

## **POLA FREKUENSI PENJUALAN BARANG BALI MART MENGGUNAKAN FP-GROWTH**

**Dewi Eka Putri**

Teknik Informatika, Universitas Putra Indonesia YPTK Padang, Jl. Raya Lubuk Begalung Padang  
Email: [dewieka@upiypk.ac.id](mailto:dewieka@upiypk.ac.id)

### **Abstract**

*The high competition in business, especially in the minimarket industry, makes minimarket managers have to think of ways to increase sales at their minimarkets. One of them can be done by utilizing transaction data in the minimarket. Bali Mart is a minimarket located in Padang. The problem at Bali Mart is a large number of unsold items because the minimarket cannot see consumer buying patterns. Consumer buying patterns are needed so that minimarkets can see the frequency of goods purchased by consumers and manage the layout of goods in the minimarket so that it will be very easy for consumers to find goods when shopping. Data mining is an approach that is considered suitable to find the pattern of frequency of sales of goods at Bali Mart. This study uses 12 sales transactions at Bali Mart. Examples of patterns of sale of goods obtained are from 12 transactions that bought GR, 6 transactions bought ST. The algorithm used is FP-Growth can solve the problem of minimarkets in seeing the tendency of goods purchased simultaneously by consumers so that it will facilitate the minimarket manager in arranging the procurement of goods to be sold and managing the layout of goods in minimarkets in order to facilitate consumers in finding goods.*

**Keywords:** *Frequence Pattern, Sales, Data Mining, FP-Growth*

### **Abstrak**

*Tingginya persaingan dalam bisnis, terutama dalam industri minimarket, membuat para pengelola minimarket harus memikirkan cara agar dapat meningkatkan penjualan di minimarket mereka. Salah satunya bisa dilakukan dengan memanfaatkan data transaksi di minimarket tersebut. Bali Mart merupakan salah satu minimarket yang berada di Padang. Masalah di Bali Mart adalah banyaknya barang yang tidak terjual karena pihak minimarket tidak bisa melihat pola beli konsumen. Pola beli konsumen diperlukan agar pihak minimarket bisa melihat frekuensi barang yang dibeli konsumen dan mengelola tata letak barang di minimarket tersebut, sehingga akan sangat memudahkan konsumen dalam mencari barang saat berbelanja. Data mining merupakan pendekatan yang dinilai cocok untuk mendapatkan pola frekuensi barang di Bali Mart. Penelitian ini menggunakan 12 transaksi penjualan di Bali Mart. Contoh pola penjualan barang yang diperoleh adalah dari 12 transaksi yang membeli GR, 6 transaksi membeli ST. Algoritma yang digunakan adalah FP-Growth dapat memecahkan masalah pihak minimarket dalam melihat kecenderungan barang yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen, sehingga akan memudahkan pihak pengelola minimarket dalam mengatur pengadaan barang yang akan dijual dan mengatur tata letak barang di minimarket agar memudahkan konsumen dalam mencari barang.*

**Keywords:** *Pola Frekuensi, Penjualan, Data Mining , FP-Growth*

## **1. PENDAHULUAN**

Perkembangan persaingan dalam bisnis khususnya dalam industri minimarket menuntut para pengelola harus dapat mencari cara untuk meningkatkan penjualan barang dengan memanfaatkan data transaksi yang terjadi. Dengan terjadinya kegiatan transaksi setiap hari, maka data di minimarket semakin lama akan bertambah banyak. Volume data

yang besar bisa menjadi masalah jika tidak dimanfaatkan semaksimal mungkin. Dengan bertambahnya volume data, maka minimarket semakin memerlukan cara untuk mengolah data agar dapat dijadikan informasi yang berguna di masa depan (Nurdin and Astika 2019).

Bali Mart merupakan sebuah minimarket yang berada di Kota Padang. Minimarket ini menyediakan barang kebutuhan sehari-hari,

sehingga minimarket ini ramai dikunjungi oleh konsumen yang ingin membeli kebutuhan sehari-hari. Dengan banyaknya konsumen yang berbelanja, pihak minimarket agak kewalahan dalam melihat pola pembelian barang yang dilakukan oleh konsumen. Akibatnya, terkadang minimarket kehabisan stok saat permintaan terhadap barang tersebut tinggi, atau justru sebaliknya, terjadi penumpukan barang karena tidak ada konsumen yang membeli. Masalah lain yang muncul adalah minimarket tidak bisa melihat frekuensi dan kombinasi pembelian barang yang dilakukan konsumen, sehingga pengaturan tata letak barang juga menjadi agak berantakan.

Untuk membantu pihak Bali Mart dalam mengatasi permasalahan diatas, penelitian ini menggunakan pendekatan *data mining* untuk mendapatkan pola beli konsumen. *Data Mining* merupakan proses menggali nilai tambah untuk mendapatkan pengetahuan dalam bentuk pola dari sebuah basis data yang sangat besar. *Data mining* menggunakan statistik, kecerdasan buatan, dan pengenalan pola untuk perilaku kelompok (Mandala 2017). Munculnya *data mining* didasarkan pada jumlah data yang tersimpan dalam basis data semakin besar. Misalnya pada supermarket, banyak transaksi terjadi dalam sehari dan mencapai jutaan data yang tersimpan dalam sebulan (Prasetyo 2014).

Penggunaan teknik asosiasi lebih tepat digunakan untuk mencari pola beli konsumen. Penelitian ini menggunakan *Algoritma FP-Growth* yang merupakan salah satu algoritma dalam teknik asosiasi. *FP-Growth* merupakan algoritma yang digunakan untuk menentukan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*). *FP-Growth* menggunakan pendekatan yang berbeda dari paradigma yang digunakan pada algoritma *Apriori*. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma *Apriori* (Mulya 2019).

Penelitian tentang asosiasi di minimarket pernah dilakukan pada tahun 2020, penelitian ini menentukan asosiasi dari *cross selling product* yang ada pada Bigmart. Bigmart menghitung ada sekitar 200 barang yang dijual setiap hari, sehingga sulit mengatur tata letak barang dan mengidentifikasi pola pembelian konsumen. Untuk mengatasi masalah tersebut, penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth*, untuk membantu mendapatkan pola

beli konsumen di Bigmart (Melati and Wahyuni 2019).

Penelitian tentang asosiasi pada transaksi minimarket pernah dilakukan pada tahun 2019, penelitian ini menggabungkan dua metode dalam *data mining* yaitu asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* dan klasterisasi menggunakan algoritma *K-Means*, dimana penelitian ini berhasil membuat rekomendasi dalam penataan barang di minimarket Adijasa. Penelitian ini membuat rekomendasi penataan 10 rak dan rekomendasi paket sebanyak 21 paket (Mamahit and Qoiriah 2019).

Tahun 2017, juga ada penelitian tentang penemuan kombinasi item pada keranjang belanja dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*, penelitian ini menghasilkan aturan asosiasi yang menggambarkan kombinasi item pembelian barang yang dilakukan konsumen di supermarket. (Prahartiwi 2017).

Penelitian untuk menyusun tata letak barang juga pernah dilakukan pada tahun 2016, penelitian ini menggunakan metode asosiasi dengan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan pola belanja di swalayan Daily Mart, sehingga bisa pihak swalayan dapat dengan mudah mengatur tata letak barang dilihat dari kombinasi barang yang dibeli konsumen saat berbelanja (Sumangkut, Lumenta, and Tulenan 2016).

Penelitian ini menggunakan metode asosiasi yaitu untuk mendapatkan pola pembelian barang oleh konsumen dengan melihat kombinasi antar satu item pembelian dengan item lainnya. Asosiasi dapat dimanfaatkan untuk pengadaan stok barang, membuat strategi dalam promosi dan menata barang di minimarket (Prasidya and Fibriani 2017). Dalam menentukan suatu relasi, terdapat ukuran kepercayaan (*interestingness measure*) yaitu : (1) *Support* merupakan ukuran yang menunjukkan besar tingkat dominasi suatu barang (*item* atau *itemset*) terhadap keseluruhan transaksi. (2) *Confidence* merupakan ukuran yang menunjukkan hubungan antara dua buah *item* secara *conditional* (Putro and Gunawan 2019).

Nilai *support* dan nilai *confidence* dirumuskan seperti Persamaan 1 dan Persamaan 2 (Putro and Gunawan 2019)

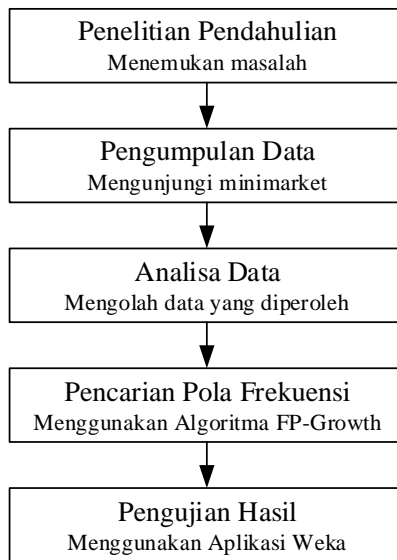
$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

$$\text{Confidence}(A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung A}} \quad (2)$$

Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma *FP-Growth* yang merupakan analisis keranjang belanja berbasis pohon (*tree*) yang diusulkan oleh Han tahun 2000. Algoritma ini sangat efektif karena agar dapat menyelesaikan *mining task* hanya membutuhkan dua kali *scan* basis data. *Scan* pertama menghitung support untuk setiap item untuk membuat *header* tabel, merekam nama item, dan nilai *support* yang sesuai. Nilai *support* pada header tabel diurutkan dari nilai terbesar ke nilai terkecil. Pada *scan* kedua, item yang tersisa diurutkan berdasarkan nilai *support* kemudian dimasukkan ke dalam *FP-Tree* (Putro and Gunawan 2019).

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dimulai dari pengumpulan data sampai pengujian hasil dengan menggunakan kerangka penelitian seperti Gambar 1 berikut :



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Dari Gambar 1 diatas dapat dilihat ada beberapa langkah yang dilakukan dalam penelitian ini, diantaranya adalah :

### 1. Penelitian Pendahuluan

Penelitian ini dimulai dengan menganalisa masalah yang terjadi di Bali Mart yang berkaitan dengan pola penjualan barang. Salah satu masalah yang ditemukan adalah sulitnya pengelola minimarket dalam melihat pola pembelian barang oleh konsumen

sehingga pihak minimarket kesulitan mengetahui barang yang terjual.

### 2. Pengumpulan Data

Tahap ini dilakukan dengan mengunjungi Bali Mart dan melakukan wawancara dengan pihak pengelola. Data yang dikumpulkan berupa data transaksi penjualan yang terjadi di minimarket tersebut.

### 3. Analisa Data

Setelah memperoleh data, dilakukan penganalisaan data. Tahap ini dilakukan untuk menyaring data transaksi yang akan digunakan. Data yang digunakan adalah data transaksi yang didalamnya terdiri dari 3 item atau lebih.

### 4. Pencarian Pola Frekuensi

Tahap ini merupakan proses inti dalam penelitian ini. Pencarian pola frekuensi ini dilakukan dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk melihat frekuensi barang yang terjual dari semua transaksi yang ada. Algoritma ini menghasilkan *FP-Tree* dan *interesting rules* (*strong association rules*).

### 5. Pengujian Hasil

Tahap terakhir yang dilakukan pada penelitian ini adalah penggunaan perangkat lunak *data mining* yaitu aplikasi Weka 3-8-3 untuk pengujian.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 ANALISA DATA

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah transaksi yang terjadi di Bali Mart yang diberikan oleh pemilik minimarket tersebut. Data yang digunakan adalah data transaksi sebanyak 12 transaksi yang merupakan hasil filter dari total transaksi selama satu bulan. Data transaksi yang digunakan hanya transaksi yang berisi banyak item barang, sehingga akan dihasilkan pola frekuensi penjualan barang. Dari 12 data transaksi yang digunakan, terdapat 29 item barang yang terlibat yang dapat dilihat pada Tabel 1 :

Tabel 1. Daftar Barang Dalam Transaksi

No	Nama Produk	Kode
1	Big Cola 1500 ml	BC
2	Love 1000 ml	LX
3	Okky Koko Drink 195gr	OB
4	Floridina 350 ml	FF
5	Sprite 1500 ml	ST
6	Delfi Cha Cha Peanut 10g	DE
7	Kacang Atom Garuda 130gr	GR

8	Sakatonik ABC 30 Tablet	SAC
9	Sari Roti Cokelat 72gr	SA
10	Chocolatos 200 ml	CB
11	Fanta 1500 ml	FA
12	Dua Kelinci 80 gr	DY
13	Choco Mania 90 gr	CC
14	SGM 3 Vanilla 150gr	SG
15	Silver Queen 30 gr	SN
16	Chitato 68 gr	HT
17	Kraft 165 gr	RA
18	Milo 30 gr	MA
19	Walls Feast Vanilla 30 gr	WS
20	Koko Krunch 330 gr	CR
21	Oreo Vanila 130 gr	RE
22	Relaxa 40 gr	RV
23	Cimory 250 ml	CY
24	Beng Beng 20 gr	BE
25	Kapal Api 165 gr	KA
26	Pocky 30 gr	PA
27	Wafer Tango 130 gr	PTN
28	Happy Tos 140 gr	HP
29	Teh Botol Sosro 450 ml	RO

Tabel 1 mendefinisikan daftar item barang yang terlibat dari semua transaksi yang akan diolah pada penelitian ini. Data semua transaksi yang akan diolah dapat dilihat padang Tabel 2 :

Tabel 2. Daftar Barang Dalam Transaksi

Trans	Item
1	ST, DE, FA, DY, CB, GR, SAC, CC, SG, FF
2	HT, ST, GR, RA, CB, MA, DY, WS
3	DY, KA, GR, PA, ST, PTN, RA, HP
4	BC, LX, OB, FF, ST, DE, GR, SAC, SA, CB
5	RO, WS, HT, ST, GR, RA
6	PA, GR, ST, PTN, RA, HP
7	SG, FA, DY, GR, SAC, CC, FF
8	GR, DE, SG, FA, DY, CR, CB, RE
9	BE, GR, DY
10	RV, GR, SAC, CC, SA, HT
11	GR, SAC, CC, HT, CY, SA
12	SN, FF, GR

Tabel 2 menampilkan semua transaksi yang akan diolah pada penelitian ini yaitu sebanyak 12 data transaksi. Semua data transaksi yang digunakan adalah transaksi yang memiliki banyak item dari masing-masing transaksi.

### 3.2 PRA PEMROSESAN DATA

Tahap ini merupakan proses penghitungan banyak *support* dari masing-masing item barang dari semua transaksi yang terjadi. Banyak *support* dari masing-masing item barang, dapat dilihat pada Tabel 3 :

Tabel 3. Support Masing-Masing Item

Kode	Frek	Kode	Frek	Kode	Frek
BC	1	FA	3	RE	1
LX	1	DY	6	RV	1
OB	1	CC	4	CY	1
FF	4	SG	3	BE	1
ST	6	SN	1	KA	1
DE	3	HT	4	PA	2
GR	12	RA	4	PTN	2
SAC	5	MA	1	HP	2
SA	3	WS	2	RO	1
CB	4	CR	1		

Tabel 3 menunjukkan banyaknya item yang dibeli dari semua transaksi. Ini ditandai dengan nilai *support* dari masing-masing item barang. Untuk memperoleh pola frekuensi penjualan barang maka harus ditentukan terlebih dahulu nilai *minimum support*. Penelitian ini menggunakan nilai *minimum support* yaitu paling sedikit 1 item barang dibeli sebanyak 4 kali atau 33,33% dari total 12 transaksi. Nilai *support* GR diperoleh dari jumlah frekuensi GR dibagi total transaksi.

*Support*(GR)

$$= \frac{\text{Jumlah Transaksi GR}}{\text{Total transaksi}} = \frac{12}{12} = 1 = 100 \%$$

Sehingga item barang yang akan dibuat pola frekuensinya akan berkurang seperti terlihat pada Tabel 4 :

Tabel 4. Barang Dengan Minimum Support 4

Kode	Frek	Support
GR	12	100,00 %
ST	6	50,00 %
DY	6	50,00 %
SAC	5	41,67 %
FF	4	33,33 %
CB	4	33,33 %
CC	4	33,33 %
HT	4	33,33 %
RA	4	33,33 %

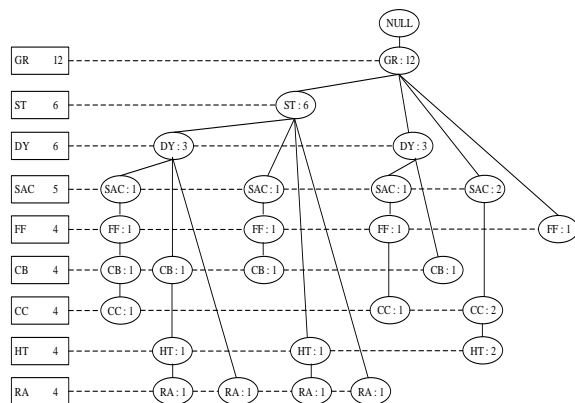
Tabel 4 menunjukkan item barang yang mempunyai nilai minimum *support* yaitu 4 sebanyak 9 item dimana item ini yang akan dicari pola frekuensi penjualannya. Selanjutnya, setiap transaksi akan diurut semua itemnya dari nilai *support* terbesar ke nilai *support* terkecil seperti ditunjukkan pada Tabel 5 :

Tabel 5. Item Transaksi Setelah Diurutkan

Trans	Item
1	GR, ST, DY, SAC, FF, CB, CC
2	GR, ST, DY, CB, HT, RA
3	GR, ST, DY, RA
4	GR, ST, SAC, FF, CB
5	GR, ST, HT, RA

6	GR, ST, RA
7	GR, DY, SAC, FF, CC
8	GR, DY, CB
9	GR, DY
10	GR, SAC, CC, HT
11	GR, SAC, CC, HT
12	GR, FF

Pada Tabel 5 terlihat pada setiap transaksi bahwa item telah diurut sesuai dengan frekuensi kemunculan dari masing-masing item. Selanjutnya dapat dibuat frekuensi pohon yang disebut dengan *FP-Tree* (*Frequent-Pattern Tree*) yang terlihat pada Gambar 2 :



Gambar 2. FP-Tree Dari Semua Transaksi

Gambar 2 memperlihatkan bentuk pohon pola frekuensi dari 12 transaksi yang digunakan pada penelitian ini. Tampak bahwa item GR merupakan item yang paling banyak muncul dari semua transaksi. Setelah *FP-Tree* diperoleh, maka langkah selanjutnya adalah menentukan *conditional pattern base* dari semua item yang memiliki frekuensi sama atau lebih besar dari *minimum support* seperti yang terlihat pada Tabel 6 :

Tabel 6. Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
RA	{GR, ST, DY, CB, HT : 1}, {GR, ST, DY : 1}, {GR, ST, HT : 1}, {GR, ST : 1}
HT	{GR, ST, DY, CB : 1}, {GR, ST : 1}, {GR, SAC, CC : 2}
CC	{GR, ST, DY, SAC, FF, CB : 1}, {GR, DY, SAC, FF : 1}, {GR, SAC : 2}
CB	{GR, ST, DY, SAC, FF : 1}, {GR, ST, DY : 1}, {GR, ST, SAC, FF : 1}, {GR, DY : 1}
FF	{GR, ST, DY, SAC : 1}, {GR, ST, SAC : 1}, {GR, DY, SAC : 1}, {GR : 1}
SAC	{GR, ST, DY : 1}, {GR, ST : 1}, {GR, DY : 1}, {GR : 2}
DY	{GR, ST : 3}, {GR : 3}
ST	{GR : 6}
GR	{GR, ST, DY, CB, HT : 1}, {GR, ST, DY : 1}, {GR, ST, HT : 1}, {GR, ST : 1}

Tabel 6 adalah hasil dari proses penentuan *conditional pattern base* dari semua item yang nilai frekuensi sama atau lebih besar dari *minimum support*. Selanjutnya dapat ditentukan *conditional FP-Tree* yang diperoleh dari *FP-Tree* diatas. *Conditional FP-Tree* dapat dilihat pada Tabel 7 :

Tabel 7. Conditional FP-Tree

Item	Conditional FP-Tree $\geq$ Min Support
RA	{GR : 4}, {ST : 4}
HT	{GR : 4}
CC	{GR : 4}, {SAC : 4}
CB	{GR : 4}
FF	{GR : 4}
SAC	{GR : 5}
DY	{GR : 6}
ST	{GR : 6}
GR	{GR : 4}, {ST : 4}

Tabel 7 merupakan hasil *Conditional FP-Tree* dengan nilai lebih besar atau sama dengan *minimum support*. Tahapan selanjutnya adalah mencari *Frequent Itemset* yaitu mencari single path yang kemudian dikombinasikan dengan item pada *Conditional FP-Tree* yang dapat dilihat pada Tabel 8 :

Tabel 8. Frequent Itemset

Item	Frequent Itemset
RA	(GR → RA : 4), (ST → RA : 4), (GR, ST → RA : 4)
HT	(GR → HT : 4)
CC	(GR → CC : 4), (SAC → CC : 4), (GR, SAC → CC : 4)
CB	(GR → CB : 4)
FF	(GR → FF : 4)
SAC	(GR → SAC : 5)
DY	(GR → DY : 6)
ST	(GR → ST : 6)
GR	(GR → RA : 4), (ST → RA : 4), (GR, ST → RA : 4)

Dari *frequent itemset* yang ditemukan pada Tabel 8, maka dapat dihitung nilai *confidence*.

$$Confidence(GR, RA) = \frac{Trans\ GR\ dan\ RA}{Total\ trans\ GR} = \frac{4}{12} = 0,33 = 33,33\ %$$

Nilai *support* dan nilai *confidence* dari semua *frequent itemset* yang dapat dilihat pada Tabel 9 :

Tabel 9. Nilai Support Dan Confidence

Jika Membeli	Maka Membeli	Support	Confidence
GR	RA	33,33 %	33,33 %
ST	RA	33,33 %	66,67 %
GR, ST	RA	33,33 %	66,67 %

GR	HT	33,33 %	33,33 %
GR	CC	33,33 %	33,33 %
SAC	CC	33,33 %	79,99 %
GR, SAC	CC	33,33 %	79,99 %
GR	CB	33,33 %	33,33 %
GR	FF	33,33 %	33,33 %
GR	SAC	41,67 %	41,67 %
GR	DY	50,00 %	50,00 %
GR	ST	50,00 %	50,00 %

Setelah mendapatkan nilai *support* dan nilai *confidence* pada Tabel 9, langkah selanjutnya adalah menentukan *interesting rules (strong association rules)*. Untuk mendapatkannya, maka harus ditentukan terlebih dahulu *minimum confidence*. Jika nilai *minimum confidence* ditentukan 50 %, maka *interesting rules* yang diperoleh terlihat pada Tabel 10 :

Tabel 10. Interesting Rules

Interesting Rules	Support	Confidence
Jika membeli ST maka juga membeli RA	33,33 %	66,67 %
Jika membeli GR dan ST maka juga membeli RA	33,33 %	66,67 %
Jika membeli SAC maka juga membeli CC	33,33 %	79,99 %
Jika membeli GR dan SAC maka juga membeli CC	33,33 %	79,99 %
Jika membeli GR maka juga membeli DY	50,00 %	50,00 %
Jika membeli GR maka juga membeli ST	50,00 %	50,00 %

Tabel 10 diatas memberikan *interesting rule* yang memenuhi *minimum support* yaitu 33,33 % dan *minimum confidence* yaitu 50 % sebanyak 6 *interesting rule*.

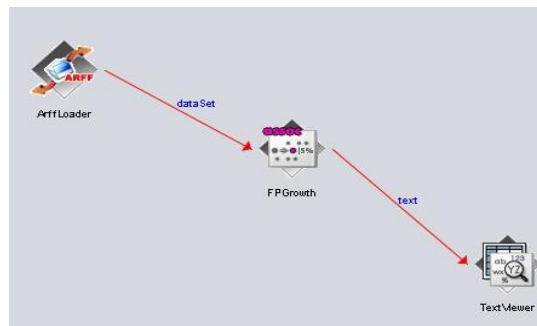
### 3.3 PENGUJIAN HASIL

Pengujian hasil dilakukan dengan alat bantu perangkat lunak data mining yaitu Weka 3-8-3 yang merupakan perangkat lunak untuk *knowledge analysis*. Saat Weka dijalankan, halaman pertama yang muncul terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Weka GUI Chooser

Gambar 3 merupakan halaman pertama yang muncul saat Weka dijalankan. Ada beberapa tombol yang bisa dipilih untuk melakukan analisis. Pada penelitian ini, tombol *KnowledgeFlow* yang akan digunakan. Jika tombol ini ditekan, maka akan muncul form seperti Gambar 4.



Gambar 4. Weka Knowledgeflow Environment

Gambar 4 adalah form untuk melakukan analisis pengetahuan. Langkah pertama dimulai dengan menekan *ArffLoader* untuk memanggil data yang akan diproses. Data yang digunakan menggunakan format file \*.arff. Langkah kedua adalah memilih algoritma yang digunakan yaitu *FPGrowth*. Kemudian dilakukan *Running Process*. Hasilnya akan ditampilkan dalam *TextViewer* seperti Gambar 5 :

```

=== Associator model ===

Scheme: FPGrowth
Relation: minimarket

FPGrowth found 16 rules (displaying top 8)

1. [ST=t]: 6 ==> [GR=t]: 6 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
2. [DY=t]: 6 ==> [GR=t]: 6 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
3. [SAC=t]: 5 ==> [GR=t]: 5 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
4. [RA=t]: 4 ==> [GR=t]: 4 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
5. [HT=t]: 4 ==> [GR=t]: 4 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
6. [FF=t]: 4 ==> [GR=t]: 4 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
7. [CC=t]: 4 ==> [GR=t]: 4 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
8. [CB=t]: 4 ==> [GR=t]: 4 <conf:(1)> lift:(1) lev:(0) conv:(0)
    
```

Gambar 5. Weka Text Viewer

Gambar 5 menampilkan hasil proses yang dilakukan oleh *FPGrowth* dalam perangkat lunak Weka. Hasil ini sama dengan proses manual yang dilakukan sebelumnya dalam mengurutkan frekuensi barang yang lebih besar atau sama dengan minimum support.

### 4. SIMPULAN

Setelah penelitian ini selesai dilakukan, maka terdapat kesimpulan yang bisa dikemukakan. Kesimpulan yang bisa diambil dari penelitian ini adalah penerapan Algoritma *FP-Growth* di Bali Mart dalam melihat pola

penjualan barang yaitu kecenderungan barang yang terjual di Bali Mart, salah satu contoh pola penjualan barang yang dihasilkan adalah dari 12 transaksi yang membeli GR, 50% (6 transaksi) membeli ST.

Penelitian ini dapat memecahkan masalah pihak minimarket dalam melihat kecenderungan barang yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen, sehingga akan memudahkan pihak pengelola minimarket dalam mengatur pengadaan barang yang akan dijual dan mengatur tata letak barang di minimarket agar memudahkan konsumen dalam mencari barang.

Penelitian ini juga masih banyak kekurangan, diharapkan ada penelitian selanjutnya untuk memperdalam metode ini atau ada penggunaan metode data mining lain yang mungkin lebih cocok digunakan dalam menemukan pola frekuensi penjualan barang. Diharapkan juga penelitian yang bisa mengembangkan aplikasi data mining sesuai dengan keadaan dan kebutuhan dari objek penelitian.

## 5. UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kepada Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Pelita Indonesia serta pengelola Jurnal STIKOM Pelita Indonesia yang sudah menerbitkan artikel ini.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- Mamahit, Natalia, and Anita Qoiriah. 2019. "Penerapan Algoritma Fp-Growth Dan K-Means Pada Data Transaksi Minimarket." *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)* 1(02).
- Mandala, Eka Praja Wiyata. 2017. "Pola Frekuensi Judul Skripsi Mahasiswa Teknik Informatika Dengan Algoritma Apriori." *Jurnal Teknolif* 5(2). <https://ejournal.itp.ac.id/index.php/tinformatika/article/view/854> (November 29, 2018).
- Melati, Delila, and Titi Sri Wahyuni. 2019. "Association Rule Dalam Menentukan Cross-Selling Produk Menggunakan Algoritma FP-Growth." *Jurnal Vokasional Teknik Elektronika dan Informatika* 7(4).
- Mulya, Dio Prima. 2019. "Analisa Dan Implementasi Association Rule Dengan Algoritma Fp-Growth Dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus Di Pt. Anveve Ismi Betjaya)." *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis* 1(1): 47-57.
- Nurdin, Nurdin, and Dewi Astika. 2019. "Penerapan Data Mining Untuk Menganalisis Penjualan Barang Dengan Menggunakan Metode Apriori Pada Supermarket Sejahtera Lhokseumawe." *TECHSI-Jurnal Teknik Informatika* 7(1): 132-55.
- Prahartiwi, Lusa Indah. 2017. "Pencarian Frequent Itemset Pada Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma FP-Growth." *Information System for Educators and Professionals* 2(1): 1-10.
- Prasetyo, Eko. 2014. "Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab." *Yogyakarta: Andi Offset*.
- Prasidya, Adyawangkar Katon, and Charitas Fibriani. 2017. "Analisis Kaidah Asosiasi Antar Item Dalam Transaksi Pembelian Menggunakan Data Mining Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Minimarket Gun Bandungan, Jawa Tengah)." *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi* 15(2): 173-84.
- Putro, Adi Nugroho Susanto, and Richardus Indra Gunawan. 2019. "Implementasi Algoritma FP-Growth Untuk Strategi Pemasaran Ritel Hidroponik (Studi Kasus: PT. HAB)." *Jurnal Buana Informatika* 10(1): 11-18.
- Sumangkut, Kezia, Arie S M Lumenta, and Virginia Tulenan. 2016. "Analisa Pola Belanja Swalayan Daily Mart Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth." *Jurnal Teknik Informatika* 8(1).