

## **Analisis Perbandingan Algoritma *Apriori* Dan *FP-Growth* Dalam Pembentukan Pola Asosiasi Keranjang Belanja Pelanggan**

**Ifa Musdalifah<sup>1\*</sup>, Arief Jananto<sup>2</sup>**

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Stikubank Semarang

Jl. Tri Lomba Juang No.1 Mugassari, Semarang, Indonesia

\*e-mail *Corresponding Author*: ifamusdalifah@gmail.com

### **Abstract**

*To increase product sales, sales companies need to think of various strategies in achieving them, one of which is utilizing sales transaction data to support sales strategies in a better direction. This article examines and compares the performance of the Apriori and FP-Growth algorithms in forming customer shopping cart association patterns, to be used as a reference for company management in planning sales strategies. The CRIPS-DM method is used in the data mining process, following 5 main phases, including: Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling Model, and evaluation model. A total of 749 samples of sales transaction data were tested to understand the association pattern generated by each method. Based on the test results with minimum support = 0.06 and confidence = 0.02, the Apriori algorithm produces 9 rules (association rules) with a total rule strength of 0.72 (0.08 average per rule), while the Fp-growth algorithm produces 14 rules with a total rule strength of 2.32 (average 0.17 per rule). Thus, the FP-Growth algorithm can be stated to perform better in generating association rules when compared to the Apriori algorithm.*

**Keywords:** *Data mining; Association rules; Sales strategy*

### **Abstrak**

Untuk meningkatkan penjualan produk, perusahaan penjualan perlu memikirkan berbagai strategi dalam pencapaiannya, salah satu diantaranya memanfaatkan data transaksi penjualan untuk mendukung strategi penjualan ke arah yang lebih baik. Artikel ini menguji dan membandingkan kinerja algoritma *Apriori* dan *FP-Growth* dalam pembentukan pola asosiasi keranjang belanja pelanggan, untuk dapat menjadi acuan manajemen perusahaan dalam merencanakan strategi penjualan. Metode CRIPS-DM digunakan dalam proses data mining, dengan mengikuti 5 fase utama, meliputi: *Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling Model, dan avaluation model*. Sejumlah 749 sampel data transaksi penjualan diuji untuk memahami pola asosiasi yang dihasilkan masing-masing metode. Berdasarkan hasil pengujian dengan minimum *support*=0,06 dan *confidence*=0,02, algoritma *Apriori* menghasilkan 9 *rules* (aturan asosiasi) dengan total kekuatan *rules* sebesar 0,72 (rerata 0,08 setiap *rule*), sedangkan algoritma *Fp-growth* menghasilkan 14 *rules* dengan total kekuatan *rule* sebesar 2,32 (rerata 0,17 setiap *rule*). Dengan demikian, algoritma *FP-Growth* dapat dinyatakan berkinerja lebih baik dalam menghasilkan aturan asosiasi jika dibandingkan dengan algoritma *Apriori*.

**Kata Kunci:** *Data mining; Aturan asosiasi; Strategi penjualan*

### **1. Pendahuluan**

Data dan informasi berperan krusial untuk memajukan suatu usaha atau bisnis. Pergerakan dan arah kemajuan suatu organisasi bisnis sangat ditentukan oleh data yang bersumber dari transaksi bisnis, baik untuk keperluan pemasaran, pengambilan kebijakan, dan lainnya. Namun, masih cukup banyak organisasi bisnis yang belum memahami data dan informasi serta pentingnya untuk mengembangkan suatu usaha. Tidak jarang data dan informasi dianggap sebagai hal yang tidak penting sehingga luput dari perhatian pihak manajemen usaha yang kemudian berakibat pada buruknya pengambilan kebijakan. Pada

akhirnya, kekeliruan tersebut dapat mengakibatkan suatu bisnis merugi. Sebaliknya, jika data dan informasi dikelola dengan baik dan didukung Teknologi Informasi, data dapat membantu manajemen organisasi memperoleh informasi untuk memprediksi serta mengalkulasi arah bisnis baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang [1].

PT. Multi Lestari adalah perusahaan yang bergerak dibidang manufaktur yang memproduksi Selang dan Regulator LPG (*Liquefied Petroleum Gas*) dengan standar keamanan dan mutu tinggi sesuai dengan Standar Nasional Indonesia (SNI). Setiap hari data transaksi penjualan di PT. Multi Lestari semakin bertambah banyak, namun data ini belum dimanfaatkan secara maksimal untuk mendukung pihak manajemen perusahaan dalam mengembangkan bisnis. Padahal sejatinya, data-data transaksi harian yang dikumpulkan oleh organisasi dapat diolah untuk menghasilkan informasi berdaya guna untuk dimanfaatkan dalam perencanaan bisnis organisasi [2].

Salah satu cara pengolahan untuk pemanfaatan data sebagai sumber informasi adalah menggunakan Teknik Data Mining. Teknik data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan algoritma tertentu [3]. Data mining telah banyak diuji dalam menggali informasi tersembunyi dalam suatu kumpulan data bisnis pada berbagai bidang. Dewi [4], Alfarizi [5], dan Wahyuni [6] telah menguji penggunaan Data Mining dalam prediksi berbagai bidang bisnis. Dalam bidang klasifikasi bisnis, Data Mining telah diuji penggunaannya oleh [7] dan [8]. Teknik Data Mining untuk pemaknaan data juga telah diuji dalam bidang bisnis lainnya, seperti pada [9], [10] dan [11].

Penelitian ini menguji penggunaan data mining, dengan membandingkan kinerja algoritma *Apriori* dan algoritma *FP-Growth* dalam pembentukan pola asosiasi keranjang belanja pelanggan, studi kasus pada PT. Multi Lestari, perusahaan manufaktur dan penjualan produk perlengkapan bahan bakar Gas. Hasil pengujian algoritma menjadi masukan bagi manajemen perusahaan dalam pengembangan sistem pendukung keputusan untuk perencanaan strategi penjualan.

## 2. Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian mengenai analisis pembentukan pola sosiasi berbasis data mining telah dilakukan. Aplikasi data mining untuk mencari pola asosiasi *tracer study* bagi lulusan di perguruan tinggi menggunakan algoritma FOLDARM telah diteliti oleh [12]. Dalam penelitian ini diuji sebanyak 102 *record* data untuk melihat asosiasi antara parameter *Nilai IPK*, *Nilai TOEFL*, *Lama Masa Tunggu Bekerja*, *Umur*, *Gaji Pertama Bekerja* dengan parameter *Status Lulus Tepat Waktu*.

Analisis pola asosiasi barang Jaringan Telekomunikasi yang keluar dari gudang material menggunakan algoritma *Apriori* untuk memaksimalkan perencanaan persediaan barang, telah diteliti oleh [13]. Pada penelitian ini, penentuan asosiasi dilakukan dengan cara menentukan representasi biner data pengeluaran barang fiber optik, mencari nilai pola kombinasi dua itemset, pola kombinasi tiga itemsets dan kemudian dilakukan perhitungan final aturan asosiasi untuk menentukan hasil yang maksimal dan objektif, sehingga berdasarkan pola ini perusahaan dapat memastikan ketersediaan barang yang sering keluar secara bersamaan supaya tidak kehabisan persediaan. Sejumlah 102 item set dari 14 jenis barang diuji untuk mengetahui pola asosiasi jenis barang yang keluar dari gudang secara bersamaan. Berdasarkan Jumlah masing-masing barang yang keluar dalam satu pola asosiasi, dapat direncanakan persediaan barang di masa mendatang.

Analisis pola asosiasi menggunakan algoritma *Apriori* juga telah diteliti oleh [14] dalam kasus sistem rekomendasi produk bagi pelanggan pada usaha penjualan buah segar, sebagai bagian dari strategi pemasaran. Sejumlah 1027 Dataset transaksi pembelian oleh pelanggan dikumpulkan selama dalam periode waktu 2 bulan. Pada eksperimen, ditentukan nilai *support* minimum 85% dan nilai *confidence* minimum 90%. Item set yang saling berasosiasi dan memenuhi nilai *support* dan nilai *confidence* minimum digunakan sebagai acuan dalam merekomendasikan produk bagi pelanggan baru yang memiliki karakteristik yang serupa. Pengolahan data menggunakan *software Weka* versi 3.9. Algoritma *Apriori* dapat menghasilkan aturan asosiasi sebagai acuan dalam promosi produk dan pendukung keputusan dalam memberikan rekomendasi produk kepada konsumen berdasarkan nilai *support* dan *confidence* minimum yang telah ditetapkan.

Pada prinsipnya penelitian [12], [13], dan [14] memiliki kesamaan, termasuk kesamaan dengan penelitian yang kami lakukan, yaitu menggunakan pola asosiasi antara produk di masa

untuk menganalisis berbagai keperluan bisnis di masa mendatang. *State of the art* hany terletak pada tujuan akhir bisnis di masa mendatang, yaitu untuk keperluan Prediksi bisnis [12], perencanaan persediaan barang [13], rekomendasi produk [14], serta untuk kepentingan strategi penjualan pada penelitian yang kami laksanakan.

### 3. Metodologi

#### 3.1 Obyek Kajian

Dalam tinjauan ini, objek eksplorasi adalah transaksi pertukaran informasi pada PT. Multi Lestari, perusahaan yang bergerak di bidang produksi dan penjualan perlatan bahan bakar gas. Dataset yang digunakan sebanyak 749 transaksi, yang dikumpulkan selama 10 bulan masa operasi perusahaan. Parameter input yang dianalisis berupa *item barang*, sedangkan parameter *output* berupa *minimum support* dan *confidence*.

#### 3.2 Metode Analisa Data

Analisis data menggunakan 5 tahapan utama dalam model CRISP-DM, sebagai berikut [15]:

- 1) Fase penelitian awal, bertujuan membandingkan algoritma *Apriori* dan algoritma *FP-Growth* menggunakan data transaksi penjualan untuk memperoleh kombinasi barang yang paling banyak terjadi sehingga dapat dijadikan pertimbangan strategi penjualan pada PT. Multilestari
- 2) Fase Pemahaman Data, bertujuan mengkaji struktur data transaksi penjualan barang di PT. Multi Lestari periode Januari-Oktober 2021, seperti disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Struktur Data Transaksi

No	Nama Field	Keterangan
1	No SO	Nomor Transaksi
2	TGL SO	Tanggal Transaksi
3	Customer	Nama Pelanggan
4	Status	Status proses pesanan
5	Keterangan Detail	Nama Barang
6	Qty Diterima	Jumlah item yang diterima
7	Penjual	Nama penjual

- 3) Fase Persiapan Data, berupa perencanaan informasi mulai dari pembersihan informasi hingga informasi tersebut layak untuk di miningkan. tahapannya seperti di bawah ini:
  1. Tahap Pembersihan Data  
Tahap pembersihan data merupakan menghilangkan data yang tidak lengkap untuk menghindari *missing value*
  2. Pemilihan Variabel  
Data yang sudah didapat harus dipilih agar bisa dijadikan aturan asosiasi, kemudian dilakukan pemilihan *field* hanya mengambil 2 filed yaitu No SO dan Keterangan detail
  3. Transformasi Data  
Setelah pemelihan variable dilakukan trasfromasi agar memudahkan peneliti dalam meminingkan data field keterangan detail ditaransformasika menjadi variabel yang mudah difahami, hasil trasfrmasi keterangan detail dapat dilihat ada Tabel 2
- 4) Fase Pemodelan, meggunakan metode asosisasi data mining menggunakan dua algoritma yaitu *Apriori* dan *FP-Growth* untuk kemudian dibandingkan. Metodologi dasar aturan asosiasi terbagi menjadi dua tahap yaitu [16][17].
- 5) Fase Evaluasi, hasil rule yag terbetuk dari masing-masing algoritma selanjutnya dibuat kesimpulan dari hasil perbandingan kedua algoritma. Algoritma mana yang sesuai untuk dipergunakan pegambilan keputusan manajemen perusahaan.

Tabel 2. Transformasi Item set Barang

NO SO	Keterangan Detail	Keterangan Detail
SOA1-00004714	Selang Orange Roll ( GH-550-O ) 50m-16.5mm-10.5mm	SOR ( GH-550-O ) 50m-16.5mm-10.5mm
SOA1-00004714	Selang Orange Roll ( GH-550-O ) 50m-16.5mm-10.5mm	SOR ( GH-550-O ) 50m-16.5mm-10.5mm
SOA1-00004715	Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )	RSL ( GRS-02 )
SOA1-00004715	Reg Econo Auto GRT-3D	REA GRT-3D
SOA1-00004715	Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )	RGE ( GRT-2D )
SOA1-00004716	GC Paket Trading ( GRT-924-E )	GCPT ( GRT-924-E )
SOA1-00004717	Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )	RSL ( GRS-01 )
SOA1-00004718	Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )	RSL ( GRS-01 )
SOA1-00004718	Selang Flexible	SF
SOA1-00004718	Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )	RGE ( GRT-2D )
SOA1-00004718	GC Paket Trading ( GRT-924-E )	GCPT ( GRT-924-E )
SOA1-00004719	Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )	RSL ( GRS-01 )
SOA1-00004719	Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )	RGE ( GRT-2D )
SOA1-00004719	Selang Flexible	SF
SOA1-00004720	GC Paket Trading ( GRT-924-E )	GCPT ( GRT-924-E )
SOA1-00004721	Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )	RSL ( GRS-01 )
SOA1-00004721	GC Paket Trading ( GRT-924-E )	GCPT ( GRT-924-E )
SOA1-00004721	Reg Econo Auto GRT-3D	REA GRT-3D
SOA1-00004721	Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )	RGE ( GRT-2D )

### 3.3 Algoritma Apriori

Algoritma Apriori disajikan berikut [16]:

#### 1) Analisa pola frekuensi tertinggi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi nilai *support* Nilai *support* suatu item dapat diperoleh menggunakan rumus:

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

Sementara, nilai *support* dari 2 item diperoleh menggunakan rumus:

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

#### 2) Pembentukan aturan asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung nilai *confidence* aturan asosiatif  $A \rightarrow B$ . Nilai *confidence* dari aturan  $A \rightarrow B$  diperoleh dari rumus sebagai berikut [17]:

$$\text{Confidence} = P(B|A) = \frac{\text{Total transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi mengandung A}} \times 100\% \quad \dots (3)$$

### 3.4 Algoritma FP-Growth

Dalam *FP-Development*, harga bantuan digunakan untuk memutuskan kemungkinan kejadian aturan di semua pertukaran [18]. Algoritma *FP-Growth* memiliki tiga tahapan yaitu:

- 1) Tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*. *Conditional Pattern Base* merupakan *subdatabase* yang berisi *prefix path* (lintasan prefix) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-tree* yang telah dibangun sebelumnya.
- 2) Tahap Pembangkitan *Conditional FP-tree*. Pada tahap ini, *support count* dari setiap item pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah *support count* lebih besar sama dengan minimum *support count* akan dibangkitkan dengan *condisional fp-tree*
- 3) Tahap Pencarian *frequent itemset*. Apabila *Conditional FP-tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *conditional FP-tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-growth* secara rekursif.

### 3.5 Analisis Perbandingan Algoritma

Dalam membandingkan kedua algoritma perlunya menghitung tingkat akurasi aturan asosiasi dari kedua algoritma, kemudian diterapkan terhadap evaluasi dataset pada data transaksi.

Analisis akurasi aturan asosiasi yang dihasilkan masing-masing algoritma dapat menggunakan rumus sebagai berikut [19]:

$$\frac{\sum_{i=1}^n (S_i \times C_i)}{n} \dots\dots (4)$$

Keterangan:

N = jumlah aturan asosiasi.

S<sub>i</sub> = nilai *support* untuk aturan asosiasi.

C<sub>i</sub> = nilai *confidence* aturan asosiasi.

Untuk menghitung presentase akurasi algoritma *Apriori* terhadap *FP-Growth* atau sebaliknya, menggunakan rumus:

$$\frac{\sum \text{Support Algoritma A}}{\sum \text{Support Algoritma B}} \dots\dots (5)$$

## 4. Hasil Dan Pembahasan

### 4.1 Implementasi Algoritma *Apriori*

Gambar 1 merupakan hasil pengujian algoritma *Apriori* pada *software RStudio* dengan parameter minimum *support* 0.06 dan *confidence* 0.2.

```
> aturan.ap<-apriori(data_trans,
+                    parameter = list(supp=0.06,conf=0.2,minlen=3))
Apriori

Parameter specification:
 confidence minval smax arem aval originalSupport maxtime support minlen maxlen target ext
  0.2      0.1    1 none FALSE          TRUE      5  0.06    3    10 rules TRUE

Algorithmic control:
 filter tree heap memopt load sort verbose
  0.1 TRUE TRUE  FALSE TRUE    2    TRUE

Absolute minimum support count: 44

set item appearances ...[0 item(s)] done [0.00s].
set transactions ...[86 item(s), 746 transaction(s)] done [0.00s].
sorting and recoding items ... [5 item(s)] done [0.00s].
creating transaction tree ... done [0.00s].
checking subsets of size 1 2 3 done [0.00s].
writing ... [9 rule(s)] done [0.00s].
creating 54 object ... done [0.00s].
```

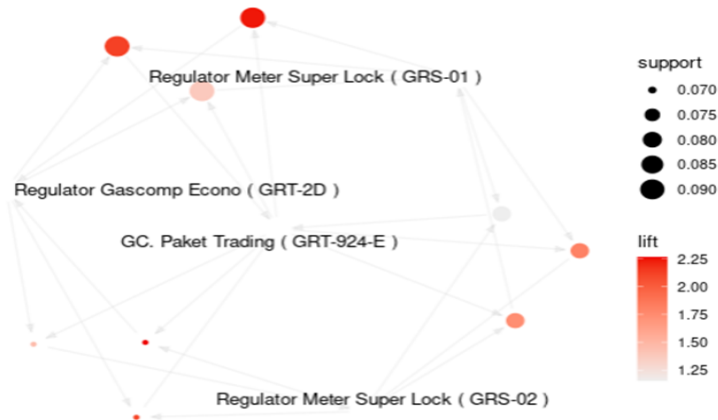
Gambar 1. Hasil Pemrosesan Algoritma *Apriori* Menggunakan *Software RStudio*

Pada gambar 1 terlihat bahwa perhitungan menggunakan minimum *support* 0.06, *confidence* 0.2 menghasilkan 9 rule, seperti yang disajikan pada Gambar 2.

```
> main = "Plot Association Rule Kombinasi 3 itemsets"
> inspect(sort(aturan.ap,by="support"))
lhs                                     rhs                                     support confidence coverage lift count
[1] {Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D ),
Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} => {GC. Paket Trading ( GRT-924-E )} 0.09115282 0.8500000 0.10723861 2.127852 68
[2] {GC. Paket Trading ( GRT-924-E ),
Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} 0.09115282 0.5037037 0.18096515 1.381481 68
[3] {GC. Paket Trading ( GRT-924-E ),
Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} => {Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )} 0.09115282 0.5528455 0.16487936 2.241428 68
[4] {Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 ),
Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} => {GC. Paket Trading ( GRT-924-E )} 0.07908847 0.4609375 0.17158177 1.153891 59
[5] {GC. Paket Trading ( GRT-924-E ),
Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} 0.07908847 0.6344086 0.12466488 1.739959 59
[6] {GC. Paket Trading ( GRT-924-E ),
Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} 0.07908847 0.4796748 0.16487936 1.807260 59
[7] {Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D ),
Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} => {GC. Paket Trading ( GRT-924-E )} 0.06970509 0.8387097 0.08310992 2.099509 52
[8] {GC. Paket Trading ( GRT-924-E ),
Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} 0.06970509 0.3851852 0.18096515 1.451253 52
[9] {GC. Paket Trading ( GRT-924-E ),
Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} => {Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )} 0.06970509 0.5591398 0.12466488 2.266947 52
```

Gambar 2. Rule Yang Dihasilkan Algoritma *Apriori*

Grafik plot yang dihasilkan oleh algoritma *Apriori* dapat dilihat pada Gambar 3



Gambar 3. Grafik Hasil Plot Algoritma *Apriori*

4.2 Implementasi Algoritma *FP-Growth*

Gambar 4 menyajikan hasil pengujian algoritma *apriori* pada *software RStudio* dengan parameter minimum *support* 0.06 dan *confidence* 0.2.

```
> rules = rcba::fpgrowth(txns, support=0.06, confidence = 0.2, maxLength = 3,
consequent="frequent",parallel = FALSE)
2022-05-27 01:00:19 rcba: initialized
2022-05-27 01:00:20 rcba: data 794x782
      took: 0.4 s
May 27, 2022 1:00:20 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: start
May 27, 2022 1:00:20 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: tree built (6)
2022-05-27 01:00:20 rcba: rules 15
      took: 0.24 s
```

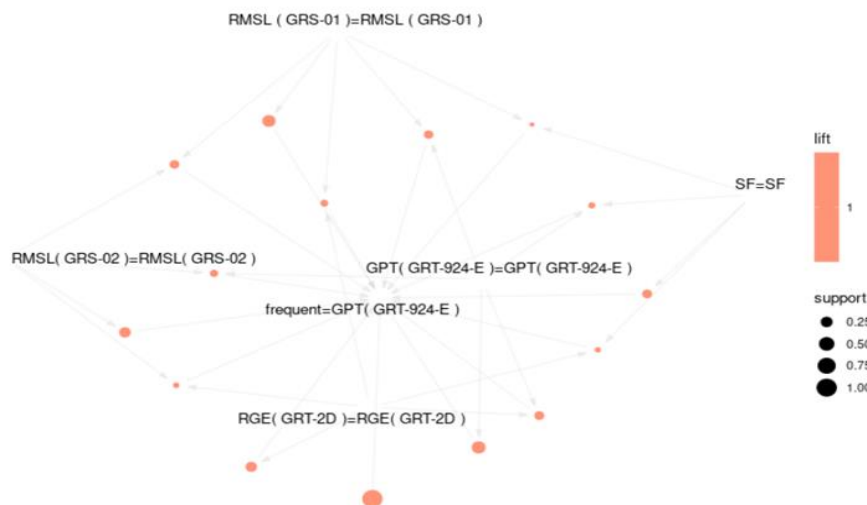
Gambar 4. Hasil Pemrosesan *FP-Growth* Menggunakan *Software RStudio*

Pada gambar 5 dapat dilihat hasil pengujian *FP-Growth* yang menghasilkan 14 rule yang berbeda (1 similar rule) dengan waktu 0.24s.

```
> inspect(sort(rules,by="support"))
  lhs                                     rhs          support confidence lift
[1] {}                                     => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 1.00000000      1 1
[2] {GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.37531486      1 1
[3] {RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 )}    => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.34130982      1 1
[4] {RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )}    => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.24307305      1 1
[5] {RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D )}      => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.22921914      1 1
[6] {SF=SF}                               => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.16372796      1 1
[7] {RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D ),
GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.16246851      1 1
[8] {RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 ),
RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )}    => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.15491184      1 1
[9] {RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 ),
GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.14735516      1 1
[10] {GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E ),
RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )}    => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.10831234      1 1
[11] {RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 ),
RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D )}      => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.09823678      1 1
[12] {SF=SF,
GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.08312343      1 1
[13] {RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D ),
RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )}    => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.07304786      1 1
[14] {SF=SF,
RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D )}      => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.07178841      1 1
[15] {SF=SF,
RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )} 0.06549118      1 1
```

Gambar 5 Rule Algoritma *FP-Growth*

Grafik plot yang dihasilkan oleh algoritma *FP-Growth* disajikan pada Gambar 6



Gambar 6 Grafik Plot Algoritma *FP-Growth*

4.3 Hasil Analisa Perbandingan Kedua Algoritma

Berdasarkan hasil pengujian kedua algoritma tersebut dengan minimum support 0.06. Algoritma *Apriori* hanya menghasilkan 9 rule, sedangkan algoritma *FP-Growth* menghasilkan 14 rule. dari nilai *support* 0.06 kedua algoritma tersebut sama-sama menghasilkan kombinasi tertinggi yaitu kombinasi 3 itemset. kemudian hasil Analisa berdasarkan:

1) Waktu

Hasil pengujian waktu yang digunakan apriori untuk mengeksekusi lebih cepat dibandingkan *FP-Growth* yang membutuhkan waktu 0.24s. Meskipun *Apriori* melakukan scan databse sebanyak transaksi yang ada sedangkan *FP-Growth* hanya melakukan scan datab se sebanyak 2 kali, tetapi pembentukan *FP-Tree* yang mengakibatkan *FP-Growth* membutuhkan banyak waktu untuk mengeksekusi

2) Tingkat kekuatan aturan asosiasi

Perhitungan tingkat kekuatan asosiasi dapat dihitung dengan rumus (3), Hasilnya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Perhitungan Kekuatan Aturan Asosiasi *Apriori*

No	Aturan Asosiasi Algoritma Apriori	Support	Confidence	Support X Confidence
1	{Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D ),Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} => {GC. Paket Trading ( GRT-924-E )}	0.091153	0.8500000	0.077479897
2	{GC. Paket Trading ( GRT-924-E ), Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )}	0.091153	0.5037037	0.045914013
3	{GC. Paket Trading ( GRT-924-E ), Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )}	0.091153	0.5528455	0.050393426
4	{Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D ), Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} => {GC. Paket Trading ( GRT-924-E )}	0.079088	0.4609375	0.036454842
5	{Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D ), Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )}	0.079088	0.6344086	0.050174406

No	Aturan Asosiasi Algoritma Apriori	Support	Confidence	Support X Confidence
6	{GC. Paket Trading ( GRT-924-E ), Regulator Meter Super Lock ( GRS-01 )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )}	0.079088	0.4796748	0.037936746
7	{Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D ), Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} => {GC. Paket Trading ( GRT-924-E )}	0.069705	0.8387097	0.058462335
8	{GC. Paket Trading ( GRT-924-E ), Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )} => {Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )}	0.069705	0.3851852	0.026849369
9	{GC. Paket Trading ( GRT-924-E ), Regulator Meter Super Lock ( GRS-02 )} => {Regulator Gascomp Econo ( GRT-2D )}	0.069705	0.5591398	0.03897489
Kekuatan Asosiasi Algoritma Apriori				0.71983914

Hasil perhitungan aturan asosiasi algoritma *FP-Growth* disajikan pada tabel 4

Tabel 4 Hasil Perhitungan Kekuatan Aturan Asosiasi Algoritma *FP-Growth*

No	Aturan Asosiasi Algoritma FP-Growth	Support	Confidence	Support X Confidence
1	{GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.37531486	1	0.37531486
2	{RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.34130982	1	0.34130982
3	{RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.24307305	1	0.24307305
4	{RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.22921914	1	0.22921914
5	{SF=SF} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.16372796	1	0.16372796
6	{RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D ), GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )}	0.16246851	1	0.16246851
7	{RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 ), RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.15491184	1	0.15491184
8	{RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 ), GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.14735516	1	0.14735516
9	{GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E ),RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.10831234	1	0.10831234
10	{RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 ), RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D )} => {frequent=GPT( GRT-924-E )}	0.09823678	1	0.09823678
11	{SF=SF, GPT( GRT-924-E )=GPT( GRT-924-E )} =>	0.08312343	1	0.08312343



No	Aturan Asosiasi Algoritma FP-Growth	Support	Confidence	Support X Confidence
12	{frequent=GPT( GRT-924-E )} {RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D ), RMSL( GRS-02 )=RMSL( GRS-02 )} =>	0.07304786	1	0.07304786
13	{frequent=GPT( GRT-924-E )} {SF=SF, RGE( GRT-2D )=RGE( GRT-2D )} =>	0.07178841	1	0.07178841
14	{frequent=GPT( GRT-924-E )} {SF=SF, RMSL ( GRS-01 )=RMSL ( GRS-01 )} =>	0.06549118	1	0.06549118
Kekuatan Asosiasi Algoritma <i>FP-Growth</i>				2.31738034

3) Tingkat Akurasi Asosiasi Kedua Algoritma

Perhitungan tingkat akurasi dapat dilakukan dengan rumus 5. sehingga hasil kedua algoritma adalah:

a. Tingkat akurasi algoritma *Apriori* terhadap *Fp-growth*:

$$\frac{\sum \text{support Algoritma Apriori}}{\sum \text{support Algoritma FP-Growth}} = \frac{0.71983914}{2.31738034} = 0.310626 = 31\%$$

b. Tingkat akurasi algoritma *Fp-growth* terhadap *Apriori*:

$$\frac{\sum \text{support Algoritma FP-Growth}}{\sum \text{support Algoritma Apriori}} = \frac{2.31738034}{0.71983914} = 3.219303 = 321\%$$

Berdasarkan perhitungan tingkat akurasi kedua algoritma, akurasi algoritma *FP-Growth* lebih tinggi 321% jika dibandingkan dengan algoritma *Apriori*.

4.4 Pembahasan

Sebagaimana yang telah dipaparkan pada bagian tujuan pengkajian, aturan-aturan yang terbentuk dari hasil analisis terhadap kinerja kedua algoritma (*Apriori* dan *FP-Growth*) diharapkan menjadi masukan bagi manajemen perusahaan dalam pengembangan sistem pendukung keputusan untuk perencanaan strategi bisnis penjualan.

Dalam kasus ini, pola asosiasi antar produk yang terbentuk di masa lalu (misalnya: *Jika pelanggan membeli Regulator Meter Superlock (GRS0'2) maka akan membeli GC. Paket Trading (GRT-924-E)*) dapat digunakan oleh manajemen perusahaan untuk membuat konsep *bundling* produk-produk yang memiliki rating penjualan yang dianggap kurang di masa mendatang seperti dalam [20]. Pola asosiasi antar produk juga dapat dimanfaatkan oleh manajemen organisasi untuk perencanaan persediaan barang, baik secara kualitatif seperti dalam [13] maupun secara kuantitatif seperti dalam [21]. Bentuk lain dari dukungan layanan pelanggan dari hasil mengetahui pola asosiasi juga dapat diberikan dalam bentuk sistem rekomendasi produk [14],[22]. Ketika seorang pelanggan merasa bingung dalam menentukan tipe produk "*GC. Paket Trading*" yang mesti dipasangkan dengan produk "*Regulator Meter Superlock (GRS0'2)*" yang mereka telah miliki, manajemen penjualan dapat menyarankan model "*GC. Paket Trading type (GRT-924-E)*" sebagaimana pola kebiasaan pelanggan lainnya di masa lalu.

5. Simpulan

Darsi kedua algoritma (*Apriori* dan *FP-Growth*) yang diuji sama-sama mampu membentuk 3 kombinasi itemset, namun *FP-Growth* memiliki kekuatan *rule* yang lebih besar dalam pola asosiasi antar item set dari pada *Apriori*. Tingkat akurasi algoritma *FP-Growth* juga jauh lebih tinggi jika dibandingkan dengan algoritma *Apriori*. Dengan demikian, aturan asosiasi yang dibentuk oleh *FP-Growth* direkomendasikan untuk dapat digunakan sebagai acuan untuk perencanaan bisnis penjualan, khususnya pada bidang usaha penjualan produk perlengkapan bahan bakar gas yang memenuhi nilai *confidence* dan *support* minimum. Rekomendasi masa mendatang berkaitan dengan penggunaan data set yang lebih besar, serta penetapan nilai *confidence* dan *support* minimum yang lebih besar, agar tingkat akurasi sistem menjadi lebih baik.

**Daftar Referensi**

- [1] N. A. Rahmadita, B. M. Wibawa, & M. S. Hakim. "Identifikasi Permasalahan Pemanfaatan Data sebagai Dasar Pengambilan Keputusan Bisnis pada UMKM Sektor Jasa: Kasus di Surabaya". *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 7, no. 1, pp. 21-25, 2018.
- [2] P. S. C. Moonallika, K. Q. Fredlina, & I.K. Sudiatmika. "Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan Algoritma Naive Bayes Classifier (Studi Kasus STMIK Primakara)". *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, vol. 16, no. 1, pp. 47-56, 2020.
- [3] B. Bahar. "Model Pengujian Akurasi Berbasis Empiris Pada Algoritma A-Priori". *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 45-56, 2019.
- [4] S. Dewi. "Komparasi Metode Algoritma Data Mining pada Prediksi Uji Kelayakan Credit Approval pada Calon Nasabah Kredit Perbankan". *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 7, no. 1, pp. 59-65, 2019.
- [5] A.D. Alfarizi, A. Andri. "Pemanfaatan data mining dalam memprediksi produksi pada PT Pupuk Sriwidjaja Palembang menggunakan algoritma regresi linier berganda". *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 1, pp. 51-63, 2021.
- [6] Wahyuni, F. S., & Zahro, H. Z. (2022). Penerapan Teknik Data Mining untuk Menentukan Rencana Strategi Penjualan. *Jupiter (Jurnal Pendidikan Teknik Elektro)*, 7(1), 47-54.
- [7] F. Aris, B. Benyamin. "Penerapan Data Mining untuk Identifikasi Penyakit Diabetes Melitus dengan Menggunakan Metode Klasifikasi". *Router Research*, vol. 1, no. 1, pp. 1-6, 2019.
- [8] S. Mujilawati. "Pemanfaatan Algoritma ID3 untuk Klasifikasi Penjualan Obat". In *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Dan Rekayasa Informasi*, vol. 1, pp. 25-29, 2017.
- [9] M.A.A. Ahmad, Z. Saharuna, M.F. Raharjo. "Pemanfaatan Data Mining dalam Penentuan Rekomendasi Mustahik ". *Elektron: Jurnal Ilmiah*, vol. 12, no. 2, pp. 67-73, 2020.
- [10] R. Yanto, H. Kesuma, "Pemanfaatan Data Mining Untuk Penempatan Buku Di Perpustakaan Menggunakan Metode Association Rule". *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, vol. 4, no. 1, pp. 1-10, 2017.
- [11] E. Irfiani, F. Indriyani. "Data Mining Untuk Sistem Pengambilan Keputusan Menentukan Kenaikan Kelas Berbasis Web". *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONAL: Journal of Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 19-28, 2017.
- [12] T. Setiadi, T. Haryadi. "Aplikasi Data Mining untuk Mencari Pola Asosiasi Tracer Study Menggunakan Algoritma FOLDARM". *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 37-43, 2018.
- [13] N. Barkah, E. Sutinah, & N. Agustina. "Metode Asosiasi Data Mining Untuk Analisa Persediaan Fiber Optik Menggunakan Algoritma Apriori". *Jurnal Kajian Ilmiah*, vol. 20, no. 3, pp. 237-248, 2020
- [14] A.R. Riszky, M. Sadikin. "Data Mining dengan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan". *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 7, no. 3, pp. 103-108, 2019.
- [15] A. R. Wijaya and A. Jananto, "Mencari Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Fp-Growth", *Dinamika Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 1-7, 2018.
- [16] A. R. Wibowo, A. Jananto. "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma Fp-Growth Pada Perusahaan Ritel". *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, pp. 200-212, 2020.
- [17] C. Olivia, "Penerapan Aturan Asosiasi Algoritma Apriori Terhadap Penjualan Thai Tea Pada PT . Nyonya Besar Lestari". *Paradig. J. Komput. dan Inform*, vol. 22, no. 1, pp. 4-7, 2020.
- [18] J. H. M. Jhoni. "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat". Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SNASTIKOM 2015), pp. 60-65, 2015.
- [19] H. Maulidiya, A. Jananto, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-GROWTH Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako," *Proceeding SENDIU 2020*, vol. 6, pp. 36-42, 2020.
- [20] A.K. Fauziyyah. "Market Base Analysis in Dropship Business with Apriori Algorithm in Determining R-Based Product Bundling". *Indonesian Journal of Business Intelligence (JUBI)*, vol. 2, no. 1, pp. 25-31, 2019.
- [21] D. Matovani, K. Hadiono. "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Membantu Proses Persediaan Barang". *Dinamika Informatika*, vol.10, no.2, pp. 53-59, 2018
- [22] E. Alma'arif, E. Utami, & F.W. Wibowo. "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Rekomendasi Produk Pada Toko Online". *Creative Information Technology Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 63-74, 2021.