

PENERAPAN ALGORITMA *FP-GROWTH* PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN PELANGGAN (STUDI KASUS: TOKO KENZI OLSHOP)

Arum Sari, Ahmad Faqih, Saeful Anwar

Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat

Arums2906@gmail.com

ABSTRAK

Dalam dunia bisnis, terutama dibidang penjualan, keberadaan persaingan yang tinggi menimbulkan kebutuhan bagi pengembang dalam mencari strategi yang bisa meningkatkan efektivitas pemasaran dan penjualan produk. Toko Kenzi Olshop merupakan salah satu pebisnis yang bergerak dalam penjualan pakaian, kosmetik dan lain-lain. Namun dalam konteks toko Kenzi Olshop, masih terdapat kendala dalam mengetahui barang apa yang harus diadakan untuk persediaan stok dan promosi serta penempatan produk yang masih kurang efektif khususnya pada produk pakaian. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui pola pembelian pelanggan, sehingga didapatkan rekomendasi strategi penjualan. Metode yang digunakan adalah *knowledge discovery in databases (KDD)* dengan menerapkan algoritma *FP-Growth*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *FP-Growth* dapat mengidentifikasi pola pembelian pelanggan dengan melakukan percobaan menggunakan nilai *minimum support* sebesar 2%, 3%, 4%, 5% dan *minimum confidence* sebesar 40%. Percobaan dengan nilai *minimum support* 2% dan nilai *minimum confidence* 40% menghasilkan nilai *lift* tertinggi dan menghasilkan aturan asosiasi terbanyak yaitu 27 rules. Pada aturan asosiasi tersebut terdapat enam item yang sering muncul meliputi Midi Dress, Pajamas Anisa, Gamis Aisyah, Pajamas Cp, Pajamas Aisyah dan Pajamas Rasya. Serta didapatkan rule dengan nilai *confidence* terbesar 60,5% yaitu jika konsumen membeli Gamis Aisyah dan Tunik maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress.

Kata kunci: *FP-Growth*, Data Transaksi, Aturan Asosiasi

1. PENDAHULUAN

Dalam dunia bisnis, terutama dibidang penjualan, keberadaan persaingan yang tinggi menimbulkan kebutuhan bagi para pengembang untuk mencari strategi yang dapat meningkatkan efektivitas penjualan dan pemasaran produk. Perusahaan memiliki kemampuan untuk mengambil manfaat dari data yang dihasilkan, terutama dalam mendukung proses pengambilan keputusan. Apabila data tersebut dikelola dan diproses dengan metode yang tepat, data-data tersebut memiliki potensi untuk menghasilkan informasi yang memiliki nilai signifikan [1]. Toko Kenzi Olshop merupakan salah satu pelaku usaha yang bergerak dalam penjualan pakaian, kosmetik dan lain-lain. Akan tetapi, toko Kenzi Olshop lebih dominan ke penjualan pakaian khususnya pakaian perempuan. Toko Kenzi Olshop sudah berdiri selama 6 tahun mulai dari tahun 2017 sampai dengan sekarang, yang berlokasi di Desa Cipeujeuh Kecamatan Lemahabang Kabupaten Cirebon. Toko Kenzi Olshop pun memiliki banyak reseller dan tidak hanya menjual secara langsung juga menjual secara online (Wawancara Ibu Oktaria).

Dalam konteks toko Kenzi Olshop, masih terdapat kendala dalam mengetahui barang apa yang harus diadakan untuk persediaan stok dan promosi sehingga banyak stok barang yang kurang laku atau tidak terjual serta penempatan produk yang masih kurang efektif khususnya pada produk pakaian. Oleh karena itu perlu mengetahui pola pembelian pelanggan

dengan memanfaatkan data histori transaksi penjualan. Transaksi pembelian yang dilakukan oleh konsumen dalam setiap harinya menimbulkan banyaknya data transaksi di toko Kenzi Olshop. Apabila data tersebut hanya disimpan tanpa pengelolaan lebih lanjut, hanya akan berfungsi sebagai kumpulan data historis. Berdasarkan sekumpulan data transaksi pembelian tersebut dapat dilakukan analisis dengan menggunakan proses *data mining*. *Data mining* merupakan proses eksplorasi dan analisis data dengan tujuan untuk mengidentifikasi pola-pola yang tersembunyi dalam data [2]. Ada berbagai teknik dalam *data mining*, pada penelitian ini akan menerapkan teknik *Association rules*.

Association rules adalah salah satu teknik yang sering digunakan dalam *data mining* untuk mengidentifikasi hubungan asosiasi antara data yang dianalisis, yang nantinya digunakan untuk merumuskan aturan atau "*rules*". Dalam konteks analisis *Association rules*, terdapat dua parameter penting yang digunakan, yaitu *support* dan *confidence* [3]. Sehingga, untuk menerapkan teknik *Association rules* pada data transaksi penjualan toko kenzi olshop perlu dilakukannya analisis terhadap parameter *Confidence*, *Support* dan *Lift* dengan menentukan nilai minimumnya untuk mendapatkan aturan asosiasi pembelian pelanggan pada toko Kenzi Olshop [4].

Pada penerapan *Association rules* terdapat beberapa algoritma yang bisa digunakan untuk menganalisis data transaksi [5], pada penelitian ini

menggunakan algoritma *FP-Growth*. Beberapa penelitian yang dilakukan oleh peneliti sebelumnya mengenai algoritma *FP-Growth*, menyimpulkan bahwa kinerja algoritma *FP-Growth* lebih baik dalam menghasilkan aturan asosiasi dan waktu yang dibutuhkan untuk eksekusi lebih cepat dibandingkan dengan algoritma *Apriori* [6].

Penelitian sebelumnya oleh Norbertus Tri Suswanto Saptadi dalam penelitiannya yang berjudul “*Analysis Of Supermarket Product Purchase Transactions With The Association Data Mining Method*”, hasil analisis dari 1000 data transaksi menunjukkan adanya hubungan yang kuat dengan tingkat *confidence* di atas 90% antara beberapa pasang produk, yaitu antara gula dan kopi dengan tingkat *confidence* 94,4%, serta gula, susu, dan kopi dengan tingkat *confidence* 92,0%, hasil ini menjadi penting bagi manajemen supermarket dalam menyusun strategi penataan dan penyediaan barang [7].

Dan pada penelitian sebelumnya oleh Haerani dan Juliane dalam jurnal nya yang berjudul “Pencarian Pola Pelanggan Menggunakan Algoritma *FP-Growth* untuk Pendukung Keputusan Tata Letak Desain Produk” Berhasil mengidentifikasi informasi mengenai kecenderungan pelanggan yang melakukan pembelian barang secara bersamaan. yang kemudian dijadikan sebagai acuan untuk merancang *layout* dengan kriteria nilai *minimum confidence* 0.8 dan *lift* lebih dari 1 dan didapatkan 6 pola asosiasi dari 2499 transaksi [1].

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu yang telah dipaparkan, diketahui bahwa algoritma *FP-Growth* memiliki karakteristik yang cocok digunakan untuk menganalisis data transaksi penjualan pada toko Kenzi Olshop dalam rangka mengatasi masalah tersebut. Algoritma *FP-Growth* merupakan perkembangan dari algoritma *Apriori* yang telah ada sebelumnya, dengan tujuan untuk mengatasi kekurangan yang ada pada algoritma *Apriori* [3]. Algoritma *FP-Growth* akan membantu mengidentifikasi item-item produk yang sering dibeli bersamaan dalam satu transaksi, sehingga pola asosiasi pembelian yang signifikan dapat terungkap. Untuk mengidentifikasi himpunan item yang sering muncul dengan metode *FP-Growth*, pendekatan yang digunakan adalah melalui penggunaan struktur data *FP-Tree* [8].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh Masyuni Hutasuht membahas mengenai pola penjualan pestisida dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*, dalam penelitian ini memiliki permasalahan dalam persediaan stok karena kurangnya pemahaman dalam mengidentifikasi pestisida yang penjualannya tinggi sehingga memanfaatkan data transaksi penjualan untuk mengetahui pola penjualan. Hasil dari penelitian ini mendapatkan *support* tertinggi 50% yaitu pada

pestisida jenis baycrab dan mendapatkan 7 aturan asosiasi dengan *confidence* tertinggi 75 % yaitu jika membeli council makan akan membeli baycrab [2].

Penelitian yang dilakukan oleh M. Hafizh membahas mengenai analisis transaksi penjualan ekspor online dimana pada penelitian ini memiliki permasalahan pada pencapaian target yang tidak terpenuhi. Pendekatan yang digunakan pada penelitian ini dengan menggunakan algoritma *FP-Growth*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa setelah melakukan pengujian menggunakan algoritma *Association Rules* dengan metode *FP-Growth*, ditemukan beberapa hubungan antara item yang signifikan. Dari hasil tersebut, berhasil terbentuk 9 *rules* terbaik dari total 51 data yang ada. *Rules-rules* ini memiliki peran penting dalam membantu menentukan strategi penjualan ekspor pada toko XYZ [9].

Penelitian yang dilakukan oleh Islamiyah membahas mengenai perbandingan algoritma *Apriori* dan *FP-Growth* dalam menentukan aturan asosiasi. Pada penelitian ini menggunakan parameter *support* dengan menetapkan nilai minimum 4 % dan parameter *confidence* dengan menetapkan nilai minimum sebesar 19%. Dari hasil perbandingan kedua algoritma tersebut pada penelitian ini bahwa algoritma *Apriori* memperoleh aturan asosiasi lebih banyak daripada *FP-Growth* yaitu *Apriori* menghasilkan 11 aturan dan *FP-Growth* 10 aturan, namun waktu eksekusi dengan algoritma *FP-Growth* lebih cepat dibandingkan dengan *Apriori* [6].

2.2. Data mining

Data mining adalah proses ekstraksi informasi yang penting atau menarik dari basis data yang besar melalui analisis pola atau hubungan khusus [10]. Mencakup serangkaian teknik yang secara otomatis digunakan untuk melakukan eksplorasi menyeluruh, membawa ke permukaan relasi yang kompleks dalam suatu set data yang sangat besar. Set data ini dapat berupa tabel, domain data spasial, teks, dan gambar (citra). *Data mining* memiliki banyak peran yaitu deskripsi konsep/kelas, penambangan pola frekuensi, asosiasi, dan korelasi, klasifikasi dan prediksi, serta analisis kluster [1].

2.3. Association Rules Mining

Association mining merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi item-item yang sering muncul bersama dalam suatu kumpulan data. Dalam proses penambangan asosiasi, sering kali ditemukan hubungan yang menarik serta korelasi antara himpunan item dalam basis data yang bersifat transaksional maupun relasional. Analisis frekuensi (*frequent mining*) memungkinkan untuk menunjukkan item-item mana yang cenderung muncul bersama dalam transaksi atau relasi tertentu. Dalam hal ini, perhitungan tingkat kepercayaan dari setiap aturan menjadi hal yang esensial dalam rangka memvalidasi hasil penemuan tersebut [2]. Dalam asosiasi, terdapat dua pengukuran yang penting, yaitu *support* dan

confidence. Semakin rendah nilai *minimum support* semakin banyak pula aturan asosiasi yang didapatkan begitupun dengan nilai *minimum confidence* [9].

a) Support

Support yaitu seberapa sering nilai X muncul dalam konteks seluruh transaksi [4]. Berikut merupakan rumus untuk mengetahui nilai *support* 1 item:

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \quad (1)$$

Sedangkan untuk nilai *support* 2 item diperoleh dari rumus berikut:

$$\text{Support}(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ \& } B}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

b) Confidence

Confidence adalah mengukur sejauh mana peraturan asosiasi diidentifikasi dan dianggap valid, serta mengevaluasi frekuensi kemunculan item B dalam transaksi saat terdapat item A juga. [4]. Berikut merupakan rumus untuk mengetahui nilai *confidence*:

$$\text{Confidence} = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi Mengandung } A} \quad (3)$$

c) Lift

Digunakan sebagai metrik untuk menguji validitas aturan asosiasi yang ditemukan. Aturan asosiasi dianggap valid ketika *lift* memiliki nilai lebih dari 1, dan semakin besar nilai *lift* kevalidan aturan yang dihasilkan akan lebih meningkat [11]. Serta jika nilai *lift* > 1 dapat diartikan bahwa aturan/pola menunjukkan korelasi positif dan jika *lift* < 1 menunjukkan korelasi *negative* [12]. Berikut merupakan rumus untuk mencari nilai *lift*:

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confidence}(X \rightarrow Y)}{\text{Support}(Y)} \quad (4)$$

2.4. FP-Growth

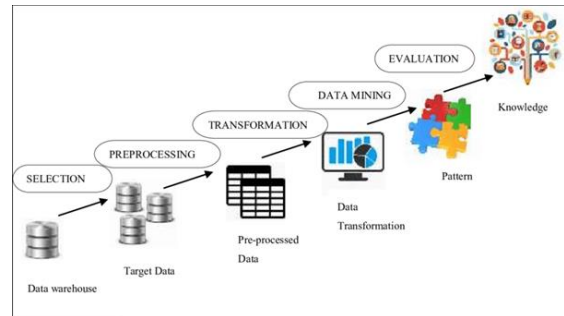
Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) adalah pilihan alternatif guna menemukan kumpulan data yang kerap muncul dalam suatu dataset (*frequent itemset*). Algoritma FP-Growth dibangun dari algoritma Apriori dan telah mengatasi kelemahan yang ada pada algoritma tersebut, sehingga lebih efisien dalam kecepatan eksekusinya [13].

2.5. Transaksi Penjualan

Dalam proses pengambilan keputusan, perusahaan dapat menggunakan data transaksi penjualan. Transaksi penjualan yang tidak dimanfaatkan secara optimal, dapat diidentifikasi dan diolah kembali untuk menghasilkan informasi berharga dengan menerapkan teknik *data mining*. Proses pengolahan ulang data transaksi penjualan ini dapat mengungkapkan pola belanja konsumen. Pola tersebut yang akan membantu pemilik bisnis dalam menentukan strategi bisnis yang lebih baik [14].

3. METODE PENELITIAN

Metode yang diterapkan untuk analisis data pada penelitian ini adalah *knowledge discovery in databases* (KDD) dengan serangkaian tahap yang dikerjakan secara berurutan untuk mendapatkan pengetahuan yang berharga. Uraian tahapan metode yang digunakan pada penelitian terlihat pada gambar 1 di bawah ini:



Sumber: School of Information Systems, n.d.

Gambar 1. Tahapan KDD

3.1. Data Selection

Pada tahap ini data transaksi yang terkumpul dilakukan pemilihan pada atribut data seperti penghapusan atribut-atribut yang tidak relevan untuk analisis dan memilih atribut untuk dijadikan sebagai id. Proses ini dijalankan menggunakan aplikasi Rapidminer dengan memanfaatkan operator select attributes, operator set role dan operator pivot. Sebelum dilakukannya proses tersebut, data diimport terlebih dahulu ke dalam Rapidminer dengan menggunakan operator *read excel*.

3.2. Data Preprocessing

Kemudian dilakukan Data preprocessing dengan menggunakan operator replace missing value untuk pemberian nilai pada data missing dan operator rename untuk mengubah penamaan atribut.

3.3. Data Transformation

Data yang telah dipilih dan dibersihkan kemudian diubah atau di-transformasikan dengan mengubah tipe data seperti atribut yang berjenis numerik diubah menjadi jenis data binominal dengan memanfaatkan operator numerical to binominal di Rapidminer.

3.4. Data mining

Pada tahap ini, data diolah menggunakan operator FP-Growth dan operator Create Association rules pada Rapidminer. Pada langkah ini, data diproses dengan menggunakan operator FP-Growth dan operator Create Association Rules di Rapidminer. Beberapa parameter perlu diatur, seperti nilai *support* minimum pada operator FP-Growth, dan nilai *confidence* minimum serta nilai *lift* minimum pada operator Create Association Rules. Tahapan ini dilakukan dengan tujuan untuk membentuk aturan

asosiasi dari data transaksi penjualan di toko Kenzi Olshop.

3.5. Evaluation

Pada tahap evaluasi digunakan untuk mengukur keefektifan dan validitas model atau pola yang ditemukan. Evaluasi dilakukan dengan pengujian nilai *minimum support* terhadap pembentukan *itemset* dan pembentukan aturan asosiasi dan uji validitas dengan menggunakan nilai *lift ratio*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

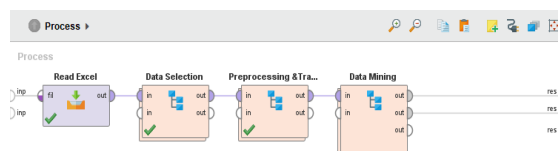
4.1. Hasil

Pada penelitian ini didapatkan dataset transaksi kenzi olshop periode 2022 dengan jumlah cukup banyak dan belum tersusun rapih yang sebelumnya disimpan dalam bentuk catatan manual pada buku nota. Data transaksi tersebut kemudian dipindahkan ke dalam format *excel* dan diorganisasi dengan rapih dalam bentuk tabel. Setelah data dirapihkan ke dalam format *excel* didapatkan data sebanyak 4967 baris. Adapun contoh dataset transaksi penjualan toko Kenzi Olshop yang telah tersusun rapih sebagaimana yang dapat dilihat pada tabel 1 di bawah ini:

Tabel 1. Contoh dataset toko Kenzi Olshop

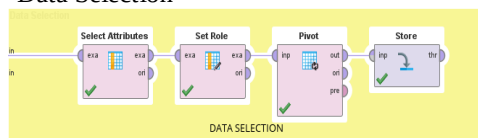
No.	Tanggal	No Transaksi	Nama Produk Terjual	Jumlah Terjual	Nama Pembeli
1	01/01/2022	T00001	Pajamas Anisa	1	Eli
2	01/01/2022	T00001	Gamis Aisyah	2	Eli
3	01/01/2022	T00002	Pajamas Anisa	2	Eva
4	01/01/2022	T00002	Gamis Aisyah	2	Eva
5	01/01/2022	T00002	Kaos Zola	2	Eva
6	01/01/2022	T00003	Daster Hawet	1	Noni
7	02/01/2022	T00004	Pajamas Cp	1	Iim
8	02/01/2022	T00004	Gamis Alfath	1	Iim
9	02/01/2022	T00004	Gamis Anisa	1	Iim
10	02/01/2022	T00004	Gamis Aisyah	1	Iim
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...
4967	30/12/2022	T01108	Pajamas Rasya	2	Iim

Proses analisis data dilakukan melalui pendekatan *KDD* yang melibatkan lima tahapan yaitu seleksi data, persiapan data, transformasi data, data mining dan evaluasi. Tahapan tersebut dilakukan dengan tools Rapidminer, berikut merupakan *design* proses Rapidminer dapat dilihat pada gambar 2 di bawah ini:



Gambar 2. Desain proses Rapidminer

1. Data Selection



Gambar 3. Desain proses data selection

Pada tahap data selection operator yang digunakan adalah operator *select attributes*, operator *set role* dan operator *pivot*. Namun sebelum data selection dilakukan, dataset diimpor terlebih dahulu melalui operator *read excel*. Berikut informasi yang didapatkan dari operator *read excel* sebagaimana tercantum dalam tabel 2 di bawah ini:

Tabel 2. Hasil statistik dataset

No.	Uraian	Keterangan
1	Baris data	4967
2	Atribut khusus	0
3	Atribut biasa	6
4	Atribut:	
	- No.	Integer, missing 0
	- Tanggal	Date-time, missing 0
	- No Transaksi	Nominal, missing 0
	- Nama Produk Terjual	Nominal, missing 0
	- Jumlah Terjual	Integer, missing 0
	- Nama Pembeli	Nominal, missing 0

Pada tabel 2 di atas tidak semua atribut digunakan, sehingga dibutuhkan operator *select attributes* guna memilih atribut-atribut yang digunakan. Berikut adalah hasil dari seleksi atribut pada tabel 3 di bawah ini:

Tabel 3. Hasil *select attributes*

No Transaksi	Nama Produk Terjual
T00001	Pajamas Anisa
T00001	Gamis Aisyah
T00002	Pajamas Anisa
...	...
...	...
T01108	Pajamas Rasya

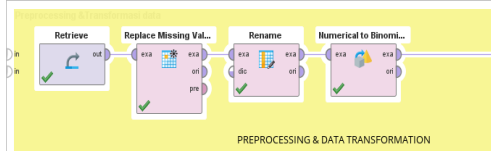
Proses selanjutnya memberikan atribut No Transaksi menjadi id atau *identifiser* dengan operator *set role*, karena nomor transaksi memiliki sifat yang unik dan tidak akan diproses. Pada tabel 3 diketahui

bahwa dataset belum ringkas, maka digunakan operator *pivot* untuk merangkum data dalam tabel yang lebih besar dengan mengelompokkannya kembali dan menghitung jumlah, rata-rata, atau statistik lainnya untuk setiap kelompok. Berikut adalah informasi yang diperoleh dari operator *pivot*:

Tabel 4. Hasil operator *pivot*

No.	Uraian	Keterangan
1	Baris data	1108
2	Atribut spesial	1
3	Atribut biasa	130
4	Atribut:	
-	No Transaksi	Nominal, missing 0
-	Count(Nama Produk Terjual) Baju Setelan	Integer, missing 992
...	...	...
-	Count(Nama Produk Terjual) Tunik	Integer, missing 958

2. Data Preprocessing dan Data Transformation

Gambar 4. Desain proses *data preprocessing & transformation*

Dari hasil statistik data diketahui bahwa beberapa atribut pada dataset memiliki *missing value* dan nama atribut terlalu panjang sehingga perlu dilakukan *data preprocessing* dengan menggunakan operator *Replace Missing Value* dan operator *rename*. Berikut contoh data yang terbentuk setelah dilakukan *preprocessing* pada tabel 5 di bawah ini:

Tabel 5. Hasil *data preprocessing*

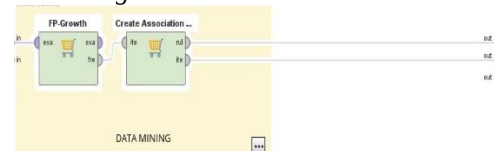
No.	No Transaksi	Baju Setelan	...	Tunik
1	T00001	0	...	0
2	T00002	0	...	0
3	T00003	0	...	0
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
1108	T01108	0	...	0

Tahap selanjutnya adalah *data transformation* dengan menggunakan operator *Numerical to Binomial*. Karena dataset bertipe *numerik*, perlu mengubah *tipe* data menjadi *binomial*. Dari transformasi data didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil *data transformation*

No.	No Transaksi	Baju Setelan	...	Tunik
1	T00001	False	...	False
2	T00002	False	...	False
3	T00003	False	...	False
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
1108	T01108	False	...	False

3. Data mining

Gambar 5. Desain proses *data mining*

Pada tahap *data mining* mulai menerapkan algoritma *FP-Growth* dengan menggunakan operator *FP-Growth* dan operator *Create Association rules* pada aplikasi Rapidminer. Operator *FP-Growth* akan dilakukan pemberian nilai pada *minimum support* sedangkan pada operator *Create Association rules* akan dilakukan pemberian nilai pada *minimum confidence* dan *minimum lift*. Nilai *minimum support*, *confidence* dan *lift* yang digunakan seperti pada tabel 7 di bawah ini:

Tabel 7. Pemberian nilai pada parameter

No.	Parameter	Nilai
1	Min. Support	0,05; 0,04; 0,03; 0,02
2	Min. Confidence	0,4
3	Min. Lift	1,0

4. Evaluation

Pada tahap ini dilakukan pengujian pembentukan *frequent itemset* dan pembentukan aturan asosiasi pada data transaksi penjualan yang dilakukan melalui operator *FP-Growth* dengan menerapkan nilai *minimum support* yang sebelumnya telah ditentukan yaitu 0,02, 0,03, 0,04 dan 0,05. Hasil yang diperoleh sebagai berikut:

Tabel 8. Pembentukan *itemset*

Min. Support Value	1-itemset	2-itemset	3-itemset
0,05	26	18	0
0,04	31	27	0
0,03	36	48	1
0,02	45	98	12

Pada tabel 8 menunjukkan bahwa pembentukan *itemset* terbanyak pada nilai *minimum support* 0,02 yaitu jumlah 1-*itemset* sebanyak 45, jumlah 2-*itemset* sebanyak 98 dan jumlah 3-*itemset* sebanyak 12. Pengujian berikutnya yaitu pembentukan aturan asosiasi dengan menggabungkan nilai *minimum support*, *confidence* dan *lift* yang telah ditentukan.

Pertama dilakukan pengujian terhadap nilai *minimum support* 0,02 dengan nilai *minimum confidence* 0,4. Berikut hasil yang didapatkan:

No.	Premises	Conclusion	Support	Confid.	Lift	Gain	p-value	LIFT	Correctness
12	Pajamas Anisa	Pajamas C	0.024	0.425	0.970	-0.088	0.911	1.877	1.381
13	Mid Dress Paj.	Pajamas Anisa	0.029	0.438	0.965	-0.103	0.912	1.698	1.321
14	Makana	Mid Dress	0.032	0.443	0.963	-0.111	0.910	1.482	1.282
15	Pajamas Bc	Pajamas C	0.027	0.448	0.969	-0.094	0.913	1.930	1.381
16	Gamis Anisa	Mid Dress	0.057	0.450	0.938	-0.196	0.919	1.516	1.278
17	Pajamas Amara	Mid Dress	0.024	0.450	0.972	-0.084	0.908	1.516	1.278
18	Pajamas Amara	Pajamas Asya	0.024	0.450	0.972	-0.084	0.912	1.955	1.400
19	Gamis Asya	Mid Dress	0.023	0.455	0.973	-0.079	0.908	1.536	1.293
20	Baju Setelan	Mid Dress	0.048	0.457	0.949	-0.162	0.917	1.539	1.295
21	Pajamas Hawet	Mid Dress	0.036	0.471	0.962	-0.117	0.913	1.585	1.328
22	Pajamas Anisa	Pajamas C	0.022	0.471	0.977	-0.079	0.911	2.029	1.451
23	Pajamas Anak	Pajamas Anisa	0.027	0.484	0.973	-0.085	0.913	1.875	1.437
24	Pajamas Grl	Pajamas C	0.021	0.489	0.978	-0.084	0.911	2.110	1.504
25	Baju Botega	Mid Dress	0.058	0.492	0.947	-0.177	0.923	1.658	1.385
26	Pajamas C	Pajamas Anisa	0.031	0.493	0.970	-0.084	0.915	1.909	1.463
27	Gamis Asya	Mid Dress	0.021	0.505	0.967	-0.048	0.911	2.038	1.781

Gambar 6. Hasil aturan asosiasi min. support 2%

Hasil pengujian menggunakan nilai *minimum support* 0,02 dan *minimum confidence* 0,4 menghasilkan 27 rules dengan nilai *lift* lebih dari 1 dan mendapatkan nilai *lift* tertinggi sebesar 2,109.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap nilai *minimum support* 0,03 dengan nilai *minimum confidence* 0,4. Berikut hasil yang didapatkan pada gambar 7 di bawah ini:

No.	Premises	Conclusion	Support	Confid.	Lift	Gain	p-value	LIFT	Correctness
4	Tunik	Mid Dress	0.058	0.427	0.932	-0.213	0.918	1.437	1.226
5	Gamis Anak	Mid Dress	0.040	0.431	0.952	-0.11	0.912	1.453	1.236
6	Makana	Mid Dress	0.032	0.443	0.963	-0.11	0.910	1.482	1.282
7	Gamis Anisa	Mid Dress	0.057	0.450	0.938	-0.196	0.919	1.516	1.278
8	Baju Setelan	Mid Dress	0.048	0.457	0.949	-0.162	0.917	1.539	1.295
9	Pajamas Hawet	Mid Dress	0.036	0.471	0.962	-0.117	0.913	1.585	1.328
10	Baju Botega	Mid Dress	0.058	0.492	0.947	-0.177	0.923	1.658	1.385
11	Pajamas C	Pajamas Anisa	0.031	0.493	0.970	-0.084	0.915	1.909	1.463

Gambar 7. Hasil aturan asosiasi min. support 3%

Hasil pengujian menggunakan nilai *minimum support* 0,03 dan *minimum confidence* 0,4 menghasilkan 11 rules dengan nilai *lift* lebih dari 1 dan mendapatkan nilai *lift* tertinggi sebesar 1,909.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap nilai *minimum support* 0,04 dengan nilai *minimum confidence* 0,4. Berikut hasil yang didapatkan:

No.	Premises	Conclusion	Support	Confid.	Lift	Gain	p-value	LIFT	Correctness
3	Tunik	Mid Dress	0.058	0.427	0.932	-0.213	0.918	1.437	1.226
4	Gamis Anisa	Mid Dress	0.057	0.450	0.938	-0.196	0.919	1.516	1.278
5	Baju Setelan	Mid Dress	0.048	0.457	0.949	-0.162	0.917	1.539	1.295
6	Baju Botega	Mid Dress	0.058	0.492	0.947	-0.177	0.923	1.658	1.385

Gambar 8. Hasil aturan asosiasi min. support 4%

Hasil pengujian menggunakan nilai *minimum support* 0,04 dan *minimum confidence* 0,4 menghasilkan 7 rules dengan nilai *lift* lebih dari 1 dan mendapatkan nilai *lift* tertinggi sebesar 1,658.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap nilai *minimum support* 0,05 dengan nilai *minimum confidence* 0,4. Berikut hasil yang didapatkan:

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Gain	p-value	LIFT	Correctness
2	Tunik	Mid Dress	0.058	0.427	0.932	-0.213	0.918	1.437	1.226
3	Gamis Anisa	Mid Dress	0.057	0.450	0.938	-0.196	0.919	1.516	1.278
4	Baju Botega	Mid Dress	0.058	0.492	0.947	-0.177	0.923	1.658	1.385

Gambar 9. Hasil aturan asosiasi min. support 5%

Hasil pengujian menggunakan nilai *minimum support* 0,04 dan *minimum confidence* 0,4 menghasilkan 4 rules dengan nilai *lift* lebih dari 1 dan mendapatkan nilai *lift* tertinggi sebesar 1,658.

Dari hasil pengujian *minimum support* 0,02, 0,03, 0,04 dan 0,05 dengan nilai *minimum confidence* 0,4 mendapatkan rules atau aturan asosiasi yang berbeda-beda dengan nilai *lift* lebih dari 1. Dan pada nilai *minimum support* 0,02 mendapatkan rules terbanyak yaitu 27 rules serta mendapatkan nilai *lift* tertinggi sebesar 2,109.

4.2. Pembahasan

Sebelum menerapkan algoritma *FP-Growth* data yang digunakan sebanyak 4967 baris, setelah melalui tahap *selection*, *preprocessing*, dan *data transformation* menghasilkan data sebanyak 1108 baris dengan jumlah 130 item yang ada di dalamnya. Pada tahap *data mining* dilakukan penerapan algoritma *FP-Growth* dengan menggunakan parameter *minimum support*, *confidence* dan *lift* untuk menemukan pola pembelian pelanggan atau aturan asosiasi. Proses pembentukan pola asosiasi dilakukan dengan uji coba terhadap nilai *minimum support* mulai dari 2% hingga 5%, nilai *minimum confidence* 40% dan nilai *minimum lift* 1,0.

Dari hasil pengujian menghasilkan jumlah rules yang berbeda-beda. Seperti halnya pada penelitian M.Hafizh dalam kajiannya menyatakan bahwa semakin rendah nilai *minimum support* semakin banyak pula aturan asosiasi yang didapatkan begitupun dengan nilai *minimum confidence* [9]. Dari percobaan dengan nilai *minimum support* 2% dengan nilai *minimum confidence* 40% mendapatkan rules terbanyak yaitu 27 rules dan didapatkan nilai *confidence* tertinggi yaitu 60,5% serta mendapatkan nilai *lift* tertinggi sebesar 2,109 sehingga dinyatakan memiliki tingkat kekuatan asosiasi yang tinggi dan rules ini yang akan digunakan untuk mengetahui kombinasi item yang menarik dari kumpulan data. Hasil ini sejalan dengan penelitian oleh Anandeanivha Wilrose dalam penelitiannya menyatakan bahwa nilai *minimum support* yang dipilih adalah yang menghasilkan nilai *lift* tertinggi dan aturan asosiasi terbanyak [4].

Dari 27 aturan asosiasi tersebut dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Jika konsumen membeli Pajamas Amara maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Rasya dengan tingkat keberhasilan sebesar 40%
2. Jika konsumen membeli Pajamas Hawet maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Anisa

- dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 40%.
3. Jika konsumen membeli Celana Jeans maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 40,2%.
 4. Jika konsumen membeli Pajamas Cp, Pajamas Rasya maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Anisa dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 40,3%.
 5. Jika konsumen membeli Pajamas Anisa, Pajamas Rasya maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Aisyah dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 40,3%.
 6. Jika konsumen membeli Gamis Anisa maka memiliki peluang untuk membeli Gamis Aisyah dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 40,7%.
 7. Jika konsumen membeli Midi Dress dan Gamis Anisa maka memiliki peluang untuk membeli Gamis Aisyah dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 41,3%.
 8. Jika konsumen membeli Pajamas Cp dan Daster Anisa maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Anisa dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 42,1%.
 9. Jika konsumen membeli Tunik maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 42,7%.
 10. Jika konsumen membeli Gamis Anak maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 43,1%.
 11. Jika konsumen membeli Pajamas Bc maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Anisa dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 43,3%.
 12. Jika konsumen membeli Pajamas Anisa dan Pajamas Rasya maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Cp dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 43,5%.
 13. Jika konsumen membeli Midi Dress dan Pajamas Cp maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Anisa dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 43,8%.
 14. Jika konsumen membeli Mukuena maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 44,3%.
 15. Jika konsumen membeli Pajamas Bc maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Cp dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 44,8%.
 16. Jika konsumen membeli Pajamas Amara maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 45%.
 17. Jika konsumen membeli Pajamas Amara maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Aisyah dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 45%.
 18. Jika konsumen membeli Gamis Anisa maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 45%.
 19. Jika konsumen membeli Gamis Aisyah dan Gamis Anisa maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 45,6%.
 20. Jika konsumen membeli Baju Setelan maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 45,7%.
 21. Jika konsumen membeli Pajamas Anisa dan Daster Anisa maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Cp dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 47,1%.
 22. Jika konsumen membeli Pajamas Hawet maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 47,1%.
 23. Jika konsumen membeli Pajamas Anak maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Anisa dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 48,4%.
 24. Jika konsumen membeli Pajamas Gnl maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Cp dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 48,9%.
 25. Jika konsumen membeli Baju Botega maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 49,2%.
 26. Jika konsumen membeli Pajamas Cp dan Pajamas Aisyah maka memiliki peluang untuk membeli Pajamas Anisa dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 49,3%.
 27. Jika konsumen membeli Gamis Aisyah dan Tunik maka memiliki peluang untuk membeli Midi Dress dengan tingkat keberhasilan dalam pembelian sebesar 60,5%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dapat disimpulkan bahwa algoritma *FP-Growth* bisa diterapkan pada analisis data transaksi toko Kenzi Olshop dengan melakukan beberapa percobaan nilai *minimum support*. Didapatkan nilai *minimum support* 2% dan *minimum confidence* 40% yang menghasilkan jumlah *rules* terbanyak mencapai 27 *rules* dengan *itemset* terbentuk sebanyak 3-*itemset*, menghasilkan nilai *confidence* tertinggi sebesar 60,5% dan menghasilkan nilai *lift* tertinggi, yakni sebesar 2,109. Berdasarkan pola pembelian yang teridentifikasi, didapatkan beberapa rekomendasi strategi penjualan yaitu merancang promosi yang lebih efektif dengan menggabungkan produk dalam satu paket, mengelola persediaan stok secara optimal, dan menempatkan barang dengan strategis. Untuk dapat memperkuat

validitas temuan terkait pola pembelian pelanggan di toko Kenzi Olshop, penelitian dapat diperluas lagi dengan menambah jumlah data transaksi yang lebih besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Haerani dan C. Juliane, "Finding Customer Patterns Using FP-Growth Algorithm for Product Design Layout Decision Support," *Sistemasi*, vol. 11, no. 2, hal. 402, 2022, doi: 10.32520/stmsi.v11i2.1762.
- [2] M. Hutasuhut, M. G. Suryanata, S. Kusnasari, dan M. A. Lesmana, "Data Mining untuk Menganalisa Pola Penjualan Pestisida dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth," *J. Ris. Komputer*, vol. 9, no. 6, hal. 2407–389, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5200.
- [3] T. Afriyanti dan E. Retnoningsih, "Sistem Rekomendasi Buku Perpustakaan Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth," *J. Techno*, vol. 21, no. 2, hal. 292–310, 2022.
- [4] A. Wilrose, M. Afdal, S. Monalisa, dan M. R. Munzir, "Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Menentukan Strategi Promosi Berdasarkan Waktu dan Pembelian Produk," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, hal. 104–113, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3577.
- [5] D. B. Akbar, P. Palupiningsih, dan B. Prayitno, "Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Rekomendasi Produk UMKM Berdasarkan Frekuensi Pembelian," *Tekno Info*, vol. 17, hal. 493–501, 2023.
- [6] Islamiyah, P. L. Ginting, N. Dengen, dan M. Taruk, "Comparison of Priori and FP-Growth Algorithms in Determining Association Rules," *ICEEIE 2019 - Int. Conf. Electr. Electron. Inf. Eng. Emerg. Innov. Technol. Sustain. Futur.*, hal. 320–323, 2019, doi: 10.1109/ICEEIE47180.2019.8981438.
- [7] N. T. S. Suswanto, P. Chyan, dan J. M. Leda, "Analysis of Supermarket Product Purchase Transactions With the Association Data Mining Method," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informatika)*, vol. 5, no. 158, hal. 2–6, 2023.
- [8] A. Musaddad, O. Nurdiawan, dan G. Dwilestari, "Penerapan Association Rule Menggunakan Frequent Pattern Growth Untuk Rekomendasi Produk Jersey Sepakbola," *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 3, hal. 100–105, 2022, doi: 10.47065/josyc.v3i3.1390.
- [9] M. Hafizh, T. Novita, D. Guswandi, H. Syahputra, dan L. Mayolae, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Ekspor Online," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 5, no. 3, 2023.
- [10] S. Z. Harahap dan A. Nastuti, "Teknik Data Mining Untuk Penentuan Paket Hemat Sembako dan Kebutuhan Harian dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Ulfamart Lubuk Alung)," *J. Ilm. Fak. Sains dan Teknol.*, vol. 7, no. 3, hal. 111–119, 2019.
- [11] H. Lisnawati dan A. Sinaga, "Data mining with associated methods to predict consumer purchasing patterns," *Int. J. Mod. Educ. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 5, hal. 16–28, 2020, doi: 10.5815/ijmecs.2020.05.02.
- [12] Y. Miftahuddin dan F. M. Raihan, "Penerapan Algoritma Apriori pada Riwayat Data Kecelakaan Lalu Lintas," *J. Inform. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, hal. 1–23, 2022.
- [13] M. Tahir dan N. Sitompul, "Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Menentukan Kecendrungan Mahasiswa Mengambil Mata Kuliah Pilihan," *J. Ilm. NERO*, vol. 6, no. 1, hal. 56–63, 2021.
- [14] E. Munanda dan S. Monalisa, "Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan untuk Penentuan Tataletak," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, hal. 173–184, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/RMSI/article/view/13253>