

ANALISA POLA TRANSAKSI PEMBELIAN KONSUMEN PADA TOKO RITEL KESEHATAN MENGGUNAKAN ALGORITMA *FP-GROWTH*

Fandi Achmad¹, Odi Nurdiawan², Yudhistira Arie Wijaya³

^{1,2)} Program Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

³⁾ Program Studi Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon

fandi.px@gmail.com

ABSTRAK

Persaingan dalam dunia bisnis ritel saat ini menuntut perusahaan untuk terus menemukan berbagai macam strategi dan kreatifitas dalam menjalankan bisnis. CV Harmoni Medicine Indonesia merupakan perusahaan ritel yang bergerak dalam penjualan produk kesehatan dan kecantikan. Salah satu strategi bisnis yang dapat dilakukan adalah *Cross-selling* atau menawarkan produk lain yang memiliki keterkaitan dengan produk yang dibeli sehingga dapat meningkatkan sales penjualan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisa pembelian konsumen dengan melihat keterkaitan antara produk yang sering dibeli. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan CV Harmoni Medicine Indonesia selama 3 tahun dari 1 Januari 2020 hingga 31 Desember 2023 yang mempunyai 9.844 baris data dan 10 atribut. Metode yang digunakan pada penelitian ini menggunakan pendekatan *data mining* asosiasi dengan algoritma *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* yang mempunyai tahap proses di mulai pengumpulan data transaksi penjualan, pemilihan atribut yang relevan, *preprocessing* data, proses asosiasi *dataset*, dan evaluasi pola terbentuk. Penentuan pola asosiasi menggunakan nilai minimum *support*, nilai minimum *confidence*, dan nilai minimum *lift*. Berdasarkan hasil pengujian didapatkan 9 aturan asosiasi yang terbentuk menggunakan nilai minimum *Support* = 0.005, nilai minimum *Confidence* = 0.1, dan nilai minimum *Lift* = 1.0, dengan 9 produk pembentuk. Aturan asosiasi yang terbentuk menggunakan algoritma algoritma *FP-Growth* dapat membantu strategi penjualan *cross-selling* lebih mudah dan efisien dengan memberi informasi pola pembelian produk konsumen secara detail dengan besaran tingkat peluang keberhasilan.

Kata kunci: *Cross-seling, Asosiasi, FP-Growth*

1. PENDAHULUAN

Persaingan dalam bisnis ritel hingga saat ini menuntut perusahaan untuk terus menemukan berbagai macam strategi dan kreatifitas dalam berbisnis yang unik agar dapat meningkatkan performa omzet usaha yang ditandai dengan penjualan barang [1]. Bisnis ritel dapat memiliki banyak strategi khusus dalam mengembangkan bisnisnya terutama dalam penjualan barang. Mulai dari *cross-selling*, *up-selling* dan lain sebagainya. *Cross-selling* merupakan sebuah strategi penjualan dengan menawarkan satu produk dengan produk lainnya yang memiliki keterkaitan, sehingga pembeli akan memiliki motivasi untuk membeli kedua barang tersebut secara bersamaan. *Cross-selling* menjadi salah satu pilihan untuk meningkatkan penjualan barang, dengan memberikan promo diskon pada barang yang tingkat penjualannya baik, menggabungkan produk yang tingkat penjualannya kurang baik dengan produk yang tingkat penjualannya baik, atau merekomendasikan produk lainnya yang memiliki kaitan dengan produk pertama [2]. Misalnya, media streaming video yang terkenal Youtube melaporkan bahwa hampir 70% waktu pengguna dihabiskan untuk menonton video yang direkomendasikan oleh algoritma mereka [3].

Penyamarataan penjualan produk pada setiap pelanggan dapat menyebabkan strategi yang salah dan berpotensi kehilangan pelanggan karena setiap pelanggan mempunyai pola perilaku yang berbeda-beda seperti halnya dalam membeli produk [4], maka dari itu diperlukan asosiasi untuk menentukan pola

penjualan produk dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* [5]. Asosiasi merupakan suatu proses analisa data yang digunakan untuk mencari hubungan menarik di antara sejumlah data yang ada [6]. *FP-Growth* adalah algoritma untuk menemukan hubungan antar item yang sering muncul dengan menerapkan teknik memadatkan item yang sering muncul menjadi *FP-Tree* [7].

Aktivitas transaksi penjualan dan pelayanan konsumen setiap hari akan terus bertambah sehingga menghasilkan tumpukan data transaksi penjualan yang semakin besar, maka dibutuhkan analisa menggunakan *data mining* agar mendapatkan hasil yang cepat dan akurat dalam mencari hubungan antar item [8]. Mencari hubungan antar item sangat penting untuk memahami kebutuhan dan perilaku pembelian konsumen dalam bisnis ritel serta dapat mengembangkan strategi pemasaran yang paling sesuai [9]. *FP-Growth* merupakan cara yang tepat untuk menggambarkan pola pembelian konsumen dan item yang paling sering dibeli bersamaan dengan banyaknya jenis barang yang disediakan oleh toko di karenakan *FP-Growth* dapat membuat analisa data menjadi lebih cepat dalam menentukan pola asosiasi [10].

CV Harmoni Medicine Indonesia merupakan toko ritel yang memasarkan produk kesehatan dan kecantikan di Kota Cirebon. Data transaksi yang semakin lama semakin banyak dan hanya tersimpan sebagai laporan sangat disayangkan jika tidak memanfaatkan untuk sesuatu yang lebih bermanfaat.

Penggunaan algoritman *FP-Growth* dapat memberi informasi produk yang sering terjual bersamaan guna dapat meningkatkan sales penjualan kedepannya.

Penelitian sebelumnya dengan judul “*Frequent pattern growth algorithm for maximizing display items*” yang dilakukan oleh Nasyuha, Asyabri Hadi pada tahun 2021 menjelaskan bahwa penataan produk di toko harus ditata dengan baik agar menarik perhatian calon pembeli dan menghindari rasa kebosanan. Hasil penelitian ini disimpulkan bahwa *FP-Growth* merupakan metode yang dapat mengolah data event dengan lebih cepat dan akurat dan juga dapat digunakan untuk menganalisis data penjualan dengan mendefinisikan produk dan jenis transaksi serta merancang sistem pengelompokan data penjualan. Cara ini dapat digunakan untuk menyesuaikan tampilan produk untuk menarik pelanggan dan meningkatkan penjualan. [11].

Lalu penelitian lainnya dengan judul “Implementasi Algoritma Apriori dan *FP-Growth* Untuk Menentukan Persediaan Barang” yang ditulis oleh Agus Junaidi pada tahun 2019. Hasil dari penjualan pada minimarket yang selalu berupa laporan yang hanya dilihat. Padahal data tersebut mempunyai manfaat untuk menyusun strategi penjualan dimasa depan. Menggunakan metode asosiasi dengan algoritma *FP Growth* dapat membantu manajemen meletakkan barang-barang yang biasa dibeli konsumen sehingga memudahkan pelanggan untuk membeli dan dapat membantu manajemen melacak persediaan barang [12].

Penelitian lain dengan judul “Analisa *Data mining* Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet” yang ditulis oleh Harpa Erasmus Simanjuntak pada tahun 2022. Pemanfaatan data transaksi penjualan yang banyak tersimpan dapat memberikan pengetahuan yang berguna dalam membuat kebijakan dan strategi bisnis bagi PT Mora Telematika Indonesia. Penelitian dengan menerapkan metode *FP-Growth* ini menghasilkan 7 aturan asosiasi yang menarik. Dalam penelitian ini juga ditemukan bahwa semakin besar nilai minimum *support* yang dimasukkan maka jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan semakin banyak [13].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data mining

Data mining merupakan tentang menyelesaikan suatu masalah dengan menerapkan model matematika untuk menemukan pola dari data yang sudah ada secara otomatis. *Data mining* bisa disebut *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang menunjukkan seluruh proses mengubah tumpukan data biasa menjadi pengetahuan yang berguna [11].

2.2. Asosiasi

Asosiasi adalah salah satu teknik atau metode dalam *data mining* yang berfungsi untuk menemukan

hubungan antar data yang ada di database dan sudah sering digunakan pada *market basket analysis* (MBA) dan analisis konsumen, terutama ketika tidak ada sistem penilaian secara langsung [3].

Ada dua pengukuran penting dalam metode asosiasi, yaitu *Support* dan *Confidence*. *Support* dapat diartikan sebagai seberapa sering nilai X muncul terhadap keseluruhan baris data. *Support* dapat ditulis dengan rumus berikut:

$$\text{support}(X) = \frac{\text{frq}(X)}{N} \quad (1)$$

Sementara nilai *support* untuk 2 item menggunakan rumus berikut:

$$\text{support}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{frq}(X,Y)}{N} \quad (2)$$

Sementara *Confidence* dapat diartikan sebagai seberapa banyak transaksi yang berisikan $X \cup Y$ terhadap keseluruhan transaksi yang berisikan X. *Confidence* dapat ditulis dengan rumus berikut:

$$\text{confidence}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{frq}(X,Y)}{\text{frq}(X)} \quad (3)$$

Confidence merupakan ukuran kekuatan sebuah aturan asosiasi. Jika nilai *confidence* yang dihasilkan $X \rightarrow Y$ adalah 80%, maka artinya sebanyak 80% transaksi yang berisikan X maka akan berisikan juga Y [12].

Lift ratio dapat menjadi ukuran untuk menentukan validasi aturan asosiasi yang diperoleh melalui perbandingan antara *rule confidence* dan nilai *Benchmark confidence*. *Benchmark confidence* itu sendiri berupa perbandingan antara jumlah semua item yang menjadi konsekuensi dari keseluruhan jumlah transaksi. Untuk menghitung nilai *benchmark confidence* digunakan rumus berikut:

$$\text{Benchmark} = \frac{\text{frq}(Y)}{N} \quad (4)$$

Perhitungan yang digunakan pada persamaan *benchmark* sama dengan perhitungan nilai *support*, jadi bisa disimpulkan *benchmark* merupakan *support* dari produk konsekuensi. Sementara itu, untuk menghitung nilai *lift ratio* menggunakan rumus berikut:

$$\text{Lift ratio} = \frac{\text{Confidence}(X \rightarrow Y)}{\text{Support}(Y)} \quad (5)$$

Aturan asosiasi dinyatakan valid jika nilai *lift ratio* lebih besar dari 1 dan semakin tinggi nilai *lift ratio*, maka aturan yang terbentuk akan semakin valid [13].

Keterangan :

N : Jumlah seluruh transaksi
 frq(X) : Jumlah transaksi mengandung X
 frq(Y) : Jumlah transaksi mengandung Y
 frq(X,Y) : Jumlah transaksi mengandung X dan Y

2.3. FP-Growth

Frequent Pattern Growth (*FP-Growth*) merupakan salah satu jenis algoritma yang dapat

digunakan untuk menentukan kumpulan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah database. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Pada algoritma apriori generate candidate diperlukan untuk mendapatkan *frequent itemsets*. Akan tetapi, pada algoritma *FP-Growth* tidak dilakukan generate candidate karena *FP-Growth* menggunakan konsep pembangunan tree dalam pencarian *frequent itemsets*. Hal tersebutlah yang menyebabkan algoritma *FP-Growth* lebih cepat dari algoritma Apriori [14].

2.4. Rapidminer

RapidMiner adalah aplikasi yang berfungsi sebagai sarana pembelajaran dalam ilmu *data mining*. Platform ini dikembangkan oleh perusahaan yang berspesialisasi dalam semua fase data besar bisnis komersial, penelitian, pendidikan, dan pembelajaran. RapidMiner memiliki ratusan solusi pembelajaran untuk pengelompokan, klasifikasi, asosiasi, dan analisis regresi [15].

RapidMiner membawa kecerdasan buatan kepada perusahaan melalui platform ilmu data yang terbuka dan dapat diskalakan. Lebih dari satu juta pengguna global menggunakan produk RapidMiner untuk mencari solusi permasalahan dengan *data mining* [16].

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah penelitian eksperimental dimana data yang didapatkan berasal dari transaksi penjualan CV Harmoni Medicine Indonesia. Data tersebut akan diteliti menggunakan algoritma *FP-Growth* pada aplikasi rapidminer dengan tujuan untuk menemukan kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen. Selain itu, tujuan lainnya yaitu mencari kombinasi nilai *support*, *confidence*, dan *lift* untuk menghasilkan aturan asosiasi yang dibutuhkan.

Adapun tahap penelitian yang digunakan pada penelitian ini sebagai berikut:



Gambar 1. Tahap penelitian

3.1. Pengumpulan Data

1. Observasi

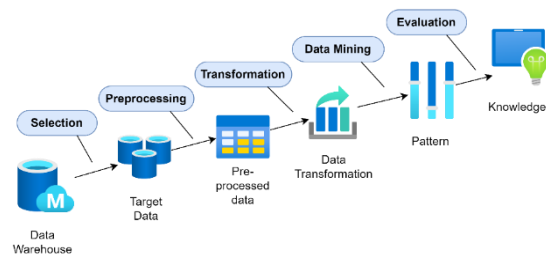
Observasi dilakukan langsung di kantor CV Harmoni Medicine Indonesia. Tujuan observasi agar mendapatkan data transaksi penjualan CV Harmoni Medicine Indonesia dengan menyertakan surat ijin penelitian.

2. Wawancara

Proses wawancara dilakukan setelah mendapatkan data transaksi penjualan CV Harmoni Medicine Indonesia. Proses wawancara ini bertujuan

untuk mengetahui isi dari data transaksi penjualan, sehingga dapat membantu proses analisa data dengan mengetahui atribut mana yang dibutuhkan dan tidak dibutuhkan.

3.2. Analisa Data



Sumber : www.researchgate.net

Gambar 2. Tahapan KDD

Metode analisa data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan metode Knowledge Discovery In Database (KDD), dengan beberapa tahap mulai dari *Data Selection*, *Data Preprocessing*, *Data Transformation*, *data mining*, hingga *evaluation*. Penjelasan rinci tentang tahapan tersebut sebagai berikut:

1. Data Selection

Pada tahapan ini, data yang diperoleh dari transaksi penjualan CV Harmoni Medicine Indonesia dilakukan pembersihan data terlebih dahulu, seperti menghapus atribut yang tidak relevan dengan penelitian dan perubahan tipe data atribut. Proses penghapusan atribut dilakukan pada aplikasi rapidminer dengan operator *select attributes*, sebelumnya *dataset* di import ke dalam rapidminer menggunakan operator *read excel*. Setelah atribut dipilih, dilakukan perubahan tipe data atribut tersebut menggunakan operator *set rule*.

2. Data Preprocessing

Lalu dilakukan tahapan *Data Preprocessing* yang mempunyai tujuan untuk membersihkan atribut yang memiliki data yang *missing* atau tidak konsisten. Akan dilakukan pengecekan terlebih dahulu terhadap data yang sudah dipilih, apakah memiliki data *missing* atau tidak konsisten pada statistik data di rapidminer.

3. Data Transformation

Tahapan *Data Transformation* akan menggunakan beberapa operator dalam prosesnya, seperti *pivot*, *rename by replacing*, *replace missing value*, dan *numerical to binominal*. Data diubah menjadi tabel matriks menggunakan operator *pivot*. Untuk merapihkan nama atribut dan mengisi sel yang tidak bernilai hasil proses *pivot* akan menggunakan operator *rename by replacing* dan *replace missing value*. Lalu selanjutnya akan dilakukan perubahan bentuk tipe data sesuai dengan algortima yang dipakai pada penelitian ini yaitu *FP-Growth*. Data atribut sebelumnya bertipe *numerical* atau angka dan akan diubah menjadi data

boolean atau binominal menggunakan operator *numerical to binominal* pada aplikasi rapidminer.

4. Data mining

Pada tahapan ini data akan diproses menggunakan operator *FP-Growth* dan *Create Association Rule* di rapidminer. Ada beberapa nilai yang akan disesuaikan dalam tahap ini, seperti nilai minimum *support* pada operator *FP-Growth* dan nilai minimum *confidence* dan nilai minimum *lift* pada operator *Create Association Rule* sehingga terbentuk aturan asosiasi dari data transaksi penjualan CV Harmoni Medicine Indonesia.

5. Evaluation

Pada tahap terakhir, hasil yang didapatkan dari proses *data mining* akan dievaluasi. Evaluasi dilakukan dengan mencari nilai minimum *support*, nilai minimum *confidence*, dan nilai minimum *lift* yang menghasilkan pola asosiasi terbanyak, dan memberi penjelasan terhadap aturan asosiasi yang terbentuk.

transaksi yang cukup banyak dan sudah tersusun rapih dalam bentuk tabel dalam format excel.

Proses dilanjutkan dengan wawancara kepada staff yang ada di kantor tersebut. Dari proses wawancara didapatkan data transaksi CV Harmoni Medicine Indonesia merupakan transaksi penjualan periode 01 Januari 2020 – 31 Desember 2022 memiliki 9.844 baris data dan 10 atribut data. Berikut atribut dalam *dataset* tersebut:

Tabel 1. Atribut Data

No	Atribut	Tipe
1	No.	Numerik
2	Nomor Transaksi	Karakter
3	Tanggal	Tanggal
4	ID	Karakter
5	Nama	Karakter
6	Diskon	Numerik
7	Kode Produk	Karakter
8	Nama Produk	Karakter
9	Qty	Numerik
10	Harga	Numerik

Adapun contoh *dataset* transaksi penjualan CV Harmoni Medicine Indonesia adalah sebagai berikut:

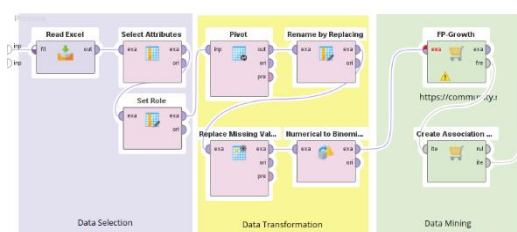
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

Hasil observasi dari penelitian ini didapatkan bahwa CV Harmoni Medicine Indonesia memiliki data

Tabel 2. Contoh *dataset* transaksi penjualan

No.	Nomor Transaksi	Tanggal	ID	Nama	Diskon	Kode Produk	Nama Produk	Qty	Harga
1	C0047/3/2001010001	01/01/2020	I001235638J	TJIA AN NIO	0	C01002	CLOVER HONEY 1 KG	1	585000
2	C0047/3/2001010002	01/01/2020	I001228928J	VANESSYA APRILIANITA	0	B01001	BEE PROPOLIS 60 TAB	1	305000
3	C0047/3/2001010002	01/01/2020	I001228928J	VANESSYA APRILIANITA	0	C01002	CLOVER HONEY 1 KG	1	585000
4	C0047/3/2001010003	02/01/2020	I001231183J		0	C01002	CLOVER HONEY 1 KG	3	1755000
5	C0047/3/2001010004	02/01/2020	I001233070D	OKTARIA PRAMUJIANTI	0	C01001	CLOVER HONEY 0.5 KG	1	335000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
9843	C0047/3/2212310019	31/12/2022	I002580448C	NARSIDA	585000	P01003	PROPOELIX 30 VEGEKAPS	1	329000
9844	C0047/3/2212310019	31/12/2022	I002580448C	NARSIDA	585000	P01006	PROLIZ LOZENGES	1	39000



Gambar 3. Design Process Rapidminer

Setelah pengumpulan data dilakukan, selanjutnya dilakukan analisa data menggunakan metode *Knowledge Discovery In Database* dengan lima tahapan didalamnya yang terdiri dari *Data Selection*, *Data Preprocessing*, *Data Transformation*, *data mining*, hingga *evaluation*. Berikut hasil yang didapatkan dari proses analisa data:

1. Data Selection

Dataset dibaca menggunakan operator *read excel* pada aplikasi rapidminer dan menghasilkan informasi statistik seperti berikut:

Tabel 3. Statistik *dataset*

No	Uraian	Keterangan
1.	Baris data	9844
2.	Atribut spesial	0
3.	Atribut biasa	10
4.	Atribut:	
	- No.	Integer, <i>missing</i> 0
	- Nomor Transaksi	Polynomial, <i>missing</i> 0
	- Tanggal	Polynomial, <i>missing</i> 0
	- ID	Polynomial, <i>missing</i> 0
	- Nama	Polynomial, <i>missing</i> 1170
	- Diskon	Integer, <i>missing</i> 0
	- Kode Produk	Polynomial, <i>missing</i> 0
	- Nama Produk	Polynomial, <i>missing</i> 0
	- Qty	Integer, <i>missing</i> 0
	- Harga	Integer, <i>missing</i> 0

Melihat ada beberapa atribut yang tidak relevan dengan penelitian ini, maka dilakukan pemilihan atribut yang relevan menggunakan *select attributes*. Berikut atribut yang tidak dipilih:

Tabel 4. Atribut yang tidak dipilih

Nama Atribut	Alasan tidak dipilih
No.	Atribut dapat diwakilkan oleh Nomor Transaksi
Tanggal	Atribut dapat diwakilkan oleh Nomor Transaksi
ID	Atribut dapat diwakilkan oleh Nomor Transaksi
Nama	Atribut memiliki nilai <i>missing</i>
Diskon	Atribut dapat diwakilkan oleh Nomor Transaksi
Kode Produk	Atribut dapat diwakilkan oleh Nama Produk
Qty	Atribut dapat diwakilkan oleh Nomor Transaksi
Harga	Atribut dapat diwakilkan oleh Nomor Transaksi

Sehingga data yang dihasilkan oleh operator *select attributes*, adalah sebagai berikut:

Tabel 5. Data hasil seleksi atribut

Nomor Transaksi	Nama Produk
C0047/3/2001010001	CLOVER HONEY 1 KG
C0047/3/2001010002	BEE PROPOLIS 60 TAB
C0047/3/2001010002	CLOVER HONEY 1 KG
C0047/3/2001010003	CLOVER HONEY 1 KG
.....	
C0047/3/2212310019	PROPOELIX 30 VECEKAPS
C0047/3/2212310019	PROLIZ LOZENGES

Atribut nomor transaksi diubah peran menjadi id atau *identifier*, karena nomor transaksi bersifat unik dan

tidak akan diikuti pada proses *data mining*. Informasi yang didapat setelah proses operator *set role* adalah sebagai berikut:

Tabel 6. Statistik data setelah *Data Selection*

No	Uraian	Keterangan
1.	Baris data	9844
2.	Atribut spesial	1
3.	Atribut biasa	1
4.	Atribut:	
	• Nomor Transaksi	Id, Polynomial, <i>missing</i> 0
	• Nama Produk	Polynomial, <i>missing</i> 0

2. Data Preprocessing

Proses *Data Preprocessing* dimulai dengan mencari nilai pada atribut yang dipilih apakah memiliki data *missing* atau yang tidak konsisten. Berdasarkan hasil statistik *dataset* pada tabel 6 diketahui atribut yang terpilih tidak memiliki data *missing* dan pemeriksaan data yang tidak konsisten dilakukan dengan mengecek satu-per-satu baris data secara langsung, hasilnya menunjukkan *dataset* mempunyai nilai yang konsisten. Jadi proses *Data Preprocessing* tidak dilakukan.

3. Data Transformation

Penggunaan operator *pivot*, *rename by replacing*, *replacing missing value*, dan *numerical to binominal* menghasilkan tabel matriks dengan jumlah baris data sebanyak 6.850 baris, atribut spesial sebanyak 1 dan atribut biasa sebanyak 54. Berikut contoh data tabel matriks yang terbentuk:

Tabel 7. Contoh *dataset* matriks

No	Nomor Transaksi	BEE PROPOLIS 60 TAB	...	BSKI N W5 White Glow
1	C0047/3/2001010001	FALSE	...	FALS E
2	C0047/3/2001010002	TRUE	...	FALS E
....			...	
6850	C0047/3/2212310019	FALSE	...	FALS E

4. Data mining

Proses *data mining* menggunakan dua operator pada rapidminer yaitu *FP-Growth* dan *Create Association Rules* dengan penggunaan nilai minimum *support*, minimum *confidence* dan minimum *lift* sebagai berikut:

Tabel 8. Nilai min *support*, *confidence*, dan *lift*

No	Kriteria	Nilai
1.	Min. <i>Support</i>	0,02; 0,015; 0,01; 0,005
2.	Min. <i>Confidence</i>	0,8; 0,7; 0,6; 0,5; 0,4; 0,3; 0,2; 0,1
3.	Min. <i>Lift</i>	0,8; 0,9; 1,0

5. Evaluation

Pengujian dimulai dengan pembentukan frequent 1-itemset, 2-itemset, dan 3-itemset pada data transaksi yang dilakukan pada operator *FP-Growth* menggunakan nilai minimum *support* sebesar 0,02; 0,015; 0,01; dan 0,005. Hasil pengujian tersebut dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 9. Hasil uji nilai *support*

Min. Support Value	1-itemset	2-itemset	3-itemset
0,02	0	0	0
0,015	20	2	0
0,01	24	8	0
0,005	34	28	0

Pembentukan *itemset* terjadi mulai dari nilai 0,015 – 0,005 dengan pembentukan *itemset* terbanyak pada nilai *support* sebesar 0,005, jumlah 1-itemset yang terbentuk sebanyak 34 dan 2-itemset sebanyak 28, dan tidak ada pembentuk 3-itemset. Nilai minimum *support* 0,005 digunakan untuk proses pengujian berikutnya dengan menggabungkan nilai minimum *confidence*. Hasil yang didapat sebagai berikut:

Tabel 10. Hasil uji nilai *confidence*

Min. Support Value	Min. Confidence Value	Σ Association Rule
0,005	0,8	0
0,005	0,7	0
0,005	0,6	0
0,005	0,5	0
0,005	0,4	0
0,005	0,3	0
0,005	0,2	2
0,005	0,1	13

Tabel 12. Hasil Association Rules

Rule No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
1	Proliz Lozenges	Proliz Lozenges Honey Lemon	0,0083	0,2740	5,6202
2	Proliz Lozenges Honey Lemon	Proliz Lozenges	0,0083	0,1707	5,6202
3	Bee Propolis 60 Tab	Pollenergy 520 90 Tab	0,0111	0,2184	3,2521
4	Pollenergy 520 90 Tab	Bee Propolis 60 Tab	0,0111	0,1652	3,2521
5	Royale Jelly Liquid (150gr)	Pollenergy 520 90 Tab	0,0072	0,1376	2,0496
6	Hdi Kids 3 (60T)	Honeybee Pollens 60T	0,0190	0,1940	1,9151
7	Honeybee Pollens 60T	Hdi Kids 3 (60T)	0,0190	0,1873	1,9151
8	Proliz Lozenges Honey Lemon	Hdi Kids 3 (60T)	0,0061	0,1257	1,2856
9	Propoelix 30 Vegekaps	Clover Honey 0.5 Kg	0,0120	0,2363	1,0835

4.2. Pembahasan

Data yang digunakan sebanyak 9.844 baris transaksi penjualan, setelah melewati transformasi data menghasilkan 6.850 baris data dengan 54 produk di dalamnya. Pada proses asosiasi menggunakan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* dengan kombinasi nilai *support* = 0,005; *confidence* = 0,1; dan *lift* = 1,0 menghasilkan 9 aturan asosiasi.

Pencarian *itemset* pada penelitian ini menghasilkan paling banyak 2-itemset pada nilai

Pembentukan pola asosiasi diatas menghasilkan *rule* mulai dari nilai minimum *confidence* 0,2. Kombinasi nilai minimum *support* 0,005 & nilai minimum *confidence* 0,1 menghasilkan pola asosiasi yang paling banyak sebesar 13 *rule*, dan digunakan pada pengujian berikutnya. Pengujian dilanjutkan dengan melihat nilai *lift* pada masing-masing *rule* yang terbentuk pada proses sebelumnya. Menggunakan nilai minimum *lift*. Hasil yang didapat pada pengujian tersebut dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 11. Hasil uji nilai *lift*

Min. Support Value	Min. Confidence Value	Min. Lift value	Σ Assoation Rule
0,005	0,2	0,8	0
0,005	0,2	0,9	0
0,005	0,2	1,0	2
0,005	0,1	0,8	2
0,005	0,1	0,9	2
0,005	0,1	1,0	9

Kombinasi nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang menghasilkan *rule* asosiasi paling banyak adalah 0,005, 0,1, dan 1,0 sebanyak 9 *rule*. *Rule* ini yang akan digunakan untuk memahami kombinasi produk apa saja yang menarik dari *dataset* yang digunakan pada penelitian ini. Hasil yang di dapat dari *rule* tersebut adalah sebagai berikut:

support sebesar 0,015; 0,01; dan 0,005. Tidak ditemukan 3-itemset pada nilai *support* tersebut, sehingga nilai *support* harus diturunkan agar dapat menemukan kombinasi 3-itemset. Hasil ini selaras dengan penelitian yang dilakukan Amelia Nastuti pada penelitiannya yang menyatakan bahwa nilai *support* harus diturunkan sehingga menghasilkan *itemset* lebih dari dua produk [14].

Hasil yang didapatkan pada tahap asosiasi, semakin besar nilai *support* dan *confidence* akan

menghasilkan aturan asosiasi yang semakin sedikit. Pencarian *itemset* baru ditemukan ketika nilai minimum *support* sebesar 0,015 dan semakin banyak ditemukan jika nilai minimum *support* semakin kecil, serta pencarian aturan asosiasi baru ditemukan pada nilai *confidence* 0,2 sebanyak 2 aturan dan nilai *confidence* 0,1 sebanyak 13 aturan. Hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan A.Ardianto yang menyatakan bahwa semakin tinggi nilai minimal *support* dan nilai minimal *confidence* akan mendapatkan aturan yang lebih sedikit [17].

Terkait dengan nilai *support* yang digunakan cukup rendah yang di mulai dari angka 0,015 atau 1,5% dari keseluruhan transaksi, ini di karenakan jumlah transaksi yang cukup banyak dalam *dataset* sehingga nilai pembagi akan menjadi lebih besar dan menghasilkan nilai minimum *support* yang rendah. Pendapat ini juga disampaikan oleh Amir Setiawan pada penelitiannya yang mengatakan jika tingkat transaksi sangat banyak untuk menentukan *itemset* dalam satu keranjang akan memiliki nilai *support* sangat kecil [10].

Hasil aturan asosiasi pada tabel 12 dapat di interpretasi sebagai berikut:

Rule 1 : Transaksi yang berisikan Proliz Lozenges dan Proliz Lozenges Honey Lemon muncul sebanyak 0,83% (57 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Proliz Lozenges memiliki kesempatan 5,6x lebih tinggi untuk membeli Proliz Lozenges Honey Lemon dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 27,4%.

Rule 2 : Transaksi yang berisikan Proliz Lozenges Honey Lemon dan Proliz Lozenges muncul sebanyak 0,83% (57 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Proliz Lozenges Honey Lemon memiliki kesempatan 5,6x lebih tinggi untuk membeli Proliz Lozenges dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 17,07%.

Rule 3 : Transaksi yang berisikan Bee Propolis 60 Tab dan Pollenergy 520 90 Tab muncul sebanyak 1,11% (75 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Bee Propolis 60 Tab memiliki kesempatan 3,2x lebih tinggi untuk membeli Pollenergy 520 90 Tab dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 21,84%.

Rule 4 : Transaksi yang berisikan Pollenergy 520 90 Tab dan Bee Propolis 60 Tab muncul sebanyak 1,11% (75 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Pollenergy 520 90 Tab memiliki kesempatan 3,2x lebih tinggi untuk membeli Bee Propolis 60 Tab dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 16,52%.

Rule 5 : Transaksi yang berisikan Royale Jelly Liquid (150gr) dan Pollenergy 520 90 Tab muncul sebanyak 0,72% (49 transaksi) dari total

transaksi. Konsumen yang membeli Royale Jelly Liquid (150gr) memiliki kesempatan 2,05x lebih tinggi untuk membeli Pollenergy 520 90 Tab dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 13,76%.

Rule 6 : Transaksi yang berisikan Hdi Kids 3 (60T) dan Honeybee Pollens 60T muncul sebanyak 1,9% (130 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Hdi Kids 3 (60T) memiliki kesempatan 1,9x lebih tinggi untuk membeli Honeybee Pollens 60T dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 19,4%.

Rule 7 : Transaksi yang berisikan Honeybee Pollens 60T dan Hdi Kids 3 (60T) muncul sebanyak 1,9% (130 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Honeybee Pollens 60T memiliki kesempatan 1,9x lebih tinggi untuk membeli Hdi Kids 3 (60T) dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 18,7%.

Rule 8 : Transaksi yang berisikan Proliz Lozenges Honey Lemon dan Hdi Kids 3 (60T) muncul sebanyak 0,61% (42 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Proliz Lozenges Honey Lemon memiliki kesempatan 1,28x lebih tinggi untuk membeli Hdi Kids 3 (60T) dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 12,5%.

Rule 9 : Transaksi yang berisikan Propoelix 30 Vegekaps dan Clover Honey 0.5 Kg muncul sebanyak 1,2% (82 transaksi) dari total transaksi. Konsumen yang membeli Propoelix 30 Vegekaps memiliki kesempatan 1,08x lebih tinggi untuk membeli Clover Honey 0.5 Kg dengan tingkat keberhasilan terjadinya pembelian sebesar 23,6%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menghasilkan 9 aturan asosiasi menggunakan nilai minimum *support* = 0,005, nilai minimum *confidence* = 0,1 dan nilai minimum *lift* = 1,0 dengan 9 produk pembentuk. Semua aturan yang terbentuk memiliki nilai *lift* diatas 1, sehingga semua aturan yang terbentuk valid atau dapat digunakan. Algoritma *FP-Growth* dapat membantu strategi penjualan *cross-selling* lebih mudah dan efisien dengan memberi informasi pola pembelian produk konsumen secara detail dengan besaran tingkat peluang keberhasilan.

Untuk menghasilkan aturan asosiasi yang lebih banyak dan lebih berkualitas perlu dilakukan penelitian lebih lanjut pada nilai *support*, *confidence*, *lift*. Juga perlu dilakukannya penilaian terhadap aturan asosiasi yang terbentuk dengan metode *scoring* agar lebih mudah melihat aturan yang terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Islamiyah, Putri Lestari Ginting, Nataniel Dengen, and Medi Taruk, *Comparison*

- of Priori and FP-Growth Algorithms in Determining Association Rules. IEEE, 2019.
- [2] I. Wayan Andis Indrawan, K. Oka Saputra, and Linawati, "Implementation of Association Rules to Manage Cross-Selling and Up-Selling for IT Shop," *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, vol. 4, no. 2, 2019.
 - [3] R. Michaela Denise Gonzales and C. A. Hargreaves, "How can we use artificial intelligence for stock recommendation and risk management? A proposed decision support system," *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 2, no. 2, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.jjimei.2022.100130.
 - [4] E. Egorova, G. Glukhov, and E. Shikov, "Customer transactional behaviour analysis through embedding interpretation," in *Procedia Computer Science*, 2022, vol. 212, no. C, pp. 284–294. doi: 10.1016/j.procs.2022.11.012.
 - [5] K. Muhammad Rizky Alditra Utama, R. Umar, A. Yudhana, A. Dahlan Yogyakarta, P. Studi Teknik Elektro, and U. Ahmad Dahlan Yogyakarta, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan Pada Toko Kgs Rizky Motor," *Jurnal DINAMIK*, vol. 25, no. 1, pp. 20–28, 2020.
 - [6] R. Ranjan and A. Sharma, "Evaluation of Frequent Itemset Mining Platforms using Apriori and FP-Growth Algorithm," 2019. [Online]. Available: <http://spark.apache.org/>
 - [7] C. H. Chee, J. Jaafar, I. A. Aziz, M. H. Hasan, and W. Yeoh, "Algorithms for frequent itemset mining: a literature review," *Artificial Intelligence Review*, vol. 52, no. 4. Springer Netherlands, pp. 2603–2621, Dec. 01, 2019. doi: 10.1007/s10462-018-9629-z.
 - [8] I. Astrina, M. Z. Arifin, and U. Pujianto, "Penerapan Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen Pada Kain Tenun Medali Mas," 2019.
 - [9] E. Bilgiç, "R Programlama Dili İle Pazar Sepet Analizi: Muş İl Merkezindeki Bir Süpermarkette Tüketicilerin Satın Alma Davranışlarının Tespiti Üzerine Bir Uygulama," *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, vol. 7, no. 3, pp. 1–1, Jun. 2019, doi: 10.18506/anemon.462998.
 - [10] A. Setiawan, D. Indra, and G. Anugrah, "Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 2, 2019.
 - [11] M. Mirbod and H. Dehghani, "Smart Trip Prediction Model for Metro Traffic Control Using Data mining Techniques," *Procedia Comput Sci*, vol. 217, pp. 72–81, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.203.
 - [12] Di. P. Mulya, "Analisa dan Implementasi Association Rule dengan Algoritma FP-Growth dalam Seleksi Pembelian Tanah Liat (Studi Kasus di PT Anveve Ismi Berjaya)," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 1, no. 1, pp. 47–57, Jan. 2019, doi: 10.47233/jteksis.v1i1.6.
 - [13] H. Lisnawati and A. Sinaga, "Data mining with associated methods to predict consumer purchasing patterns," *International Journal of Modern Education and Computer Science*, vol. 12, no. 5, pp. 16–28, 2020, doi: 10.5815/ijmecs.2020.05.02.
 - [14] Amelia Nastuti and Syaiful Zuhri Harahap, "Teknik Data Minig untuk Penentuan Paket Hemat Sembako dan Kebutuhan Harian dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Ulfamart Lubuk Alung)," *Informatika: Jurnal Ilmiah Fakultas Sains dan Teknologi*, 2019.
 - [15] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, and C. Lauw, "Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 1, pp. 8–17, May 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17.
 - [16] "Why Choose Us? | RapidMiner." <https://rapidminer.com/why-rapidminer/> (accessed Jan. 23, 2023).
 - [17] A. Ardianto and D. Fitriah, "Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi," *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, vol. 9, no. 1, p. 49, Apr. 2019, doi: 10.22441/incomtech.v9i1.3263.