

ASOSIASI DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH SEBAGAI DASAR PERTIMBANGAN PENENTUAN PAKET SEMBAKO

Hita Maulidiya¹, Arief Jananto²

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

Abstrak

Kopkartex (Koperasi Karyawan Texmaco) merupakan badan usaha dibawah naungan PT. Asia Pasific Fiber. Koperasi ini memiliki toko yang melayani pembelian sembako dan kebutuhan sehari-hari. Dalam transaksi toko, rekap laporan transaksi penjualan hanya disimpan dalam penyimpanan komputer. Data transaksi tersebut sebenarnya menyimpan informasi penting sehingga perlu dilakukan analisis untuk mengetahui pola transaksi. Analisis tersebut dapat dilakukan dengan teknik asosiasi data mining. Penelitian ini menggunakan dua algoritma yaitu apriori dan FP-Growth kemudian membandingkannya.

Hasil penelitian dari 1805 transaksi dengan parameter minimum support=0,06 dan confidence=0,01 didapatkan hasil yaitu algoritma apriori lebih cepat dalam eksekusi yaitu 0,03s, menghasilkan 8 rule. Namun hanya terbentuk kombinasi 2 item dengan kekuatan rule 0.034326834 dan akurasi sebesar 35%. Sedangkan algoritma FP-Growth memiliki waktu eksekusi lebih lambat yaitu 0,09s, menghasilkan 14 rule dan mampu membentuk kombinasi 3 item dengan kekuatan aturan asosiasi lebih tinggi yakni sebesar 0,198149889, dan nilai akurasinya pun lebih tinggi yakni 284%. Paket sembako yang dihasilkan ada dua. Paket satu yaitu Indomie Goreng Special, Indomie Ayam Bawang, Gula Pasir. Paket dua yaitu Mie Sedap Ayam Bawang, Mie Sedap Goreng, Gula Pasir.

Dengan demikian, dapat dikatakan bahwa algoritma FP-Growth lebih baik dalam membentuk aturan asosiasi. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam membuat paket sembako pada Kopkartex.

Kata Kunci: Data Mining, Metode Asosiasi, Apriori, FP-Growth.

1. PENDAHULUAN

Koperasi adalah unit bisnis yang kepemilikan atau keanggotaannya merupakan konsumen utama dari unit bisnis tersebut. Pembedanya dengan unit bisnis lain adalah prinsip dari koperasi sendiri yang menganut prinsip kekeluargaan[1].

Kopkartex memiliki toko sembako yang menyediakan kebutuhan sehari-hari. Setiap harinya terjadi transaksi penjualan barang yang mengakibatkan banyaknya data transaksi penjualan toko yang menumpuk. Data transaksi penjualan yang melimpah dapat diolah menjadi informasi yang dapat menguntungkan untuk Kopkartex itu sendiri.

Untuk mendapatkan informasi tersebut, dapat dilakukan dengan menggunakan teknik data mining. Data mining merupakan proses pencarian pola dalam suatu data yang menarik dengan teknik atau metode tertentu[2].

Untuk mengelola data transaksi Kopkartex dapat menggunakan metode *association rule*. Teknik *association rule* dapat memberikan gambaran pola transaksi pembelian yang sering muncul secara bersamaan dalam sebuah transaksi sehingga nantinya akan menghasilkan suatu kesimpulan berupa kombinasi barang yang sering dibeli anggota Kopkartex secara bersamaan sehingga nantinya dapat dijadikan bahan pertimbangan dalam membuat paket sembako.

Dalam penelitian ini, peneliti tertarik untuk mengimplementasikan untuk kemudian membandingkan dua algoritma *association rule* yaitu algoritma apriori dan FP-Growth untuk memberikan informasi minimum support yang paling sesuai dengan kebutuhan untuk menghasilkan *frequent itemsets* tertinggi. Sehingga hasil penelitian ini nantinya akan mengetahui algoritma apa yang paling baik dalam membentuk *frequent itemset*. Kemudian kombinasi item tersebut dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam membuat paket sembako pada Kopkartex Kaliwungu.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dari berbagai penelitian yang dilakukan sebelumnya yaitu pertama[3], yang berjudul “Perbandingan Algoritme FP-Growth dan Eclat untuk Analisa Pola Pembelian Konsumen pada Toko X”. Hasil dari penelitian ini dengan minimum support 3% dan confidence 20% dihasilkan pembentukan aturan FP-Growth yang lebih banyak dibandingkan algoritma eclat. FP-Growth juga cenderung memiliki support yang lebih besar. Sedangkan algoritma Eclat memiliki nilai confidence lebih besar namun hanya beberapa rule yang dihasilkan.

Kemudian penelitian kedua [4] yang berjudul “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Tree dan FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan Obat”. Hasil yang didapat dari penelitian ini adalah semakin kecil nilai support maka jumlah itemset yang dihasilkan akan semakin banyak dan jumlah rules yang dibentuk semakin banyak pula.

Pada penelitian ketiga[5] yang berjudul “Algoritma Apriori untuk Menemukan Hubungan Antara Jurusan Sekolah dengan Tingkat Kelulusan Mahasiswa”. Hasil dari penelitian yaitu dengan analisis data mining menggunakan algoritma Apriori dengan menggunakan data angkatan 2013/2014 dengan jumlah data 23 dan dengan *support* 26,087 dan *confidence* 75% didapatkan aturan asosiasi yaitu jika seseorang riwayat sekolah adalah SMK, kemungkinan akan lulus tepat waktu (kurang atau sama dengan 4 tahun) dengan IPK antara 3 sampai 3,5.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Metode Analisis Data

Berikut ini merupakan tahapan dalam metode analisis data menurut CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data mining*) yang terbagi dalam 6 tahapan[6] yaitu :

a. *Businnes Understanding Phase* (Fase Pemahaman Bisnis)

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan kemudian membandingkan algoritma apriori dan *FP-Growth* menggunakan data transaksi penjualan pada Kopkartex Kaliwungu untuk memperoleh *frequent itemsets* tertinggi sehingga hasilnya nanti dapat dijadikan sebagai dasar pertimbangan dalam membuat paket sembako pada Kopkartex Kaliwungu .

b. *Data Understanding* (Fase pemahaman data)

Sumber data yang digunakan adalah data transaksi penjualan pada Koperasi Kopkartex Kaliwungu periode Januari - Mei 2019. *Field* transaksi penjualan Kopkartex tampak pada tabel 1.

Tabel 1. Penjelasan Field Data Trasaksi Penjualan Kopkartex.

No.	Nama <i>Field</i>	Keterangan
1.	No urut	Nomor urut transaksi
2.	Nomor anggota	Nomor anggota koperasi
3.	Nomor <i>badge</i>	Nomor <i>badge</i> pegawai / id pegawai
4.	Nama	Nama anggota
5.	No nota	Nomor transaksi
6.	Kode barcode	Kode barang
7.	Nama barang	Nama Barang
8.	Harga Satuan	Harga per unit
9.	Kuantum	Jumlah item
10.	Total Sebelum PPN	Total sebelum PPN
11.	Total Harga	Total harga
12.	PPN 10%	PPN 10%
13.	Total Harga	Total pembayaran

c. *Data Preparation Phase* (Fase Persiapan Data)

Pada tahap ini dilakukan persiapan data dengan mempertimbangkan kelengkapan data maupun pemilihan dari *field* kemudian ditransformasika. Prosesnya sebagai berikut.

1) Tahap Pembersihan data

Pada tahap pembersihan data (*cleaning data*) yaitu membersihkan atau menghilangkan record data yang tidak lengkap (kosong) untuk menghindari missing value sehingga nantinya akan memperoleh hasil yang maksimal.

2) Pemilihan Field

Dalam penelitian ini field yang digunakan hanya No nota dan Nama Barang. Selain itu, isian data dalam *field* yang digunakan hanya data transaksi sembako.

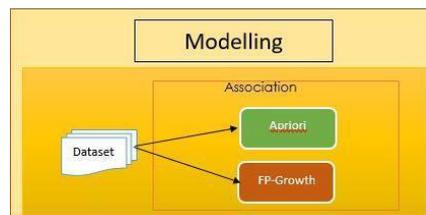
3) Transformasi Data

Setelah tahap pemilihan field, maka No nota menjadi tidak urut. Untuk itu data No nota diurutkan kembali dimulai dari No nota 1. Hasil transformasi data dapat dilihat pada gambar 1.

NO NOTA	NAMA BARANG
1	GERY SALU 12 GR
2	SGM 3+ MA 900 GR
2	HATARI PR 200 GR
3	BERAS C4 10 KG
3	KOPI KAPA 175 Sp
4	BERAS C4 10 KG
4	INDOMIE G SPECIA
4	INDOMIE A BAWANG
5	BERAS C4 10 KG
5	INDOMIE R SOTO

Gambar 1. Potongan Data Siap Olah

d. Modelling Phase (Fase Permodelan)

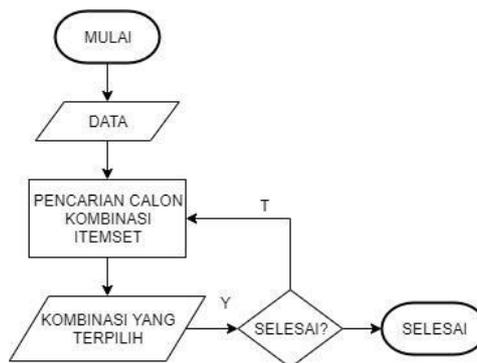


Gambar 2. Fase Permodelan

Pada fase permodellian dilakukan penentuan metode maupu algoritma dalam pemrosesan data. Dalam hal ini dilakukan dengan metode asosiasi data mining menggunakan dua algoritma yaitu apriori dan *FP-Growth* untuk kemudian dibandingkan.

1) Apriori

Alur proses dalam algoritma apriori dapat dilihat pada gambar 3 [7].



Gambar 3. Flowchart Algoritma Apriori

Alur proses dimulai dengan menginput data. Kemudian dilakukan pencarian calon kombinasi itemsets dimulai dari C1, C2, C3 dan seterusnya. Untuk menghitung C1 dapat menggunakan rumus (1).

$$Support\ A = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

Kemudian untuk pembentukan C2 dapat menggunakan rumus (2).

$$Support\ (A,B) = \frac{\text{Total transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \dots\dots\dots(2)$$

Gambar 5. Rumus Perhitungan C2

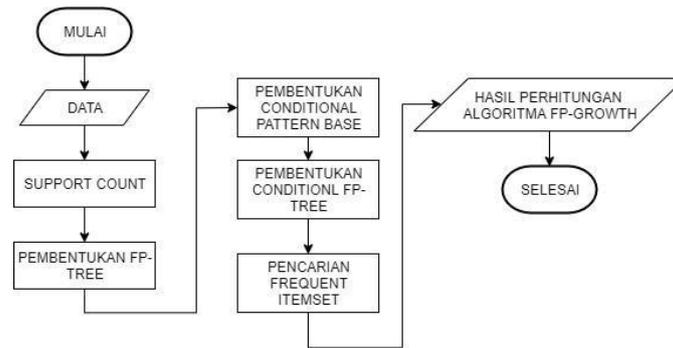
Setelah kombinasi item tertinggi berhasil dibentuk, maka dilanjutkan dengan perhitungan *confidence* menggunakan rumus pada gambar (3).

$$Confidence = P (B | A) = \frac{\text{Total transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total transaksi mengandung A}} \times 100\% \dots\dots\dots(3)$$

Setelah dilakukan perhitungan *support* dan *confidence* maka dilakukan penentuan parameter minimum *support* dan *confidence* untuk melihat item mana saja yang memenuhi parameter yang nantinya akan menjadi *rule* (aturan asosiasi).

2) *FP-Growth*

Alur proses dalam algoritma *FP-Growth* dalam bentuk *flowchart* dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Flowchart Algoritma *FP-Growth*

e. *Evaluation Phase* (Fase Evaluasi)

Pada fase ini dilakukan evaluasi hasil *rule* yang terbentuk dari masing-masing algoritma kemudian selanjutnya dilakukan pengambilan kesimpulan dari hasil perbandingan kedua algoritma. Algoritma mana yang paling sesuai untuk menentukan rekomendasi paket sembako pada Koperasi Kopkartex Kaliwungu. Dalam hal ini dilakukan evaluasi menggunakan 3 parameter. Yaitu kecepatan, kekuatan aturan asosiasi dan juga tingkat akurasi dari *rule*.

Rumus dalam menghitung tingkat asosiasi (Gunadi dan Indra, 2012)[8] dapat dilihat pada rumus (4).

$$\frac{\sum_{i=1}^n (S_i \times C_i)}{n} \dots \dots \dots (4)$$

Keterangan :

N = jumlah aturan asosiasi.

S_i = nilai *support* untuk aturan asosiasi.

C_i = nilai *confidence* aturan asosiasi

Rumus menghitung akurasi (Gunadi dan Indra, 2012) dapat dilihat pada rumus (5).

$$\frac{\sum \text{Support Algoritma A}}{\sum \text{Support Algoritma B}} \dots \dots \dots (5)$$

f. *Deployment Phase* (Fase Penyebaran)

Pada fase ini, hasil penelitian akan dipresentasikan dalam bentuk laporan yang akan diberikan kepada Kopkartex Kaliwungu untuk dijadikan rekomendasi paket sembako untuk meningkatkan penjualan pada Kopkartex Kaliwungu.

3.2 Implementasi Algoritma Apriori

Berikut ini merupakan hasil pemrosesan algoritma apriori pada software RStudio menggunakan parameter minimum *support* 0,06 dan *confidence* sebesar 0,01. Hasilnya dapat dilihat pada gambar 5.

```

Apriori
Parameter specification:
 confidence minval smax arem aval originalsupport maxtime support minlen maxlen
 0.01 0.1 1 none FALSE TRUE 5 0.06 2 10
 target ext
 rules FALSE

Algorithmic control:
 filter tree heap memopt load sort verbose
 0.1 TRUE TRUE FALSE TRUE 2 TRUE

Absolute minimum support count: 103

set item appearances ... [0 item(s)] done [0.00s].
set transactions ... [144 item(s), 1719 transaction(s)] done [0.02s].
sorting and recoding items ... [8 item(s)] done [0.01s].
creating transaction tree ... done [0.00s].
checking subsets of size 1 2 done [0.00s].
writing ... [8 rule(s)] done [0.00s].
creating 54 object ... done [0.00s].
    
```

Gambar 5. Hasil Pemrosesan Algoritma Apriori

Pada gambar 8 terlihat pengujian data menggunakan algoritma apriori menghasilkan 8 *rule* dengan waktu 0,09s. *rule* yang dihasilkan dapat dilihat pada gambar 6.

	lhs	rhs	support	confidence	lift	count
[1]	{BERAS C4 10 KG }	=> {GULA PASI }	0.10994764	0.3735178	1.0648044	189
[2]	{GULA PASI }	=> {BERAS C4 10 KG }	0.10994764	0.3134328	1.0648044	189
[3]	{INDOMIE G SPECIA }	=> {INDOMIE A BAWANG }	0.07504363	0.6354680	5.3286315	129
[4]	{INDOMIE A BAWANG }	=> {INDOMIE G SPECIA }	0.07504363	0.6292683	5.3286315	129
[5]	{MIE SEDAP BAWANG }	=> {MIE SEDAP GORENG }	0.06573589	0.6647059	4.6073767	113
[6]	{MIE SEDAP GORENG }	=> {MIE SEDAP BAWANG }	0.06573589	0.4556452	4.6073767	113
[7]	{BERAS C4 25 KG }	=> {GULA PASI }	0.06108202	0.3365385	0.9593858	105
[8]	{GULA PASI }	=> {BERAS C4 25 KG }	0.06108202	0.1741294	0.9593858	105

Gambar 6. Hasil Rule Algoritma Apriori

3.3 Implementasi Algoritma FP-Growth

Berikut ini merupakan hasil pemrosesan algoritma *FP-Growth* pada software RStudio menggunakan parameter minimum *support* 0,06 dan *confidence* sebesar 0,01. Hasilnya dapat dilihat pada gambar 7.

```
2020-01-10 06:48:11 rcBA: initialized
2020-01-10 06:48:18 rcBA: data 1806x2022
      took: 6.8 s
Jan 10, 2020 6:48:18 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: start
Jan 10, 2020 6:48:18 AM cz.jkuchar.rcba.fpg.FPGrowth run
INFO: FPG: tree built (11)
2020-01-10 06:48:18 rcBA: rules 14
      took: 0.09 s
```

Gambar 7. Hasil Pemrosesan Algoritma *FP-Growth*

Pada gambar 8 terlihat pengujian data menggunakan algoritma *FP-Growth* menghasilkan 14 *rule* dengan waktu 0,09s. *rule* yang dihasilkan dapat dilihat pada gambar 8.

```
> inspect(sort(rules7,by="support"))
      lhs      rhs      support confidence lift
[1] {} => {frequent=GULA PASI} 1.00000000 1 1
[2] {item 1=GULA PASI} => {frequent=GULA PASI} 0.33444075 1 1
[3] {item 2=BERAS C4 10 KG} => {frequent=GULA PASI} 0.27574751 1 1
[4] {item 4=BERAS C4 25 KG} => {frequent=GULA PASI} 0.17386489 1 1
[5] {item 5=MIE SEDAP GORENG} => {frequent=GULA PASI} 0.14230343 1 1
[6] {item 3=BENDERA S 25 ML} => {frequent=GULA PASI} 0.12846069 1 1
[7] {item 7=INDOMIE G SPECIA} => {frequent=GULA PASI} 0.11960133 1 1
[8] {item 6=INDOMIE A BAWANG} => {frequent=GULA PASI} 0.11904762 1 1
[9] {item 8=MIE SEDAP BAWANG} => {frequent=GULA PASI} 0.10354374 1 1
[10] {item 2=BERAS C4 10 KG,
      item 1=GULA PASI} => {frequent=GULA PASI} 0.10243632 1 1
[11] {item 7=INDOMIE G SPECIA,
      item 6=INDOMIE A BAWANG} => {frequent=GULA PASI} 0.07807309 1 1
[12] {item 8=MIE SEDAP BAWANG,
      item 5=MIE SEDAP GORENG} => {frequent=GULA PASI} 0.06921373 1 1
[13] {item 24=TEH TONG 25 CLP} => {frequent=GULA PASI} 0.06699889 1 1
[14] {item 9=ROMA KELA 300 GR} => {frequent=GULA PASI} 0.06035437 1 1
```

Gambar 8. Hasil Rule Algoritma Apriori

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil analisis dari kedua algoritma berdasarkan :

a. Waktu

Dalam penelitian ini, algoritma apriori memiliki waktu pengujian yang lebih cepat dibandingkan algoritma *FP-Growth* dengan *support* 0,06 selisih waktunya 0.06s. Meskipun algoritma apriori melakukan scan database sebanyak transaksi yang ada sedangkan *FP-Growth* hanya melakukan scan database sebanyak 2 kali, tetapi proses pembentukan tree yang mengakibatkan algoritma *FP-Growth* membutuhkan waktu yang lebih lama untuk melakukan pengujian.

b. Tingkat Kekuatan Aturan Asosiasi

Tingkat kekuatan Aturaan asosiasi dapat dihitung dengan rumus (4) . Sehingga hasil perhitungannya dapat dilihat pada tabel

Tabel 2 Perhitungan Kekuatan Aturan Asosiasi Apriori

No	Aturan Asosiasi Algoritma Apriori	Support	Confidence	Support X Confidence
1	{Beras C4 10kg} => {Gula Pasi}	0.1099376	0.3735178	0.041063665
2	{Gula Pasi} => {Beras C4 10kg}	0.1099376	0.3134328	0.034458062
3	{Indomie G Specia} => {Indomie A Bawang}	0.0750436	0.6354680	0.047687825
4	{Indomie A Bawang} => {Indomie G Specia}	0.0750436	0.6292683	0.047222577
5	{Mie Sedap Bawang} => {Mie Sedap Goreng}	0.0657359	0.6647059	0.043695034
6	{Mie Sedap Goreng} => {Mie Sedap Bawang}	0.0657359	0.4456452	0.029294884
7	{Beras C4 25kg} => {Gula Pasi}	0.061082	0.3365385	0.020556451
8	{Gula Pasi} => {Beras C4 25kg} => {Gula Pasi}	0.061082	0.1741294	0.010636175
Kekuatan Aturan Asosiasi Algoritma Apriori				0.034326834

Tabel 2 menunjukkan kekuatan aturan asosiasi apriori sebesar 0.034326834. Kemudian dilanjutkan dengan perhitungan aturan asosiasi algoritma *FP-Growth* dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Perhitungan Kekuatan Aturan Asosiasi *FP-Growth*

No	Sturan Asosiasi Algoritma <i>FP-Growth</i>	Support	Confidence	Support X Confidence
1	{ } => {Gula Pasi}	1.00000000	1	1.00000000
2	{Gula Pasi} => {Gula Pasi}	0.33444075	1	0.33444075
3	{Beras C4 10kg} => {Gula Pasi}	0.27574751	1	0.27574751
4	{Beras C4 25kg} => {Gula Pasi}	0.17386489	1	0.17386489
5	{Mie Sedap Goreng} => {Gula Pasi}	0.14230343	1	0.14230343
6	{Bendera s 25ml} => {Gula Pasi}	0.12846069	1	0.12846069
7	{Indomie G Specia} => {Gula Pasi}	0.11960133	1	0.11960133
8	{Indomie A Bawang} => {Gula Pasi}	0.11904762	1	0.11904762
9	{Mie sedap Bawang, Beras C4 10kg} => {Gula Pasi}	0.10354374	1	0.10354374
10	{Gula Pasi, Indomie G Specia} => {Gula Pasi}	0.10243632	1	0.10243632
11	{Indomie A Bawang, Mie sedap Bawang} => {Gula Pasi}	0.07807309	1	0.07807309
12	{Mie Sedap Goreng} => {Gula Pasi}	0.06921373	1	0.06921373
13	{Tehh Tong 25 Celup} => {Gula Pasi}	0.06699889	1	0.06699889
14	Roma Kela 300Gr} => {Gula Pasi}	0.06035437	1	0.06035437
Kekuatan Aturan Asosiasi Algoritma <i>FP-Growth</i>				0.198149026

Tabel 3 menunjukkan kekuatan aturan asosiasi *FP-Growth* sebesar 0,198149026. Dengan demikian algoritma *FP-Growth* menunjukkan kekuatan aturan asosiasi yang lebih tinggi dibandingkan apriori.

c. Akurasi

Perhitungan akurasi didasarkan pada jumlah *support* dari masing-masing algoritma. *Support* algoritma apriori dapat dilihat pada table 4.

Tabel 4 Hasil Penjumlahan *Support* Algoritma Apriori

No	Aturan Asosiasi Algoritma Apriori	Support
1	{Beras C4 10kg} => {Gula Pasi}	0.10993764
2	{Gula Pasi} => {Beras C4 10kg}	0.10993764
3	{Indomie G Specia} => {Indomie A Bawang}	0.07504363
4	{Indomie A Bawang} => {Indomie G Specia}	0.07504363
5	{Mie Sedap Bawang} => {Mie Sedap Goreng}	0.06573589
6	{Mie Sedap Goreng} => {Mie Sedap Bawang}	0.06573589
7	{Beras C4 25kg} => {Gula Pasi}	0.06108202
8	{Gula Pasi} => {Beras C4 25kg} => {Gula Pasi}	0.06108202
Σ		0.62359836

Hasil perhitungan jumlah *support* algoritma *FP-Growth* dapat dilihat pada tavel 5.

Tabel 5 Hasil Penjumlahan *Support* Algoritma *FP-Growth*

No	Sturan Asosiasi Algoritma <i>FP-Growth</i>	Support
1	{ } => {Gula Pasi}	1.00000000
2	{Gula Pasi} => {Gula Pasi}	0.33444075
3	{Beras C4 10kg} => {Gula Pasi}	0.27574751
4	{Beras C4 25kg} => {Gula Pasi}	0.17386489
5	{Mie Sedap Goreng} => {Gula Pasi}	0.14230343
6	{Bendera s 25ml} => {Gula Pasi}	0.12846069
7	{Indomie G Specia} => {Gula Pasi}	0.11960133
8	{Indomie A Bawang} => {Gula Pasi}	0.11904762
9	{Mie sedap Bawang, Beras C4 10kg} => {Gula Pasi}	0.10354374
10	{Gula Pasi, Indomie G Specia} => {Gula Pasi}	0.10243632
11	{Indomie A Bawang, Mie sedap Bawang} => {Gula Pasi}	0.07807309
12	{Mie Sedap Goreng} => {Gula Pasi}	0.06921373
13	{Tehh Tong 25 Celup} => {Gula Pasi}	0.06699889
14	Roma Kela 300Gr} => {Gula Pasi}	0.06035437
Σ		2.77408636

Tingkat akurasi antara dua algoritma dapat dihitung dengan rumus (5). sehingga hasil akurasi kedua algoritma adalah :

- 1) Tingkat akurasi algoritma apriori terhadap algoritma *FP-Growth* :

$$\frac{\Sigma \text{Support Algoritma Apriori}}{\Sigma \text{Support Algoritma } FP\text{-Growth}} = \frac{0,62361836}{1,77408636} = 0.351515 = 35\%$$

2) Tingkat akurasi algoritma *FP-Growth* terhadap algoritma apriori

$$\frac{\sum \text{Support Algoritma FP-Growth}}{\sum \text{Support Algoritma Apriori}} = \frac{1,77408636}{0,62361936} = 2,844827 = 284\%$$

Jadi, berdasarkan perhitungan tingkat akurasi dari kedua algoritma, akurasi algoritma *FP-Growth* lebih tinggi dibandingkan algoritma apriori yakni sebesar 284%. Dengan demikian, tingkat akurasi algoritma *FP-Growth* tiga kali lebih tinggi dibandingkan tingkat akurasi algoritma apriori.

d. Kombinasi Item Tertinggi yang dapat dibentuk.

Algoritma apriori hanya mampu membentuk kombinasi item hingga 2 kombinasi saja, sedangkan algoritma *FP-Growth* mampu menghasilkan kombinasi item lebih tinggi yakni mencapai 3 kombinasi item yaitu :

- 1) Indomie G Special, Indomie A Bawang, Gula Pasir
- 2) Mie Sedap Bawang, Mie Sedap Goreng, Gula Pasir

5. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian asosiasi data mining pada data transaksi Koperasi Kopkartex Kaliwungu menggunakan algoritma apriori dan *FP-Growth* dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

Algoritma Apriori berhasil diimplementasikan untuk rekomendasi paket sembako. Hasilnya adalah, dengan minimum *support* 0,06 dan *confidence* 0,01 didapatkan 8 *rule* dengan waktu 0,03s dan dengan tingkat akurasi sebesar 35%. Kemudian Algoritma *FP-Growth* juga berhasil diimplementasikan. Hasilnya adalah, dengan minimum *support* 0,06 dan *frequent*=GULA PASIR dihasilkan 14 *rule* dengan waktu 0,09s dan dengan tingkat akurasi sebesar 284%

Setelah kedua algoritma dibandingkan, algoritma yang terbaik untuk rekomendasi paket sembako yakni algoritma *FP-Growth*. Meskipun waktu pengujian lebih lama dari algoritma apriori, namun memiliki tingkat akurasi jauh lebih tinggi dari algoritma apriori yakni akurasinya mencapai 284%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi algoritma *FP-Growth* tiga kali lebih besar dibandingkan tingkat akurasi algoritma apriori. Dan juga algoritma *FP-Growth* mampu membentuk kombinasi item tertinggi yakni mencapai 3 kombinasi item. Penelitian ini hanya menghasilkan hasil analisa perbandingan dua algoritma saja, belum mampu diimplementasikan menjadi aplikasi.

6. SARAN

Saran dalam penelitian ini :

Untuk penelitian selanjutnya, dapat dikembangkan hasil analisisnya untuk dijadikan sebagai aplikasi sehingga dapat memaksimalkan manfaatnya. Apabila menggunakan perbandingan algoritma yang sama dengan penelitian ini, diharapkan menggunakan data transaksi yang belum banyak diteliti.

Dapat membandingkan dua algoritma dengan menggunakan algoritma yang lain seperti Eclat, Tanagra, RapidMiner. Data dalam penelitian ini, data yang digunakan hanya berjumlah 1806 transaksi saja, untuk penelitian selanjutnya bisa lebih banyak lagi agar hasilnya juga lebih maksimal untuk melakukan uji coba.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Roopke dalam Rochmadi, 2011, *Analisis Dampak Perdagangan Bebas dan Global pada Bergesernya Nilai Budaya, Prinsip, dan Tujuan Koperasi*. Jurnal Ekonomika, vol 4, Desember, 41-45.
- [2] Nasari, F & Darma, s, 2015, *Penerapan K-Means Clustering pada Data Penerimaan Mahasiswa Baru*, Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia, Yogyakarta, 73-78.
- [3] Siregar, A.K., Kuncoro, A.P., Kusuma, B.A., 2018, *Perbandingan Algoritma FP-Growth dan Eclat untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Toko X*, Citisee, Purwokerto, 125-128.
- [4] Lestari, Y.D., 2015, *Penerapan Data Minin menunakan Aloritma FP-Tree dan FP-Growth pada Data Transaksi Penjualan Obat*, Seminar Nasional Informasi dan Komunikasi (SNASTIKOM), Medan, 60-65.
- [5] Astuti, I.P., *Algoritma Apriori untuk Menemukan ubunan Antara Jurusan Sekolah dengan Tingkat Kelulusan Mahasiswa*, Jurnal Teknik Informatika vol. 12, 69-78
- [6] Fadillah, A.P., 2015, *Penerapan Metode CRISP-DM untuk Prediksi kelulusan Studi Mahasiswa Menempuh Mata Kuliah (Studi Kasus Universitas XYZ)*, vol.1, Bandung, Desember, 260-270.
- [7] Tampubolon, K., Saragih, H., Reza, B., 2013, *Implementasi Data Mining Algoritma Apriori pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan*, Majalah Ilmiah Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI), Vol.1, Oktober.
- [8] Gunadi, G. & Sensue, D.I., 2012, *Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth (FP-Growth) Studi Kasus Percetakan PT. Gramedia*, Jurnal Telematika MKOM, Vol.1, Maret, 118-132.