

## **IMPLEMENTASI *MARKET BASKET ANALYSIS* UNTUK MENENTUKAN *PRODUCT BUNDLING* MENGGUNAKAN ALGORITMA *FP-GROWTH***

Rifa Sabrina<sup>1</sup>, Iin Ernawati<sup>2</sup>, Nurul Chamidah<sup>3</sup>

Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta

email: rifasabrina@gmail.com<sup>1</sup>, iinerti@gmail.com<sup>2</sup>, nurul.chamidah@upnvj.ac.id<sup>3</sup>

Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12450, Indonesia

### Abstrak

Pada era globalisasi saat ini para pemilik bisnis dituntut agar dapat melakukan pengembangan bisnis secara efektif dan efisien serta dibutuhkannya strategi pemasaran yang baik agar mencapai target penjualan. Bumi Flora merupakan salah satu toko tanaman hias yang berlokasi di Tangerang. Pola pembelian konsumen yang acak menyulitkan Toko Bumi Flora untuk menentukan strategi pemasaran barang yang sesuai. Pola pembelian konsumen dapat diketahui dengan metode asosiasi pada *data mining* untuk mencari pola hubungan antar satu item dengan item lainnya. Untuk itu diperlukan analisis terhadap pola pembelian tanaman hias untuk memaksimalkan pemasaran dengan strategi *product bundling*. Data transaksi penjualan *item* yang digunakan untuk mencari keterkaitan antar item dengan algoritma *fp-growth*. Penelitian ini menghasilkan tujuh aturan yang ideal dengan percobaan nilai *minimum support* 3% dan nilai *minimum confidence* 25% dan setiap aturan yang dihasilkan memiliki nilai *lift ratio* lebih dari satu

Kata kunci: *Data Mining, Asosiasi, Fp-Growth, Product Bundling*

## 1 PENDAHULUAN

Pada era globalisasi perkembangan dunia bisnis terus berkembang, begitu pula dengan ekonomi yang semakin sengit khususnya dalam dunia perdagangan. Para pemilik usaha dituntut agar dapat melakukan pengembangan serta pemasaran secara efektif dan efisien. Untuk itu diperlukan rencana pemasaran yang baik agar target penjualan dapat dicapai dan tidak mendapati kerugian, hal ini dapat dilakukan dengan melihat tren konsumen dalam melakukan pembelian barang yang dibutuhkan. *Data mining* digunakan untuk mendapatkan informasi berdasarkan yang telah terjadi. Pengolahan data transaksi penjualan dapat digunakan untuk mengetahui asosiasi antar pembelian *item*. Toko tanaman Bumi Flora memiliki permasalahan yaitu bagaimana agar pembelian *item* dapat efisien sesuai kebutuhan pelanggan yang bervariasi. Penelitian ini menggunakan algoritma *fp-growth* yang merupakan salah satu algoritma dari teknik aturan asosiasi pada *data mining* untuk mencari *frequent item set*. Algoritma ini menerapkan konsep *fp-tree* untuk mengetahui pola dari suatu dataset. Teknik aturan asosiasi digunakan untuk menghasilkan *rule* atau aturan antar kombinasi item yang memenuhi *support* dan *confidence* pada data transaksi (Goldie, 2012). Melalui *rule* yang dihasilkan pihak penjual dapat menentukan variasi item yang dapat digunakan untuk memaksimalkan penjualan dengan strategi *product bundling* agar stok barang tidak menumpuk.

## 2 METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Data Mining

*Data mining* merupakan sebuah analisis terhadap data yang berjumlah dan berukuran besar dengan tujuan untuk menemukan informasi atau pola penting pada suatu kumpulan data tersebut. *Data mining* memiliki istilah lain yaitu *knowledge discovery in database* (KDD) (Jiawei Han, 2012). Proses KDD dalam menemukan pengetahuan yang terdiri dari beberapa tahapan diantaranya:

1. Seleksi data, yaitu proses memilih data dari dataset yang sesuai kebutuhan untuk keperluan analisis.
2. Praproses data, yaitu proses pembersihan (*cleaning*) dengan menyeleksi data yang dibutuhkan.
3. Transformasi data, yaitu proses mengubah data ke bentuk yang sudah sesuai dengan kebutuhan sehingga proses selanjutnya bisa dilakukan.
4. *Data mining*, yang menjadikan proses utama dalam mengetahui suatu pola yang ada pada data.
5. Evaluasi, tahapan ini bertujuan untuk menilai hasil hipotesa yang didapat dan memeriksa kembali kesesuaian dengan keinginan yang dibuat.
6. *Knowledge*, yaitu proses penjelasan pengetahuan yang ada dengan visualisasi kepada pengguna. melalui visualisasi dan representasi pengetahuan kepada pengguna.

### 2.2 Market Basket Analysis

*Market Basket Analysis* adalah teknik untuk melakukan suatu analisis terhadap kebiasaan konsumen secara spesifik dalam membeli untuk menemukan hubungan asosiasi antar *item* yang berbeda dalam keranjang belanja pembeli pada suatu transaksi (Goldie, 2012). Metode ini membuat analisis atas pola pembelian konsumen untuk memahami *item* atau produk apa saja yang dibeli konsumen dalam satu waktu untuk menghasilkan sebuah aturan asosiasi (*association rule*). Penemuan pola *market basket analysis* menarik beberapa data transaksi perusahaan yang dapat banyak membantu proses untuk menentukan keputusan bisnis, antara lain seperti desain katalog, *cross marketing* dan *product bundling*.

### 2.3 Aturan Asosiasi

Aturan Asosiasi merupakan sebuah aturan yang memiliki hubungan saling terkait antar atribut yang digunakan untuk mendapatkan asosiasi antar data (Samuel, 2008). Ada beberapa istilah dari asosiasi, yaitu *antecedent* mewakili “jika” dan *consequent* mewakili “maka”. Di dalam analisis asosiasi kedua hal tersebut merupakan kelompok item yang tidak berhubungan secara bersama (Santosa, 2007).

Aturan asosiasi, mempunyai sebuah ukuran ketertarikan (*interesting measure*), parameter tersebut yaitu,

1. Nilai *support* adalah nilai penunjang yang merupakan ukuran yang menunjukkan besar tingkat dominasi suatu item atau item set dari keseluruhan transaksi menggunakan persamaan berikut:

$$\text{Support } (A \cap B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung item A dan B}}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

Dalam mencari *item* yang memenuhi kategori nilai *minimum support* dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\text{Minimum support Count} = \text{Minimum support} \times \text{Total Transaksi} \quad (2)$$

2. Nilai *confidence* adalah nilai kepastian yang merupakan ukuran yang menunjukkan hubungan kombinasi antar item item menggunakan persamaan berikut,:

$$\text{Confidence (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung item A \& B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung item A}} \quad (3)$$

3. Nilai *Liftratio* adalah variable tambahan yang digunakan untuk melihat valid atau tidaknya suatu aturan., aturan asosiasi dapat dikatakan valid jika menghasilkan nilai *lift Ratio* lebih besar dari 1 yang menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki manfaat. Nilai *lift ratio* yang semakin tinggi memiliki arti kekuatan asosiasi yang lebih besar (Jiawei Han, 2012), dengan membandingkan nilai *confidence* dengan nilai *benchmark confidence*. *Benchmark confidence* adalah perbandingan dari *item consequent* dengan jumlah keseluruhan transaksi dimana diasumsikan *item consequent* dan *antecedent* saling independen [9].

$$\text{Benchmark Confidence} = \frac{\text{Item Consequent}}{\text{Total Transaksi}} \quad (4)$$

$$\text{Liftratio (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Confidence (A} \cup \text{B)}}{\text{Benchmark Confidence}} \quad (5)$$

## 2.4 FP-Growth

Frequent Pattern Growth adalah salah satu algoritma dengan tujuan memilih himpunan data mana saja yang paling sering muncul (*frequent item set*) di suatu dataset (Kurniawan, 2018). *Fp-growth* memakai konsepsi *fp-tree*, yaitu melakukan pemetaan *frequent item set* secara langsung menggunakan acuan *tree*.

Dalam melakukan pencarian *frequent itemset* yaitu dengan membangun struktur *tree (fp-tree)*. Metode *fp-growth* dibagi menjadi beberapa tahapan (Faisal, 2017) yaitu:

- Pembangkitan *conditional pattern base*, *conditional pattern base* adalah *sub database* yang mengandung *prefix path* (lintasan prefix) dan *suffix pattern* (pola akhiran). *Fp-tree* yang telah terbentuk akan membangun *conditional pattern base*.
- Pembentukan *conditional fp-tree*, pada tahap ini akan dilakukan perhitungan nilai *support count* dari setiap item yang dihasilkan *conditional*
- pattern base*, kemudian *item* yang ditemukan mempunyai jumlah *support count* yang lebih besar sama atau dengan nilai *minimum support count* akan dibentuk dengan *conditional fp-tree*.
- Pencarian *frequent itemset*, pada tahap ini ketika *conditional fp-tree* yang merupakan lintasan tunggal (*single path*) maka akan dibentuk *frequent itemset* dengan kombinasi *item* pada setiap *conditional fp tree*. Jika bukan *single path*, maka tahap yang dilakukan adalah pembentukan *fp-growth* secara rekursif.

## 3 HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian berasal dari toko tanaman yang berlokasi di Cipondoh Tangerang. Data yang diperoleh berupa data transaksi penjualan berbentuk tabel excel dengan jumlah 3.153 transaksi yang terjadi di bulan Juli tahun 2019 dengan 809 jenis

item dapat dilihat pada Tabel 1 berikut

**Table 1. Data Transaksi Penjualan Bulan Juli 2019**

No	Kd. Transaksi	Tanggal	Kd. Item	Nama Item	Jumlah	Satuan	Harga	Total
1	12971/KSR/UTM/0719	01/07/2019	8996717111530	MEROKE MKP 1KG	1	KG	38.000	38.000
2	12968/KSR/UTM/0619	01/07/2019	0824	TAWON PUTIH	2	PCS	19.000	38.000
3	12968/KSR/UTM/0619	01/07/2019	0248	TANAH MERAH	2	BKS	7.000	14.000
4	12968/KSR/UTM/0619	01/07/2019	1504	TOMAT POT GTG	1	PCS	15.000	15.000
5	12968/KSR/UTM/0619	01/07/2019	1075	PAKIS GANTUNG	2	PCS	18.000	36.000
...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...
12148	15623/KSR/UTM/0719	31/07/2019	1692	LAVENIA 32 WRNA	2	MTR	12.500	25.000

### 3.2 Praproses

Pada penelitian ini atribut yang digunakan hanya No, Kd.Transaksi, Kd.Item, dan Nama Item maka dilakukan praproses dengan menghilangkan atribut yang tidak relevan untuk diolah pada sistem, pada penelitian ini atribut yang tidak relevan adalah Tanggal, Jumlah, Satuan, Harga, dan Total. Atribut tersebut dihilangkan karena tidak memenuhi keperluan dalam langkah proses pembentukan aturan asosiasi. Berikut adalah data hasil dari praproses

**Table 2. Hasil Praproses**

No	Kd. Transaksi	Kd. Item	Nama Item
1	12971/KSR/UTM/0719	8996717111530	MEROKE MKP 1KG
2	12968/KSR/UTM/0619	0824	TAWON PUTIH
3	12968/KSR/UTM/0619	0248	TANAH MERAH
4	12968/KSR/UTM/0619	1504	TOMAT POT GTG
5	12968/KSR/UTM/0619	1075	PAKIS GANTUNG
...	...	...	...
...	...	...	...
12148	15623/KSR/UTM/0719	1692	LAVENIA 32 WRNA

### 3.3 *Fp-Growth*

Pada penelitian ini akan dilakukan pencarian aturan asosiasi dengan algoritma *fp-growth* yang diterapkan atau digunakan pada data transaksi penjualan yang sudah melalui tahapan pra-proses. Pada proses ini akan dilakukan beberapa percobaan menggunakan nilai *minimum support* 1%, 2%, 3%, 4% dan nilai *minimum confidence* 10%, 20%, 25%, 30% untuk menentukan perhitungan dari *frequent item set* yang memenuhi.



**Gambar 1. Flowchart Modeling**

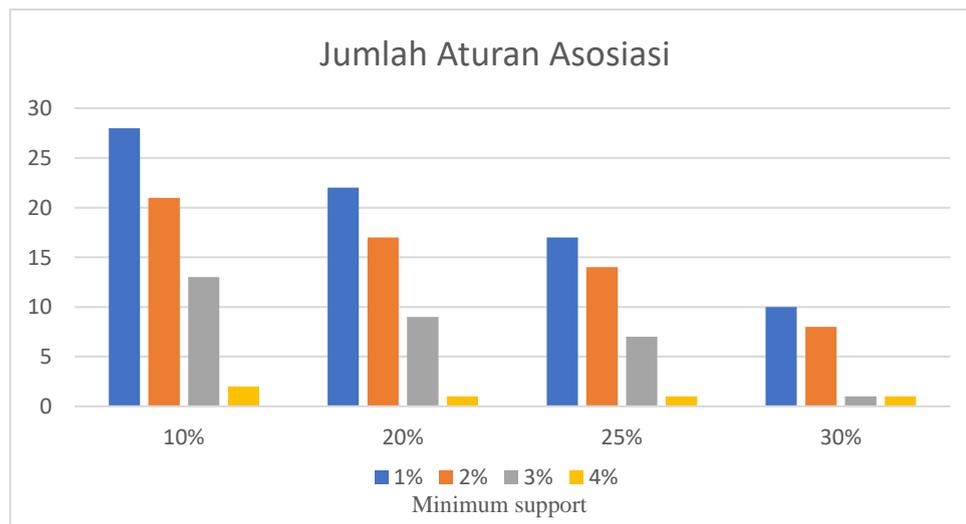
Pada gambar 1 merupakan tahap pemodelan dari algoritma *fp-growth* dengan data transaksi yang telah melalui tahap pra-proses, dapat dilihat tahapan pemodelan yaitu:

1. Menentukan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*
2. Membentuk *header table* yaitu merupakan kumpulan data yang memenuhi syara minimum nilai support.
3. Membentuk *frequent item* dari *conditional pattern base* yang berisi lintasan *prefix* dan pola akhiran *fp-tree*
4. Membentuk aturan asosiasi
5. Menghitung nilai *lifratio*, untuk mengetahui aturan yang dihasilkan valid untuk digunakan

**Table 3. Hasil Perbandingan Aturan Asosiasi**

<i>Minimum support</i>	<i>Minimum confidence</i>			
	10%	20%	25%	30%
1%	28 aturan	22 aturan	17 aturan	10 aturan
2%	21 aturan	17 aturan	14 aturan	8 aturan
3%	13 aturan	9 aturan	7 aturan	2 aturan
4%	2 aturan	1 aturan	1 aturan	1 aturan

Dari table 4 dapat dilihat perbandingan aturan asosiasi dari tiap percobaan yang telah dilakukan dimana percobaan dengan nilai *minimum support* 1% dan nilai *minimum confidence* 10% menghasilkan aturan asosiasi terbanyak yaitu 28 aturan asosiasi dan percobaan dengan nilai *minimum support* 4% dan dengan nilai *minimum confidence* 20%, 25%, 30% hanya menghasilkan 1 aturan asosiasi



**Gambar 2. Grafik Perbandingan Percobaan**

Berdasarkan gambar grafik sumbu x merupakan percobaan nilai *minimum confidence* dan sumbu y merupakan jumlah dari hasil tiap percobaan, perbandingan jumlah aturan asosiasi menunjukkan apabila nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* semakin tinggi maka aturan asosiasi yang terbentuk akan semakin sedikit, jumlah aturan yang dihasilkan berkurang secara signifikan pada percobaan nilai *minimum support* lebih dari 3% dan nilai *minimum confidence* lebih dari 10% hanya menghasilkan 1 rule, maka dapat dikatakan rule tersebut tidak ideal. pada percobaan dengan nilai *minimum support* 3% dan nilai *minimum confidence* 25% menghasilkan aturan yang ideal yaitu 7 aturan karena menghasilkan rule yang tidak terlalu banyak dan tidak terlalu sedikit dengan nilai *lift ratio* > 1 sehingga dapat dikatakan rule yang ideal

#### 4 KESIMPULAN

Berdasarkan dengan percobaan yang telah dilakukan menggunakan nilai *minimum support* 1%, 2%, 3%, 4% dan nilai *minimum confidence* 10%, 20%, 25%, 30% menghasilkan jumlah aturan asosiasi yang berbeda. Apabila nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* yang digunakan semakin tinggi maka hasil aturan asosiasi yang dibentuk akan semakin sedikit. Percobaan yang telah dilakukan menggunakan nilai *minimum support* 3% dan nilai *minimum confidence* 25% menghasilkan nilai *lift ratio* > 1 dan jumlah bundling atau aturan yang ideal yang dapat digunakan sebagai dasar atau pertimbangan strategi *product bundling* dengan nilai *lift ratio* tertinggi yaitu 2.14.

- Jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih MEDIA HIJAU dengan *lift ratio* 1.50
- jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih NKT 20 PINK dengan *lift ratio* 1.93
- Jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih RAJAWALI dengan *lift ratio* 1.47

- d. Jika memilih NKT 20 PINK maka akan memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM dengan *lift ratio* 1.92
- e. Jika memilih NKT 20 PINK maka akan memilih MEDIA HIJAU dengan *lift ratio* 1.17
- f. Jika memilih POHON40 maka akan memilih MEDIA HIJAU dengan *lift ratio* 1.13
- g. Jika memilih POHON40 maka akan memilih NKT 20 PINK dengan *lift ratio* 2.14

## Referensi

- Faisal, Edi, dkk. 2017. Pola Beli Konsumen Menggunakan Algoritma FP-Growth untuk Rekomendasi Promosi Penjualan pada Batik Nadya Pekalongan. Makalah Seminar SeNTIK 2017 – STMIK JAKARTA STI&K.
- Gunadi, Goldie, dan Dana Indra Sensuse. 2012. *Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis terhadap Data Penjualan Produk Buku dengan menggunakan algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth (FP-Growth): Studi Kasus Percetakan PT. Gramedia*. Jakarta: Jurnal Telematika MKom Volume 4 No.1 ISSN: 2085-725X.
- Han, Jiawei, dkk. 2012. *Data Mining: Concept and Techniques, Third Edition*. Waltham: Morgan Kaufmann Publishers
- Kurniawan, S., Gata, W. and Wiyana, H. (2018) ‘Analisis Algoritma FP-Growth Untuk Rekomendasi Produk Pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus: MT Shop Kelapa Gading)’, *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2018 (SENTIKA 2018)*, 2018(8), pp. 61–69. Available at: <https://fti.uajy.ac.id/sentika/publikasi/makalah/2018/8.pdf>.
- Ruldeviyani, Yova dan Muhammad Farian. 2008. *Implementasi Algoritma-Asosiasi Association Rules Sebagai Bagian Dari Pengembangan Data Mining Algorithms Collection*. Bali: Konferensi Nasional Sistem Informatika.
- Samuel, David. 2008. *Penerapan Struktur FPTree dan Algoritma FPGrowth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset*. Bandung: Institut Teknologi Bandung.
- Santosa, Budi. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*”, *Graha Ilmu*. Yogyakarta.