

PENCARIAN POLA TRANSAKSI FO HILON TANGERANG MENGGUNAKAN METODE ASOSIASI FP-GROWTH

Hafizhannia Rahma Hardya¹, Arief Jananto²

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Stikubank
e-mail: ¹hafizhannia0715@gmail.com, ²ajananto09@edu.unisbank.ac.id

ABSTRAK

FO Hilon adalah menjual barang berupa furniture rumah dengan bahan baku berpacu pada darcon, akan lebih baik bila dilakukan analisis pada toko tersebut. Penelitian ini dilakukan karena adanya data transaksi penjualan yang terus menumpuk untuk setiap tahunnya. Sehingga perlu untuk dilakukannya analisis pada data tersebut agar tidak disimpan secara percuma. Untuk melihat pengaruh data tersebut maka perlu dilakukan teknik data mining yang mana menggunakan metode asosiasi dengan algoritma yang dipakai yaitu FP-Growth dari situ akan terbentuk sebuah pola transaksi konsumen.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat 2 percobaan yaitu perhitungan manual dengan sample data 100 transaksi menggunakan dua parameter nilai $\text{minsup}=0,04$ dan $\text{minimum confidence } 0,2$ menghasilkan 8 rules pola asosiasi yang memenuhi syarat. Uji coba yang kedua yaitu dengan menggunakan RStudio terdapat 1.804 transaksi dengan parameter nilai $\text{minsup}=0,01$ dan $\text{minimum confidence } 0,2$ dengan consequent frequent item DP 45X65 menghasilkan 14 rules.

Kata Kunci : Data Mining Asosiasi, Algoritma FP-Growth, Pola Transaksi

1. PENDAHULUAN

Setiap organisasi atau perusahaan besar pada saat ini perlu memikirkan strategi bisnis yang tepat apalagi dengan ketatnya persaingan dalam dunia bisnis. Untuk memikirkan langkah kedepan dalam mengolah data yang tersimpan dari pada tidak terpakai lagi tanpa tau hasilnya. Dalam hal ini salah satunya perusahaan milik Hilon dengan data penjualan (FO) Hilon Tangerang yang mengeluarkan data penjualan harian dalam jumlah besar .

Factory Outlet (FO) Hilon adalah tempat menjual barang pabrik baik yang reject atau sisa produk, salah satunya yang akan dianalisis data penjualan barang berupa finishing interior semacam bantal, selimut dan perlengkapan tidur lainnya. Dalam melakukan analisis data yang besar untuk menggali informasi penting perlu dilakukannya sebuah cara yaitu data mining. Dengan adanya ratusan atau ribuan field dari serbuah relasional database yang besar dapat menemukan hubungan antar item dan transaksi barang dapat dianalisis dan diteliti lebih lanjut.

Penggunaan metode *asosiasi* ini diharapkan dapat membantu untuk pemilik mengeahui pola transaksi konsumen, sehingga lebih efektif dalam pimpinan membuat keputusan pada PT Hilon Indonesia. Pada penelitian ini juga akan digunakan untuk algoritma FP-Growth sebagai proses utama dari market basket analysis yang artinya analisis terhadap kebiasaan konsumen saat berbelanja.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Menjelaskan uraian tentang informasi hasil penelitian sebelumnya dan menghubungkan dengan masalah penelitian yang sedang diteliti. Dari berbagai penelitian yang dilakukan sebelumnya yang pertama penelitian dilakukan oleh Erwin (2009) yang berjudul “Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori dan FP-Growth” mahasiswa program studi teknik informatika Universitas Sriwijaya. Penelitian ini dilakukan karena stok barang merupakan permasalahan operasional yang sering dihadapi oleh swalayan jika stok terlalu sedikit maka

akan mengakibatkan konsumen kecewa. Hasil yang didapat dari penelitian ini adalah algoritma Apriori membutuhkan waktu komputansi yang lama untuk mendapatkan requent itemsets.

Penelitian yang kedua dilakukan oleh Ali Ikhwan, Dicky Nofriansyah, Sriani (2015) yang berjudul “Penerapan Data Mining Dengan Untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus STIMIK Triguna Dharma)” mahasiswa magister ilmu komunikasi dan program studi sistem informasi dari Universitas Putra Indonesia Padang dan STIMIK Triguna Dharma Medan. Penelitian ini dilakukan karena para pengelola kampus ingin mendapatkan promosi yang lebih baik sehingga menemukan strategi promosi yang tepat akan mengurangi biaya promosi dan mencapai sasaran yang tepat pada STIMIK Triguna Dharma. Hasil yang didapat dari penelitian adalah didapat Asal sekolah SMA Swasta, Alamat Medan dan Asal jurusan IPS maka dia memilih progdi Sistem Informasi dengan tingkat kepercayaan 100% dan didukung 6% dari data keseluruhan. Sehingga dari hasil rule tersebut yang akan dijadikan target dalam mempromosikan pendidikan.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Fase Pemahaman Bisnis (Business Understanding Phase)

FO (Factory Outlet) Hilon Tangerang merupakan toko yang menjual berbagai macam furniture rumah tangga mulai dari tempat tidur, bantal, boneka dengan bahan dakron. FO Hilon mencari pola transaksi barang yang terjual untuk memperoleh kombinasi barang apa saja yang paling banyak terjadi sehingga hasil paket diskon akan dipertimbangkan dalam membuat keputusan FO Hilon Tangerang.

3.2. Fase Pemahaman Data (Data Understanding)

Data transaksi penjualan FO Hilon periode Januari – April 2020 dalam bentuk excel.

Tabel 1. Contoh Data Transaksi Penjualan Barang

No. Invoice	Kategori	Kode Barang	Nama Barang	Tgl Invoice	Qty	Harga Satuan	Total Harga
HI-2001010001/INV1	PILLOW / BOLSTER	701291501	DREAM PILLOW 45 X 65	1-Jan-20	2	25,000	Rp 50,000.00
HI-2001010002/INV1	FOAM	8,997,022,870,242	GRIPRITE CHUONG	1-Jan-20	1	22,000	Rp 22,000.00
HI-2001010002/INV1	CONSIGNMENT MATTRESS	817176901	FOLDING MATTRESS 65X180X8	1-Jan-20	1	306,250	Rp 306,250.00
HI-2001010003/INV1	PILLOW / BOLSTER	701198501	CHOIS PILLOW FIRM 51 X 76 X 2.05	1-Jan-20	1	275,000	Rp 275,000.00
HI-2001010003/INV1	PILLOW / BOLSTER	701291501	DREAM PILLOW 45 X 65	1-Jan-20	1	25,000	Rp 25,000.00
HI-2001010003/INV1	BED SHEET	710209601	SPREY SET PILLOW PEOPLE 180 X 200	1-Jan-20	1	190,666	Rp 190,666.00
HI-2001010003/INV1	PROTECTOR	715106501	BOLSTER PROTECTOR DREAM HOUSE	1-Jan-20	1	46,666	Rp 46,666.00
HI-2001010003/INV1	TOWEL	823284901	TERRY PALMER ETERNAL 70 X 140	1-Jan-20	1	133,333	Rp 133,333.00
HI-2001010003/INV1	MINUMAN	827262201	TEH BOTOL KOTAK 330 ML	1-Jan-20	1	4,000	Rp 4,000.00

Jumlah record 4.055 dengan 1.804 transaksi.

3.3. Fase Persiapan Data (Data Preparation Phase)

Pada tahap ini dilakukan persiapan data dengan tahap mulai dari pembersihan sampai data siap diminingkan.

a. Pembersihan Data

Menghapus atau menghilangkan record data yang tidak lengkap untuk menghindari tidak keterkaitan antara record lainnya.

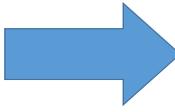
b. Pemilihan Variable

Data asli yang terdiri 9 field dipilih menjadi 2 field saja yaitu Nomor Invoice dan Nama Barang agar dapat digunakan ke proses selanjutnya.

c. Transformasi Data

Terdapat 365 item barang, kemudian nama barang ditransformasikan agar lebih memudahkan ke proses selanjutnya.

Tabel 1. Transformasi Nama Barang

Nama Barang		NAMA BARANG	NAMA BARANG2
DREAM PILLOW 45 X 65	REMOVE DUPLICATES 	DP 45X65	DREAM PILLOW 45 X 65
GRIPRITE CHUONG		LB 23X85	LULLABY BOLSTER 23X85
FOLDING MATTRESS 65X180X8		CLPP 45X100	COVER LONG PILLOW PRINT45X100
CHOIS PILLOW FIRM 51 X 76 X 2.05		LP 50X70	LULLABY PILLOW 50X70
DREAM PILLOW 45 X 65		S-TEE 350ML	S-TEE 350ML
SPREY SET PILLOW PEOPLE 180 X 200		ILPM 50X	INSERT LONG PILLOW MICROTEX 50 X
BOLSTER PROTECTOR DREAM HOUSE		MWP 90X200	MATTRESS WITH PILLOW 90X200
TERRY PALMER ETERNAL 70 X 140		TQP 140X200	TIKAR QUILTING PRINT 140 X 200
TEH BOTOL KOTAK 330 ML		CLPL(BABY)	COVER LONG PILLOW LULLABY (BABY)
S-TEE 350 ML		PSGT 50X70	PILLOW SUPREME GOLD 51 X 76
COVER PILLOW VOLANT 51 X 76		SSPP 180X200	SPREY SET PILLOW PEOPLE 180 X 200
SPECIAL PRICE RP. 59.000		BGP 50X70	BIO GOLD PILLOW 50 X 70
S-TEE 350 ML		FMC 120X	FOLDING MATTRESS CHARACTER 120 X
INSERT + COVER CUSHION QUILTED 30 X		TBK 330ML	TEH BOTOL KOTAK 330 ML
COVER LONG PILLOW LULLABY (BABY)		BGB 23X85	BIO GOLD BOLSTER 23 X 85
DREAM PILLOW 45 X 65		CHK 150X210	COMFORTER HELLO KITTY 150 X 210
PP LONG PILLOW PRINT 45 X 95		ILP(BABY)30*60	INSERT LONG PILLOW (BABY) 30*60
MATTRESS WITH PILLOW 90X200		KKJ	KERTAS KADO JUMBO
MATTRESS TANDEM JQ 160 X 200		PP LPP 45X95	PP LONG PILLOW PRINT 45 X 95

3.4. Fase Pemodelan (Modelling Phase)

Pada fase pemodelan, dapat dilihat bahwa analisis ini mengenai data mining dilakukan menggunakan metode asosiasi dengan tujuan mencari association rules. Association rules adalah teknik untuk mencari keterkaitan antar item dalam suatu dataset (Han dan Kamber 2012).

3.5. Fase Evaluasi (Evaluation Phase)

Pada tahap evaluasi rule yang dihasilkan dengan terbentuknya algoritma selanjutnya dilakukan pengambilan kesimpulan dari hasil analisis tersebut yang mana nantinya akan dipergunakan pengambilan keputusan pada pimpinan perusahaan.

3.6. Fase Penyebaran (Deployment Phase)

Tahap yang terakhir, hasil penelitian akan dipresentasikan dalam bentuk laporan yang akan diberikan kepada FO (Factory Outlet) Hilon yang nantinya dapat membantu pihak perusahaan mendapatkan paket diskon.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Perhitungan Manual

a. Menghitung Support Pada Item Barang.

Data sample transaksi dijumlahkan frekuensi item set yang sering muncul dibagi dengan jumlah transaksi akan menghasilkan support count seperti tabel 3. Menghitung Support Item.

Tabel 3. Menghitung Support Item

NAMA BARANG	JUMLAH	SUPPORT	PRIORITY
DP 45X65	21	0.21	1
LB 23X85	11	0.11	2
CLPP 45X100	10	0.10	3
LP 50X70	9	0.09	4
S-TEE 350ML	9	0.09	5
ILPM 50X	8	0.08	6
MWP 90X200	8	0.08	7
TQP 140X200	7	0.07	8
CLPL(BABY)	6	0.06	9
PSGT 50X70	6	0.06	10
SSPP 180X200	6	0.06	11
BGP 50X70	5	0.05	12
FMC 120X	5	0.05	13
TBK 330ML	5	0.05	14
BGB 23X85	4	0.04	15
CHK 150X210	4	0.04	16
ILP(BABY)30*60	4	0.04	17
KKJ	4	0.04	18
PP LPP 45X95	4	0.04	19

b. Urutkan Berdasarkan Nilai Priority

Urutkan item barang dari priority terkecil ke terbesar sampai ke transaksi 100, no transaksi yang item barangnya tidak masuk ke dalam minimum support dihilangkan.

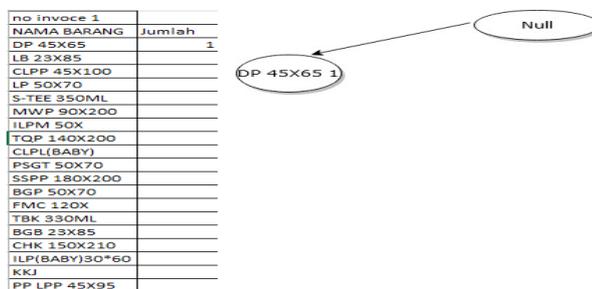
Tabel 4. Beri Nilai Priority

NO. TRANSAKSI	ITEM
1	DP 45X65
3	DP 45X65, S-TEE350ML, SSPP 180X200, TBK 330ML
5	S-TEE 350ML
6	CLPL(BB)
7	DP 45X65, PP LPP 45X95
8	CLPP 45X100, S-TEE 350ML, MWP 90X200, CLPL (BB)
9	DP 45X65, CLPP 45X100, MWP 90X200, TBK 330ML, KKJ, PP LPP 45X65
10	TBK 330ML
12	DP 45X65
13	MWP 90X200, PSGT 50X70, ILP (BB)30*60
14	CLPL(BB, ILP (BB)30*60
15	LP 50X70
17	KKJ
20	FMC 120X

c. FP-Tree

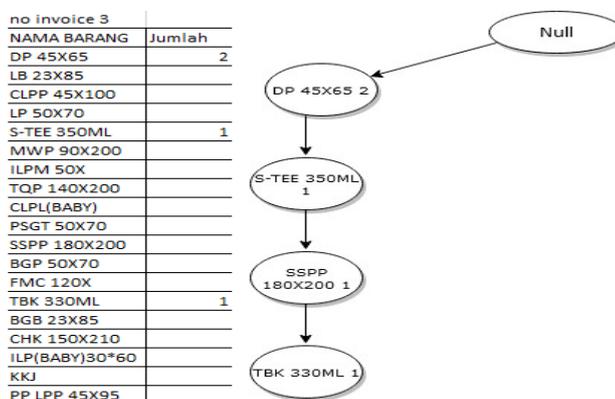
Selanjutnya pembentukan FP-Tree dengan melihat table yang telah diurutkan berdasarkan priority seperti pada table 4.2.

Gambaran pembentukan FP-Tree pada no invoice 1 pada gambar 1 dengan transaksi yang hanya berisi 1 item yaitu DP 45x65



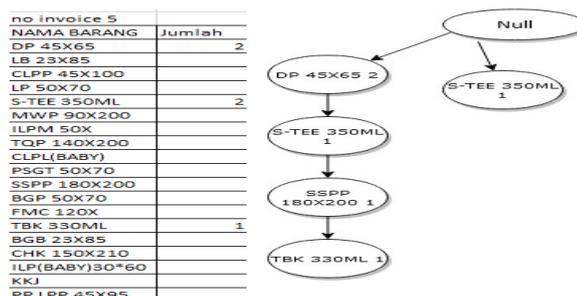
Gambar 1. No Transaksi 1

Gambar 2 pada no transaksi 3 terdapat 4 item yang terjual yaitu DP 45X65, S-TEE 350ML, SSPP 180X200, TBK 330ML



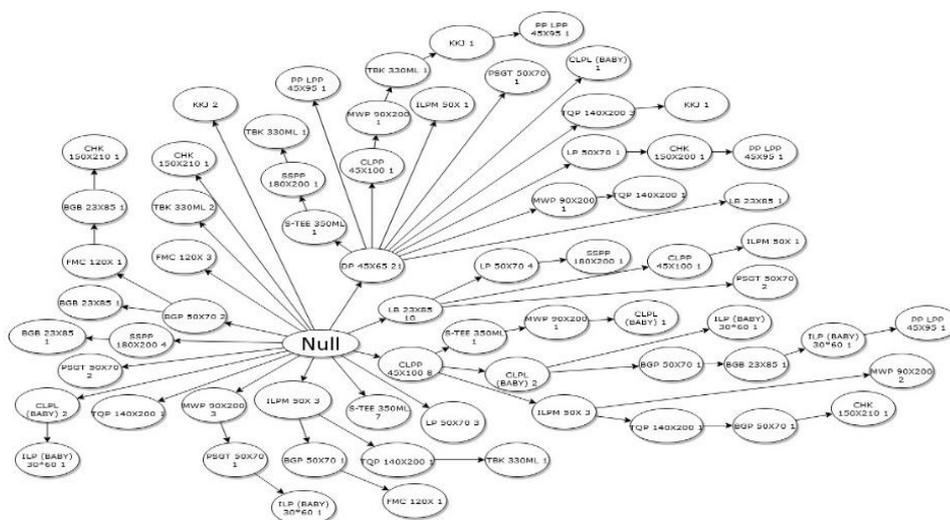
Gambar 2. No Transaksi 3

Gambar 3 pada no transaksi 5 terdapat 1 item yang terjual yaitu S-TEE 350ML.



Gambar 3. No Transaksi 5

Kemudian dilanjutkan sampai no transaksi 100 berikut gambar FP-Tree



Gambar 4. No Transaksi 100

d. Conditional Pattern Base

Pada tahap conditional pattern base ini mengambil sample 100 transaksi dari FP-tree yang sudah dibuat, dengan urutan pertama dimulai support count yang paling kecil yaitu PP LPP 45X95 kemudian di ambil lintasan tree.

Tabel 5. Conditional Pattern Base

ITEM	CONDITIONAL PATTERN BASE	ITEM	CONDITIONAL PATTERN BASE	ITEM	CONDITIONAL PATTERN BASE
PP LPP 45X95	{DP 45X65, LP 50X70, CHK 150X210 : 1}	FMC 120X	{ILPM 50X, BGP 50X70 : 1}	MWP 90X200	{DP 45X65, CLPP 54X65 : 1}
	{DP 45X65 : 1}		{BGP 50X70 : 1}		{DP 45X65 : 1}
	{DP 45X65, CLPP 45X100, MWP 90X200, TBK 330ML, KJJ : 1}		{CLPP 45X100, CLPL(BABY) : 1}		{CLPP 45X100, S-TEE 350ML : 1}
KJJ	{CLPP 45X100, CLPL(BABY), BGP 50X70, BGB 23X85, ILP(BABY) 30*60 : 1}	BGP 50X70	{CLPP 45X100, ILPM 50X, TQP 140X200 : 1}	ILPM 50X	{DP 45X65 : 1}
	{DP 45X65, TQP 140X200 : 1}	{ILPM 50X : 1}	{DP 45X65, S-TEE 350ML : 1}		{LB 23X85, CLPP 45X100 : 1}
ILP(BABY)30*60	{CLPP 45X100, CLPL(BABY) : 1}	SSPP 180X200	{LB 23X85, LP 50X70 : 1}	S-TEE 350ML	{CLPP 45X100, ILPM 50X : 2}
	{CLPP 45X100, CLPL(BABY), BGP 50X70, BGB 23X85 : 1}	PSGT 50X70	{DP 45X65 : 1}		{DP 45X65 : 1}
	{MWP 90X200, PSGT 50X70 : 1}	{MWP 90X200 : 1}	{LB 23X85 : 2}		{CLPP 45X100 : 1}
CHK 150X210	{DP 45X65, LP 50X70 : 1}	CLPL(BABY)	{DP 45X65 : 1}	LP 50X70	{DP 45X65 : 1}
	{CLPP 45X100, ILPM 50X, TQP 140X200, BGP 50X70 : 1}		{CLPP 45X100, S-TEE 350ML, MWP 90X200 : 1}		{LB 23X85 : 4}
BGB 23X85	{BGP 50X70, FMC 120X, BGB 23X85 : 1}	TQP 140X200	{CLPP 45X100 : 2}	CLPP 45X100	{LB 23X85 : 1}
	{CLPP 45X100, CLPL(BABY), BGP 50X70 : 1}		{DP 45X65 : 3}		{DP 45X65 : 1}
	{SSPP 180X200 : 1}		{DP 45X65, MWP 90X200 : 1}		{DP 45X65 : 1}
TBK 330ML	{BGP 50X70 : 1}		{CLPP 45X100, ILPM 50X : 1}		
	{BGP 50X70, FMC 120X : 1}		{ILPM 50X : 1}		
	{DP 45X65, S-TEE 350ML, SSPP 180X200 : 1}				
	{DP 45X65, CLPP 45X100, MWP 90X200 : 1}				
	{ILPM 50X, TQP 140X200 : 1}				

Activate Windows

e. Conditional FP-Tree

Pada tahap ini mengambil Conditional FP-Tree yang memenuhi syarat minimum support 0,02 pada Pattern Base.

Tabel 6. Conditional FP-Tree

Item	Conditional FP-Tree
PPLP 45X95	
KJJ	
ILP(BB)	
CHK 150X210	
BGB 23X85	
TBK 330ML	
FMC 120X	
BGP 50X70	
SSPP 180X200	
PSGT 50X70	
CLPL(BB)	
TQP 140X200	< DP 45X65:4 >
MWP 90X200	< CLPP 45X100:4 >
ILPM 50X	< CLPP 45X100:4 >
S-TEE 350ML	
LP 50X70	< LB 23X85:4 >
CLPP 45X100	
LB 23X85	

f. Frequent Pattern Generate

Setelah menyelesaikan tahap Conditional FP-Tree selanjutnya membuat Frequent Pattern dimana menentukan kombinasi antar item yang sudah dibuat sebelumnya dengan syarat min sup 0,2.

ITEM	FREQUENT PATTERN GENERATE
PPLP 45X95	
KKJ	
ILP(BB)30*60	
CHK 150X210	
BGB 23X85	
TBK 330ML	
FMC 120X	
BGP 50X70	
SSPP 180X200	
PSGT 50X70	
CLPL(BB)	
TQP 140X200	{DP 45X65, TQP 140X200: 4}
MWP 90X200	{CLPP 45X100, MWP 90X100: 4}
ILPM 50X	{CLPP 45X100, ILPM 50X: 4}
S-TEE 350ML	
LP 50X70	{LB 23X85, LP 50X70: 4}
CLPP 45X100	
LB 23X85	

Tabel 7. Frequent Pattern Generate

g. Hasil Assosiation Rules

Mencari kombinasi antar item yang masuk pada minimum confidence 0,2. Pada perhitungan manual algoritma FP-Growth terdapat 8 rules yang memenuhi syarat support 0,04 dan nilai confidence 0,2.

$$\text{Confidence} = (\text{DP 45X65} \mid \text{TQP 140X200}) = \frac{\sum^4}{\sum^7} = 0,57$$

$$\text{Confidence} = (\text{CLPP 45X100} \mid \text{MWP 90X200}) = \frac{\sum^4}{\sum^8} = 0,5$$

$$\text{Confidence} = (\text{CLPP 45X100} \mid \text{ILPM 50X}) = \frac{\sum^4}{\sum^8} = 0,5$$

$$\text{Confidence} = (\text{LB 23X85} \mid \text{LP 50X70}) = \frac{\sum^4}{\sum^9} = 0,44$$

$$\text{Confidence} = (\text{DP 45X65} \wedge \text{TQP 140X200}) = \frac{\sum^4}{\sum^7} = 0,57$$

$$\text{Confidence} = (\text{CLPP 45X100} \wedge \text{MWP 90X200}) = \frac{\sum^4}{\sum^8} = 0,5$$

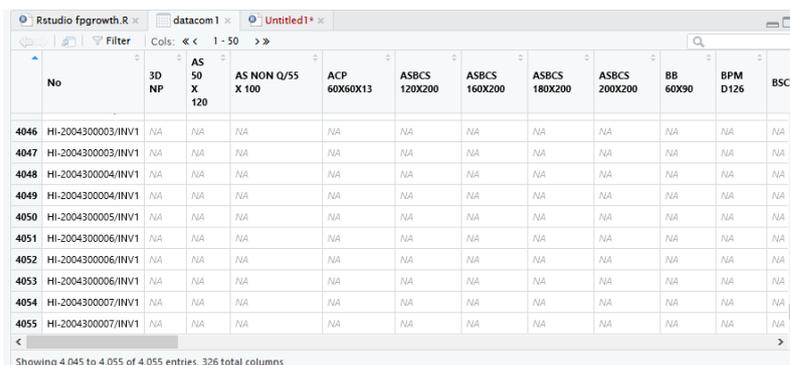
$$\text{Confidence} = (\text{CLPP 45X100} \wedge \text{ILPM 50X}) = \frac{\sum^4}{\sum^8} = 0,5$$

$$\text{Confidence} = (\text{LB 23X85} \wedge \text{LP 50X70}) = \frac{\sum^4}{\sum^9} = 0,44$$

4.2. Implementasi Algoritma FP-Growth Menggunakan RStudio

a. Import Dataset Pada RStudio

Karena menggunakan RStudio browser maka langkah awal untuk import data, pada jendela file > upload > browse > ok. Maka data akan tersimpan didalam files RStudio browser. Lalu import dengan menu file > import dataset > from excel. Setelah berhasil diimport maka akan muncul seperti gambar



Gambar 5. Hasil Import datacom1.xlsx

b. Ubah Tipe Data

Proses selanjutnya dengan merubah data mentah menjadi data transaksi agar dapat diolah pada proses selanjutnya.

```
data_train <- sapply(datacom1,as.factor)
data_train <- data.frame(data_train, check.names=FALSE)
datatrans <- as(data_train,"transactions")
inspect(datatrans)
```

Bila program sudah diinspect muncul seperti gambar 4.42.

ID	Items
[4047]	{No=HI-2004300003/INV1, BSGT 23X85=BSGT 23X85, Frequent=DP 45X65}
[4048]	{No=HI-2004300004/INV1, Frequent=DP 45X65}
[4049]	{No=HI-2004300004/INV1, Frequent=DP 45X65}
[4050]	{No=HI-2004300005/INV1, P HD 50X70=P HD 50X70, Frequent=DP 45X65}
[4051]	{No=HI-2004300006/INV1, PSGT 50X70=PSGT 50X70, Frequent=DP 45X65}
[4052]	{No=HI-2004300006/INV1, BSGT 23X85=BSGT 23X85, Frequent=DP 45X65}
[4053]	{No=HI-2004300006/INV1, PP LPP 45X95=PP LP 45X95, Frequent=DP 45X65}
[4054]	{No=HI-2004300007/INV1, BGP 50X70=BGP 50X70, Frequent=DP 45X65}
[4055]	{No=HI-2004300007/INV1, BGB 23X85=BGB 23X85, Frequent=DP 45X65}

Gambar 4.6 Hasil Data Transaksional dari datatrans

c. Proses Pengujian FP-Growth

Dari sini peneliti akan menguji beberapa percobaan pada proses pengujian FP-Growth dengan frequent peneliti mengambil item DP 45X65 dan nilai minimum support berbeda untuk memiliki hasil yang maksimal.

Maka source code yang digunakan adalah :

```
rules = rCBA::fpgrowth(datatrans, support=0.04, confidence=0.2, maxLength=2,
consequent="Frequent", parallel=FALSE)
```

Source code untuk menghasilkan rules :

```
inspect(sort(rules,by="support"))
```

```
> rules = rCBA::fpgrowth(datatrans, support=0.04, confidence=0.2, maxLength=2,
+ consequent="Frequent", parallel=FALSE)
2021-01-14 02:26:34 rCBA: initialized
2021-01-14 02:26:35 rCBA: data 4055x2007
took: 1.64 s
Jan 14, 2021 2:26:35 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: start
Jan 14, 2021 2:26:35 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: tree built (1)
2021-01-14 02:26:35 rCBA: rules 1
took: 0.03 s
> inspect(sort(rules,by="support"))
lhs rhs support confidence lift
[1] {} => {Frequent=DP 45X65} 1 1 1
```

Gambar 4. 7 Hasil Proses Pengujian Nilai Minimum Support=0,04

Gambar 4.7 dengan nilai support=0,04 tidak memiliki rules. Maka hasil ini dinyatakan tidak memenuhi syarat.

```
> rules = rCBA::fpgrowth(datatrans, support=0.03, confidence=0.2, maxLength=2,
+ consequent="Frequent", parallel=FALSE)
2021-01-14 02:26:46 rCBA: initialized
2021-01-14 02:26:48 rCBA: data 4055x2007
took: 1.52 s
Jan 14, 2021 2:26:48 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: start
Jan 14, 2021 2:26:48 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: tree built (2)
2021-01-14 02:26:48 rCBA: rules 2
took: 0.02 s
> inspect(sort(rules,by="support"))
lhs rhs support confidence lift
[1] {} => {Frequent=DP 45X65} 1.00000000 1 1
[2] {LP 50X70=LP 50X70} => {Frequent=DP 45X65} 0.03008631 1 1
```

Gambar 4. 8 Hasil Proses Pengujian Nilai Minimum Support=0,03

Gambar 4.8 dengan nilai support=0,03 menghasilkan 1 rules dengan waktu 0,02 s. Rules telah diurutkan dengan nilai support tertinggi, sehingga aturan asosiasinya adalah sebagai berikut :

- a) Jika membeli LUCKY PILLOW 40X60, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65

```
> rules = rcba::fpgrowth(datatrans, support=0.02, confidence=0.2, maxLength=2,
+   consequent="Frequent", parallel=FALSE)
2021-01-11 13:37:08 rcba: initialized
2021-01-11 13:37:09 rcba: data 4055x2007
      took: 1.53 s
Jan 11, 2021 1:37:09 PM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: start
Jan 11, 2021 1:37:09 PM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: tree built (5)
2021-01-11 13:37:09 rcba: rules 5
      took: 0.02 s
> inspect(sort(rules,by="support"))
  lhs      rhs      support  confidence lift
[1] {}      => {Frequent=DP 45X65} 1.00000000 1 1
[2] {LP 50X70=LP 50X70} => {Frequent=DP 45X65} 0.03008631 1 1
[3] {LB 23X85=LB 23X85} => {Frequent=DP 45X65} 0.02909988 1 1
[4] {BGP 50X70=BGP 50X70} => {Frequent=DP 45X65} 0.02293465 1 1
[5] {DP 45X65=DP 45X65} => {Frequent=DP 45X65} 0.02120838 1 1
```

Gambar 4. 9 Hasil Proses Pengujian Nilai Minimum Support=0,02

Gambar 4.9 dengan nilai support=0,02 menghasilkan 4 rules dengan waktu 0,02 s. Rules telah diurutkan dengan nilai support tertinggi, sehingga aturan asosiasinya adalah sebagai berikut :

- a) Jika membeli LUCKY PILLOW 40X60, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 b) Jika membeli LULLABY BOLSTER 23X85, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 c) Jika membeli BIO GOLD PILLOW50X70, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 d) Jika membeli DREAM PILLOW45X65, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65

Gambar 4.10 dengan nilai support=0,01 dan confidence 0,2 dengan Frequent DP 45X65 menghasilkan 13 rules dengan waktu 0,02 s telah diurutkan dengan support tertinggi. Sehingga aturan asosiasinya adalah sebagai berikut :

- a) Jika membeli LUCKY PILLOW 40X60, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 b) Jika membeli LULLABY BOLSTER 23X85, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 c) Jika Membeli BIO GOLD PILLOW50X70, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 d) Jika membeli DREAM PILLOW45X65, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65 lagi.
 e) Jika membeli PILLOW SLEEPEDIA GREEN TEA50X70, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 f) Jika membeli BIO GOLD BOLSTER23X85, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 g) Jika membel COVER LONG PILLOW PRINT45X100, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 h) Jika membeli ALAS SETRIKA NON Q/T55X100, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 i) Jika membeli INSERT LONG PILLOW MICROTTEX50X, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 j) Jika membeli INSERT LONG PILLOW (BABY)30*60, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 k) Jika membeli KAPAS H-500 1000 GR, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 l) Jika membeli BOLSTER SLEEPEDIA GREEN TEA23X85, maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.
 m) Jika membeli COVER LONG PILLOW LULLABY(BABY), maka akan membeli DREAM PILLOW45X65.

d. Plot Diagram Hasil Pengujian

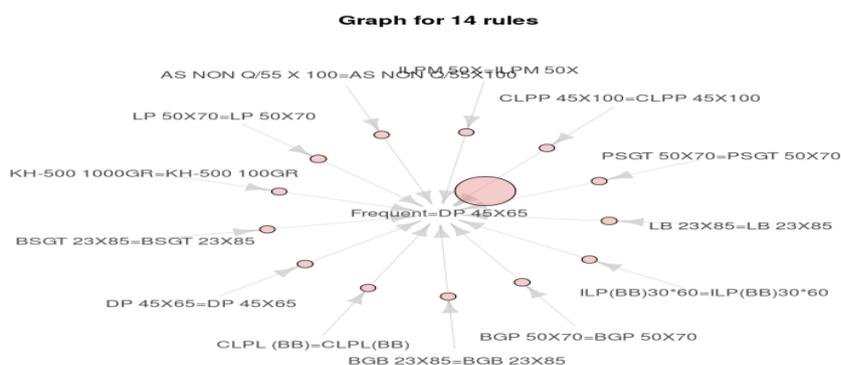
Untuk menampilkan hasil plot diagram algoritma FP-Growth maka menggunakan source code :

```
plot(rules, method="graph")

> rules = rcba::fpgrowth(datatrans, support=0.01, confidence=0.2, maxLength=2,
+ consequent="Frequent", parallel=FALSE)
2021-01-14 03:13:30 rcba: initialized
2021-01-14 03:13:31 rcba: data 4055x2007
      took: 1.51 s
Jan 14, 2021 3:13:31 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: start
Jan 14, 2021 3:13:31 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: tree built (14)
2021-01-14 03:13:31 rcba: rules 14
      took: 0.02 s
> inspect(sort(rules,by="support"))
  lhs                                rhs                support  confidence lift
[1] {}                                => {Frequent=DP 45X65} 1.00000000 1          1
[2] {LP 50X70=LP 50X70}              => {Frequent=DP 45X65} 0.03008631 1          1
[3] {LB 23X85=LB 23X85}              => {Frequent=DP 45X65} 0.02909988 1          1
[4] {BGP 50X70=BGP 50X70}           => {Frequent=DP 45X65} 0.02293465 1          1
[5] {DP 45X65=DP 45X65}              => {Frequent=DP 45X65} 0.02120838 1          1
[6] {PSGT 50X70=PSGT 50X70}         => {Frequent=DP 45X65} 0.01898890 1          1
[7] {BGB 23X85=BGB 23X85}           => {Frequent=DP 45X65} 0.01775586 1          1
[8] {CLPP 45X100=CLPP 45X100}        => {Frequent=DP 45X65} 0.01430333 1          1
[9] {AS NON Q/55 X 100=AS NON Q/55X100} => {Frequent=DP 45X65} 0.01257707 1          1
[10] {ILPM 50X=ILPM 50X}              => {Frequent=DP 45X65} 0.01183724 1          1
[11] {ILP(BB)30*60=ILP(BB)30*60}     => {Frequent=DP 45X65} 0.01159063 1          1
[12] {KH-500 1000GR=KH-500 100GR}    => {Frequent=DP 45X65} 0.01085080 1          1
[13] {BSGT 23X85=BSGT 23X85}         => {Frequent=DP 45X65} 0.01035758 1          1
[14] {CLPL (BB)=CLPL (BB)}           => {Frequent=DP 45X65} 0.01035758 1          1
```

Gambar 4.10 Hasil Proses Pengujian Nilai Minimum Support=0,01

Output dari source code diatas seperti pada gambar 4.11



Gambar 4. 11 Plot Diagram Minsup 0,01

Pada plot diagram diatas dapat dilihat bahwa item DP 45X65 berada di tengah sebagai frequent kemudian lingkaran besar visualisasi dari item DP 45X65 yang juga berapa di dekat frequent karena memiliki nilai support paling tinggi.

Kemudian bulatan-bulatan kecil di sekeliling adalah item yang memenuhi minimum support 0,01 dan panah tersebut mengarah pada frequent yaitu DP 45X65.Salah satu contohnya yaitu bulatan kecil dengan item LP 40X60 panahnya mengarah ke DP 45X65 berarti JIKA MEMBELI LUCKY PILLOW 40X60, MAKA AKAN MEMBELI DREAM PILLOW45X65.

5. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian kali ini penerapan data mining asosiasi dengan algoritma FP-Growth untuk menentukan pola transaksi dapat ditarik kesimpulan, Pada perhitungan manual sample 100 data transaksi peneliti mendapatkan nilai minimum support 0,04 dan nilai confidence 0,2 telah menghasilkan kombinasi antar item, terdapat 8 rules yang memenuhi syarat. Untuk implementasi keseluruhan data transaksi algoritma FP-Growth pada program RStudio peneliti mendapatkan nilai minimum support 0,01 dan frequent=DP 45X65 telah menghasilkan 13 rules dengan waktu 0,02s. Dengan melakukan beberapa percobaan diatas yang dihasilkan diantaranya item dengan penjualan tertinggi tersebut dapat menghasilkan sebuah kombinasi antar item yang dibeli oleh konsumen untuk mendukung strategi promosi Hilon Tangerang. Sehingga dapat membantu perusahaan agar lebih efisien membuat keputusan.

6. SARAN

Pada penelitian ini, peneliti hanya menggunakan satu algoritma sehingga belum ada perbandingan dengan algoritma lainnya. Untuk menentukan strategi promosi yang lebih baik lagi maka dapat menggabungkan beberapa algoritma didalamnya. Pada penelitian selanjutnya dapat menganalisa menggunakan software data mining selain RStudio contohnya seperti rapidminer, weka dan sebagainya. Dari data transaksi yang dianalisa mungkin dapat menganalisa dengan jangka waktu yang lebih panjang agar lebih maksimal hasilnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Erwin. (2009, Juli). Analisis Market Basket Dengan Algoritma Apriori dan FP-Growth. *Jurnal Generic, Vol. 4 No.2*, 26-30.
- [2] Fitriyani. (n.d.). Implementasi Algoritma Fp-Growth Menggunakan Association Rule Pada Market Basket Analysis.
- [3] Ikhwan, A., Nofriansyah, D., & Sriani. (n.d.). Penerapan Data Mining dengan Algoritma Fp-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus STIMIK Triguna Dharma). 211-226.
- [4] Khusrini, & Luthfi, E. T. (2009). *Algoritma Data Mining*. (T. A. Prabawati, Ed.) Yogyakarta.
- [5] Mahmudah, R. R., & Aribowo, E. (2014, Oktober). Penggunaan Algoritma Fp-Growth Untuk Menemukan Aturan Asosiasi Pada Data Tarnsaksi Penjualan Obat Di Apotek (Studi Kasus : Apotek Uad). *Jurnal Sarjana Teknik Informatika, Vol. 2 No. 3*, 130-139.
- [6] Maulidiya, H., & Jananto, A. (2020). Perbandingan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Rekomendasi Paket Sembako (Studi Kasus : Koperasi Kopkartex Kaliwungu).
- [7] Utama, M. R., Umar, R., & Yudhana, A. (2020, Januari). Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Pola Pembelian Transaksi Penjualan Pada Toko Kgs Rizky Motor. *Jurnal DINAMIK, Volume 25, No.1*, 20-28.