

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

Rifa Sabrina
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, 12450, Indonesia
rifasabrina@gmail.com

Abstrak. Pada era globalisasi saat ini para pemilik bisnis dituntut agar dapat melakukan pengembangan bisnis secara efektif dan efisien serta dibutuhkan 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 persaingan 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 [5]. Melalui *rule* yang dihasilkan pihak penjual dapat menentukan variasi item yang dapat digunakan untuk memaksimalkan penjualan dengan strategi *product bundling* agar stok barang tidak terus 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)[3]. 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 [2]. 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

Pengertian dari aturan asosiasi yaitu sebuah aturan yang memiliki hubungan saling terkait antar atribut yang digunakan untuk mendapatkan asosiasi antar data [8]. 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 [9].

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:

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

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

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

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

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

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 menunjukan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki manfaat. Nilai *lift ratio* yang semakin tinggi memiliki arti kekuatan asosiasi yang lebih besar [3], 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].

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

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

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 [8]. *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 [2] 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.

2.5 Datasets

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.

Tabel 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. Hasil dan Pembahasan

3.1 Praproses

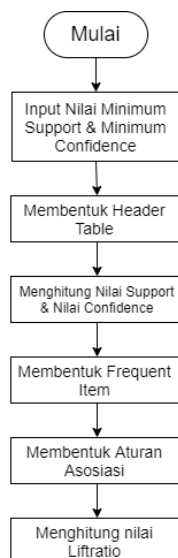
Pada penelitian ini atribut yang digunakan hanya No, Kd.Transaksi, Kd.Item, dan Nama Item maka dilakukan praproses dengan menghilangkan atribut yang tidak relevan untuk diolah pada sistem, pada penelitian ini atribut yang tidak relevan adalah Tanggal, Jumlah, Satuan, Harga, dan Total. Atribut tersebut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

Tabel 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

3.2 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 Modelling

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

1. Menentukan nilai minimum support dan minimum confidence
2. Membentuk header table yaitu merupakan kumpulan data yang memenuhi syarat 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 *lift ratio*, untuk mengetahui aturan yang dihasilkan valid untuk digunakan

Frequent item set adalah kumpulan *itemset* yang paling sering muncul pada *dataset* transaksi dimana *count* adalah jumlah transaksi yang memenuhi nilai minimum support sedangkan *antecedent count* adalah jumlah transaksi yang mewakili “jika” dan akan digunakan untuk mencari nilai *confidence* dari setiap *frequent item consequent* yang merupakan count yang mewakili “maka” pada transaksi. Berikut hasil frequent item set yang terbentuk dari setiap percobaan berikut hasil dari beberapa percobaan yang dilakukan.

Tabel 3 Frequent Item minimum support 1% dan minimum confidence 10%

No	ITEM	Count	Support	Confidence	Freq Item Consequent	Benchmark	Lifratio
1	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => MEDIA HIJAU	143	0.05	0.36	771	0.24	1.50
2	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => NKT 20 PINK	108	0.03	0.27	430	0.14	1.93
3	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => RAJAWALI	99	0.03	0.25	528	0.17	1.47
4	GRACE 30 POLOS HITAM => RAJAWALI	96	0.03	0.24	528	0.17	1.41
5	MEDIA HIJAU => CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM	143	0.05	0.19	397	0.13	1.46
6	MEDIA HIJAU => GRACE 30 POLOS HITAM	123	0.04	0.16	392	0.12	1.33
7	NKT 20 PINK => CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM	108	0.03	0.25	397	0.13	1.92
8	NKT 20 PINK => MEDIA HIJAU	121	0.04	0.28	771	0.24	1.17
9	NKT 20 PINK => POHON40	105	0.03	0.24	353	0.11	2.18
10	NKT 20 PINK => RAJAWALI	89	0.03	0.21	528	0.17	1.24
11	PAKIS GANTUNG => MEDIA HIJAU	69	0.02	0.32	771	0.24	1.33
12	POHON40 => MEDIA HIJAU	97	0.03	0.27	771	0.24	1.13
13	POHON40 => NKT 20 PINK	105	0.03	0.30	430	0.14	2.14
14	POHON40 => RAJAWALI	88	0.03	0.25	528	0.17	1.47
15	PUPUK KAMBING HALUS => MEDIA HIJAU	76	0.02	0.34	771	0.24	1.42
16	PUPUK KAMBING HALUS => SEKAM BAKAR KRG	47	0.01	0.21	225	0.07	3.00
17	PUPUK KAMBING HALUS => TANAH MERAH	36	0.01	0.16	199	0.06	2.67
18	RAJAWALI => CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM	99	0.03	0.19	397	0.13	1.46
19	RAJAWALI => GRACE 30 POLOS HITAM	96	0.03	0.18	392	0.12	1.50
20	REPLAN => SABRINA/ TALI KORANG	32	0.01	0.38	102	0.03	12.67
21	SABRINA/ TALI KORANG => REPLAN	32	0.01	0.31	85	0.03	10.33
22	SEKAM BAKAR KRG => MEDIA HIJAU	79	0.03	0.35	771	0.24	1.46
23	SEKAM BAKAR KRG => PUPUK KAMBING HALUS	48	0.02	0.21	224	0.07	3.00
24	SEW 20 HITAM => GRACE 30 POLOS HITAM	65	0.02	0.45	392	0.12	3.75
25	TANAH MERAH => MEDIA HIJAU	76	0.02	0.38	771	0.24	1.58
26	TANAH MERAH => PUPUK KAMBING HALUS	36	0.01	0.18	224	0.07	2.57
27	TANAH MERAH => RAJAWALI	57	0.02	0.29	528	0.17	1.71
28	TAWON 21 HITAM => MEDIA HIJAU	73	0.02	0.35	771	0.24	1.46

Tabel 4 Frequent Item minimum support 2% dan minimum confidence 20%

No	ITEM	Count	Support	Confidence	Freq Item Consequent	Benchmark	Lifratio
1	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => MEDIA HIJAU	143	0.05	0.36	771	0.24	1.50
2	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => NKT 20 PINK	108	0.03	0.27	430	0.14	1.93
3	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => RAJAWALI	99	0.03	0.25	528	0.17	1.47
4	GRACE 30 POLOS HITAM => RAJAWALI	96	0.03	0.24	528	0.17	1.41
5	NKT 20 PINK => CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM	108	0.03	0.25	397	0.13	1.92
6	NKT 20 PINK => MEDIA HIJAU	121	0.04	0.28	771	0.24	1.17
7	NKT 20 PINK => POHON40	105	0.03	0.24	353	0.11	2.18
8	NKT 20 PINK => RAJAWALI	89	0.03	0.21	528	0.17	1.24
9	PAKIS GANTUNG => MEDIA HIJAU	69	0.02	0.32	771	0.24	1.33
10	POHON40 => MEDIA HIJAU	97	0.03	0.27	771	0.24	1.13
11	POHON40 => NKT 20 PINK	105	0.03	0.30	430	0.14	2.14
12	POHON40 => RAJAWALI	88	0.03	0.25	528	0.17	1.47
13	PUPUK KAMBING HALUS => MEDIA HIJAU	76	0.02	0.34	771	0.24	1.42
14	SEKAM BAKAR KRG => MEDIA HIJAU	79	0.03	0.35	771	0.24	1.46
15	SEW 20 HITAM => GRACE 30 POLOS HITAM	65	0.02	0.45	392	0.12	3.75
16	TANAH MERAH => MEDIA HIJAU	76	0.02	0.38	771	0.24	1.58
17	TAWON 21 HITAM => MEDIA HIJAU	73	0.02	0.35	771	0.24	1.46

Tabel 5 Frequent Item minimum support 3% dan minimum confidence 25%

No	ITEM	Count	Support	Confidence	Freq Item Consequent	Benchmark	Lifratio
1	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => MEDIA HIJAU	143	0.05	0.36	771	0.24	1.50
2	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => NKT 20 PINK	108	0.03	0.27	430	0.14	1.93
3	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => RAJAWALI	99	0.03	0.25	528	0.17	1.47
4	NKT 20 PINK => CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM	108	0.03	0.25	397	0.13	1.92
5	NKT 20 PINK => MEDIA HIJAU	121	0.04	0.28	771	0.24	1.17
6	POHON40 => MEDIA HIJAU	97	0.03	0.27	771	0.24	1.13
7	POHON40 => NKT 20 PINK	105	0.03	0.30	430	0.14	2.14

Tabel 6 Frequent Item minimum support 4% dan minimum confidence 30%

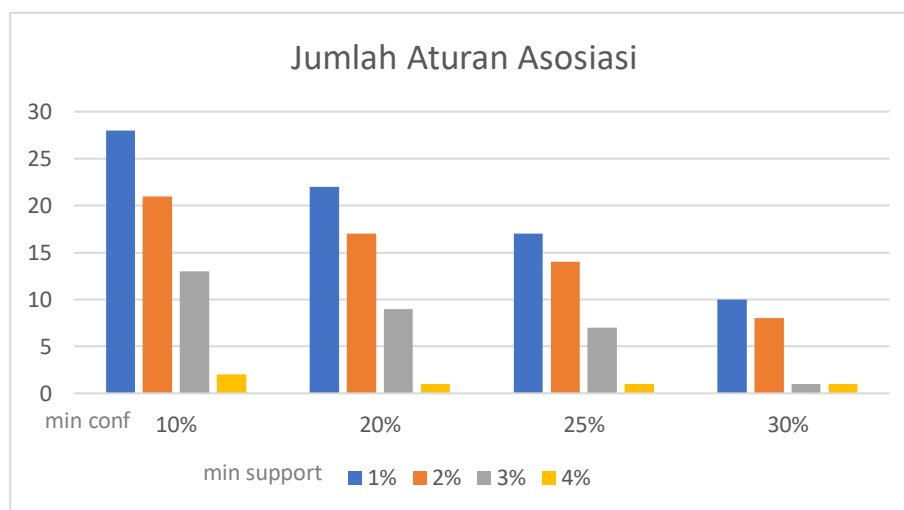
No	ITEM	Count	Support	Confidence	Freq Item Consequent	Benchmark	Lifratio
1	CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM => MEDIA HIJAU	143	0.05	0.36	771	0.24	1.50

Berdasarkan beberapa percobaan yang telah dilakukan hasil frequent item pada tiap percobaan pada table 3, table 4, table 5, dan table 6 menghasilkan frequent itemset yang berbeda dimana nilai lift ratio didapatkan dari perbandingan nilai confidence dengan nilai benchmark dan nilai benchmark didapatkan dari perbandingan frekuensi item consequent dengan total transaksi. Nilai lift ratio yang dihasilkan dari percobaan yang dilakukan memiliki nilai lebih besar dari satu yang artinya aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki pengaruh atau dapat dikatakan sebagai aturan yang valid.

Tabel 7 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 7 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.



Gambar2 Jumlah Percobaan Aturan Asosiasi

Berdasarkan gambar grafik 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.

HASIL ATURAN YANG DIDAPATKAN

NO	ATURAN	LIFTRATIO
1	Jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih MEDIA HIJAU	1.50
2	jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih NKT 20 PINK	1.93
3	Jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih RAJAWALI	1.47
4	Jika memilih NKT 20 PINK maka akan memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM	1.92
5	Jika memilih NKT 20 PINK maka akan memilih MEDIA HIJAU	1.17
6	Jika memilih POHON40 maka akan memilih MEDIA HIJAU	1.13
7	Jika memilih POHON40 maka akan memilih NKT 20 PINK	2.14

Gambar 3 Aturan Asosiasi Min Support 3% Min Confidence 25%

4. Kesimpulan

Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, kesimpulan yang didapat dalam penelitian ini adalah:

1. 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.
2. 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. Berikut aturan yang dihasilkan
 - a. Jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih MEDIA HIJAU dengan *lift ratio* 1.50
 - b. jika memilih CJP KAYU 820 PUTIH / 25 CM maka akan memilih NKT 20 PINK dengan *lift ratio* 1.93
 - c. 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

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] Han, Jiawei, dkk. 2012. Data Mining: Concept and Techniques, Third Edition. Waltham: Morgan Kaufmann Publishers
- [4] 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>.
- [5] Lestari, Yuyun Dwi. 2015. Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Tree dan FP-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat. Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SNASTIKOM 2015).
- [6] Perangin-angin, M. I., Lubis, A. H. and Ikhwan, A. (no date) 'Association Rules Analysis on FP-Growth Method in Predicting Sales', pp. 58–65.
- [7] Ruldeviyani, Yova dan Muhammad Farian. 2008. Implementasi Algoritma-Association Rules Sebagai Bagian Dari Pengembangan Data Mining Algorithms Collection. Bali: Konferensi Nasional Sistem Informatika.
- [8] Samuel, David. 2008. Penerapan Struktur FPTree dan Algoritma FPGrowth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset. Bandung: Institut Teknologi Bandung.
- [9] Santosa, Budi. 2007. Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis", Graha Ilmu. Yogyakarta.
- [10] Series, C. (2019) 'Implementation and comparison analysis of apriori and fp-growth algorithm performance to determine market basket analysis in Breilant shop Implementation and comparison analysis of apriori and fp- growth algorithm performance to determine market basket analysis in Breilant shop'. doi: 10.1088/1742-6596/1402/7/077031.

