

Jurnal Iky

by Ikhwan Wiratama Putra

Submission date: 25-Jun-2021 02:09AM (UTC-0400)

Submission ID: 1611908649

File name: lalapo.pdf (670.38K)

Word count: 3663

Character count: 20274

Penentuan Paket Promosi Pakaian PT. D&C Production Dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth

Muhammad Rizky*¹, Azhari Ali Ridha², Kamal Prihandani³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

muhammad.rizky17152@student.unsika.ac.id*¹, azhari.ali@unsika.ac.id²,

kamal.prihandani@unsika.ac.id³

Abstrak

PT. D&C Production merupakan pusat penjualan kasur rasfur, kasur busa, kasur matras dengan segala ukuran dan model, berbagai jenis aksesoris mobil dan berbagai macam pakaian dalam wanita dan pria. Perusahaan ini memiliki permasalahan yaitu mengalami penurunan penjualan. Oleh karena itu untuk mengatasi permasalahan ini adalah dengan membuat sebuah paket promosi dimana akan menghasilkan barang-yang tepat dan tidak mengalami kerugian dalam penjualannya. Untuk dapat mengatasi masalah tersebut bisa menggunakan teknik data mining menggunakan metodologi KDD (*Knowledge Discovery in Database*) dengan algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth akan melakukan pengolahan data yang dimana akan menghasilkan *pattern* data yang dapat mempermudah dalam membuat paket promosi. Dimana nantinya akan membuat sebuah *fp-tree* dari data transaksi yang digunakan lalu akan dilakukan pemrosesan sehingga menghasilkan beberapa aturan *itemset*. Penelitian ini menggunakan data penjualan periode bulan april 2020 hingga desember 2020. Hasil yang diperoleh dengan menggunakan algoritma FP-Growth dengan metodologi KDD ini berupa 5 *itemset* yang memiliki nilai *confidence* diatas 80% dan nilai *support* diatas 25%.

Kata kunci: Association Rule, FP-Growth, Data Mining, RapidMiner, Paket Promosi

Abstract

PT. D&C Production is a sales center for mattresses, foam mattresses, mattresses of all sizes and models, various types of car accessories and various kinds of women's and men's underwear. This company has a problem that is experiencing a decline in sales. Therefore, to overcome this problem is to create a promotional package which will produce the right goods and not suffer losses in sales. To be able to overcome this problem, data mining techniques can be used using the KDD (*Knowledge Discovery in Database*) methodology with the FP-Growth algorithm. The FP-Growth algorithm will perform data processing which will produce data patterns that can make it easier to create promotional packages. Where later will create an *fp-tree* from the transaction data used and then will be processed to produce several *itemsets*. This study uses sales data for the period April 2020 to December 2020. The results obtained using the FP-Growth algorithm with the KDD methodology are in the form of 5 *itemsets* which have a confidence value above 80% and a support value above 25%.

Keywords: Association Rule, FP-Growth, Data Mining, Rapid Miner, Promotion Bundle

PENDAHULUAN

PT. D&C Production menjual kasur rusfur dengan kualitas yang sangat baik. Selain kasur juga menjual berbagai jenis karpet, berbagai mnacam dan model pakaian dalam wanita, aksesoris mobil yang dijual disini berupa *headrest*, bantalan sabuk pengaman, kulit stir mobil dan lain-lain. Perusahaan ini memiliki masalah yaitu mengalami penumpukan stok pakaian yaitu pakaian dalam bawah wanita pada gudangnya. Untuk menghadapi itu kita dapat meningkatkan penjualan dan pemasaran produk dengan memanfaatkan data penjualan produk yang dimiliki. Barang yang menumpuk sangatlah merugikan dikarenakan barang juga bisa *expired* pada waktunya, yang dimaksud *expired* disini adalah semakin lama barang itu didalam gudang, barang tersebut bisa rapuh atau mudah sobek. Untuk itu diperlukan sebuah pengetahuan untuk mengetahui pola pembelian pakaian pada PT. D&C Production yang dapat dibuat untuk membuat sebuah paket promosi pakaian. Pembuatan paket promosi menggunakan algoritma *fp-Growth* dalam proses *data mining* dan data penjualan produk sebagai bahannya (Syahra, 2019).

Data mining merupakan proses pencarian pola ataupun data unik dari informasi terpilih menggunakan memakai metode ataupun tata cara tertentu. Proses asosiasi adalah merupakan salah satu dari teknik yang ada pada data mining (Mardi, 2017). Asosiasi ini digunakan untuk mencari dan menemukan pakaian yang akan dibuat menjadi paket promosi yang dilihat dari pola pembelian pelanggan yang akan menghasilkan sebuah frequent itemset (Syahra, 2019).

Pada penelitian sebelumnya, melakukan perbandingan terhadap dua algoritma yaitu algoritma *apriori* dan algoritma *fp-growth* yang memberikan hasil *fp-growth* lebih baik dari *apriori* (Maulidiya & Jananto, 2020). Penelitian lain menggunakan algoritma *fp-growth* untuk membuat sebuah paket promosi dengan menggunakan data penjualannya yang menghasilkan bahwa algoritma *fp-growth* mempermudah pengguna dalam mencari barang yang layak dijadikan paket promosi dan menghasilkan 4 aturan asosiasi yang dapat dijadikan sebuah acuan pertimbangan apabila ingin melakukan bundling item atau sebuah paket promosi (Setiawan & Anugrah, 2019). Lalu pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Asrul Abdullah yang membuat rekomendasi paket produk untuk meningkatkan penjualan dengan menggunakan *fp-growth* menghasilkan menemukan bahwa ada dua pasang barang yaitu gula dan kopi lalu susu dan teh memiliki nilai *support* 30% dan *confidence* sebesar 70%.

Teknik data mining yang akan digunakan adalah algoritma *fp-growth* untuk membuat sebuah paket promosi yang diharapkan dapat meningkatkan penjualan pada perusahaan. Penelitian ini menggunakan data berupa nota transaksi penjualan periode bulan april 2020 hingga desember 2020, yang akan diproses menggunakan perhitungan manual dan tool *RapidMiner*.

METODE

Penelitian ini menggunakan data dari perusahaan yang berupa nota penjualan lalu dilakukan memasukan data dalam bentuk excel. Data yang digunakan merupakan data penjualan pakaian periode bulan april hingga desember 2020 sebanyak 86 nota. Penelitian ini dilakukan berdasarkan pada metode *Knowledge Discovery Database (KDD)* alur penelitian yang akan dilaksanakan terdiri dari 5 tahap (Chandra, 2017).

Pada tahap pertama adalah *data selection*. Tahap ini merupakan proses pemilihan data yang akan dijadikan sebagai *target/atribut/indicator*. Lalu tahap kedua adalah *pre processing*. *Pre processing/cleaning*. Tahap ini dilakukannya penghapusan data yang tidak relevan dan data yang tidak konsisten guna untuk menghindari adanya redundasi data dan juga untuk memudahkan pada tahap integrasi data. Tahap ketiga adalah transformasi data. Transformasi data (*Data Transformation*) merupakan proses perubahan data yang bertujuan untuk mempermudah proses *data mining* selanjutnya. Pada penelitian ini data akan diubah kedalam bentuk data tabular.

Tahap selanjutnya adalah tahap **data mining**. *Data mining* merupakan proses pencarian pola ataupun data unik dari informasi terpilih menggunakan metode ataupun tata cara tertentu. Pemilihan tata cara ataupun algoritma yang pas sangat tergantung pada secara keseluruhan (Mardi, 2017). Pada aturan **asosiasi** memiliki dua buah parameter yang menjadi patokan untuk perhitungan nantinya yaitu **support** dan **confidence**. Nilai **support** adalah nilai penunjang yang berupa presentase dari item-item yang ada pada **database**. Nilai **confidence** adalah nilai akurasi pada item-item yang ada pada aturan asosiasi (Fajrin, Dwi Puspitasari, & Deasy Sandhya Elya Ikawati, 2020).

Algoritma yang digunakan pada penelitian ini menggunakan algoritma **FP-Growth**. Algoritma **FP-Growth** adalah sebuah cara pencarian frequent itemset pada data mining tanpa menggunakan **candidate generation** (Han, Kamber, & Pei, 2012). Tahapan-tahapan **FP-Growth** memiliki tugas tahapan: (Pranata & Utomo, 2020). Tahap yang pertama adalah pembangkitkan **conditional pattern base**. Lalu tahap yang kedua adalah pembangkitkan **conditional FP-Tree**. Lalu tahap yang terakhir adalah pencarian **frequent itemset**.

Didalam **FP-Growth** terdapat **frequent itemset** dan juga **FP-Tree**. “Menurut Anggarawal dan Yu (2008) dalam Lusa Indah Prahartiwi (2017) **frequent itemset** adalah semua **itemset** yang ada pada **database** yang memiliki nilai minimum **support** yang ditentukan oleh penggunaanya”(Prahartiwi, 2017). Nilai **support** akan digunakan untuk mencari seberapa banyak aturan yang diterapkan pada **dataset**. Pada penelitian ini juga melakukan pengolahan data dengan menggunakan aplikasi RapidMiner. **Rapid miner** adalah sebuah **tool** yang digunakan untuk mengolah data yang telah didapatkan dengan menggunakan metode **data mining** (Oktaria, 2019). **Rapid miner** ini merupakan sebuah **tools open source** atau **tool** yang gratis. **Rapid miner** ini dapat menghasilkan grafik yang diinginkan. Dari grafik itulah kita dengan mudah mendapatkan sebuah kesimpulan (Rahmat C.T.I. et al., 2017).

Tahap terakhir adalah evaluasi. Evaluasi Pola (**Pattern Evaluation** atau **Interpretation**) merupakan proses menampilkan pola/visualisasi dari hasil data mining yang telah dilakukan dan melakukan pengidentifikasian pola-pola menarik. Pada tahap ini juga melakukan evaluasi terhadap frequent itemset yang telah didapat dengan menggunakan **lift ratio** untuk mengukur aturan yang telah terbentuk seberapa pentingnya aturan tersebut (Fitria, Nengsih, & Qudsi, 2017).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Penerapan data mining dengan menggunakan metodologi kdd dengan algoritma fp-growth terdiri dari beberapa tahapan seperti dibawah ini.

Data Selection

Pada penelitian ini akan dilakukan seleksi data dengan menyeleksi dan memfokuskan pada subset atau atribut, karena akan dilakukan pengambilan beberapa atribut yang relevan untuk memudahkan dalam proses data mining. Atribut akan diseleksi dari 7 atribut menjadi 2 atribut saja yaitu atribut kode nota dan nama barang seperti pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Seleksi Data

Atribut	Tipe Data	Keterangan
Kode Nota	Nominal	Merupakan kode pada setiap nota pembelian barang.
Nama Barang	Nominal	Merupakan nama barang yang dibeli.

Pre Processing

Pada tahapan ini dilakukannya tahap **pre-processing** pada data yang telah diolah sebelumnya pada tahap **data selection**. Pada tahap ini akan dilakukannya pencarian **missing value** pada data yang telah diseleksi sebelumnya, namun pada dataset yang digunakan tidak

ada terdeseksi *attribute* yang memiliki *missing value* maka dilanjutkan pada proses selanjutnya. Selanjutnya adalah melakukan pencarian inkonsistensi berupa redundansi data dan melakukan penghapusan pada data tersebut.

Terdapat redundansi data atau data berulang pada *dataset* yang digunakan maka data tersebut harus dihilangkan hingga menyisakan hanya satu data saja. Setelah proses *pre processing* dilakukan, jumlah data yang tersisa pada *dataset* sebanyak 302 *record data*. Data yang telah diproses ini akan dilanjutkan ketahap selanjutnya yaitu *data transformation*.

Transformation

Pada proses *Data Transformation* akan melakukan proses perubahan data yang bertujuan untuk mempermudah pengolahan dan analisis data yang digunakan. Pada proses ini melakukan perubahan menjadi format *tabular data*. Dimana atribut kode nota akan menjadi tipe data *id* dan nama nama barang menjadi tipe *data binomial*. Pada tabel 2 merupakan data yang belum dilakukan data transformasi dalam bentuk format *tabular data*.

Tabel 2. Data Sebelum Data Transformation

Kode Nota	Nama Barang
nt001	short xxl
nt001	short
...	...
nt086	cd

Atribut nama barang terdiri dari cd, cd xxl, cd jupe, cd jupe xxl, short, short xxl. Angka 1 artinya ada transaksi dan angka 0 itu idak ada transaksi. Berikut merupakan contoh data yang sudah dilakukannya proses data *tabular* pada *dataset* seperti pada tabel 3.

Tabel 3. Data Setelah Proses Tabular Data

Kode Nota	cd	cd xxl	cd jupe	cd jupe xxl	short	short xxl	cd 4xl
nt001	1	1	1	1	1	1	1
nt002	1	1	0	1	1	1	0
nt003	1	1	1	0	1	1	0
...
nt086	1	1	1	0	0	0	0

Setelah dilakukannya proses *tabular* data merubah nilai nilai atribut serta susunan format *tabular* data sudah siap digunakan untuk proses *data mining* dengan teknik *algoritma fp-growth*.

Data Mining

Langkah pertama dalam proses *data mining* ini adalah menentukan item mana yang akan digunakan dalam perhitungan manual dengan cara menghitung nilai *minimum support count* per item yang dimana nantinya item yang memiliki nilai *support* dibawah batas *minimum* akan dihapuskan atau tidak digunakan seperti pada tabel 4. Pada penelitian ini menetapkan bahwa *minimum support* yang digunakan adalah 25%.

Tabel 4. Minimum Support per Item

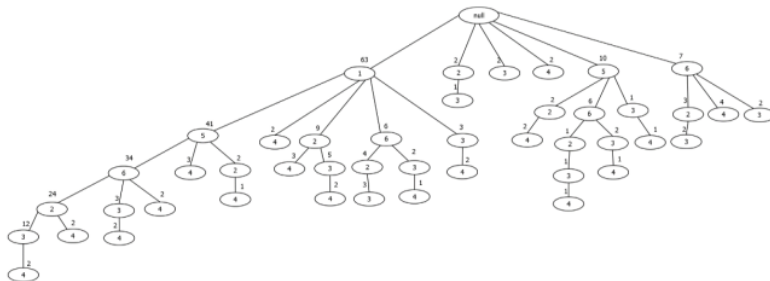
No	Nama Barang	Frekuensi	Support
1	cd	63	73.26%
2	cd xxl	47	54.65%
3	cd jupe	38	44.19%
4	cd jupe xxl	30	34.88%
5	short	51	59.30%
6	short xxl	53	61.63%
7	cd 4xl	19	22.09%
Total transaksi		81	

Setelah mendapatkan nilai *support count* per itemnya, item yang tidak memenuhi nilai *minimum support* akan di hilangkan atau tidak digunakan, pada penelitian ini yang dihilangkan atribut cd 4xl seperti pada tabel 5. Setelah itu dataset diubah menjadi data tabular seperti pada tabel 5 dibawah ini.

Tabel 5. Data Setelah Penghapusan Itemset yang Tidak Memenuhi Min.Support

Kode Nota	cd	cd xxl	cd jupe	cd jupe xxl	short	short xxl
nt001	1	1	1	1	1	1
nt002	1	1	0	1	1	1
nt003	1	1	1	0	1	1
...
nt086	1	1	1	0	0	0

. *Fp-tree* dibuat dari pola *pattern* yang ditunjukkan pada tabel 6. Berikut merupakan *fp-tree* yang telah dibuat dari pola diatas seperti yang ditunjukan pada gambar 1.



Gambar 1. *FP-Tree*

Note :

1 = cd

2 = cd xxl

3 = cd jupe

4 = cd jupe xxl

5 = short

6 = short xxl

Langkah selanjutnya adalah melakukan atau diterapkannya algoritma *FP-Growth* untuk mencari *frequent itemset* yang signifikan. Tahap pertama adalah pembangkitan *conditional pattern base*. Berikut merupakan hasil dari tahap pembangkitan *conditional pattern base* yang ditunjukkan pada tabel 6.

Tabel 6. *Conditional Pattern Base*

Item	<i>Conditional Pattern Base</i>
Cd Jupe xxl (4)	{1,5,6,2,3:2}, {1,5,6,2:2}, {1,5,6,3:2}, {1,5,6:2}, {1,5:3}, {1,5,2:1}, {1:2}, {1,2:3}, {1,2,3:2}, {1,6,3:1}, {1,3:2}, {5,2:2}, {5,6,2,3:1}, {5,6,3:1}, {5,3:1}, {6:1}
Cd Jupe (3)	{1,5,6,2:12}, {1,5,6:3}{1,2:5}, {1,6,2:3}{1,6:2}, {1:3}, {2:1}, {5,6,2:1}, {5,6:2}, {5:1}, {6,2:2}, {6:2}
Cd xxl (2)	{1,5,6:24}, {1,5:2}, {1:9}, {1,6:4}, {5:2}, {5,6:1}, {6:3}
Short xxl (6)	{1,5:34}, {1:6}, {5:6}
Short (5)	{1:41}

Pada tabel 6 merupakan hasil pembangkitan *conditional pattern base* dimana *condition pattern base* itu dilihat dari jalannya lintasan pada *fp-tree* yang dilihat dari nilai *support* terkecil. Tahap selanjutnya adalah tahap pembangkitan *conditional fp-tree*. Berikut merupakan hasil dari tahap pembangkitan *conditional FP-Tree* yang ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 7. Pembangkitan *Conditional FP-Tree*

Item	<i>Conditional FP-Tree</i>
Cd Jupe xxl (4)	<1:22, 5:12, 6:9, 2:10, 3:9>, <5:5, 2:3, 3:3, 6:3>
Cd Jupe (3)	<1:28, 5:15, 6:20, 2:20>, <5:4, 6:3>, <6:4, 2:2>
Cd xxl (2)	<1:39, 5:26, 6:28>, <5:3><6:3>
Short xxl (6)	<1:40, 5:34>, <5:6>
Short (5)	<1:41>

Pada tabel 7 merupakan hasil dari *conditional fp-tree* dimana item yang memiliki *support count* diatas batas minium yaitu dua maka akan digunakan sedangkan item yang memiliki *support count* satu tidak digunakan. Tahap selanjutnya adalah tahap pencarian *frequent itemset*. Berikut merupakan hasil tahap pencarian *frequent itemset* yang ditunjukkan pada tabel 8.

Tabel 8. Pencarian *Frequent Itemset*

Item	<i>Pencarian Frequent Itemset</i>
Cd Jupe xxl (4)	{1,4:22}, {5,4:16}, {6,4:12}, {2,4:13}, {3,4:12} {1, 5, 6, 2, 3,4:9}, {5, 2, 3, 6,4:3}
Cd Jupe (3)	{1,3:28}, {5,3:19}, {6,3:24}, {2,3:22}, {1,5,6,2,3:15}, {5,6,3:3}, {6,2,3:2}
Item	<i>Pencarian Frequent Itemset</i>
Cd xxl (2)	{1,2:39}, {5,2:29}, {6,2:31}, {1,5,6,2:26}
Short xxl (6)	{1,6:40}, {5,6:40}, {1,5,6 :34}
Short (5)	{5,1:41}

Pada tabel 8 merupakan *frequent itemset* yang telah didapat, *conditional fp-tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *Conditional FP-Tree*. Berikut merupakan rekap itemset

berdasarkan nilai *confidence* dan nilai *support* pada perhitungan manual y yang telah dilakukan seperti pada tabel 9.

Tabel 9. *Itemset* Perhitungan Manual

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence
1	Cd XXL (2)	Cd (1)	45.3%	82%
2	Cd (1), Short (5)	Short XXL (6)	39.5%	82%
3	Cd (1), Short XXL (6)	Short (5)	39.5%	85%
4	Short (5), Short XXL (6)	Cd (1)	39.5%	85%
5	Short (5)	Cd (1)	47.6%	80%

Pada tabel 9 menampilkan *itemset* yang telah memiliki nilai *support* diatas batas *minimum support* 10% dan nilai *confidence* diatas *minimum confidence* 80%. *Confidence* disini adalah akurasi antara *premises* dengan *conclusion* dan *support* disini adalah rata-rata pembelian antara *premises* dengan *conclusion* Selanjutnya adalah pengolahan data menggunakan *tools rapidminer 9.9.000*. Untuk pengaturan yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *minimum support* sebesar 10% atau 0.1 dan *minimum confidence* 80% atau 0.8. Berikut merupakan hasil dari proses *data mining* menggunakan *RapidMiner* pada gambar 2.

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	LaPlace	Gain	p-s	Lift
1	short	cd	0.477	0.804	0.927	-0.709	0.042	1.097
2	short, cd, xxi	cd, short, xxi	0.279	0.828	0.957	-0.395	0.122	1.779
3	cd, short	short, xxi	0.395	0.829	0.945	-0.558	0.102	1.346
4	cd, xxi	cd	0.453	0.830	0.940	-0.640	0.053	1.133
5	cd, short, xxi	short	0.395	0.850	0.952	-0.535	0.120	1.433
6	short, xxi, short	cd	0.395	0.850	0.952	-0.535	0.055	1.160
7	cd, short, xxi, cd, xxi	short	0.279	0.857	0.965	-0.372	0.086	1.445
8	short, cd, xxi	short, xxi	0.291	0.862	0.965	-0.384	0.083	1.399
9	short, xxi, cd, xxi	cd	0.326	0.875	0.966	-0.419	0.053	1.194
10	short, cd, xxi	cd	0.302	0.897	0.974	-0.372	0.055	1.224
11	cd, short, cd, xxi	short, xxi	0.279	0.923	0.982	-0.326	0.093	1.498
12	short, xxi, short, cd, xxi	cd	0.279	0.960	0.991	-0.302	0.066	1.310

Gambar 2. Hasil *RapidMiner*

Pada gambar 2 menampilkan hasil yang didapatkan dengan menggunakan aplikasi *rapidminer* ini adalah berupa pola kombinasi item sebanyak 12 kombinasi dimana dengan memenuhi nilai *minimum support* sebesar 25% atau 0.25 dan nilai *minimum confidence* sebesar 80% atau 0.8

Interpretation/Evaluation

Pada tahap ini dilakukannya mengidentifikasi pola menarik untuk menjelaskan mengenai pengetahuan yang ada. Pola-pola itu didapat dari proses *data mining* pola tersebut bisa dilihat dari tabel 12. Lalu dilakukannya proses *evaluasi* dengan menggunakan *Lift ratio* dalam pengimplementasiannya. Apabila hasil *lift ratio* lebih dari satu maka barang yang ada di kolom *conclusion* pasti dibeli bersamaan dengan barang yang ada pada kolom *premises*. Namun apabila nilai *lift ratio* dibawah satu maka barang yang ada di kolom *conclusion* tidak dibeli bersamaan dengan barang yang ada pada kolom *premises*.

Pembahasan

Pada penelitian ini mengimplementasikan algoritma *fp-growth* untuk melakukan pencarian pola pembelian konsumen yang sering terjadi yang nantinya akan diproses dan menghasilkan itemset untuk dibuat paket promosi dengan menggunakan metode *data mining KDD (Knowledge Discovery in Database)* yang terdiri dari tahapan *data selection, pre-processing, data transformation, data mining dan interpretation/evaluation*.

Pada proses *data selection* dilakukan pemilihan atau penyaringan data yang akan digunakan yang bersangkutan dengan penjualan barang. Data yang dipilih adalah dengan atribut kode nota yang merupakan kode dari setiap nota penjualan konsumen dan nama barang yg merubakan nama pada barang yang dibeli oleh konsumen.

Tahap selanjutnya adalah tahap *pre-processing*, tahap ini adalah tahap dimana akan mengatasi *missing value* pada data, akan tetapi pada penelitian ini tidak memiliki *missing value* pada dataset. Selain itu tahap ini juga mengatasi inkonsistensi berupa duplikasi data. Proses ini menghasilkan yang tadinya data set sebanyak 354 *record data* setelah melakukan pemrosesan menghasilkan 302 *record data*.

Tahap selanjutnya adalah tahap *data transformation* yaitu proses perubahan data yang bertujuan untuk mempermudah pengolahan dan analisis data yang digunakan. Pada proses ini melakukan perubahan menjadi format *tabular data*. Dimana atribut kode nota akan menjadi tipe data *id* dan nama nama barang menjadi tipe *data binomial*. Bentuk data yang masih belum diubah menjadi data *tabular* yang nantinya akan dilakukan proses *transformasi*. Atribut nama barang terdiri dari *cd, cd xxl, cd jupe, cd jupe xxl, short, short xxl*. Angka 1 artinya ada transaksi dan angka 0 itu idak ada transaksi.

1 Tahap selanjutnya adalah tahap data mining. Pada penelitian ini menggunakan algoritma *fp-growth*. tahapan pada *fp-growth* terdiri dari tahap pembangkitkan *conditional pattern base*, pembangkitkan *conditional FP-Tree*, dan pencarian *frequent itemset*. Langkah awal algoritma *fp-growth* adalah menentukan nilai *minimum support* Pada penelitian ini menetapkan nilai *minimum support* sebesar 25% atau 0.25. barang yang tidak memenuhi nilai *minimum support* akan dihapuskan atau tidak digunakan. Item yang tidak memenuhi *minimum support* pada *dataset* yang digunakan hannya item *cd 4xl*, maka item tersebut tidak digunakan. Langkah selanjutnya adalah pembuatan *fp-tree*. *Fp-tree* dibuat dari pola *pattern* pada dataset yang sudah diproses pada tahap data transformation. Setelah *fp-tree* terbentuk maka akan dilakukannya tahap pembangkitan *conditional pattern base*. Pembangkitan *Conditional Pattern Base* didapatkan melalui pembacaan dari pola *fp-tree* dengan lintasan nilai support terkecil. Tahap selanjutnya adalah tahap pembangkitan *conditional fp-tree*. Pada tahap ini, perbandingan dari nilai *support count* dari semua item dengan nilai *conditional* sesuai dengan nilai *minimum support* yang telah ditentukan diawal. Pada penelitian ini menetapkan *minimum support count* sebesar dua *support count*, sedangkan item yang memiliki *support count* satu tidak digunakan. Tahap selanjutnya adalah tahap pencarian *frequent itemset*. Pada penelitian ini mendapatkan 5 *frequent itemset* yang memenuhi nilai *support* dan *confidence*.

Berikut merupakan tabel perhitungan nilai *confidence* dan nilai *support* dari hasil dari pencarian frequent itemset yang telah dilakukan sebelumnya pada tabel 10.

Tabel 10. Nilai *Confidence* dan *Support*

Aturan	Nilai <i>Confidence</i>	Nilai <i>Support</i>
2 → 1	$39/47 \times 100\% = 82\%$	$39/86 \times 100\% = 45.3\%$
1,5 → 6	$34/41 \times 100\% = 82\%$	$34/86 \times 100\% = 39.5\%$
1,6 → 5	$34/40 \times 100\% = 85\%$	$34/86 \times 100\% = 39.5\%$
5,6 → 1	$34/40 \times 100\% = 85\%$	$34/86 \times 100\% = 39.5\%$
5 → 1	$41/51 \times 100\% = 80\%$	$41/86 \times 100\% = 47.6\%$

Lalu tahap terakhir adalah tahap *interpretasi/evaluasi*. Pada tahap ini dilakukannya mengidentifikasi pola menarik untuk menjelaskan mengenai pengetahuan yang ada. Lalu pola-

pola tersebut dilakukannya proses evaluasi dengan menggunakan *Lift ratio* dalam pengimplementasiannya. Apabila hasil *lift ratio* lebih dari satu maka barang yang ada di kolom *conclusion* pasti dibeli bersamaan dengan barang yang ada pada kolom *premises*. Namun apabila nilai *lift ratio* dibawah satu maka barang yang ada di kolom *conclusion* tidak dibeli bersamaan dengan barang yang ada pada kolom *premises*. Berikut merupakan perhitungan manual dari lift ratio.

1. $5 \rightarrow 1 = 0.804/0.7326 = 1.097$
2. $2 \rightarrow 1 = 0.83/0.7326 = 1.132$
3. $1,5 \rightarrow 6 = 0.823/0.616 = 1.345$
4. $1,6 \rightarrow 5 = 0.85/0.593 = 1.433$
5. $5 \rightarrow 1 = 0.85/0.7326 = 1.160$

Berikut merupakan rekap antara nilai *support*, nilai *confidence* dan nilai *lift* dari *itemset* yang telah didapat seperti pada tabel 14.

Tabel 14. Nilai *Support*, *Confidence* dan *Lift*

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	lift
1	Cd XXL (2)	Cd (1)	45.3%	82%	1.13
2	Cd (1), Short (5)	Short XXL (6)	39.5%	82%	1.34
3	Cd (1), Short XXL (6)	Short (5)	39.5%	85%	1.43
4	Short (5), Short XXL (6)	Cd (1)	39.5%	85%	1.16
5	Short (5)	Cd (1)	47.6%	80%	1.09

Pada tabel 14 menampilkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* dari *itemset* yang telah didapat, semua nilai yang ada pada tabel telah memenuhi batas *minimum*. Maka semua aturan yang telah didapat tersebut menunjukkan adanya manfaat dari aturan tersebut karena memiliki nilai *lift ratio* lebih besar dari satu.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Telah didapatkan aturan-aturan yang diketahui dengan menggunakan *algoritma fp-growth*, dimana aturan asosiasi ini dapat membuat strategi untuk meningkatkan penjualan pakaian.

Dari hasil penerapan data mining terhadap data transaksi lalu diproses dengan menggunakan *algoritma fp-growth* dihasilkan 5 aturan asosiasi yang siap dijadikan untuk pembuatan paket promosi pakaian dengan memenuhi nilai *support* dan nilai *confidence* yang telah ditetapkan diawal. Aturan yang terbuat adalah apabila pelanggan membeli cd xxl maka membeli cd dengan nilai *support* 42.3% dan nilai *confidence* 82%. Apabila pelanggan membeli cd dan short maka membeli short xxl dengan nilai *support* 39.5% dan nilai *confidence* 82%. Apabila pelanggan membeli cd dan short xxl maka membeli short dengan nilai *support* 39.5% dan nilai *confidence* 85%. Apabila pelanggan membeli short dan short xxl maka membeli cd dengan nilai *support* 39.5% dan nilai *confidence* 85%. Apabila pelanggan membeli short maka membeli cd dengan nilai *support* 47.6% dan nilai *confidence* 80%

Jurnal Iky

ORIGINALITY REPORT

14%

SIMILARITY INDEX

13%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

3%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.its.ac.id Internet Source	2%
2	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	2%
3	repository.uksw.edu Internet Source	2%
4	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	1%
5	id.scribd.com Internet Source	1%
6	docplayer.info Internet Source	1%
7	Usman Ependi, Ade Putra. "Solusi Prediksi Persediaan Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Regional Part Depo Auto 2000 Palembang)", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2019 Publication	1%

8	Imas Maskanah. "Segmentasi Pelanggan Toko Purnama dengan Algoritma K-Means dan Model RFM untuk Perancangan Strategi Pemasaran", INOVTEK Polbeng - Seri Informatika, 2020 Publication	1 %
9	eprints.umg.ac.id Internet Source	<1 %
10	text-id.123dok.com Internet Source	<1 %
11	Submitted to STT PLN Student Paper	<1 %
12	jtiik.ub.ac.id Internet Source	<1 %
13	Submitted to Universitas Muria Kudus Student Paper	<1 %
14	Rizal Rachman. "Penentuan Pola Penjualan Media Edukasi dengan Menggunakan Metode Algoritme Apriori dan FP-Growth", Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika, 2021 Publication	<1 %
15	lib.unnes.ac.id Internet Source	<1 %
16	Kezia Sumangkut, Arie S.M. Lumenta, Virginia Tulenan. "Analisa Pola Belanja Swalayan Daily Mart Untuk Menentukan Tata Letak Barang	<1 %

Menggunakan Algoritma FP-Growth", Jurnal Teknik Informatika, 2016

Publication

17	kc.umn.ac.id Internet Source	<1 %
18	eprints.dinus.ac.id Internet Source	<1 %
19	www.ejournal.pelitaindonesia.ac.id Internet Source	<1 %
20	repository.usd.ac.id Internet Source	<1 %
21	ejurnal.jayanusa.ac.id Internet Source	<1 %
22	juti.if.its.ac.id Internet Source	<1 %
23	rac.uii.ac.id Internet Source	<1 %
24	repository.telkomuniversity.ac.id Internet Source	<1 %
25	repository.usu.ac.id Internet Source	<1 %
26	www.repository.trisakti.ac.id Internet Source	<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography Off