

PERBANDINGAN ALGORITMA ECLAT DAN FP-GROWTH PADA PENJUALAN BARANG (STUDI KASUS: MINIMARKET 212 MART VETERAN UTAMA)

Sudarsono¹, Alex Wijaya², Andri³

Fakultas Teknik Ilmu Komputer, Universitas Bina Darma

Email : sudar17darsono@gmail.com¹, allec_wj@yahoo.com² , andrepro2007@gmail.com³

ABSTRAK

Abstrak - 212 Mart Veteran Utama adalah minimarket berbasis syariah yang didirikan untuk memajukan perekonomian umat. Dalam kegiatan sehari-hari 212 mart telah menggunakan teknologi yaitu POS (Point Of Sale) untuk kegiatan transaksi penjualan. Dari setiap pembelian produk data akan tersimpan kedalam database transaksi, data ini digunakan untuk melihat laporan penjualan maupun pendapatan. Oleh karena itu, penulis berinisiatif untuk melakukan penelitian mengenai data transaksi penjualan yaitu dengan memanfaatkan *data mining* menggunakan metode *association rule* untuk melihat pola pembelian konsumen. Selain itu penulis melakukan perbandingan dari kedua algoritma yang digunakan yaitu algoritma *ECLAT* dan *FP-Growth*. Dalam hal ini, penulis menetapkan nilai *minimum support* adalah 0.001 dan untuk pengujian pertama dengan nilai *minimum confidence* 0.8 dan pengujian kedua dengan *minimum confidence* 1.0. Untuk melihat hasil perbandingan dari kedua algoritma yaitu dengan melihat hasil rule yang terbentuk dan waktu eksekusi untuk menemukan *frequent itemset*. Dari hasil penelitian ini diharapkan bisa menjadi referensi perusahaan dalam menentukan jumlah stok barang dan dalam penyusunan produk sesuai jenis produk serta dapat mengetahui algoritma mana yang lebih efektif digunakan dalam metode *association rule*.

Kata Kunci: 212 mart veteran utama, data mining, association rule, ECLAT, FP-Growth.

ABSTRACT

Abstract - 212 Main Veteran Mart is a sharia-based minimarket established to advance the economy of the people. In daily activities 212 mart has used technology, namely POS (Point Of Sale) for sales transaction activities. From each product purchase data will be stored into the transaction database, this data is used to view sales and income reports. Therefore, the author took the initiative to conduct research on sales transaction data, namely by utilizing data mining using the association rule method to see consumer purchasing patterns. In addition, the authors made a comparison of the two algorithms used, namely the ECLAT algorithm and FP-Growth. In this case, the author sets the minimum support value of 0.001 and for the first test with a value of minimum confidence 0.8 and the second test with minimum confidence 1.0. To see the results of the comparisons of the two algorithms namely by looking at the results of the rules formed and the execution time to find frequent itemset. The results of this study are expected to be a reference company in determining the amount of stock and in the preparation of products according to the type of product and can find out which algorithms are more effective in the association rule method.

Keywords: 212 mart veteran utama, data mining, association rules, ECLAT, FP-Growth.

1. PENDAHULUAN

Pada saat ini, perkembangan di dunia teknologi sangat pesat. Ini terbukti dengan adanya kemudahan dalam melakukan tugas di berbagai bidang. Salah satunya adalah dalam dunia bisnis, seperti ritel yang memanfaatkan teknologi untuk membantu kelancaran dalam aktifitas perdagangan. Salah satunya adalah 212 Mart Veteran Utama yaitu, salah satu cabang minimarket 212 Mart di Palembang dan berbasis syariah yang didirikan dengan tujuan memperkuat ekonomi umat muslim [6]. Dalam pengoperasiannya, 212 Mart Veteran Utama juga telah didukung dengan teknologi salah satunya dalam proses penjualan. Setiap barang yang dibeli akan disimpan kedalam *database* di sistem informasi penjualan dan data tersebut digunakan untuk melihat informasi laporan penjualan maupun pendapatan.

Dalam hal ini, maka diperlukan adanya informasi lebih yang bisa membantu dalam mengambil kebijakan seperti melihat pola pembelian konsumen yang digunakan untuk melihat kecenderungan konsumen membeli barang secara bersamaan agar barang yang sering di beli dapat diperbanyak dan diletakan berdekatan dalam rak.

Menurut Mujiasih (2011) *data mining* yaitu suatu proses mengelolah data untuk mendapatkan suatu informasi atau pengetahuan. Dalam proses *data mining* memiliki beberapa metode yaitu cluster, klasifikasi, estimasi dan asosiasi [9]. Untuk melakukan pengelolaan data transaksi maka penulis menggunakan metode asosiasi. Menurut (Ikhwan, dkk, 2015:217) Asosiasi atau *association rule* adalah suatu metode *data mining* yang bertujuan mencari sekumpulan item yang sering muncul bersamaan [4]. Selain itu, asosiasi memiliki beberapa algoritma yang dapat digunakan dalam melakukan proses *data mining* seperti *apriori*, *FP-Growth* dan *ECLAT*. Dari beberapa algoritma tersebut penulis memilih dua algoritma yaitu *FP-Growth* dan *ECLAT* untuk mengetahui manakah yang lebih efisien digunakan dalam menganalisis pola pembelian sehingga dapat membantu dalam penjualan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Menurut Mujiasih (2011) *Data mining* adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam data berukuran besar. *Data mining* dapat didefinisikan sebagai proses untuk mendapatkan suatu informasi yang berguna dari gudang basis data yang besar yang dapat membantu dalam mengambil sebuah keputusan [9].

2.2 Association Rule

Menurut (Ikhwan, dkk, 2015: 217) *Association rule* merupakan salah satu metode yang bertujuan untuk mencari pola yang sering muncul diantara banyak transaksi, dimana setiap transaksi terdiri dari beberapa *item* sehingga metode ini akan mendukung sistem rekomendasi melalui penemuan pola antar *item* dalam transaksi yang terjadi [4].

Dalam *Association Rule* yaitu memiliki 2 tahap metodologi analisis dasar yaitu:

1. Analisa pola frekuensi tinggi, yaitu mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai *support* dalam database. Nilai *support* sebuah item diperoleh dengan rumus berikut.

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Sedangkan untuk nilai *support* dari 2 item yaitu :

$$Support(A,B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi A dan B}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

2. Pembentukan aturan asosiatif, yaitu setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, selanjutnya dicari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif $A \longrightarrow B$. Nilai *confidence* ini diperoleh dari rumus:

$$Confidence(A, B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi A}} \times 100\%$$

Menurut Gunadi dan Sensuse (2012:121) *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu *item* atau *itemset* dari keseluruhan transaksi. Sedangkan *confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua *item* secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu)[3].

2.3 ECLAT

Menurut Kaur dan Grag (2014) Algoritma *ECLAT* (*Equivalence Class Transformation*) merupakan algoritma untuk menemukan *itemset* yang sering muncul. Pada dasarnya algoritma *ECLAT* melakukan pencarian secara *depth-first search* pada *database* dengan tata letak vertikal, apabila *database* berbentuk

horizontal maka terlebih dahulu harus dikonversikan ke dalam bentuk vertikal [3]. Menurut Adita et al., n.d algoritma *ECLAT* dibagi menjadi 3 fase yaitu [1] :

1. Fase Inisialisasi yaitu, konstruksi perhitungan global untuk *frequent 2-itemset*.
2. Fase Transformasi yaitu, mempartisi *frequent 2-itemset* dan menjadwalkan partisi atas prosesor. Dalam fase ini juga melakukan vertikal transformasi pada database.
3. Fase *Asynchronous* yaitu, konstruksi *frequent k-itemset* sesuai dengan tujuan yang diinginkan.

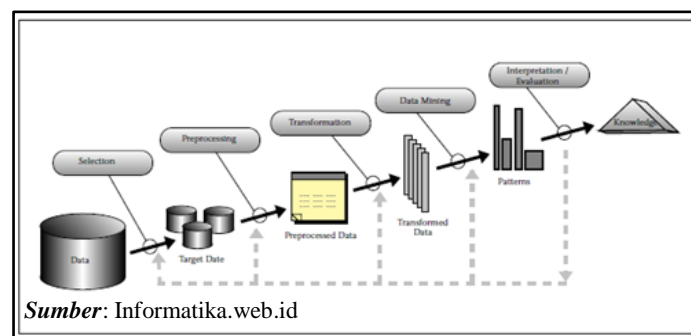
2.4 FP-Growth

Menurut Manurung (2014) *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* adalah salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*Frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data. Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari algoritma *apriori* karena kekurangan yang ada pada algoritma *apriori* diperbaiki oleh algoritma *FP-Growth* [8]. Metode *FP-Growth* dapat dibagi menjadi 3 tahapan yaitu:

1. Tahap pembangkitan *conditional pattern base* adalah *subdatabase* yang berisi *prefix path* (*lintasan prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-Tree* yang telah dibangun sebelumnya.
2. Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree* yaitu pada tahap ini *support count* dari setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap item yang memiliki jumlah *support count* lebih besar sama dengan minimum *support* dan akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*.
3. Tahap pencarian *Frequent itemset* yaitu apabila *Conditional FP-Tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*) maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi item untuk setiap *Conditional FP-Tree*.

2.5 Metode Analisis Data

Menurut Kusriani dan Emha Taufiq Luthfi (2009) tahapan menganalisis data dalam penerapan *data mining* ini menggunakan tahapan *knowledge discovery in databases (KDD)* yang terdiri dari beberapa tahapan [6]:



Gambar 1. Tahapan KDD [2]

1. *Data Selection* (Seleksi Data) pada tahap ini yaitu melakukan penyeleksian atau pemilihan atribut-atribut dalam *database* penjualan yang akan digunakan didalam tahap penerapan *data mining*.
2. *Data Integration* (Integrasi Data) adalah proses penggabungan data dari beberapa database penjualan di 212 mart menjadi satu kedalam satu database yang baru.
3. *Data Cleaning* (Pembersihan Data), Sebelum proses *data mining* maka perlu melakukan proses *cleaning* atau pembersihan data dari data yang mengandung *missing value* dan data yang mengandung *redundant*.
4. *Data Transformation* (Transformasi Data) adalah mengubah data menjadi data yang siap untuk proses *data mining*.
5. Proses *Mining* merupakan tahapan untuk menemukan pola informasi dari sekumpulan data dengan menggunakan teknik dan algoritma tertentu. Pada penelitian ini penulis menggunakan metode asosiasi

dan untuk algoritmanya yaitu *ECLAT* dan *FP-Growth* untuk menemukan pola pembelian serta membandingkan algoritmanya.

6. *Pattern Evaluation* (Evaluasi Pola) yaitu proses mengidentifikasi pola-pola yang menarik kedalam *knowledge base* yang ditemukan didalam data penjualan.
7. *Knowledge Presentation* (Presentasi Pengetahuan), pada tahap ini penulis melakukan proses visualisasi dan penyajian data kedalam bentuk yang mudah dimengerti oleh user seperti bentuk tabel, histogram, grafik, dan lain sebagainya.

3 . HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Perangkat

Adapun perangkat lunak dan keras yang digunakan dalam pengujian ini yaitu sebagai berikut:

- a. Perangkat keras (*Hardware*) yang digunakan adalah sebuah notebook dengan spesifikasi prosesor Intel Atom D2600, 1.6 Ghz L2 cache 1 MB dengan RAM 2GB , Hard Disk 320GB, Keyboard, Monitor, dan alat pendukung yaitu mouse, Flash Disk 8GB, Printer Canon MP287.
- b. Perangkat lunak (*Software*) yang digunakan yaitu Operating System Microsoft Windows 7 sebagai sitem operasi, Microsoft Excel 2010, Mysql, *RapidMiner Studio 7.6.1*, *RStudio1.1.456* sebagai tools *data mining*. dan *Java Runtime Environment* sebagai pendukung *RStudio*.

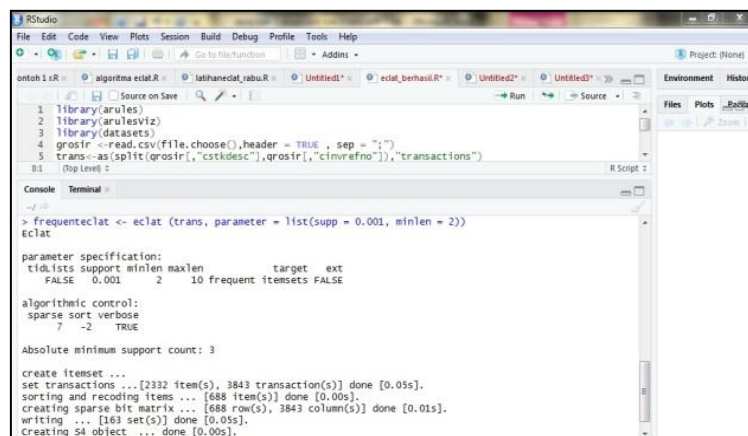
3.2. Proses Pengolahan Data Atau Informasi

Implementasi yang dilakukan adalah melakukan penerapan semua data transaksi penjualan bulan Juni – Desember 2018 untuk mendapatkan hasil pola pembelian dan mengetahui hasil perbandingan algoritma *ECLAT* dan *FP-Growth* dengan menggunakan 2 aplikasi *data mining* yaitu

1. Algoritma *ECLAT* menggunakan *RStudio1.1.456*.
2. Algoritma *FP-Growth* menggunakan *RapidMiner Studio 7.6.1*

3.3. Proses Mining Algoritma *ECLAT* Menggunakan *Rstudio*

Setelah data di transformasikan sehingga sudah siap untuk di proses datamining, lalu ketikkan perintah “`frequentclat <- eclat (trans, parameter = list(supp = 0.001, minlen = 2))`” perintah ini yaitu untuk mengakses algoritma *ECLAT* di *RStudio* dan hanya perlu memasukan nilai *minimum support*. Nilai *minimum support* adalah 0.001.



```
1 library(arules)
2 library(arulesvz)
3 library(datasets)
4 qrosir <- read.csv(file.choose(), header = TRUE, sep = ";")
5 trans <- as(split(qrosir[, "cstkdesc"], qrosir[, "cimvrefno"]), "transactions")
R1 (Top Level) :

Console Terminal
> frequentclat <- eclat (trans, parameter = list(supp = 0.001, minlen = 2))
eclat

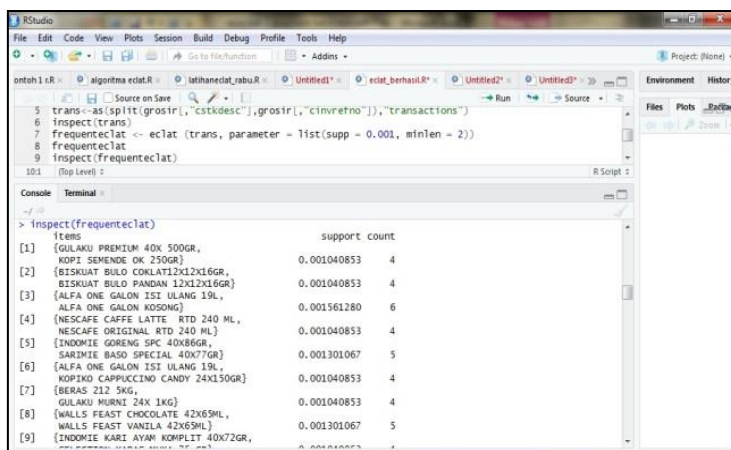
parameter specification:
tidlists support minlen maxlen target ext
FALSE 0.001 2 10 frequent itemsets FALSE

algorithmic control:
sparse sort verbose
7 -2 TRUE

Absolute minimum support count: 3

create itemset ...
set transactions ... [2322 item(s), 3843 transaction(s)] done [0.05s].
sorting and recoding items ... [688 item(s)] done [0.00s].
creating sparse bit matrix ... [688 row(s), 3843 column(s)] done [0.01s].
writing ... [163 set(s)] done [0.05s].
creating S4 object ... done [0.00s].
```

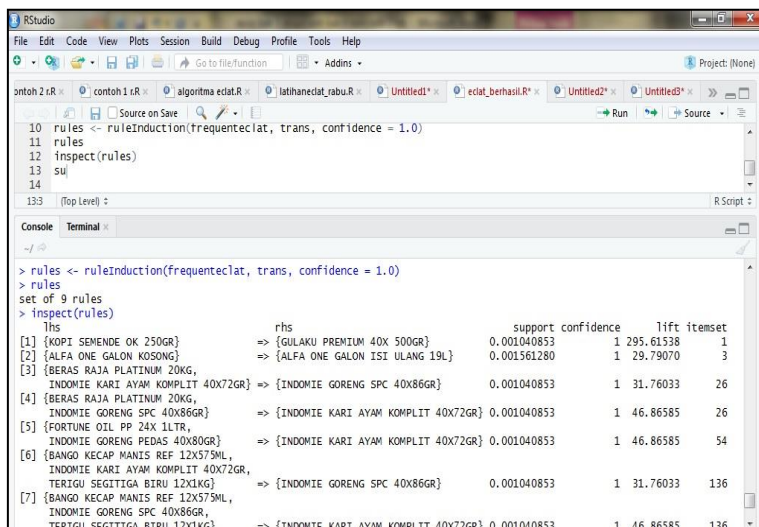
Gambar 2. Proses Frequent Itemset Menggunakan ECLAT



Gambar 3. Hasil Frequent Itemset Menggunakan ECLAT

Dari proses *frequent itemset* diatas dengan algoritma *ECLAT* hasilnya yaitu ada 163 *itemset* yang terbentuk dalam proses ini dan terdiri dari 2 sampai 4 kombinasi produk yaitu 2 *itemset* sebanyak 145, 3 *itemset* sebanyak 17 dan 4 *itemset* sebanyak 1.

Untuk tahap selanjutnya yaitu menerapkan aturan asosiasi. Untuk mendapatkan *rules* yaitu nilai harus mencapai nilai *minimum support* dan *confidence* yang telah ditetapkan. Untuk nilai *confidenceny* adalah 1.0. berikut ini adalah perintah untuk melakukan proses *Association rule* dengan algoritma *ECLAT*. “*rules <- ruleInduction(frequentecelat, trans, confidence = 1.0)*” lalu jalankan prosesnya.



Gambar 4. Hasil Rule Algoritma ECLAT minsup 0.001 dan conf 1.0

Dari hasil pengujian yang sudah peneliti lakukan pada pengujian pertama menggunakan *tools RStudio* dalam menemukan pola pembelian kosumen di 212 Mart Veteran Utama. Dari proses *data mining* menggunakan algoritma *ECLAT* dengan nilai *minimum support* 0.001 dan *confidence* 1.0 yaitu ada 9 *rules* yang terbentuk. Berikut adalah hasilnya.

Tabel 1. Hasil Rules Algoritma *ECLAT* minsup 0.001 dan *conf* 1.0

No	Hasil Rules	Support	Confidence
1	Jika Membeli Kopi Semende Ok 250Gr Maka Membeli Gulaku Premium 40x 500Gr	0.0014	1.0
2	Jika Membeli Alfa One Galon Kosong Maka Membeli Alfa One Galon Isi Ulang 19l	0.0015	1.0

3	Jika Membeli Beras Raja Platinum 20 Kg, Indomie Kari Ayam Komplit 40X72Gr Maka Membeli Indomie Goreng SPC 40x86Gr	0.0010	1.0
4	Jika Membeli Beras Raja Platinum 20 Kg, Indomie Goreng SPC 40x86Gr Maka Membeli Indomie Kari Ayam Komplit 40X72Gr	0.0010	1.0
5	Jika Membeli Fortune Oil PP 25X 1 Ltr, Indomie Goreng Pedas 40X86Gr Maka Membeli Indomie Kari Ayam Komplit 40X72Gr	0.0010	1.0
6	Jika Membeli Bango Kecap Manis Ref 12X57Ml, Indomie Kari Ayam Komplit 40X72Gr, Terigu Segitiga Biru 12X1Kg Maka Membeli Indomie Goreng SPC 40X86Gr	0.0010	1.0
7	Jika Membeli Bango Kecap Manis Ref 12X57Ml, Indomie Goreng SPC 40X86Gr, Terigu Segitiga Biru 12X1Kg Maka Membeli Indomie Kari Ayam Komplit 40X72Gr	0.0010	1.0
8	Jika Membeli Bango Kecap Manis Ref 12X57Ml, Indomie Goreng SPC 40X86Gr, Indomie Kari Ayam Komplit 40X72Gr Maka Membeli Terigu Segitiga Biru 12X1Kg	0.0010	1.0
9	Jika Membeli Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr, Terigu Segitiga Biru 12X1Kg Maka Membeli Indomie Goreng Spc 40x86gr	0.0013	1.0

Sedangkan pada pengujian kedua menggunakan *tools RStudio* menggunakan algoritma *ECLAT* dengan nilai *minimum support* 0.001 dan *confidence* 0.8 yaitu ada 23 *rules* yang terbentuk. Untuk lebih jelas dapat lihat gambar dibawah ini.

```

File Edit Code View Plots Session Build Debug Profile Tools Help
Project: [None]
Source
Console Terminal
~/R/
creating an object of class "rules".
> rules <- ruleInduction(frequentclat, trans, confidence = 0.8)
> rules
set of 23 rules
> inspect(rules)
      lhs                                     rhs      support confidence lift itemset
[1] {KOPI SEMENDE OK 250GR} => {GULAKU PREMIUM 40X 500GR} 0.001040853 1.0000000 295.61538
[2] {ALFA ONE GALON KOSONG} => {ALFA ONE GALON ISI ULANG 19L} 0.001561280 1.0000000 29.79070
[3] {SELECTION KAPAS MUKA 75 GR} => {INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40x72GR} 0.001040853 0.8000000 37.49268
[4] {VAPE ONE PUSH 60H X 12 LEMON} => {RINSO ANTI NODA CLASSIC PWD 6X1.8KG} 0.001040853 0.8000000 341.60000 1
[5] {WIPOL KARBOL CEMARA REF 12X800ML} => {SUNLIGHT LIME NEW REF 12X780ML} 0.001301067 0.8333333 118.61111 2
[6] {BERAS RAJA PLATINUM 20KG,
INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72GR} => {INDOMIE GORENG SPC 40X86GR} 0.001040853 1.0000000 31.76033 2
[7] {BERAS RAJA PLATINUM 20KG,
INDOMIE GORENG SPC 40X86GR} => {INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72GR} 0.001040853 1.0000000 46.86585 2
[8] {POP MIE RASA AYAM 24X75GR,

```

Gambar 5. Hasil Rule Algoritma ECLAT minsup 0.001 dan conf 0.8

3.4. Proses Mining Algoritma *FP-Growth* Menggunakan *Rapidminer*

Pengujian algoritma *FP-Growth* menggunakan *Rapidminer* dilakukan dengan nilai *minimum support* 0.001 dalam mencari Frequent itemset didapatkan sebanyak 163 itemset yang terbentuk dalam

proses ini yang terdiri dari 2 sampai 4 kombinasi produk yaitu 2 itemset sebanyak 145, 3 itemset sebanyak 17 dan 4 itemset sebanyak 1. Hasil ini sama dengan hasil pada algoritma ECLAT

No. of Sets: 163	Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
Total Max. Size: 4	2	0.001	LE MINERALE WATER ...	NESTLE PURE LIFE 900...		
Min. Size: 2	2	0.001	LE MINERALE WATER ...	LE MINERALE WATER 24...		
Max. Size: 4	2	0.001	ALFA ONE GALON ISI U...	ALFA ONE CUP 240ML		
Contains Item:	2	0.002	ALFA ONE GALON ISI U...	GULAKU MURNI 24X 1KG		
Update View	2	0.001	ALFA ONE GALON ISI U...	KOPIKO CAPPUCCINO C...		
	2	0.002	ALFA ONE GALON ISI U...	ALFA ONE GALON KOSO...		
	2	0.002	INDOMIE GORENG SP...	ALFA ONE CUP 240ML		
	2	0.014	INDOMIE GORENG SP...	INDOMIE KARI AYAM KO...		
	2	0.003	INDOMIE GORENG SP...	GULAKU PREMIUM 24X...		

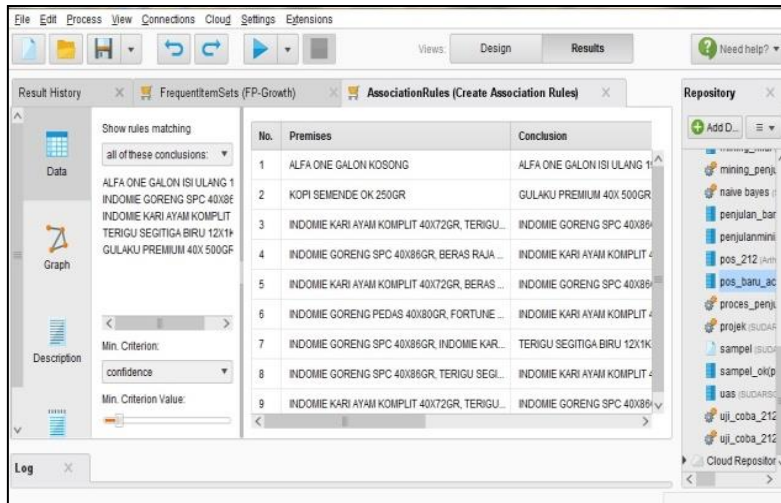
Gambar 6. Hasil Frequent Itemset Algoritma FP-Growth

Setelah menerapkan aturan asosiasi dengan nilai *minimum support* 0.001 dan *confidence* 0.8 diketahui bahwa ada 25 *rules* yang terbentuk dari proses mining tersebut.

No.	Premises	Conclusion
17	ALFA ONE GALON KOSONG	ALFA ONE GALON ISI ULANG 19L
18	KOPI SEMENDE OK 250GR	GULAKU PREMIUM 40X 500GR
19	INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72GR, TERIGU...	INDOMIE GORENG SPC 40X86GR
20	INDOMIE GORENG SPC 40X86GR, BERAS RAJA ...	INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72G
21	INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72GR, BERAS ...	INDOMIE GORENG SPC 40X86GR
22	INDOMIE GORENG PEDAS 40X80GR, FORTUNE ...	INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72G
23	INDOMIE GORENG SPC 40X86GR, INDOMIE KAR...	TERIGU SEGITIGA BIRU 12X1KG
24	INDOMIE GORENG SPC 40X86GR, TERIGU SEGL...	INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72G
25	INDOMIE KARI AYAM KOMPLIT 40X72GR, TERIGU...	INDOMIE GORENG SPC 40X86GR

Gambar 7. Hasil Rule Algoritma FP-Growth minsup 0.001 dan conf 0.8

Sedangkan Hasil *Rules* dengan algoritma *FP-Growth* dengan *minimum support* 0.001 dan *confidence* 1.0 yaitu ada 9 *rules* yang terbentuk. Untuk lebih jelasnya dapat lihat gambar dan tabel hasil dibawah ini.



Gambar 8. Hasil Rule Algoritma FP-Growth minsup 0.001 dan conf 1.0

Tabel 2. Hasil Rules Algoritma *FP-Growth* minsup 0.001 dan *conf* 1.0

No	Hasil Rules	Support	Confidence
1	Jika Membeli Alfa One Galon Kosong Maka Memebeli Alfa One Galon Isi Ulang 19l	0.0015	1.0
2	Jika Membeli Kopi Semende Ok 250gr Maka Memebeli Gulaku Premium 40x 500gr	0.0010	1.0
3	Jika Membeli Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr, Terigu Segitiga Biru 12x1kg Maka Memebeli Indomie Goreng Spc 40x86gr	0.0013	1.0
4	Jika Membeli Indomie Goreng Spc 40x86gr, Beras Raja Platinum 20kg Maka Memebeli Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr	0.0010	1.0
5	Jika Membeli Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr, Beras Raja Platinum 20kg Maka Memebeli Indomie Goreng Spc 40x86gr	0.0010	1.0
6	Jika Membeli Indomie Goreng Pedas 40x80gr, Fortune Oil Pp 24x 1ltr Maka Memebeli Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr	0.0010	1.0
7	Jika Membeli Indomie Goreng Spc 40x86gr, Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr, Bango Kecap Manis Ref 12x575ml Maka Memebeli Terigu Segitiga Biru 12x1kg	0.0010	1.0
8	Jika Membeli Indomie Goreng Spc 40x86gr, Terigu Segitiga Biru 12x1kg, Bango Kecap Manis Ref 12x575ml Maka Memebeli Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr	0.0010	1.0
9	Jika Membeli Indomie Kari Ayam Komplit 40x72gr, Terigu Segitiga Biru 12x1kg, Bango Kecap Manis Ref 12x575ml Maka Memebeli Indomie Goreng Spc 40x86gr	0.0010	1.0

3.5. Hasil Perbandingan

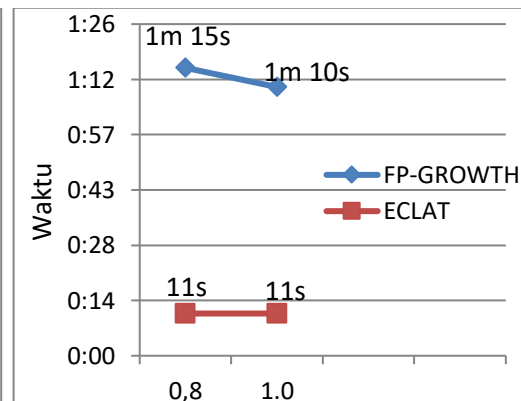
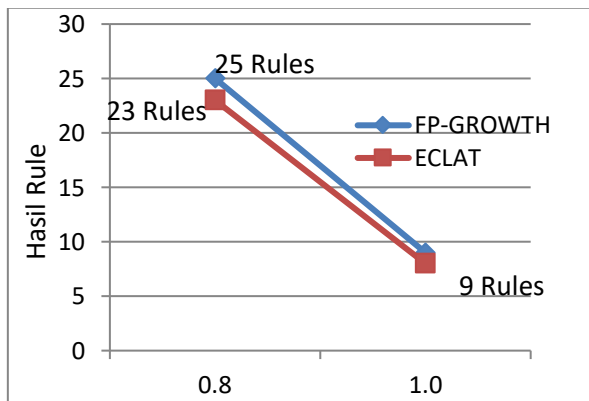
Dari penerapan algoritma ECLAT dan *FP-Growth* maka dapat diketahui persamaan dan perbedaan dari kedua algoritma. Untuk lebih jelas dapat lihat tabel dibawah ini.

Tabel 3. Tabel Perbandingan Algoritma

Algoritma	Support	Confidence	Rule Terbentuk	Waktu
<i>ECLAT</i>	0.001	1.0	9	11 s
	0.001	0.8	23	11 s
<i>FP-Growth</i>	0.001	1.0	9	1m 10s
	0.001	0.8	25	1m 15s

Untuk hasil pengujian pertama menggunakan algoritma *ECLAT* di *Rstudio* dengan minimum *support* 0.001 dan minimum *confidence* 1.0 adalah ada 9 *rules* yang terbentuk dengan waktu 11 detik, sedangkan pada pengujian menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan minimum *support* dan *confidence* yang sama hasilnya sama yaitu bahwa ada 9 *rules* yang terbentuk, akan tetapi waktu komputasi yang dihasilkan lebih lama yaitu 1 menit 10 detik.

Pada hasil pengujian kedua menggunakan algoritma *ECLAT* di *Rstudio* dengan minimum *support* 0.001 dan minimum *confidence* 0.8 yaitu ada 23 *rules* yang terbentuk dalam waktu 11 detik, sedangkan pada pengujian menggunakan algoritma *FP-Growth* dengan minimum *support* dan *confidence* yang sama hasilnya yaitu bahwa ada 25 *rules* yang terbentuk, dalam hal ini dapat diketahui bahwa hasil pengujian kedua menggunakan algoritma *FP-Growth* lebih banyak menghasilkan *rules* dibandingkan algoritma *ECLAT* akan tetapi waktu komputasi yang dihasilkan lebih lama yaitu 1 menit 15 detik.



Gambar 1. Grafik Perbandingan Hasil Rules

Gambar 4.9 Grafik Perbandingan Waktu Eksekusi

4 . KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan :

1. Dari proses pengolahan dengan teknik data mining dan metode *association rule* yaitu bahwa produk yang dominan dibeli 212 Mart Veteran Utama adalah produk sembako seperti Kopi Semende Ok, Gula Premium, Beras Raja Platinum 10Kg, Mie Indomie Goreng SPC dan Indomie Kari Ayam, Minyak Goreng Fortune, Kecap Bango, Tepung Terigu Segitiga Biru dan galon Alfa One serta Isinya.
2. Dari penerapan algoritma *ECLAT* dan *FP-Growth* yaitu bahwa dengan algoritma *FP-Growth* lebih banyak menghasilkan *rule* dalam pola pembelian dibandingkan dengan algoritma *ECLAT*. Jadi semakin sedikit *rule* yang terbentuk karena tingginya nilai *support* dan *confidence* maka akan semakin kuat aturan (*strong rule*) yang dihasilkan. .

3. Pengolahan *data mining* dengan *tools RStudio* jauh lebih cepat dari pengolahan di *Rapidminer Studio* dalam waktu eksekusi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adita, R., Muflikhah, L., & Ratnawati, E, D. (n.d). *Personalisasi E-Library Menggunakan Kaidah Asosiasi Algoritma ECLAT*. Universitas Brawijaya. Malang
- [2] Arief. 2012. "Data Mining". <http://informatika.web.id/data-mining.htm>. Diakses pada tanggal 28 Desember 2018.
- [3] Gunadi, Goldie & Sensuse, I, D. 2012 "Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth (FP-GROWTH) : Studi kasus Percetakan PT. Gramedia". *Jurnal Telematika Mkom*. 4(1):118-131.
- [4] Ikhwan, Ali., Nofriansyah, Dicky., Sriani. 2015 "Penerapan Data Mining dengan Algoritma FP-Growth untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus STMIK Triguna Dharma)". *Jurnal Ilmiah Saindikom*. 4 (3): 211-226.
- [5] Kaur, M & Grag, U. 2014. ECLAT Algorithm For Frequent Itemsets Generation. *International Journal of Computer Systems*, (01): 82-84.
- [6] Koperasi Syariah 212. 2017. *Profil Koperasi 212 Syariah*. <http://koperasisyariah212.co.id/profil-koperasi-syariah-212/>. Diakses pada tanggal 24 Mei 2018.
- [7] Kusrini dan Emha Taufiq Luthfi.2009. *Algoritma Data Mining*. Jakarta : Andi.
- [8] Manurung, Eva Cristy Yuliana. 2014. "Analisa Perbandingan Algoritma Apriori dan Algoritma Fp-Growth Untuk Korelasi Pembelian Produk (Studi Kasus Sumber Swalayan Medan)". : 11-12.
- [9] Mujiasih S. 2011. "Pemanfaatan Data Mining untuk Prakiraan Cuaca". *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*.12 (2):189-195.