

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

Muhammad Rizky*¹, Azhari Ali Ridha², Kamal Prihandani³

^{1,2,3} Progam Studi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang
muhammad.rizky17152@student.unsika.ac.id*¹, azhari.ali@unsika.ac.id²,
kamal.prihandani@unsika.ac.id³

(Received: 25 Juni 2021/ Accepted: 2 Juli 2021/ Published Online: 20 Desember 2021)

Abstrak

PT. D&C Production merupakan pusat penjualan kasur rusfur, kasur busa, kasur matras dengan segala ukuran dan model, berbagai jenis aksesoris mobil dan berbagai macam pakaian dalam wanita dan pria. Permasalahan mengenai penurunan penjualan mengakibatkan juga penumpukan barang sehingga menjadi kerugian. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *fp-growth* untuk membantu perusahaan meningkatkan penjualannya dengan membuat paket promosi pakaian dalam. Adapun *dataset* yang digunakan untuk mendukung penelitian ini adalah dataset transaksi penjualan periode bulan April 2020 hingga Desember 2020. Hasil penelitian menunjukkan bahwa telah didapatkan aturan-aturan yang diketahui dengan menggunakan *algoritma fp-growth*, dimana aturan asosiasi ini dapat membuat strategi untuk meningkatkan penjualan pakaian berupa 5 aturan asosiasi yang siap dijadikan untuk pembuatan paket promosi pakaian dengan memenuhi nilai *support* dan nilai *confidence* yang telah ditetapkan diawal yaitu memiliki nilai *confidence* diatas 80% dan nilai *support* diatas 25%

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

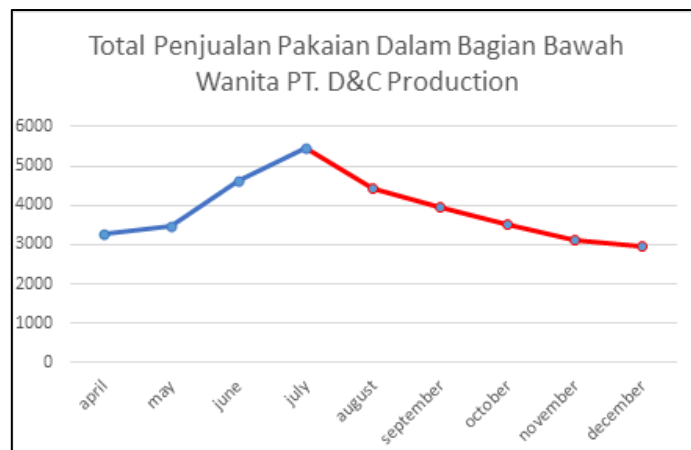
Abstract

PT. D&C Production is a center for selling rusfur mattresses, foam mattresses, mattress mattresses of all sizes and models, various types of car accessories and a wide variety of women's and men's underwear. Problems regarding declining sales resulted in also the accumulation of goods so that it became a loss. The research aims to implement fp-growth algorithms to help companies increase their sales by creating underwear promotion packages. The dataset used to support this research is a sales transaction dataset from April 2020 to December 2020. The results showed that there have been known rules using the fp-growth algorithm, where the rules of this association can create strategies to improve the sales of clothing in the form of 5 association rules that are ready to be used for the manufacture of clothing promotion packages by meeting the support value and confidence values that have been set at the beginning, namely having a confidence value. above 80% and support value above 25%.

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

PENDAHULUAN

Perusahaan D&C Production menjual kasur rusfur dengan kualitas yang sangat baik. Selain kasur, perusahaan ini juga menjual berbagai jenis karpet, model pakaian dalam wanita, serta berbagai macam aksesoris mobil. Selama berjalannya perusahaan ini, penjualan yang tercatat tidak selalu stabil pada penjualan pakaian dalam bagian bawah wanita. Gambar 1 adalah penurunan penjualan pada produk tersebut mulai dari bulan Juli hingga Desember di tahun 2020.



Gambar 1. Data Penjualan Perbulan (April-Desember 2020)

Untuk mengurangi resiko penurunan penjualan, dapat dilakukan pemasaran produk dengan membuat sebuah paket promosi pakaian. Permasalahan tersebut dapat dipecahkan dengan bantuan *data mining* dengan membuat model pengetahuan berbasis 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. Salah satu proses pencarian pola yang ada pada *data mining* yaitu asosiasi (Mardi, 2017). Dengan asosiasi, dataset yang ada dapat dimanfaatkan untuk membantu membuat promosi dilihat dari pola pembelian pelanggan yang akan menghasilkan sebuah frequent itemset (Syahra, 2019).

Saat melakukan asosiasi, dua algoritma yang dapat digunakan diantaranya *apriori* dan *fp-growth*. Maulidiya & Jananto (2020) menggunakan *algoritma fp-growth* dengan alasan algoritma ini menghasilkan *rule* dan kombinasi item yang lebih banyak dengan akurasi yang lebih baik dari *apriori*. Algoritma *fp-growth* adalah sebuah pengembangan dari algoritma *apriori* dengan cara pencarian *frequent itemset* pada *data mining* tanpa menggunakan *candidate generation* (Maulana & Fajrin, 2018). 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, Puspitasari, & Ikawati, 2020).

Beberapa penelitian telah dilakukan dengan algoritma *fp-growth*. Pada penelitian sebelumnya, Takdirillah (2020) melakukan penelitian tentang penerapan *data mining* dengan algoritma *apriori* sebagai pendukung informasi strategi penjualan dengan menghasilkan berupa aturan asosiasi sebanyak 3 aturan dengan 2 kombinasi item yang digunakan menjadi informasi strategi penjualan. Penelitian lain menggunakan algoritma *fp-growth* untuk membuat sebuah paket promosi berdasarkan data penjualannya dan menyimpulkan bahwa algoritma *fp-growth* mempermudah pengguna dalam mencari barang yang layak dijadikan paket promosi dan menghasilkan 4 aturan asosiasi dengan beberapa kombinasi item yang dapat dijadikan sebuah acuan pertimbangan apabila ingin melakukan bundling item atau sebuah paket promosi (Setiawan & Anugrah, 2019). Penelitian lain juga dilakukan oleh Abdullah (2018) yang membuat rekomendasi paket produk untuk meningkatkan penjualan dengan menggunakan *fp-growth* menemukan bahwa ada dua pasang barang dengan nilai *support* dan *confidence* yang memenuhi syarat nilai *minimum*.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *fp-growth* untuk membentuk sebuah model asosiasi, sehingga perusahaan meningkatkan penjualannya dengan membuat paket promosi pakaian dalam. Adapun *dataset* yang akan digunakan untuk mendukung penelitian ini adalah dataset transaksi penjualan periode bulan April 2020 hingga

Desember 2020, yang akan diproses menggunakan perhitungan manual serta bantuan *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*. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini menggunakan algoritma *fp-growth*. 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*.

Di dalam *fp-growth* terdapat *frequent itemset*. *Frequent itemset* adalah semua *itemset* yang ada pada *database* yang memiliki nilai minimum *support* yang ditentukan oleh penggunaannya (Prahartiwi, 2017). Nilai *support* akan digunakan untuk mencari seberapa banyak aturan yang diterapkan pada *dataset*. Berikut merupakan rumus pada persamaan 1 dan 2 untuk perhitungan nilai *support* untuk satu item dan untuk dua item.

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

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

Setelah *frequent itemset* ditemukan, selanjutnya adalah melakukan pencarian aturan asosiasi yang memenuhi nilai *confidence*. Berikut merupakan rumus untuk perhitungan nilai *confidence* pada persamaan 3

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

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* dan menganalisis kuantitas data secara *kualitatif* (Pamulang, Aini, & Enri, 2021; Sari, Firdausi, & Azhar, 2020). *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; Uska, Wirasasmita, Usuluddin, & Arianti, 2020).

Tahap terkhir 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). Berikut merupakan rumus untuk perhitungan *lift ratio* yang tertera pada persamaan 4.

$$Lift\ Ratio\ (A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (4)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Data Selection

Pada penelitian ini 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 tersedeksi *attribute* yang memiliki *missing value* maka dilanjutkan pada proses selanjutnya. Selanjutnya adalah melaukan pencarian inkonsistensi berupa redudansi data dan melakukan penghapusan pada data tersebut. Terdapat redudansi data atau data berulang pada *dataset* yang digunakan maka data tersebut harus dihilangkan hingga menyisakan hannya 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 pengubahan 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*.

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. 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*.

Tabel 2. Data Sebelum Data Transformation

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

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

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	

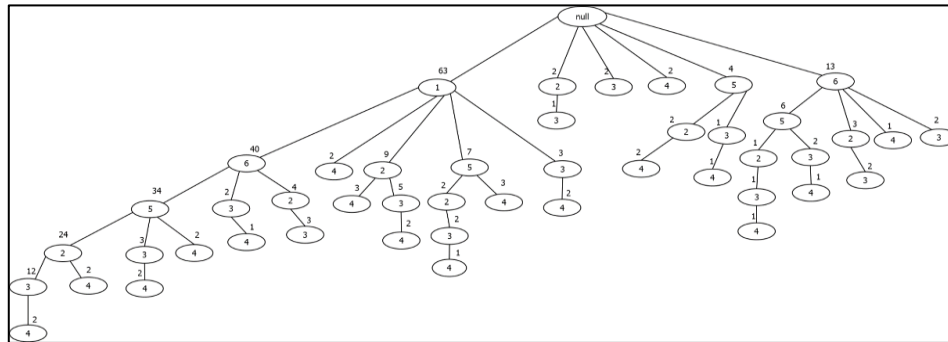
Tabel 5. Data Setelah Penghapusan *Itemset* yang Tidak Memenuhi *Min.Support*

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

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

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. Pada tabel 7 merupakan hasil dari *conditional fp-tree* dimana item yang memiliki *support count* diatas batas minium yaitu dua maka akan diguakan 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.



Gambar 2. FP-Tree

Keterangan:

- 1 = cd
- 2 = cd xxl
- 3 = cd jupe
- 4 = cd jupe xxl
- 5 = short
- 6 = short xxl

Tabel 6. Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base
Cd Jupe xxl (4)	{1,6,5,2,3:2}, {1,6,5,2:2}, {1,6,5,3:2}, {1,6,5:2}, {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}, {6,5,2,3:1}, {6,5,3:1}, {5,3:1}, {6:1}
Cd Jupe (3)	{1,6,5,2:12}, {1,6,5:3}{1,2:5}, {1,6,2:3}{1,6:2}, {1:3}, {2:1}, {6,5,2:1}, {6,5:2}, {5:1}, {6,2:2}, {6:2}
Cd xxl (2)	{1,6,5:24}, {1,5:2}, {1:9}, {1,6:4}, {5:2}, {6,5:1}, {6:3}
Short xxl (6)	{1,6:34}, {1:7}, {6:6}
Short (5)	{1:40}

Tabel 7. Pembangkitan Conditional FP-Tree

Item	Conditional FP-Tree
Cd Jupe xxl (4)	<1:22, 6:9, 5:12, 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>, <5:2><6:3>
Short xxl (6)	<1:41, 6:34>, <6:6>
Short (5)	<1:40>

Tabel 8. Pencarian Frequent Itemset

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

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 3.

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, xxl	cd, short, xxl	0.279	0.828	0.957	-0.395	0.122	1.779
3	cd, short	short, xxl	0.395	0.829	0.945	-0.558	0.102	1.346
4	cd, xxl	cd	0.453	0.830	0.940	-0.640	0.053	1.133
5	cd, short, xxl	short	0.395	0.850	0.952	-0.535	0.120	1.433
6	short, xxl, short	cd	0.395	0.850	0.952	-0.535	0.055	1.160
7	cd, short, xxl, cd, xxl	short	0.279	0.857	0.965	-0.372	0.086	1.445
8	short, cd, xxl	short, xxl	0.291	0.862	0.965	-0.384	0.083	1.399
9	short, xxl, cd, xxl	cd	0.326	0.875	0.966	-0.419	0.053	1.194
10	short, cd, xxl	cd	0.302	0.897	0.974	-0.372	0.055	1.224
11	cd, short, cd, xxl	short, xxl	0.279	0.923	0.982	-0.326	0.093	1.498
12	short, xxl, short, cd, xxl	cd	0.279	0.960	0.991	-0.302	0.066	1.310

Gambar 3. Hasil *RapidMiner*

Pada gambar 3 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. Selanjutnya, 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 rekap antara nilai *support*, nilai *confidence* dan nilai *lift* dari *itemset* yang telah didapat seperti pada tabel 10.

Berikut merupakan hasil penelitian menggunakan algoritma *fp-growth* yang berupa paket promosi berdasarkan aturan asosiasi yang dihasilkan pada tabel 10. Paket promosi adalah paket promosi 1 berisi cd xxl dan cd, paket promosi 2 berisi cd, short dan short xxl, paket promosi 3 berisi short dan cd.

Tabel 10. 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

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*. Tahap pertama adalah pemilihan data seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya. Kemudian dilakukan seleksi data yang menyisakan 302 record data. Selanjutnya adalah transformasi data dengan melakukan perubahan menjadi data tabular untuk mempermudah proses selanjutnya yaitu proses data mining. Hasil transformasi data bisa dilihat pada tabel 5.

Selanjutnya dilakukan proses data mining. Algoritma yang digunakan adalah *fp-growth*, dengan menetapkan minimum support sebesar 25% dan minimum confidence sebesar 80%. Hasil dari data mining bisa dilihat pada tabel 10. Selanjutnya adalah tahap *interpretasi/evaluasi* dengan 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 1 maka barang yang ada di kolom *conclusion* pasti dibeli bersamaan dengan barang yang ada pada kolom *premises*. Namun apabila nilai *lift ratio* kurang dari 1 maka barang yang ada di kolom *conclusion* tidak dibeli bersamaan dengan barang yang ada pada kolom *premises*. Berikut merupakan perhitungan manual dari lift ratio. Pada tabel 10 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.

Berdasarkan hal tersebut dapat dikatakan bahwa algoritma *fp-growth* menghasilkan 5 aturan asosiasi dengan berbagai kombinasi item, yaitu dengan 2 kombinasi item dan 3 kombinasi item. Aturan yang terbuat adalah apabila pelanggan membeli cd xxl maka membeli cd dengan nilai support 42,3%, nilai confidence 82% dan lift ratio 1.13. Apabila pelanggan membeli cd dan short maka membeli short xxl dengan nilai support 39.5%, nilai confidence 82% dan lift ratio 1,34. Apabila pelanggan membeli cd dan short xxl maka membeli short dengan nilai support 39,5%, nilai confidence 85% dan lift ratio 1,43. Apabila pelanggan membeli short dan short xxl maka membeli cd dengan nilai support 39,5%, confidence 85% dan lift ratio 1,16. Apabila pelanggan membeli short maka membeli cd dengan nilai support 47.6%, nilai confidence 80% dan lift ratio 1,09. Hasil penelitian menggunakan algoritma *fp-growth* yang berupa paket promosi berdasarkan aturan asosiasi yang dihasilkan pada tabel 10. Paket promosi adalah paket promosi 1 berisi cd xxl dan cd, paket promosi 2 berisi cd, short dan short xxl, paket promosi 3 berisi short dan cd.

Sementara itu, pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Takdirillah (2020) tentang penerapan data mining dengan menggunakan algoritma apriori sebagai pendukung informasi strategi penjualan yang menghasilkan 3 aturan asosiasi dengan 2 kombinasi item. Hal ini membuktikan adanya perbedaan pada aturan yang dihasilkan bahwa algoritma *fp-growth* menghasilkan aturan dengan dengan kombinasi item yang lebih banyak yaitu 3 kombinasi item.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan yaitu 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.

REFERENSI

- Abdullah, A. (2018). Rekomendasi Paket Produk Guna Meningkatkan Penjualan Dengan Metode FP-Growth. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 4(1), 21–26. <https://doi.org/10.23917/khif.v4i1.5794>
- Chandra, A. (2017). Peningkatan Performa Algoritma Apriori Untuk Aturan Asosiasi Data Mining. *Semnasteknomedia*, 5(1), 85–90.
- Fajrin, B., Puspitasari, D., & Ikawati, D. S. E. (2020). Pengembangan Sistem Rekomendasi Menu Paket Meeting Menggunakan Metode Fp-Growth (Studi Kasus Lotus Garden Hotel Kediri). *Jurnal Informatika Polinema*, 6(3), 15–22. <https://doi.org/10.33795/jip.v6i3.307>
- Fitria, R., Nengsih, W., & Qudsi, D. H. (2017). Implementasi Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Hubungan Kecelakaan Lalu Lintas. *Jurnal Sistem Informasi*, 13(2), 118–124. <https://doi.org/10.21609/jsi.v13i2.551>
- Mardi, Y. (2017). Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5. *Jurnal Edik Informatika*, 2(2), 213–219.
- Maulana, A., & Fajrin, A. A. (2018). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(1), 27–36. <https://doi.org/10.20527/klik.v5i1.100>
- Maulidiya, H., & Jananto, A. (2020). Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-GROWTH sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako. *Proceeding SENDIU 2020*, 36–42. Semarang: UNISBANK.
- Pamulang, M. N. P., Aini, M. N., & Enri, U. (2021). Komparasi Distance Measure Pada K-Medoids Clustering untuk Pengelompokan Penyakit Ispa. *Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika: Jurnal Pendidikan Informatika*, 5(1), 99–107. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v5i1.3359>
- Prahartiwi, L. I. (2017). Pencarian Frequent Itemset pada Analisis Keranjang Belanja Menggunakan Algoritma FP-Growth. *INFORMATION SYSTEM FOR EDUCATORS AND PROFESSIONALS*, 2(1), 1–10.
- Pranata, B. S., & Utomo, D. P. (2020). Penerapan Data Mining Algoritma FP-Growth Untuk Persediaan Sparepart Pada Bengkel Motor (Study Kasus Bengkel Sinar Service). *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 1(2), 83–91.
- Rahmat C.T.I., B., Agidrama Gafar, A., Fajriani, N., Ramdani, U., Rihin Uyun, F., Purnamasari P., Y., & Ransi, N. (2017). Implementasi k-means clustering pada rapidminer untuk analisis daerah rawan kecelakaan. *Seminar Nasional Riset Kuantitatif Terapan*, 58–60. Kendari: Universitas Halu Oleo.
- Sari, V. R., Firdausi, F., & Azhar, Y. (2020). Perbandingan Prediksi Kualitas Kopi Arabika

- dengan Menggunakan Algoritma SGD, Random Forest dan Naive Bayes. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 4(2), 1–9. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i2.2202>
- Setiawan, A., & Anugrah, I. G. (2019). Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Indomaret GKB Gresik dengan Metode FP-Growth. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 2(2), 115–125. <https://doi.org/10.32672/jnkti.v2i2.1564>
- Syaha, Y. (2019). Implementasi Data Mining Untuk Penjualan Paket Promosi Pada I-Mobil Dengan Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth Pada PT. Indomarco Prisma. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD*, 2(1), 42–53.
- Takdirillah, R. (2020). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 4(1), 37–46. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i1.2081>
- Uska, M., Wirasmita, R., Usuluddin, U., & Arianti, B. (2020). Evaluation of Rapidminer-Application in Data Mining Learning using PeRSIVA Model. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 4(2), 164–171. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i2.2688>