

IMPLEMENTASI ALGORITMA *FREQUENT PATTERN GROWTH (FP-GROWTH)* UNTUK MENENTUKAN ANALISA ASOSIASI ANTAR PRODUK (STUDI KASUS CV. MULTICOMP)

¹Siti Hartinah (1510651081), ²Deni Arifianto, M.Kom, ³Agung Nilogiri, S.T, M.Kom

Jurusan Teknik Informatika

Fakultas Teknik

Universitas Muhammadiyah Jember

E-mail : sitihartinah10@gmail.com

Abstrak—Berkembangnya teknologi pada saat ini menyebabkan bisnis alat teknologi juga semakin berkembang. Untuk meningkatkan keuntungan, pihak pebisnis harus memperhatikan pola pembelian konsumen. Teknik *Asosiasi Rule* yang ada pada *Data Mining* merupakan teknik untuk mengolah data pola pembelian konsumen. Teknik *Asosiasi Rule* pada *Data Mining* yang digunakan adalah algoritma *FP-Growth*. Data yang digunakan merupakan data penjualan CV. Multicomp tahun 2018 dengan rentang waktu januari 2018 sampai dengan desember 2018. Hasil perhitungan dari data penjualan CV. Multicomp menggunakan algoritma *FP-Growth* adalah sebanyak 10 *rules* dan *minimal support* serta *minimal confidence* yang bisa diimplementasikan sebesar 3% dan 83%.

Kata kunci – *data mining, asosiasi rules, fp-growth, minimal support, minimal confidence, rules.*

Abstract --- The development of technology at this time causes the business of devices also growing. To increase profits, business people must pay attention to consumer purchasing patterns. Association Technique The rules that exist in Data Mining are techniques for processing consumer purchasing patterns data. The Association Rules for Data Mining used are the *FP-Growth* algorithm. The data used is the sales data of CV. Multicomp 2018 with a span of January 2018 until December 2018. The results of calculations from sales data of CV. Multicomp uses the *FP-Growth* algorithm as many as 10 rules and minimum support and minimum trust that can be implemented at 3% and 83%.

Keywords – *data mining, association rules, fp-growth, minimum support, minimum trust, rules.*

1. PENDAHULUAN

Dengan berkembangnya teknologi pada saat ini, permintaan akan alat teknologi juga semakin pesat. Hal itu juga yang menyebabkan bisnis perdagangan alat teknologi menjadi sangat menjanjikan. Dari yang bisa ditangkap, bisnis alat teknologi menjadi begitu menguntungkan karena banyaknya alat teknologi baru yang memang dikeluarkan oleh pihak produsen. Pihak pebisnis hanya berpikiran dengan mengikuti tren yang dikeluarkan oleh pihak produsen, mereka akan mendapatkan keuntungan yang melimpah. Padahal, untuk mendapatkan keuntungan mereka juga harus memperhatikan pola pembelian barang oleh konsumen. Dengan demikian, pola tersebut dapat dimanfaatkan contohnya untuk penentuan peletakan barang, penyediaan program promosi, maupun untuk berbagai tujuan yang lain. Di CV. Multicomp sendiri belum ada metode yang digunakan untuk membantu mengolah data yang berisi pola pembelian konsumen. Untuk menyelesaikan permasalahan itu, pihak CV. Multicomp bisa menggunakan data penjualan untuk

mempelajari pola pembelian konsumen, serta mengetahui hubungan antar item untuk mendapatkan informasi yang nantinya dapat menjadi dasar pengambilan keputusan. Teknik *Association Rule* dalam *data mining* merupakan teknik untuk mendapatkan pengetahuan hubungan antar satu item dengan item yang lain. Pada penelitian ini, algoritma yang digunakan untuk menemukan aturan asosiatif kombinasi antar item adalah Algoritma *FP-Growth*. Algoritma *FP-Growth* merupakan algoritma yang efisien untuk pencarian *frequent item set*. Nantinya hasil dari tugas akhir ini yang diharapkan adalah menegetahui jumlah *rules* dari data penjualan CV. Multicomp serta mengetahui *minimal support* dan *confidence* yang bisa diterapkan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. DATA MINING

Data mining merupakan proses berulang yang bertujuan menganalisa basis data yang besar untuk penggalian informasi serta pengambilan keputusan berdasarkan informasi yang telah didapat (Kusrini dan Emha,

2009). Data mining juga tidak lepas dari istilah *Knowledge Discovery in Database*. KDD merupakan istilah yang digunakan untuk menjelaskan proses penggalian informasi yang ada dalam basis data besar. Secara garis besar, proses yang ada dalam KDD adalah sebagai berikut (Anonim, 2019a):

1. *Data Selection*.
2. *Pre-Processing*.
3. Transformasi
4. *Data Mining*.
5. *Interpretation/Evaluation*.

2.2. ASSOCIATION RULE MINING

Suatu teknik dalam *data mining* yang berguna untuk menentukan aturan asosiatif antara kombinasi item disebut dengan analisa asosiasi atau *Association Rule Mining* (Kusrini, Emha, 2009). Sebuah contoh dari aturan asosiatif ini adalah dari analisa pembelian di suatu toko komputer, misalnya: berapa besar kemungkinan seorang konsumen membeli laptop dan flashdisk secara bersamaan. Dua parameter

penting dalam *Association Rule Mining* yang berfungsi untuk membentuk *rules* yaitu *support* dan *confidence*. Dengan adanya dua parameter tersebut dapat menghasilkan aturan asosiasi yang kuat (*strong rules*).

Support merupakan besarnya persentase dari kombinasi suatu item yang ada di dalam basis data, yang didapat dengan rumus : $(Support A)=\frac{\text{Total transaksi yang mengandung A}}{\text{Total Transaksi}}$

Dan $(Support A,B)=\frac{\text{Total Transaksi yang mengandung item A dan B}}{\text{Total Transaksi}}$

pengertian dari *confidence* sendiri adalah besarnya kekuatan hubungan antar item dalam aturan asosiasi itu sendiri (Anonim, 2017) yang bisa didapat dengan rumus :

$Confidence=P(B|A)=\frac{\text{Total Transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi yang mengandung A}}$

2.3. ALGORITMA GROWTH

Frequent Pattern Growth (FP-Growth) merupakan pendekatan dari algoritma *apriori* yang selama ini sering digunakan untuk algoritma asosiasi (Fatihatul dkk, 2011).

Algoritma ini merupakan salah satu alternatif untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul atau bisa kita sebut sebagai *frequent itemset* dalam basis data. Algoritma *FP-Growth* menyimpan berbagai informasi mengenai data yang paling sering muncul dalam bentuk struktur *prefix-tree* atau bisa disebut dengan *FP-Tree*.

2.4. LIFT RATIO

Lift ratio merupakan salah satu parameter penting selain *support* dan *confidence* yang ada di dalam *association rule*. Dimana *lift ratio* tersebut menunjuk valid atau tidaknya suatu proses transaksi dan juga memberikan informasi kebenaran apakah item A dibeli bersamaan dengan item B (Widianti dan Kania, 2014).

2.5. PHP

Merupakan bahasa pemrograman *web server-side* yang sifatnya *open source*. *PHP* mulai dikembangkan sejak tahun 1995 oleh Rasmus Lerdorf (Anonim, 2019b). *PHP* digunakan untuk membuat

website pribadi. Seiring dengan perkembangan jaman, *PHP* berubah menjadi bahasa pemrograman yang lebih menarik karena tidak hanya dapat digunakan untuk pembuatan web sederhana melainkan juga *website* populer seperti *Wikipedia*, *Wordpress*, *Joomla*, dll.

2.6. MySQL

Menurut Widodo dan Herlawanti (2014:64), "*MySQL* merupakan basis data multiuser yang di dalamnya memakai bahasa *Structured Query Language (SQL)*. *MySQL AB* merupakan sebuah perusahaan komersial yang memiliki dan mensponsori *MySQL*. Perusahaan tersebut merupakan pemegang hak cipta atas segala kode sumber yang ada di *MySQL*. *MySQL* tersedia dibawah naungan *GPL* atau *GNU General Public Lisence*. Namun, untuk beberapa kondisi apabila penggunaanya tidak cocok dengan penggunaan *GPL* maka juga diperjual-belikan dibawah *lisence* komersil.

3. METODE PENELITIAN

3.1. ANALISA SISTEM

Data transaksi penjualan yang digunakan adalah data penjualan dari CV. Multicomp. CV. Multicomp merupakan sebuah toko komputer yang berada di Kota Jember. Untuk mempermudah penjual dalam melayani pembeli, dibutuhkan aplikasi yang dapat mengolah data agar dapat menghasilkan informasi rekomendasi peletakan barang. Rekomendasi peletakan barang ini berguna untuk meletakkan item barang yang sering dibeli agar berdekatan dan memudahkan marketing. Aplikasi yang di butuhkan adalah aplikasi dengan metode *FP-Growth* yang berbasis *website*.

3.2. GAMBARAN UMUM SISTEM

Gambaran sistem yang akan dibangun pada permasalahan ini adalah :

1. Pengguna dapat memasukkan data transaksi penjualan.
2. Pengguna dapat menghapus data transaksi penjualan.

3. Pengguna dapat melihat data transaksi penjualan.

4. Pengguna dapat melihat hasil perhitungan data transaksi penjualan dengan metode *FP-Growth*.

Pengguna dapat melihat hasil rekomendasi peletakan barang.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. HASIL ATURAN ASOSIASI

A. PERSIAPAN DATASET

Hasil yang ditampilkan pada tahap ini berupa daftar nama barang dalam satu nota dan ditulis berdasarkan transformasi yang sudah ditentukan.



No	Barang
1	Ne, fd
2	Adp, ca
3	Key, fp
4	Mo, ca
5	Key, ca, spe
6	Key, mo
7	Mo, ne
8	
9	
10	
11	

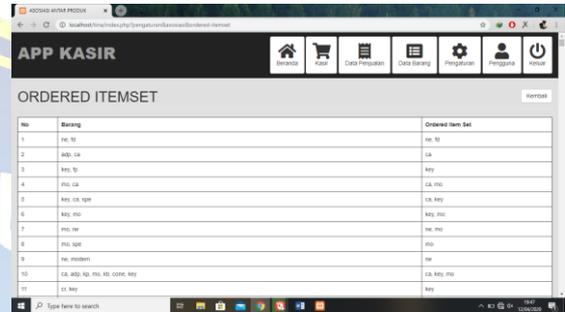
No.	Barang
1	Ne, fd
2	Adp, ca
3	Key, fp
4	Mo, ca
5	Key, ca, spe
6	Key, mo
7	Mo, ne

8	Mo, spe
9	Ne, modem
...	...
761	key

nota pembelian berdasarkan *frequent pattern* nya dan item yang dieliminasi tidak dicantumkan lagi.

B. MENENTUKAN *MINIMAL SUPPORT COUNT*

Hasil pada tahap ini adalah data kemunculan tiap barang yang sudah dihitung jumlahnya dan kemudian ditentukan *minimal support count* nya. Barang yang tidak memenuhi *minimal support count* akan dieliminasi.



Item	Frequent	Support
Ne	196	25.755584756 899%
Fd	189	24.835742444 152%
Ca	163	21.419185282 523%
Key	174	22.864651773 982%
mo	198	26.018396846 255%

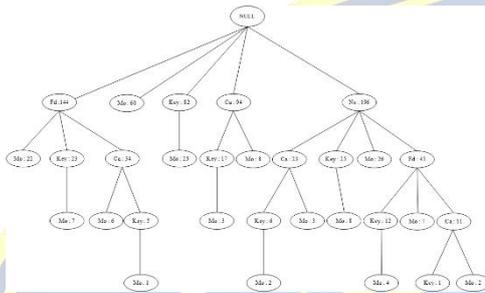
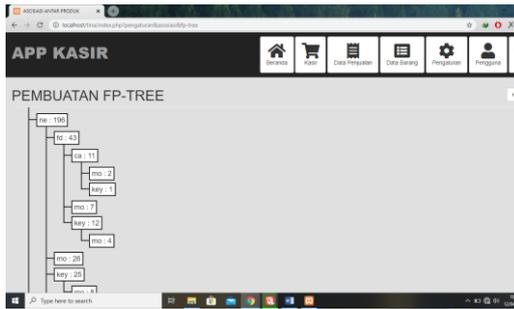
no	barang	Ordered itemset
1	Ne, fd	Ne, fd
2	Adp, ca	ca
3	Key, fp	key
4	Mo, ca	Ca, mo
5	Key, ca, spe	Ca, key
6	Key, mo	Key, mo
7	Mo, ne	Ne, mo
8	Mo, spe	mo
9	Ne, modem	ne
...
761	key	key

D. PEMBUATAN *FP-TREE*

Hasil yang ditampilkan pada tahap ini adalah gambaran *tree* dari data yang sudah memenuhi *minimal support*.

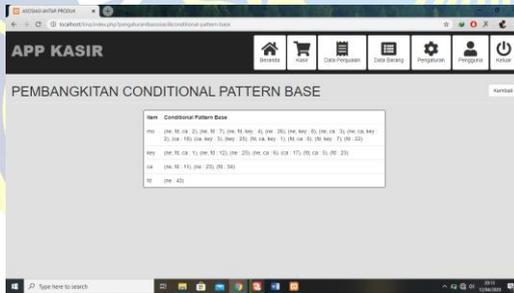
C. *ORDERED ITEMSET*

Hasil pada tahap ini adalah pengurutan item dalam setiap



E. PEMBANGKITAN *CONDITIONAL PATTERN BASE*

Hasil yang ditampilkan pada tahap ini adalah berisi lintasan awal (*prefix path*) dan lintasan akhir (*suffix pattern*).

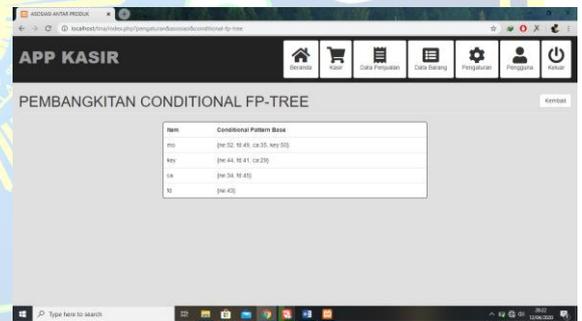


Item	Conditional Pattern Base
Mo	(ne, ca, fd:2), (ne, fd:7), (ne, fd, key:4), (ne:26), (ne, key:8), (ne, ca:3), (ne, ca, key:2), (ca:18), (ca, key:3), (key:25), (fd,

	ca, key:1), (fd, ca:6), (fd, key:7), (fd:22)
Key	(ne, fd, ca : 1), (ne, fd : 12), (ne : 25), (ne, ca : 6), (ca : 17), (fd, ca : 5), (fd : 23)
Ca	(ne, fd : 11), (ne : 23), (fd : 34)
fd	(ne : 43)

F. PEMBANGKITAN *CONDITIONAL FP-TREE*

Hasil yang ditampilkan pada tahap ini adalah penjumlahan *frequent pattern* item tertentu yang sudah didapat dari *conditional pattern base*.



Item	Conditional FP-Tree
Mo	{ne:52, fd:49, ca:35, key:50}
Key	{ne:44, fd:41, ca:29}
Ca	{ne:34, fd:45}
fd	{ne:43}

G. FREQUENT ITEMSET

Jika yang didapat dari hasil *conditional fp-tree* adalah *single path* atau lintasan

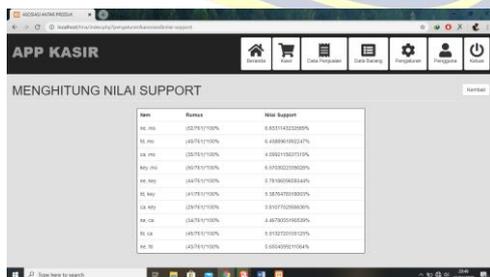
tunggal, maka pencarian *frequent itemset* adalah dengan mengkombinasikan item pada setiap *conditional fp-tree*. Akan tetapi, bila yang didapat bukanlah lintasan tunggal maka yang dilakukan adalah dengan membangkitkan *conditional fp-tree* secara rekursif.



Item	Frequent Itemset
Mo	(ne, mo:52), (fd, mo:49), (ca, mo:35), (key, mo:50)
Key	(ne, key:44), (fd, key:41), (ca, key:29)
Ca	(ne, ca:34), (fd, ca:45)
fd	(ne, fd:43)

H. MENGHITUNG NILAI SUPPORT

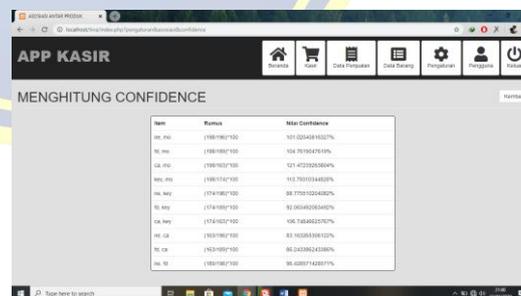
Hasil pada tahap ini adalah perhitungan nilai *support* dari *rules* yang sudah didapat.



Rules	Rumus	Nilai Support
ne, mo	(52/761)*100%	6.833114323%
fd, mo	(49/761)*100%	6.438896189%
ca, mo	(35/761)*100%	4.599211563%
key, mo	(50/761)*100%	6.570302233%
ne, key	(44/761)*100%	5.781865965%
fd, key	(41/761)*100%	5.387647831%
ca, key	(29/761)*100%	3.810775295%
ne, ca	(34/761)*100%	4.467805519%
fd, ca	(45/761)*100%	5.913272010%
ne, fd	(43/761)*100%	5.650459921%

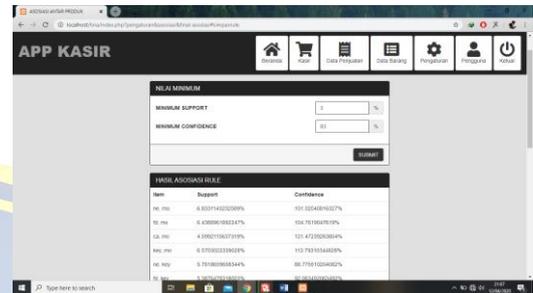
I. MENGHITUNG CONFIDENCE

Hasil pada tahap ini adalah perhitungan nilai *confidence* dari *rules* yang sudah didapat.



Item	Rumus	Nilai Confidence
ne,mo	(198/196) *100	101.0204081 6327%
fd,mo	(198/189) *100	104.7619047 619%
ca,mo	(198/163) *100	121.4723926 3804%
ke,y,mo	(198/174) *100	113.7931034 4828%
ne,ke,y	(174/196) *100	88.77551020 4082%
fd,ke,y	(174/189) *100	92.06349206 3492%
ca,ke,y	(174/163) *100	106.7484662 5767%
ne,ca	(163/196) *100	83.16326530 6122%
fd,ca	(163/189) *100	86.24338624 3386%
ne,fd	(189/196) *100	96.42857142 8571%

hasil aturan asosiasi sebagai berikut :



Rules	Support	Confidence	Expected Confidence	Lift Ratio
Ne,mo	6.833	1.010	0.260	3.88
fd,mo	1143	2040	1839	2653
ca,mo	2325	8163	6846	0612
ke,y,mo	89%	27	255	245
Ne,ke,y	6.438	1.047	0.260	4.02
fd,ke,y	8961	6190	1839	6455
ca,ke,y	8922	4761	6846	0264
ne,ca	47%	9	255	55
ne,fd	4.599	1.214	0.260	4.66
ca,fd	2115	7239	1839	8711
ne,ca,fd	6373	2638	6846	6564
ca,fd	19%	04	255	417
ke,y,ca	6.570	1.137	0.260	4.37
ca,fd	3022	9310	1839	3563
ke,y,ca,fd	3390	3448	6846	2183
ke,y,ca,fd	28%	28	255	908

J. INTERPRETATION/EVALUATION

Pengujian yang dilakukan pada data penjualan CV. Multicomp dengan rentang waktu Januari sampai dengan Desember 2018 dibantu sistem perhitungan metode Algoritma *FP-Growth* berbasis *website* didapatkan

N e , k e y	5.781 8659 6583 44%	0.887 7551 0204 082	0.228 6465 1773 982	3.88 2653 0612 245
F d , k e y	5.387 6478 3180 03%	0.920 6349 2063 492	0.228 6465 1773 982	4.02 6455 0264 55
C a , k e y	3.810 7752 9566 36%	1.067 4846 6257 67	0.228 6465 1773 982	4.66 8711 6564 417
N e , c a	4.467 8055 1905 39%	0.831 6326 5306 122	0.214 1918 5282 523	3.88 2653 0612 245
F d , c a	5.913 2720 1051 25%	0.862 4338 6243 386	0.214 1918 5282 523	4.02 6455 0264 55
N e , f d	5.650 4599 2115 64%	0.964 2857 1428 571	0.248 3574 2444 152	3.88 2653 0612 245

Pencarian aturan asosiasi hanya bisa menerapkan parameter *minimum support*

dari rentang 3% sampai dengan 6% berdasarkan data diatas. Begitu pula dengan penentuan parameter *minimum confidence* bisa menerapkan dari rentang 83% sampai dengan 100% berdasarkan hasil perhitungan *support* dan *confidencenya*.

Berdasarkan hasil *lift ratio* yang sudah didapat, semua *rules* nilai *lift rasionya* lebih dari 1. Maka, semua *rules* yang didapat dari hasil perhitungan bisa direkomendasikan untuk penentuan penempatan rak.

5. KESIMPULAN

Dari hasil perhitungan yang sudah dilakukan, didapatkan hasil sebagai berikut:

1. Jumlah *rules* yang didapat dari pola kombinasi antar item pada data penjualan CV. Multicomp dengan algoritma *FP-Growth* untuk analisa asosiasi antar produk sebanyak 10 *rules*. *Rules* ini dapat digunakan untuk rekomendasi peletakan barang.

a) Jika seseorang membeli netbook, maka orang

tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli mouse secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 3,9.

b) Jika seseorang membeli flashdisk, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli mouse secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 4,0.

c) Jika seseorang membeli cartridge, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli mouse secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 4,7.

d) Jika seseorang membeli keyboard, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli mouse secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 4,4.

e) Jika seseorang membeli netbook, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli keyboard

secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 3,9.

f) Jika seseorang membeli flashdisk, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli keyboard secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 4,0.

g) Jika seseorang membeli cartridge, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli keyboard secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 4,7.

h) Jika seseorang membeli netbook, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli cartridge secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 3,9.

i) Jika seseorang membeli flashdisk, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli cartridge secara

bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 4,0.

- j) Jika seseorang membeli netbook, maka orang tersebut juga memiliki kemungkinan untuk membeli flashdisk secara bersamaan dengan nilai *lift ratio* sebesar 3,9.

2. *Minimal support* dan *minimal confidence* yang dapat diimplementasikan pada data penjualan CV. Multicomp berdasarkan percobaan yang sudah dilakukan adalah sebesar 3% untuk *support* dan 83% untuk *confidence*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Anonim, 2017, *Algoritma Apriori (Association Rule)*, <http://informatikalogi.com/algoritma-apriori-association-rule/>, [diakses pada 5 Juli 2019].
- [2] Anonim, 2019a, *Data Mining*, <http://informatika.web.id/category/d-ata-mining/>, [diakses pada 22 Juli 2019].
- [3] Anonim, 2019b, *Tutorial Belajar PHP Part 1 : Pengertian dan Fungsi PHP dalam Pemrograman Web*, <http://duniaikom.com/pengertian-dan-fungsi-php-dalam-pemrograman-web/>.
- [4] Dewi B.C. (2016). *Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Analisa Analisis Pola Asosiasi Daya Serap Hasil Ujian Nasional Mata Pelajaran Bahasa Indonesia SMA di Yogyakarta*. Universitas Sanata Dharma Yogyakarta.
- [5] Fatihatul F., Setiawan A., Rosadi R. (2011). *Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Market Basket Analysis*. Jatinangor Univ. Padjadjaran.
- [6] Fridayanthie E.W., Mahdiati T. (2016). *Rancang Bangun Sistem Informasi Permintaan ATK Berbasis Intranet (Studi Kasus: Kejaksaan Negeri Rangkasbitung*. Program Studi Manajemen Informatika AMIK BSI Tangerang.
- [7] Ikhwan A., Nofriansyah, D., Sriani. (2015). *Penerapan Data Mining dengan Algoritma FP-Growth untuk Mendukung Strategi*

Promosi Pendidikan. STMIK
Triguna Dharma.

[8] Kusrini., Emha, L. T. (2009).
Algoritma Data Mining 1st Edition.
Yogyakarta.

[9] Muslihudi M., Oktavianto.
(2016). *Analisis dan Perancangan
Sistem Informasi Menggunakan
Model Terstruktur dan UML.*
Yogyakarta.

[10] Widianti., E., Dewi., K. E.
(2014). *Implementasi Association
Rule terhadap Penyusunan Layout
Makanan dan Penentuan Paket
Makanan Hemat di RM Roao Echo
dengan Algoritma Apriori.* Teknik
Informatika UNIKOM.

[11] Widodo, P. P., Herlawanti.
(2014). *Menggunakan UML.*
Bandung: Informatika.

