di Maestro Jakarta Cafe & Space. Analisis menggunakan nilai minimum *support* sebesar 1% dan nilai minimum *confidence* sebesar 100% menghasilkan 22 aturan asosiasi. Kedua algoritma menghasilkan aturan yang identik, dengan perbedaan hanya pada indeks kemunculannya. Berikut adalah *association rules* yang dihasilkan dari kedua algoritma yang dapat dilihat pada gambar 10 dan 11.

Apriori Rules: antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
0 Nasi Goreng Spesial, Chocolate - Ice	Sweet Tea	0.0126582	0.21519	0.0126582	1	4.64706
1 Rujak Cirenk, Ice Latte - Vanilla	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
2 Mineral Water, Lychee Tea	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
3 French Fries, Nasi Se'i Sapi	Mineral Water	0.0126582	0.0987342	0.0126582	1	10.1282
4 Mineral Water, Strawberry Tea	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
5 Nasi Goreng Spesial, Pisang Goreng	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
6 Nasi Goreng Spesial, Lychee Tea	Rujak Cirenk	0.0101266	0.136709	0.0101266	1	7.31481
7 Nasi Goreng Spesial, Nasi Se'i Sapi	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
8 Strawberry Tea, Mineral Water	Rujak Cirenk	0.0101266	0.136709	0.0101266	1	7.31481
9 French Fries, Fettucine Carbonara, Nasi Goreng Spesial	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282	
10 Nasi Goreng Spesial, Mineral Water, Fettucine Carbonara	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
11 French Fries, Mineral Water, Peach Tea	Nasi Goreng Spesial	0.0101266	0.101266	0.0101266	1	9.875
12 Nasi Goreng Spesial, Mineral Water, Peach Tea	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
13 French Fries, Rujak Cirenk, Nasi Goreng Spesial	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
14 French Fries, Nasi Se'i Sapi, Rujak Cirenk	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
15 French Fries, Mineral Water, Strawberry Tea	Rujak Cirenk	0.0101266	0.136709	0.0101266	1	7.31481
16 French Fries, Rujak Cirenk, Strawberry Tea	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
17 Mineral Water, Rujak Cirenk, Strawberry Tea	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
18 Mineral Water, Strawberry Tea	French Fries, Rujak Cirenk	0.0101266	0.0379747	0.0101266	1	26.3333
19 Nasi Goreng Spesial, Sweet Tea, Peach Tea	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
20 French Fries, Nasi Goreng Spesial, Plain Tea	Sweet Tea	0.0101266	0.21519	0.0101266	1	4.64706
21 French Fries, Sweet Tea, Plain Tea	Nasi Goreng Spesial	0.0101266	0.101266	0.0101266	1	9.875

Gambar 10. Hasil Association Rules Algoritma Apriori

FP-Growth Rules: antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
0 French Fries, Nasi Goreng Spesial, Rujak Cirenk	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
1 Ice Latte - Vanilla, Rujak Cirenk	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
2 French Fries, Nasi Se'i Sapi	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
3 French Fries, Nasi Se'i Sapi, Rujak Cirenk	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
4 Nasi Se'i Sapi, Nasi Goreng Spesial	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
5 Pisang Goreng, Nasi Goreng Spesial	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
6 Fettucine Carbonara, Mineral Water, Nasi Goreng Spesial	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
7 Fettucine Carbonara, French Fries, Nasi Goreng Spesial	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
8 Plain Tea, Sweet Tea, French Fries	Nasi Goreng Spesial	0.0101266	0.101266	0.0101266	1	9.875
9 Plain Tea, French Fries, Nasi Goreng Spesial	Sweet Tea	0.0101266	0.21519	0.0101266	1	4.64706
10 Lychee Tea, Nasi Goreng Spesial	Rujak Cirenk	0.0101266	0.136709	0.0101266	1	7.31481
11 Mineral Water, Lychee Tea	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
12 Peach Tea, Sweet Tea, Nasi Goreng Spesial	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
13 Peach Tea, Mineral Water, French Fries	Nasi Goreng Spesial	0.0101266	0.101266	0.0101266	1	9.875
14 Peach Tea, Mineral Water, Nasi Goreng Spesial	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
15 Chocolate - Ice, Nasi Goreng Spesial	Sweet Tea	0.0126582	0.21519	0.0126582	1	4.64706
16 Mineral Water, Strawberry Tea	Rujak Cirenk	0.0101266	0.136709	0.0101266	1	7.31481
17 Mineral Water, Strawberry Tea	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
18 Mineral Water, French Fries, Strawberry Tea	Rujak Cirenk	0.0101266	0.136709	0.0101266	1	7.31481
19 Mineral Water, Strawberry Tea, Rujak Cirenk	French Fries	0.0101266	0.172152	0.0101266	1	5.80882
20 French Fries, Strawberry Tea, Rujak Cirenk	Mineral Water	0.0101266	0.0987342	0.0101266	1	10.1282
21 Mineral Water, Strawberry Tea	French Fries, Rujak Cirenk	0.0101266	0.0379747	0.0101266	1	26.3333

Gambar 11. Hasil Association Rules Algoritma FP-Growth

6) Implementasi (*Deployment*)

*Deployment* merupakan tahap akhir dalam pembuatan laporan hasil kegiatan data mining. Laporan akhir yang berisi tentang pengetahuan yang diperoleh berupa perbandingan kinerja algoritma dalam kecepatan dan penggunaan memori serta pola asosiasi pada data transaksi penjualan.

3.2 Pembahasan

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk membandingkan kinerja algoritma Apriori dan FP-Growth dalam mengidentifikasi pola asosiasi yang dapat mendukung penentuan strategi penjualan di Maestro Jakarta Cafe & Space. Berdasarkan hasil analisis, algoritma FP-Growth menunjukkan keunggulan dalam hal kecepatan pemrosesan dibandingkan dengan algoritma Apriori, sedangkan Apriori memerlukan lebih banyak kapasitas memori untuk menyimpan frequent itemsets yang dihasilkan. Penelitian sebelumnya telah mendukung keunggulan algoritma FP-Growth dalam pemrosesan data yang lebih efisien dibandingkan Apriori. Lubis dan Lestari (2023) menunjukkan bahwa FP-Growth mampu memproses transaksi dengan jumlah item yang lebih besar secara lebih efisien, khususnya dalam kasus penjualan retail, di mana jumlah item yang sering muncul bersamaan dalam transaksi sangat signifikan. Hal ini selaras dengan hasil penelitian ini, di mana FP-Growth mengungguli Apriori dalam hal kecepatan pemrosesan. Apriori, di sisi lain, cenderung lebih lambat karena metode iteratifnya dalam mencari *frequent itemsets*, seperti yang diuraikan oleh Fadillah dan Wicaksono (2023), yang menyebutkan bahwa Apriori memerlukan lebih banyak langkah untuk mengekstraksi pola itemset yang sering muncul dalam dataset besar.

Selain itu, implementasi metode CRISP-DM dalam penelitian ini membantu memastikan proses yang terstruktur mulai dari pemahaman bisnis hingga implementasi hasil. Tahap pemahaman bisnis memberikan wawasan yang jelas tentang tujuan penelitian, yaitu meningkatkan penjualan melalui analisis transaksi penjualan. Nugroho *et al.* (2024) menekankan pentingnya pemahaman mendalam terhadap bisnis sebelum menerapkan algoritma data mining, terutama dalam konteks persaingan ketat seperti bisnis kafe di Jakarta. Dengan pendekatan ini, pola-pola penjualan antar item dapat diidentifikasi dan dianalisis untuk menemukan kombinasi item yang paling sering dibeli bersamaan. Pada tahap pemodelan, penggunaan algoritma Apriori dan FP-Growth pada data transaksi Maestro Jakarta Cafe & Space menghasilkan 22 aturan asosiasi yang identik, di mana perbedaannya hanya terletak pada urutan kemunculannya. Hasil serupa juga ditemukan dalam penelitian Amsury *et al.*

(2023), yang menunjukkan bahwa kedua algoritma dapat menghasilkan pola asosiasi yang sama, namun FP-Growth memiliki keunggulan dari segi efisiensi komputasi. Dalam penelitian ini, algoritma Apriori membutuhkan kapasitas memori yang lebih besar untuk menyimpan *candidate itemsets*, seperti yang juga dijelaskan oleh Muhammad Arhami dan Muhammad Nasir (2020) yang menyebutkan bahwa ukuran dataset yang besar dapat menghambat kinerja Apriori dalam menemukan pola.

Hasil aturan asosiasi yang dihasilkan dalam penelitian ini dapat digunakan oleh manajemen Maestro Jakarta Cafe & Space untuk merancang strategi penjualan yang lebih efektif, seperti mengembangkan paket promosi berdasarkan pola pembelian item yang sering muncul bersamaan. Penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth dapat digunakan untuk mengoptimalkan strategi penjualan di sektor ritel. Syahriani (2022) menemukan bahwa penggunaan algoritma ini membantu dalam penentuan strategi bundling produk untuk meningkatkan penjualan. Penemuan serupa dilaporkan oleh Kurniana *et al.* (2023), di mana penerapan Apriori di kafe juga menunjukkan kemampuan algoritma ini dalam mengidentifikasi pola penjualan yang signifikan.

#### 4. Kesimpulan

Hasil perbandingan kinerja dalam kecepatan waktu proses dan penggunaan memori yang telah dilakukan menunjukkan bahwa dalam kecepatan waktu proses algoritma FP-Growth sedikit lebih cepat dibandingkan dengan algoritma apriori sedangkan dalam penggunaan kapasitas memori algoritma Apriori membutuhkan kapasitas memori yang lebih besar dibandingkan kapasitas memori yang digunakan algoritma FP-Growth. Hal ini menunjukkan kinerja algoritma FP-Growth lebih baik dari algoritma Apriori. Hasil analisis dari algoritma Apriori dan FP-Growth pada data transaksi penjualan menggunakan nilai *minimum support* sebesar 1% dan nilai *minimum confidence* sebesar 100% menghasilkan 22 aturan asosiasi. Kedua algoritma menghasilkan aturan yang identik, dengan perbedaan hanya pada indeks kemunculannya. Hasil analisis ini dapat digunakan Maestro Jakarta Cafe & Space dalam menentukan strategi penjualan.

#### 5. Ucapan Terima Kasih

Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang mendalam kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan selama proses penyusunan jurnal ini. Ucapan terima kasih ditujukan kepada dosen pembimbing atas arahan dan saran yang berharga, rekan-rekan sejawat atas dukungan moral dan intelektual, serta keluarga yang selalu memberikan doa dan semangat tiada henti. Semua kontribusi ini sangat berarti dalam penyelesaian jurnal ini, dan penulis berharap hasil karya ini dapat memberikan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan masyarakat luas.

#### 6. Daftar Pustaka

Amsury, F., Kurniawati, I., & Fahdia, M. R. (2023). Implementasi Association Rules Menentukan Pola Pemilihan Menu Di the Gade Coffee & Gold Menggunakan Algoritma Apriori. *INFOTECH journal*, 9(1), 279-286. DOI: <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i1.5357>.

Arhami, S. M., & Nasir, S. M. Data Mining-Algoritma dan Implementasi. Andi Offset, 2020.

Fadillah, N., & Wicaksono, B. S. (2023). IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI PADA DATA MINING UNTUK MENENTUKAN STRATEGI PENJUALAN DENGAN

MENGGUNAKAN DATA TRANSAKSI. *OKTAL: Jurnal Ilmu Komputer dan Sains*, 2(03), 882-889.

- Kurniana, T., Lestari, A., & Oktaviani, 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. DOI: <https://doi.org/10.24002/konstelasi.v3i1.7005>.
- Lubis, Y. F. A., & Lestari, Y. D. (2023). IMPLEMENTASI ASSOCIATION RULES DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENINGKATKAN PENJUALAN BARANG. *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi dan Komputer)*, 6(2), 886-892. DOI: <https://doi.org/10.37600/tekinkom.v6i2.1038>.
- Musfar, T. F., Pratiwi, D., & Sitepu, R. F. (2022). Business Development Design Using the Business Model Canvas (BMC) Approach and Swot Analysis for One Alumni Coffee Pekan Baru. *Jurnal Multidisiplin Madani*, 2(12), 4377-4386. DOI: <https://doi.org/10.55927/mudima.v2i12.2078>.
- Mustopa, M., Junaedi, I., & Sianipar, A. Z. (2021). Sistem Informasi Penjualan Dan Pengendalian Stock Barang Bangunan Pada Toko Bangunan Delima. *Jurnal Manajemen Informatika Jayakarta*, 1(2), 105-116. DOI: <https://doi.org/10.52362/jmijayakarta.v1i2.447>.
- Nugroho, D. S., Islahudin, N., Normasari, V., & Al Hakiim, S. Z. (2024). PENERAPAN MARKET BASKET ANALYSIS (MBA) DATA MINING MENGGUNAKAN METODE ASOSIASI APRIORI DAN FP-GROWTH PADA WAN CAFFEINE ADDICT YOGYAKARTA. *JISI: Jurnal Integrasi Sistem Industri*, 11(1), 121-134. DOI: <https://doi.org/10.24853/jisi.11.1.121-134>.
- Prasetyo, E. (2012). Data mining konsep dan aplikasi menggunakan matlab. *Yogyakarta: Andi*, 1.
- Rahimsyah, M. L., & Ramdhani, Y. (2024). ANALISIS ALGORITMA FP-GROWTH DAN APRIORI UNTUK MENEMUKAN MODEL ASOSIASI TERBAIK PADA DATASET ONLINE RETAIL. *Kohesi: Jurnal Sains dan Teknologi*, 3(1), 21-30. DOI: <https://doi.org/10.3785/kohesi.v3i1.2866>.
- Rosmayati, I., Wahyuningsih, W., Harahap, E. F., & Hanifah, H. S. (2023). Implementasi Data Mining pada Penjualan Kopi Menggunakan Algoritma Apriori. *jurnal algoritma*, 20(1), 99-107. DOI: <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.20-1.1259>.
- Sihombing, E. I., Yetri, M., & Ginting, R. I. (2020). Penerapan Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Pupuk Cair Dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori Dan Frequent pattern growth (Fp Growth) Di Ud. Anugerah Tani Saribudolok. *Jurnal Cyber Tech*, 3(2). DOI: <https://doi.org/10.53513/jct.v3i2.3130>.
- Syahriani, S. (2022). Penerapan Data Mining Dalam Menentukan Pola Penjualan Sepatu Menggunakan Algoritma FP-Growth. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(6), 1920-1927. DOI: <http://dx.doi.org/10.30865/jurikom.v9i6.5148>.