ANALISA POLA PEMESANAN PRODUK MODERN TRADE INDEPENDENT DENGAN MENEREPAKAN ALGORITMA FP. GROWTH (STUDI KASUS: PT. ADAM DANI LESTARI)

Russy Amelia, Dito Putro Utomo

Program Studi Teknik Informatika, STMIK Budi Darma, Medan, Indonesia

Email : russy.amelia58@gmail.com

Abstrak

Pemesanan dalam bidang jual beli diperusahaan *Retail* besar maupun kecil biasa terjadi untuk memenuhi kebutuhan toko agar sampai kekonsumen, itu mencakup list barang dan harga dengan item-item yang berbeda-beda serta ukuran beraneka ragam, pemesanan dilakukan dengan melihat stok yg hampir habis atau habis. Karena banyaknya item-item barang yang mengakibatkan pemesanan kurang efisien mengingat setiap toko MTI memesan barang yang berbeda-beda, maka dianalisa pola pemesanannya berdasarkan item yang saling bersamaan saat pengorderannya dengan menerapkan algoritma FP.Growth, untuk mempermudah pemesanan barang yang akan diorder dan efisien. Hasil yang didapat pemesanan secara bersamaan oleh MTI, mempermudah pemesanan dari analisa pola yang telah dilakukan. Hasil yang didapat dari penelitian yaitu item barang rekomendasi yaitu 2 atau lebih item yang disarankan melalui analisa menggunakan algoritma *fp.growth* dengan *confidence* (interval kepercayaan diatas 20%) dan minimum *support* 5%. Tools yang digunakan Rapidminer 9.3 2019 menghasilkan tabel dan grafik dari algoritma *fp.growth* dan *Association Rule*.

Kata Kunci: Analisa, Pemesanan Produk Algoritma FP.Growth, RapidMiner 9.3.

Abstract

Ordering in the field of sale and purchase of *Retail* large and small ordinary happens to meet the needs of the store to reach consumers, it includes a list of goods and prices with different items and a variety of sizes, bookings made By looking at low or low stocks. Because the number of items that resulted in the booking is less efficient considering that each MTI store is tracking the different items, it is analyzed the pattern of the order based on the items simultaneously during the order by applying Algorithm. Growth, to easily order goods to be ordered and efficient. The results of the booking are at the same time by MTI, making it easier to order from the pattern analysis. Results obtained from the study of item recommendation is 2 or more items suggested through analysis using FP. Growth algorithm with confidence (confidence interval above 20%) and minimum 5% support. The Tools used Rapidminer 9.3 2019 generate tables and graphs from the FP. Growth algorithm and the Association Rule.

Keywords: analysis, ordering products FP. Growth, RapidMiner 9.3.

1. PENDAHULUAN

Unilever Merupakan perusahaan besar yang menjual kebutuhan sehari-hari/pokok yang digunakan masyarakat setiap saat, dimana menjual perlengkapan *personal care*, *skin care*, dan *home care* dan *food*. PT.Adam Dani Lestari adalah perusahaan yang berada di Medan sebagai Distributor atau pihak ke-2 penyalur barang atau produk *Unilever*, dimana pihak atau karyawan yang bekerja dibawah naungan perusahaan ini melakukan pengorderan barang atau pemesanan barang diswalayan di sebut chanel MTI (*Modern Trade Independent*) yaitu *market* tidak nasional yang ada hanya pada kota tertentu saja, dan PT. Mitra Andal Sejati sebagai pihak ke-3 yang menyalurkan SDM (Sumber Daya Manusia) untuk meningkatkan penjualan produk *Unilever* dengan cara promosi di toko-toko atau *market* yang telah ditentukan .

Dalam hal ini pengorderan (pemesanan) produk dilakukan setiap minggunya, chanel MTI (*Modern Trade Independent*) untuk memenuhi kebutuhan *market*, setiap minggunya pemesanan produk selalu berbeda-beda dan tergantung adanya promo yang ditawarkan serta sesuai kebutuhan *market* masing-masing, produk yang telah diorder di simpan *list* produknya kedalam sebuah *tab* yang kemudian datanya akan ditarik oleh admin untuk dikirim ke gudang, sesampai digudang data tersebut dicetak menjadi lembaran *faktur*, setelah barang disediakan sesuai *faktur* supir mengantar barang ketoko sesuai orderan.

Masalah yang timbul tidak diketahui produk apa saja yang di order berbarengan, agar nantinya produk tidak kehabisan *stock* atau *over stock*, Maka dari itu analisa pola pemesanan dilakukan untuk melihat seberapa sering item produk yang paling banyak diorder berbarengan pada chanel MTI (*Modern Trade Independent*). Untuk mencapai omset penjualan barang maka digunakanlah strategi dengan melihat item-item produk yang paling banyak diorder dan kemudian disupport hadiah atau promo-promo menarik lainnya. Dengan menggunakan algoritma *FP.Growth* (*Frequent Pattern Growth*) untuk menentukan produk yang sering dipesan oleh MTI.

2. TEORITIS

2.1 Data Mining

Menurut Eko Prasetyo pada buku *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab* mengatakan “Teknik *data mining* adalah bagaimana mencari data yang tersedia untuk menciptakan sebuah model, lalu memanfaatkan model tersebut untuk mengenali pola data lain yang tidak tersedia didalam basis data yang tersimpan. Dalam *data*

mining pengelompokan data dapat juga dilakukan untuk mengetahui pola secara universal dari data yang tersedia agar dilakukan langkah tindak lanjut lainnya yang berguna sebagai pendukung kegiatan dan tujuan akhir tertentu" [2].

2.2 Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth)

Algoritma FP-Growth merupakan pengembangan dari algoritma Apriori. Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data. Pada algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan tree, yang biasa disebut FP-Tree, dalam pencarian frequent itemset bukan menggunakan generate candidate seperti yang dilakukan agar dapat memberikan hasil yang maksimal, tahapan-tahapan tersebut yaitu [1]:

1. Tahap pembangkitan conditional pattern base.
2. Tahap pembangkitan conditional FP- pada algoritma Apriori. Dengan menggunakan konsep tersebut, algoritma FP-Growth menjadi lebih cepat daripada algoritma Apriori. Algoritma FP-Growth memiliki tahapan-tahapan yang harus dilewati Tree.
3. Tahap pencarian frequent itemset.

Association rule merupakan suatu proses pada data mining untuk menentukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk support (minsup) dan confidence (minconf) pada sebuah database. Kedua syarat tersebut akan digunakan untuk interesting association rules dengan dibandingkan dengan batasan yang telah ditentukan, yaitu minsup dan minconf.

Association Rule Mining adalah suatu prosedur untuk mencari hubungan antar item dalam suatu dataset. Dimulai dengan mencari frequent itemset, yaitu kombinasi yang paling sering terjadi dalam suatu itemset dan harus memenuhi minsup. Dalam tahap ini akan dilakukan pencarian kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Untuk mendapatkan nilai support dari suatu item A dapat diperoleh dengan rumus berikut:

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

Kemudian, untuk mendapatkan nilai support dari dua item diperoleh dengan rumus berikut:

$$\text{Support (A,B)} = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Yang Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \quad (2)$$

Setelah semua frequent item dan large item set didapatkan, dapat dicari syarat minimum confidence (minconf) dengan menggunakan rumus berikut :

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

2.3 Rapid Miner

Rapid Miner merupakan perangkat lunak yang bersifat terbuka (open source). Rapid Miner adalah sebuah solusi untuk melakukan analisis terhadap data mining, text mining dan analisis pengelompokan [6]. Rapid Miner menggunakan berbagai teknik deskriptif dan prediksi dalam memberikan wawasan kepada pengguna sehingga dapat membuat keputusan yang paling baik. Rapid Miner memiliki kurang lebih 500 operator data mining, termasuk operator untuk input, output, data preprocessing dan visualisasi. Rapid Miner merupakan software yang berdiri sendiri untuk analisis data dan sebagai mesin data mining yang dapat diintegrasikan pada produknya sendiri. Rapid Miner ditulis dengan menggunakan bahasa java sehingga dapat bekerja di semua sistem operasi.

Rapid Miner menyediakan GUI (Graphic UserInterface) untuk merancang sebuah pipeline analitis. GUI ini akan menghasilkan file XML (Extensible MarkupLanguage) yang mendefinisikan proses analitis keinginan pengguna untuk diterapkan ke data. File ini kemudian dibaca oleh Rapid Miner untuk menjalankan analisis secara otomatis.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisa Masalah

Pada penelitian ini penulis menggunakan metode yang akan dijadikan dalam penyelesaian masalah analisis data mining dalam proses pengorderan yang nantinya digunakan untuk mengetahui suatu strategi item produk yang disorder bersamaan, pada bab ini akan membahas analisa proses dengan menggunakan *Frequent pattern growth* (FP Growth) yaitu penyelesaian berupa pencarian *association rule mining*. PT. Adam Dani Lestari dalam proses pengorderan barang masih mengalami kesulitan untuk memperoleh hasil orderan yang optimal karena setiap tokonya memesan item produk yang berbeda-beda, maka dari itu untuk mempermudah proses pengorderan dilakukan analisa pola pemesanan berdasarkan item apa saja yg terkait bila membeli suatu item tertentu untuk hasil pengorderan yang optimal dan mudah.

Maka digunakanlah Analisa pola dengan menggunakan metode *FP.Growth* dengan pengumpulan data-data pemesanan oleh MTI terdahulu yaitu 4 tahun yang lalu, yaitu mencakup nama item, harga, qty, disc item, dan total harga item yang diambil data selama 3 bulan secara acak. Proses pengorderan nantinya pada PT. Adam Dani Lestari. FP.Growth mempermudah pemesanan karena menganalisa pola-pola pengorderan yang kemudian dapat merekomendasikan pada toko, item-item yang saling bersamaan saat diorder.

3.2 Pembahasan

Data merupakan bagian yang sangat penting dalam *Data Mining* data yang diambil untuk memnentukan pola pemesanan, Penelitian dilakukan di PT. Adam Dani lestari dengan mengambil data Pemesanan pada tahun 2015, berikut adalah contoh penerapan metode FP.Growth pada data yang peneliti dapatkan. Berdasarkan variabel-variabel yang sudah dipilih dari data pemesanan format data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Daftar pemesanan setiap *item*

Nama Barang	Kategori
Rinso molto cair pch 800ml (RM01)	<i>Fab clean</i>
Rinso molto ultra 800gr (RM02)	<i>Fab clean</i>
Molto all in one blue 250ml ref (MIO015)	<i>Fab cond</i>
Molto trika ref 400ml ble lma (MT013)	<i>Fab cond</i>
Pond's am day cream jar 25ml (PDC001)	<i>Face</i>
Pond's am night cream bru 10gr (PNC002)	<i>Face</i>
Pond's ff acne clear white 100L (PFC003)	<i>Face</i>
Pond's ff pure white 100g (PFW004)	<i>Face</i>
Pond's wb milk 150 ml (PWB005)	<i>Face</i>
Pond's wb toner 150 ml (PWT006)	<i>Face</i>
Lifebouy 80gr total procetc (LB90)	<i>Skin cleansing</i>
Lifebouy bw 100ml btl white (LB100)	<i>Skin cleansing</i>
Lifebouy bw 450ml ref white (LB0101)	<i>Skin cleansing</i>
Lifebouy shp 170ml hairfall (LFS11)	<i>Hair</i>
Dove cond total hair tretm 160ml (DCH01)	<i>Hair</i>
Dove shp daily shine 160ml (DSD002)	<i>Hair</i>
Zwitsal b bath 100ml (ZB99)	<i>Baby</i>
Zwitsal b cream zinc 100ml (ZB98)	<i>Baby</i>
Zwitsal b shampoo 100m alo vera (ZB97)	<i>Baby</i>
Zwitsal hair lot 100ml aloe vera (ZB96)	<i>Baby</i>
Zwitsal powder 300g fresh flower (ZB95)	<i>Baby</i>
Wipol ref 450ml klasik pine (WP5)	<i>HHC</i>
Wipol ref 780ml klasik pine (WP6)	<i>HHC</i>
Vixal 500ml biru (VX500)	<i>HHC</i>
Vixal 800ml biru (VX800)	<i>HHC</i>
Kecap bango btl 135ml (BG35)	<i>Soya sauce</i>

Setelah itu data input berupa data masukan ketika pemesanan berikut adalah data input yang digunakan untuk proses Data Mining dalam bentuk Tabel *item* pemesanan, sebagai berikut;

Tabel 2. Daftar pemesanan setiap *Item*

Tabel 2. Daftar pemesanan setiap *Item*

NO.	Transaksi ID	ITEM SET
1	01A	RM01 RM02 MIO015 MT013
2	02A	PDC001 DCH01 DSD002 LB0101
3	03A	ZB99 ZB97 ZB96 ZB95
4	04A	LB100 LB0101 LFS11 BG35
5	05A	PFW004 PWB005 PWT006
6	06A	VX500 VX800 WP5 WP6
7	07A	PFC003 PFW004 PWB005
8	08A	ZB98 ZB99 DSD002 PDC001
9	09A	LB0101 LB90 LFS11 PFW004
10	010A	RM01 RM02 MT013
11	011A	DCH01 DSD002 PDC001 PNC002
12	012A	WP6 WP5 VX800
13	013A	BG35 MIO015 LB0101 ZB99
14	014A	ZB98 ZB97 LB90 ZB99

15	015A	LB90 DCH01 DSD002 RM02
16	016A	LB90 LB0101 LFS11 PWT006
17	017A	RM02 MIO015 MT013
18	018A	WP5 WP6 VX500 VX800 BG35
19	019A	PNC002 PFC003 PWB005 PWT006
20	020A	LB90 LFS11 MIO015
21	021A	LB90 PWT006 PWB005
22	022A	ZB99 ZB97 ZB95
23	023A	BG35 LB0101 PFW004 PDC001
24	024A	LB90 LB100 LFS11
25	025A	MT013 MIO015 RM01
26	026A	LB100 LFS11 LB90 PFC003

Hasil dari proses penelusuran data diketahui jumlah frekuensi kemunculan tiap item yang ada dalam data pemesanan dan mengurutkannya berdasarkan jumlah frekuensi kemunculan item yang paling terbesar.

Tabel 3. Frekuensi kemunculan pada setiap item

Item	Frekuensi
LB90	8
LB0101	6
LFS11	6
MIO015	5
RM02	4
MT013	4
PDC001	4
PFW004	4
PWB005	4
PWT006	4
DSD002	4
ZB99	4
BG35	4
RM01	3
PFC003	3
LB100	3
DCH01	3
ZB97	3
WP5	3
WP6	3
VX800	3
PNC002	2
ZB98	2
ZB95	2
VX500	2
ZB96	1

Proses pembentukan 1 *itemset* dengan jumlah minimum support $\geq 15\%$ dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{total transaksi}}$$

Dari proses perhitungan nilai *minimum support* dan diambil dengan nilai *minimum support* $\geq 15\%$ sehingga didapatkan data seperti tabel di bawah ini

Tabel 4. Item yang memenuhi *minimum support* $\geq 15\%$

Item	Frekuensi	Support
LB90	8	31%
LB0101	6	23%
LFS11	6	23%
MIO015	5	19%
RM02	4	15%
Dan seterusnya		

Dari proses pembentukan *itemset* pada Tabel 4.7 dengan *minimum support* $\geq 15\%$ dapat diketahui yang memenuhi standar *minimum support* adalah LB90, LB0101, LFS11, MIO015, RM02, MT013, PDC001, PFW004,

PWB005, PWT006, DSD002, ZB99, BG35. Tabel berikut mendaftarkan kemunculan *item* yang *frequent* dalam setiap pemesanan, diurutkan berdasarkan *frequentnya* paling tinggi.

Tabel 5. Tabel Data pemesanan mengandung minimum *Support*.

NO.	ITEM SET
01A	MIO015 RM02 MT013
02A	PDC001 DSD002 LB0101
03A	ZB99
04A	LB0101 LFS11 BG35
05A	PFW004 PWB005 PWT006
Dan seterusnya	

Sebelum membuat FP-Tree terlebih dahulu membuat TID (Transaksi_ID) setiap *item* dapat dilihat pada Tabel berikut:

Tabel 6. TID (Transaksi_ID)

TID	Transaksi ID	ITEM SET
1	01A	RM02 MIO015 MT013
2	02A	PDC001 DSD002 LB0101
3	03A	ZB99
4	04A	LB0101 LFS11 BG35
5	05A	PFW004 PWB005 PWT006
Dan seterusnya		

Setelah item-item *frequent* didapat yang memenuhi nilai *support count* maka pembangkitan *FP Tree* dapat dilakukan data akan diolah secara manual sesuai dengan konsep data mining dengan menggunakan algoritma *frequent pattern growth (FP Growth)*. Setelah data diurut dapat kita lanjut pada tahap pembangkitan *FP Tree*. Pembacaan TID 1 atau transaksi pertama, lalu dilanjutkan pembacaan TID 2 (transaksi kedua), dan dilanjutkan transaksi selanjutnya hingga transaksi terakhir. Dengan menggunakan *frequent pattern growth* maka dapat dilanjutkan dengan proses pembangkit *FP Tree* dari data transaksi yang digunakan. Pada transaksi pertama atau Pembacaan TID 1 menghasilkan suatu simpul sehingga akan terbentuk suatu lintasan Root dalam pembentukan *FP Tree* sehingga dapat dilihat dari gambar di bawah ini:

Gambar 1. pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 1

Pada transaksi kedua atau Pembacaan TID 2 menghasilkan suatu simpul sehingga akan terbentuk suatu lintasan Root dalam pembentukan *FP Tree* sehingga dapat dilihat dari gambar di bawah ini:

Gambar 2. pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 2

Pada transaksi kedua puluh empat atau Pembacaan TID 24 menghasilkan suatu simpul sehingga akan terbentuk suatu lintasan Root dalam pembentukan *FP Tree* sehingga dapat dilihat dari gambar di bawah ini:

Gambar 3. pembentukan FP-Tree setelah pembacaan TID 24

Berikut ini adalah daftar *frequent itemset* yang didapatkan untuk pembuatan aturan asosiasi yang dipakai adalah *frequent itemset*.

Tabel 7. *Frequent Itemset*

Item	<i>Frequent itemset</i>
LFS11	{LB0101, LFS11 :2} {LB90,LFS11 :1}
MIO015	{LB0101, MIO015 :1} {LFS11, MIO015 :1}
RM02	{MT013, RM02 :1} {DSD002 :RM02 :1}
MT013	{MIO015, MT013 :1}
PDC001	{LB101, PDC001 :1} {DSD002, PDC001 :1}
PFW004	{PDC001, PFW004 :1} {LSF11, PFW004 :1}

Berdasarkan 10 *frequent itemset* yang telah terbentuk diatas, semua akan dihitung dalam proses selanjutnya karena memenuhi syarat *frequent itemset* dalam menghasilkan *association rule* yaitu minimal memiliki 2 *item* dimana jika membuka kategori A maka akan membuka kategori B. adapun untuk membentuk subsetnya adalah sebagai berikut :

Tabel 8. *Subset*

Suffix	Subset
LFS11	{LB0101, LFS11 :2} {LFS11, LB0101 :2} {LB90, LFS11 :1} {LFS11, LB90 :1}
MIO015	{LB0101, MIO015 :1} {MIO015, LB0101:1} {LFS11, MIO015 :1} {MIO015,LFS11 :1}
RM02	{MT013, RM02 :1} {RM02, MT013 :1} {DSD002 :RM02 :1} {RM02, DSD002 :1}
MT013	{MIO015, MT013 :1} {MT013, MIO015 :1}

PDC001	{LB101, PDC001 :1} {PDC001, LB101 :1} {DSD002, PDC001 :1} {PDC001, DSD002 :1}
PFW004	{PDC001, PFW004 :1} {PFW004, PDC001 :1} {LSF11, PFW004 :1} {PFW004, LSF11 :1}

Maka terdapat 22 subset yang layak untuk dihitung tingkat support dan *confidence*-nya. Setelah mendapatkan subsets yang memenuhi syarat, kemudian nilai support dan *confidence* dihitung. Adapun nilai minimum *support* adalah $2\% \leq$ dan nilai *confidence* yaitu $\geq 10\%$ untuk mengukur seberapa besar valid tidaknya aturan asosiasi tersebut.

Sebelum menghitung nilai support terlebih dahulu mengurutkan kombinasi kode produk dengan urutan frekuensi tertinggi, adapun hasilnya dapat dilihat pada Tabel dibawah ini :

Tabel 9. Frekuensi *frequent pattern*

Kombinasi Kode Produk	Frekuensi
LB0101, LFS11	1
LFS11, LB0101	1
LB90, LFS11	1
LFS11, LB90	1
LB0101, MIO015	1
MIO015, LB0101	1
LFS11, MIO015	1
MIO015, LFS11	1

Pada tahapan ini menentukan nilai *support* pada setiap *itemset* kombinasi kode produk dengan rumus yang sudah dijelaskan sebelumnya pada landasan terori sebagai berikut :

$$\text{Support (A,B)} = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A \cap B}{\text{Total Transaksi}}$$

Adapun proses dan hasil menghitung support dari setiap kombinasi kode produk yang muncul dapat dilihat pada Tabel dibawah ini :

Tabel 10. Frekuensi Support Association Rules

Kombinasi Kode Produk	Frekuensi	Support
LB0101, LFS11	1	$2/24 \times 100\% = 9\%$
LFS11, LB0101	1	$2/24 \times 100\% = 9\%$
LB90, LFS11	1	$1/22 \times 100\% = 5\%$
LFS11, LB90	1	$1/22 \times 100\% = 5\%$
LB0101, MIO015	1	$1/22 \times 100\% = 5\%$
Dan seterusnya		

Selanjutnya menentukan nilai *Confidence* pada setiap *itemset* kombinasi kode produk dengan rumus yang sudah dijelaskan sebelumnya pada landasan teori sebagai berikut :

$$\text{Confidence (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A \cap B}{\text{Total Transaksi A}}$$

Tabel 11. Frekuensi Confidence Association Rules

Kombinasi Kode Produk	Frekuensi	Confidence
LB0101, LFS11	1	$2/6 \times 100 = 33\%$
LFS11, LB0101	1	$2/6 \times 100 = 33\%$
LB90, LFS11	1	$1/8 \times 100 = 13\%$
LFS11, LB90	1	$1/6 \times 100 = 17\%$
LB0101, MIO015	1	$1/6 \times 100 = 17\%$
Dan seterusnya		

Berdasarkan hasil pencarian nilai *support* dan *confidence*, maka didapati hasil *association rules*nya sebagai Tabel dibawah :

Tabel 12. Hasil Association Rules

Kombinasi Kode Produk	Frekuensi	Support	Confidence
LB0101, LFS11	1	9%	33%
LFS11, LB0101	1	9%	33%
LB90, LFS11	1	5%	13%

LFS11, LB90	1	5%	17%
LB0101, MIO015	1	5%	17%

Dan seterusnya

Dari tahap-tahap yang dilakukan diatas, maka aturan asosiasinya sebagai berikut :

1. Jika MTI memesan Lifebouy bw 450ml maka juga memesan Lifebouy shp 170ml hairfall dengan nilai *support* 9% dan *confidence* 33%.
2. Jika MTI memesan Lifebouy shp 170ml hairfall maka juga memesan Lifebouy bw 450ml dengan nilai *support* 9% dan *confidence* 33%.
3. Jika MTI memesan Lifebouy 80gr total prtc maka juga memesan Lifebouy shp 170ml hairfall dengan nilai *support* 5% dan *confidence* 13%.
4. Jika MTI memesan Lifebouy shp 170ml hairfall maka juga memesan Lifebouy 80gr total prtc dengan nilai *support* 5% dan *confidence* 17%.
5. Jika MTI memesan Lifebouy bw 450ml maka juga memesan Molto aio blue 250ml dengan nilai *support* 5% dan *confidence* 17%.

Berdasarkan pada hasil perhitungan maka didapatkan beberapa barang yang direkomendasikan serta diajukan pemesanannya sesuai dengan nilai *confidence* (interval kepercayaan di atas 20% adalah sebagai Tabel dibawah ini :

Tabel 13. Rekomendasi Produk

NO	Nama Produk	Pemesanan
1	Lifbouy bw 450ml, lifebouy shp 170ml hairfall	Bersamaan
2	Molto AIO blue 250ml, Lifebouy bw 450ml	Bersamaan
3	Molto AIO blue 250ml, lifebouy shp 170ml hairfall	Bersamaan
4	Molto trika 450ml blu, Rinso molto ultra 800gr	Bersamaan
5	Dove shp daily shne 160ml, Rinso molto ultra 800gr	Bersamaan
6	Molto AIO blue 250ml, Molto trika 450ml	Bersamaan
7	Pond's am day cream jar 25ml, Lifebouy bw 450ml	Bersamaan
8	Pond's am day cream jar 25ml, Dove shp daily shne 160ml	Bersamaan
9	Pond's am day cream jar 25ml, Pond's ff pure white 100g	Bersamaan
10	Pond's ff pure white 100g, Lifebouy shp 170ml hairfall	Bersamaan

4. KESIMPULAN

Berdasarkan uraian pada bab-bab sebelumnya, Sehingga dapat ditarik beberapa kesimpulan, yaitu:

1. Dengan memnfatkan proses data mining dapat mengetahui pola pemesanan produk MTI di PT. Unilever.
2. Algoritma FP-Growth dapat dilakukan untuk mengetahui pola pemesanan produk MTI pada PT. Unilever.
3. Dengan melakukan pengujian Algoritma FP-Growth pada Rapidminer, dihasilkan sebuah rule atau asosiasi berdasarkan nilai *support* dan *confidence*.

5. REFERENCES

- [1] S. Kurniawan, W. Gata and H. Wiyana, "Analisis Algoritma FP-Growth Untuk Rekomendasi Produk Pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus : MT Shop Kelapa Gading)," Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENTIKA), pp. 61-69, 2018.
- [2] E. Prasetyo, Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB, Yogyakarta: Andi, 2012.
- [3] E. Prasetyo, Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab, Yogyakarta: Andi, 2014.
- [4] D. Nofriansyah, Buku Algoritma Data Mining dan Pengujian, Yogyakarta: Pendidikan Deepublish, 2017.
- [5] A. Preantoko, Jago Microsoft Excel 2010, Jakarta: Kawan Pustaka, 2010.