

**SYSTEMIC: Information System and Informatics Journal**

ISSN: 2460-8092, 2548-6551 (e)

Vol 6 No 2 – Desember 2020

**Implementasi Perbandingan Algoritma Apriori Dan FP-Growth Untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen Pada Produk Panel Di PT Surya Multi Perkasa Movinko**Diego Armando Pratama Putra<sup>1</sup>, Tresna Maulana Fahrudin<sup>2</sup>, Natalia Damastuti<sup>3</sup>

1,2,3) Universitas Narotama, Surabaya

[armandodiego435@gmail.com](mailto:armandodiego435@gmail.com)<sup>1</sup>, [tresna.maulana@narotama.ac.id](mailto:tresna.maulana@narotama.ac.id)<sup>2</sup>, [natalia.damastuti@narotama.ac.id](mailto:natalia.damastuti@narotama.ac.id)<sup>3</sup>**Kata Kunci***Apriori, FP-Growth, Konsumen, Pola pembelian, Produk Panel***Abstrak**

Beberapa perusahaan belum banyak memanfaatkan data transaksi pembelian konsumen sebagai salah satu strategi penjualannya, data transaksi ini meliputi barang apa saja yang sering dibeli oleh konsumen dalam satu transaksi pembelian pada struk dan waktu yang berbeda. Jika data transaksi tersebut dianalisis dan digali lebih mendalam, maka perusahaan mendapatkan suatu insight berupa analisis pola pembelian konsumen dan menguntungkan bagi perusahaan. Pada penelitian ini dilakukan analisis data transaksi pembelian konsumen menggunakan perbandingan algoritma Apriori dan FP-Growth, dimana keduanya merupakan kelompok Metode Association Rule yang bertujuan untuk mengetahui pola pembelian konsumen. Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari data transaksi pembelian produk panel pada PT Surya Multi Perkasa Movinko. Data transaksi tersebut terdiri dari 23 jenis item produk dan 492 transaksi. Hasil eksperimen dari penelitian ini menunjukkan bahwa kinerja terbaik algoritma Apriori dengan support factor sebesar 0.0054 dan confidence factor sebesar 0.30 menghasilkan 12 aturan asosiasi, sedangkan kinerja terbaik algoritma FP-Growth dengan support factor sebesar 2 dan confidence factor sebesar 0.7 menghasilkan 9 aturan asosiasi.

**Keywords***Apriori, Consumer, FP-Growth, Purchase Pattern, Panel Products***Abstract**

Some companies have not used much consumer purchase transaction data as one of their sales strategies, this transaction data contains what items are often bought by consumers in one purchase transaction at a different time and structure. If the transaction data is analyzed and explored in more depth, the company will gain insight into consumer purchase patterns analysis and be profitable for the company. In this research, an analysis of consumer purchase transaction data was carried out using Apriori algorithm and FP-Growth, both of which are association rule method group that aims to determine consumer purchasing patterns. The data used in this study were obtained from panel product purchase transaction data at PT Surya Multi Perkasa Movinko. The transaction data consist of 23 types of product items and 492 transactions. The experimental results of this study showed that the best performance of Apriori algorithm with a support factor of 0.0054 and a confidence factor of 0.30 generating 12 association rules, while the best performance of FP-Growth algorithm with a supporting factor of 2 and a confidence factor of 0.7 generating 9 association rules.

**1. Pendahuluan**

PT Surya Multi Perkasa Movinko merupakan salah satu perusahaan yang memproduksi panel listrik. Kontraktor mekanikal elektrikal dan juga sebagai distributor resmi produk-produk elektrik schneider dan siemens. Awal berdirinya perusahaan adalah pada tahun 1993. PT Surya

Multi Perkasa Movinko terus berkembang dan menjadi salah satu perusahaan manufaktur lokal dalam menghasilkan produk perlengkapan kelistrikan. Berawal dari tahun 2010 hingga saat ini PT Surya Multi Perkasa Movinko sudah meraih pasar yang lebih luas dan mampu menyukseskan banyak proyek industri dan proyek komersial di Indonesia. PT Surya Multi Perkasa Movinko

memberikan layanan *electrical* panel, trafo dan juga *cable tray*.

Dalam dunia perbisnisan yang dimana semakin berkembang dan modern seperti saat ini. Sudah pasti terdapat banyak pesaing dari perusahaan-perusahaan lain dalam meningkatkan omset pada perusahaan, sehingga membuat para pebisnis ini harus menyusun strategi untuk menghadapi persaingan tersebut. Pada beberapa perusahaan masih banyak yang belum mengetahui bagaimana mengelola data transaksi pembelian konsumen, dimana data transaksi tersebut sebenarnya dapat menghasilkan pola pembelian meliputi barang apa saja yang sering dibeli oleh konsumen secara bersamaan dalam satu transaksi pembelian. Hal ini menunjukkan data transaksi penjualan masih belum dimanfaatkan dengan baik dan hanya dijadikan arsip saja.

Tinjauan penelitian pertama adalah karya Jordy Lasmana Putra, Mugi Raharjo, Tommi Alfian Armawan Sandi, Ridwan, Rizal Prasetyo (2019) dengan judul Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail[1]. Pada penelitian diperoleh pola pembelian barang. Dimana para consumer lebih sering membeli barang *Cream Cupid Heart Coat Hanger*.

Tinjauan penelitian yang kedua adalah karya tulis dari Heroe Santoso, I Putu Hariyadi, Prayitno (2016), dengan judul Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk Dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori[2]. dapat membantu untuk mengetahui produk barang apa saja yang jarang dibeli dan dapat membantu untuk mengetahui produk barang apa saja yang sering dibeli oleh konsumen, sehingga dapat menghasilkan alat alternative dalam meningkatkan strategi pemasaran dengan cara membuat diskon barang tertentu yang jarang di beli untuk menarik minat beli konsumen.

Tinjauan penelitian yang terakhir adalah karya tulis dari Luki Henando (2019), dengan judul Algoritma Apriori Dan FP-Growth Untuk Analisa Perbandingan Data Penjualan Laptop Berdasarkan Merk Yang Diminati Konsumen (Studi Kasus : INDOCOMPUTER Payakumbuh)[3]. Penelitian ini menggunakan dua perbandingan metode yang dapat ditarik kesimpulan, Dengan menggunakan Algoritma Apriori Dan FP-Growth dengan bantuan software WEKA 3.7.4 dapat menghasilkan suatu aturan (rules) yang merupakan kumpulan frequent itemset dengan nilai confidence yang tinggi. Dengan didapatkannya rules ini maka pimpinan dapat menggunakan aturan (rules) dalam membuat suatu strategi yang dapat meningkatkan jumlah penjualan laptop setiap harinya.

Pada penelitian ini, kami bertujuan untuk mengimplementasikan Metode Association Rule untuk mengetahui pola pembelian konsumen terhadap produk panel menggunakan perbandingan kinerja dari algoritma Apriori dan

FP-Growth. Untuk mengetahui pola pembelian konsumen yaitu dapat dilakukan dengan cara mengolah data transaksi penjualan pada PT Surya Multi Perkasa Movinko.

## 2. Metode Penelitian

Pada penelitian ini terdapat dua metode yang digunakan, metode tersebut adalah algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth, kedua metode tersebut merupakan kelompok dari Metode Association Rule. Pada bagian ini akan dibahas terkait teori keduanya.

### 2.1 Data Mining

Data Mining merupakan salah satu proses pencarian secara otomatis informasi yang berguna dalam tempat penyimpanan data berukuran besar. Dan untuk mencari pola atau informasi menarik dengan menggunakan teknik atau metode tertentu[[4]]. Dapat mengerjakan satu atau lebih dari teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) dalam menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (*knowlegde*) secara otomatis [5].

Pengelompokan Data Mining dibagi menjadi beberapa kelompok [6], yaitu :

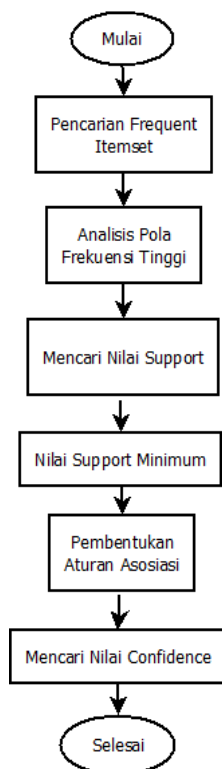
- a. Deskripsi  
Deskripsi merupakan cara untuk mengidentifikasi pola yang muncul secara berulang pada suatu data dan mengubah pola tersebut menjadi aturan dan kriteria yang dapat dipahami dengan mudah
- b. Estimasi  
Estimasi hampir memiliki kesamaan dengan klasifikasi, yang dimana pada variable target estimasi lebih ke arah numerik dari pada ke arah kategori.
- c. Prediksi  
Prediksi merupakan sebuah nilai yang masih belum diketahui dan juga memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan mendatang.
- d. Klasifikasi  
Klasifikasi merupakan proses menemukan sebuah model atau fungsi yang mendeskripsikan dan membedakan data ke dalam kelas.
- e. Pengklasteran  
Merupakan pengelompokan dari suatu *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas objek yang memiliki beberapa kemiripan
- f. Asosiasi  
Asosiasi bertugas untuk menemukan atribut yang muncul dalam suatu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut dengan analisis keranjang belanja (*market basket analysis*).

### 2.2 Association Rule

Association rule merupakan salah satu metode yang memiliki tujuan untuk menemukan

pola pembelian pada suatu transaksi, metode ini mendukung sistem rekomendasi melalui penemuan pola antar item dalam suatu transaksi yang terjadi [2]. Tugas dari association rule adalah untuk mencari aturan yang tidak mengcover untuk mengukur hubungan antara dua atau lebih atribut[7]. Langkah pertama yang perlu diperhatikan dalam Association Rule adalah dengan mengetahui seberapa sering kombinasi item yang muncul secara bersamaan (*frequent pattern*)[8]. Association rule memiliki bentuk LHS (*Left Hand Shake*) -> RHS (*Right Hand Shake*), dengan interpretasi jika setiap item di dalam LHS maka kemungkinan item didalam RHS juga akan dibeli[9][10].

**2.3 Algoritma Apriori**



Gambar 1. Flowchart Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu teknik data mining yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi pada kombinasi item[11][12][13]. Algoritma Apriori dibagi menjadi beberapa tahap atau yang biasa disebut iterasi[14]. Tahap pertama yang harus dilakukan adalah dengan melakukan pencarian *frequent itemset* (himpunan item-item yang memenuhi *minimum support*) terlebih dahulu.

*Frequent itemset* adalah sekumpulan item yang sering muncul secara bersamaan pada suatu dataset. Suatu asosiasi dapat diketahui dengan tolak ukur, yaitu dengan nilai *support* dan *confidence* [15].

Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap[16]:

a. Analisis pola frekuensi tinggi

Tahap ini digunakan untuk mencari kombinasi dari setiap item yang sudah memenuhi syarat minimum dari nilai *support*. Nilai *support* dapat dicari dengan menggunakan persamaan 1 seperti berikut:

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

Sedangkan nilai *support* dari 2 kombinasi item dapat diperoleh dengan persamaan 2 sebagai berikut:

$$Support(A \cap B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi} \times 100\% \quad (2)$$

b. Pembentukan aturan asosiatif

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, selanjutnya mencari aturan *asosiatif* yang sudah memenuhi syarat minimum untuk *confidence*, dengan cara menghitung *confidence* aturan *asosiatif* A\_B

Nilai *confidence* aturan A\_B dapat diperoleh dengan persamaan 3 sebagai berikut:

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ mengandung\ A} \times 100\% \quad (3)$$

**2.4 Algoritma FP-Growth**



Gambar 2. Flowchart Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth (*Frequent Pattern Growth*) merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang sering muncul (*frequent itemset*). Algoritma FP-Growth adalah pengembangan dari algoritma Apriori. Sehingga kekurangan yang terdapat pada algoritma Apriori dapat diperbaiki oleh algoritma FP-Growth. Algoritma Apriori memiliki kekurangan yang sangat besar, yaitu harus mendapatkan *frequent sets* yang diproduksi *candidate frequent sets* tanpa henti.

FP-Growth menggunakan konsep pembangunan *tree* dalam pencarian *frequent itemset*. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma FP-Growth dapat langsung mengekstrak *frequent itemset* dari FP-Tree. Hal tersebut yang menyebabkan algoritma FP-Growth lebih cepat dari algoritma Apriori[6].

Algoritma FP-Growth memiliki tiga tahapan utama[17], yaitu:

- Tahap pembangkitan *conditional pattern base*  
*Conditional pattern base* merupakan *sub-database* yang berisi *prefix path* dan *suffix pattern* (pola akhiran).
- Tahap pembangkitan conditional FP-Tree  
Pada tahap ini *support count* dari setiap item pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan.
- Tahap pencarian *frequent itemset*  
Tahap ini merupakan pencarian *frequent itemset* yang memiliki lintasan tunggal (*single path*), kemudian didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk conditional FP-Tree.

### 3. Hasil Dan Pembahasan

Pada bagian ini akan dibahas hasil dari penelitian dengan mengimplementasikan algoritma Apriori dan FP-Growth untuk mengetahui bagaimana pola pembelian pada konsumen yang dihasilkan.

#### 3.1 Hasil dan pembahasan algoritma Apriori

Pada Gambar 3 adalah langkah pertama dalam menganalisa algoritma Apriori pada *jupyterlab*, yaitu dengan cara meng-*install library* terlebih dahulu.

```
[1]: pip install apyori
Requirement already satisfied: apyori in c:\users\hp\anaconda3\lib\site-packages (1.1.2)
Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.
```

Gambar 3. Install Apyori Library

Pada Gambar 4 adalah langkah untuk meng-*import* dan *load dataset*.

```
[2]: #importing the required dataset
import numpy as np
import pandas as pd
from apyori import apriori

[3]: #Loading the dataset
datapanel = pd.read_excel("C:/Users/hp/Documents/Diego/P.xlsx")

[4]: datapanel.head()
```

	Barang 1	Barang 2	Barang 3	Barang 4	Barang 5	Barang 6	Barang 7	Barang 8
0	Panel KWH	Panel Capacitor Bank	Panel ATS	Panel AMF	Panel COS	Panel Water Level Control	Panel LVMDP	Panel LVSDP
1	Panel KWH	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	Panel LVMDP	NaN
2	NaN	NaN	Panel ATS	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	NaN	NaN	Panel ATS	NaN	NaN	NaN	NaN	Panel LVSDP

Gambar 4. Import dan Load Dataset

Pada Gambar 5 adalah langkah untuk melihat garis dan kolom dari *dataset*, pada penelitian ini terdapat 492 transaksi dan 23 jenis barang.

```
[5]: datapanel.shape

[5]: (492, 23)

[6]: #converting the pandas dataframe into a list of lists
records = []
for i in range(0, 492):
    records.append([str(datapanel.values[i, j]) for j in range(0,23)])
```

Gambar 5. Jumlah Kolom dan Baris Dataset

Pada Gambar 6 adalah langkah untuk membangun apriori model dengan menentukan nilai *minimum support*, *minimum confidence*, *minimum lift* dan *minimum length*.

```
[7]: #Building the first apriori model
association_rules = apriori(records,
                             min_support=0.0054,
                             min_confidence=0.30,
                             min_lift=3,
                             min_length=2)

[8]: association_results = list(association_rules)

[9]: #Getting the number of rules
print(len(association_results))

12

[10]: #Glancing at the First rule
print(association_results[0])

RelationRecord(items=frozenset({'Panel GGCP', 'Box Panel',
atistics=[OrderedStatistic(items_base=frozenset({'Box Panel
confidence=1.0, lift=12.0), OrderedStatistic(items_base=fro
nel Aluminium'}), confidence=0.6000000000000001, lift=7.569
P', 'Box Panel Aluminium'}), items_add=frozenset({'Box Pane
```

Gambar 6. Membangun Model Apriori

Dalam penelitian ini hasil yang didapatkan menggunakan algoritma Apriori dengan nilai *minimum support* = 0.0054, nilai *minimum confidence* = 0.30, nilai *minimum lift* = 3, dan nilai *minimum length* = 2 menghasilkan 12 rule.

	title1	title2	support	confidence	lift
0	Box Panel	Panel GGCP	0.00609	1.0	12.0
1	Box Panel	Box Panel Outdoor	0.00609	0.60000	7.76842
2	Box Panel	Panel MVMDP	0.00609	0.60000	7.20000
3	Box Panel	Panel MVMDP	0.00813	0.66666	8.00000
4	Box Panel	Panel MDP	0.00609	0.60000	7.20000
5	Panel MVMDP	Box Panel Outdoor	0.00609	0.75	9.0
6	Panel MVMDP	Panel GGCP	0.00609	0.75	9.0
7	Panel MCC	Cable Tray	0.00609	0.75	8.20000
8	Panel Dol	Panel MDP	0.00609	0.75	9.0
9	Panel MVMDP	Panel PMCC	0.00609	1.0	12.0
10	Box Panel	Panel MVMDP	0.00609	0.60000	59.0400
11	Box Panel	Panel MVMDP	0.00609	0.5	6.15

Gambar 7. Hasil Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori

Pada gambar 7 menunjukkan hasil dari analisis pola pembelian konsumen yang menggunakan algoritma Apriori yang dimana customer membeli box panel maka customer juga akan membeli panel MVMDP dengan tingkat support factor 0.00609 dan confidence 0.5

### 3.2 Hasil dan pembahasan algoritma FP-Growth

Pada Gambar 8 adalah langkah awal dalam menganalisis algoritma FP-Growth pada jupyterlab, dengan cara meng-install library terlebih dahulu.

```

+ 🔍 📄 ▶ ■ ⌂ Code ▼
[1]: pip install pyfgrowth
Requirement already satisfied: pyfgrowth in c:\users\hp\anaconda3\lib\site-packages (1.0)
Note: you may need to restart the kernel to use updated packages.
    
```

Gambar 8. Install pyfgrowth Library

Pada Gambar 9 adalah langkah untuk membaca dataset.

```

[2]: with open('FIX2.csv', 'r') as read_obj:
      # pass the file object to reader() to get the reader object
      csv_reader = reader(read_obj)
      # Pass reader object to list() to get a list of lists
      list_of_rows = list(csv_reader)

[3]: transactions = list_of_rows
      transactions

[4]: [['Transactions'],
      ['Panel KWH', 'Panel LVMDP'],
      ['Panel ATS'],
      ['Panel ATS', 'Panel LVSDP', 'Box Panel Aluminium', 'Cable Tray'],
      ['Panel SDP', 'Box Panel Indoor'],
      ['Cable Tray'],
      ['Panel COS', 'Panel MDP', 'Panel Dol'],
      ['Panel ANF', 'Box Panel Outdoor'],
      ['Panel NGP'],
      ['Panel ATS', 'Box Panel Outdoor'],
      ['Panel ATS', 'Panel GGCP', 'Panel MVMDP', 'Cable Tray'],
    ]
    
```

Gambar 9. Import dan Load Dataset

Pada gambar 10 adalah langkah untuk mencari frequent pattern dengan nilai minimum support = 2.

```

[5]: patterns = pyfgrowth.find_frequent_patterns(transactions, 2)
      patterns

[5]: (('Panel KWH', 'Panel LVMDP'): 2,
      ('Box Panel Indoor', 'Panel LVMDP'): 2,
      ('Panel GGCP', 'Panel LVMDP'): 2,
      ('Panel Capacitor Bank', 'Panel LVMDP'): 2,
      ('Panel LVMDP', 'Panel MDP'): 2,
      ('Cable Tray', 'Panel LVMDP'): 3,
      ('Cable Tray', 'Panel LVMDP', 'Panel MCC'): 2,
      ('Panel LVMDP', 'Panel MCC'): 4,
      ('Panel LVMDP', 'Panel VSD'): 6,
      ('Box Panel Aluminium', 'Panel Water Level Control'): 2,
      ('Panel NGP', 'Panel Water Level Control'): 2,
      ('Panel MVMDP', 'Panel Water Level Control'): 2,
      ('Panel Capacitor Bank', 'Panel Water Level Control'): 2,
    ]
    
```

Gambar 10. Mencari Frequent Pattern pada algoritma FP-Growth

Pada Gambar 11 adalah langkah untuk mencari rule dengan menggunakan nilai minimum confidence = 0.7.

```

[6]: rules = pyfgrowth.generate_association_rules(patterns, 0.7)
      rules

[6]: (('Cable Tray', 'Panel MCC'): (('Panel LVMDP',), 1.0),
      ('Box Panel Indoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel', 'Box Panel Outdoor'),
      1.0),
      ('Box Panel', 'Box Panel Indoor', 'Box Panel Outdoor'): (('Panel MVMDP',),
      1.0),
      ('Box Panel', 'Box Panel Indoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel Outdoor',),
      1.0),
      ('Box Panel Indoor', 'Box Panel Outdoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel',),
      1.0),
      ('Panel Dol', 'Panel MDP'): (('Panel COS',), 1.0),
      ('Panel Capacitor Bank', 'Panel MVMDP'): (('Panel PMCC',), 1.0),
      ('Box Panel Outdoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel',), 0.75),
      ('Box Panel', 'Box Panel Aluminium'): (('Panel GGCP',), 1.0)}
    
```

Gambar 11. Generate Aturan Asosiasi Menggunakan algoritma FP-Growth

Dalam penelitian ini hasil yang didapatkan dengan menggunakan algoritma FP-Growth dengan nilai minimum support = 2 dan nilai minimum confidence = 0.7 menghasilkan 9 rule, berdasarkan pada Gambar 12 menunjukkan hasil dari output dengan algoritma FP-Growth. Terdapat percobaan menggunakan nilai minimum support 1 dan nilai minimum confidence 0.7 menghasilkan terlalu banyak rule, ketika menggunakan nilai minimum support 3 dan nilai minimum confidence 0.7 hanya dapat menghasilkan 1 rule, dan untuk nilai minimum support 4 dan 5 dengan nilai minimum confidence 0.7 tidak menghasilkan rule (0).

```

 (('Cable Tray', 'Panel MCC'): (('Panel LVMDP',), 1.0),
 ('Box Panel Indoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel', 'Box Panel Outdoor'),
 1.0),
 ('Box Panel', 'Box Panel Indoor', 'Box Panel Outdoor'): (('Panel MVMDP',),
 1.0),
 ('Box Panel', 'Box Panel Indoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel Outdoor',),
 1.0),
 ('Box Panel Indoor', 'Box Panel Outdoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel',),
 1.0),
 ('Panel Dol', 'Panel MDP'): (('Panel COS',), 1.0),
 ('Panel Capacitor Bank', 'Panel MVMDP'): (('Panel PMCC',), 1.0),
 ('Box Panel Outdoor', 'Panel MVMDP'): (('Box Panel',), 0.75),
 ('Box Panel', 'Box Panel Aluminium'): (('Panel GGCP',), 1.0)}
    
```

Gambar 12. Hasil Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma FP-Growth

Gambar 12 menunjukkan hasil dari analisis pola pembelian konsumen yang menggunakan algoritma FP-Growth yang dimana customer membeli box panel, box panel indoor dan box panel outdoor akan membeli panel MVMDP dengan nilai confidence 1.0

## 4. Kesimpulan

Algoritma Apriori dan FP-Growth merupakan kelompok dari Metode Association Rule. Keduanya cocok digunakan untuk mengetahui pola pembelian pada konsumen, dari uji coba perbandingan kedua metode tersebut, algoritma FP-Growth memiliki nilai confidence yang lebih tinggi dari pada algoritma Apriori, dan hasil rule yang diperoleh dari algoritma FP-Growth sudah mendekati dengan kasus yang ada di lapangan.

## Daftar Pustaka

- [1] J. L. Putra, M. Raharjo, T. A. A. Sandi, R. Ridwan, and R. Prasetyo, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 1, pp. 85–90, 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i1.113.
- [2] H. Santoso, I. P. Hariyadi, and Prayitno, "Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk," *Tek. Inform.*, no. 1, pp. 19–24, 2016, [Online]. Available: <http://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnasteknomedia/article/download/1267/1200>.
- [3] K. Dan *et al.*, "ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH UNTUK ANALISA PERBANDINGAN DATA PENJUALAN LEPTOP BERDASARKAN MERK YANG DIMINATI KONSUMEN (STUDI KASUS : INDOCOMPUTER PAYAKUMBUH)," *J. Sist. Inf. Dan Manaj. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 201–207, 2019.
- [4] K. N. Angraini, Indwiarti, and F. Nhita, "Implementasi Algoritma Fuzzy c-Covering untuk Mengetahui Pola Pembelian pada Data Transaksi Swalayan," vol. 5, no. 3, pp. 8198–8205, 2018.
- [5] J. Eska, "Penerapan Data Mining Untuk Prekdiksi Penjualan Wallpaper Menggunakan Algoritma C4.5 STMIK Royal Ksieran," *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 2, pp. 9–13, 2016.
- [6] A. Maulana and A. A. Fajrin, "Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor," *Klik - Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 1, p. 27, 2018, doi: 10.20527/klik.v5i1.100.
- [7] N. A. Hasibuan *et al.*, "Implementasi Data Mining Untuk Pengaturan Layout," vol. 4, no. 4, pp. 6–11, 2017.
- [8] W. Aprianti, K. A. Hafizd, and M. R. Rizani, "Implementasi Association Rules dengan Algoritma Apriori pada Dataset Kemiskinan," *Limits J. Math. Its Appl.*, vol. 14, no. 2, p. 57, 2017, doi: 10.12962/limits.v14i2.2933.
- [9] Dio Prima Mulya, "Analisa Dan Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat," *Teknol. dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 1, no. 1, pp. 47–57, 2019.
- [10] A. Setiawan and I. G. Anugrah, "Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 115, 2019, doi: 10.32672/jnkti.v2i2.1564.
- [11] T. M. Fahrudin, I. Syarif, and A. R. Barakbah, "Discovering patterns of NED-breast cancer based on association rules using apriori and FP-growth," *Int. Electron. Symp. Knowl. Creat. Intell. Comput.*, pp. 132–139, 2017, doi: 10.1109/KCIC.2017.8228576.
- [12] N. Rahmawati, Y. N. Nasution, and F. D. T. Amijaya, "Aplikasi Data Mining Market Basket Analysis untuk Menemukan Pola Pembelian di Toko Metro Utama Balikpapan," *J. EKSPONENSIAL*, vol. 8, no. 1, pp. 1–8, 2017, [Online]. Available: <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/expoensial/article/view/69>.
- [13] M. Badrul, "Algoritma Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan," *None*, vol. 12, no. 2, pp. 121–129, 2016.
- [14] E. T. L. Christin Nandari Dengen, Kusriani, "Penentuan Association Rule Pada Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurti*, vol. 3, no. 1, pp. 20–29, 2019.
- [15] A. Ikhwan, "A Novelty of Data Mining for FP-Growth Algorithm," *Int. J. Civ. Eng. Technol.*, vol. 9, no. 7, pp. 1660–1669, 2018.
- [16] I. P. Astuti, "Algoritma Apriori Untuk Menemukan Hubungan Antara Jurusan Sekolah Dengan Tingkat Kelulusan Mahasiswa," *J. Tek. Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 69–78, 2019, doi: 10.15408/jti.v12i1.10525.
- [17] R. Fitria, W. Nengsih, and D. H. Qudsi, "Implementasi Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Hubungan Kecelakaan Lalu Lintas," *J. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 2, p. 118, 2017, doi: 10.21609/jsi.v13i2.551.