

**Penentuan Kategori Kelulusan Mahasiswa Menggunakan  
Algoritma FP – Growth  
(Studi Kasus Fak. Teknik. Jurusan Teknik Informatika  
Universitas Muhammadiyah Jember)**

<sup>1</sup>Fajar Andita Satya (0910651163) <sup>2</sup>Lutfi Ali Muharom, S.Si,M.Si

<sup>3</sup>Daryanto, S.Kom, M.Kom

*Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Jember*

*Email : [anditsatya@gmail.com](mailto:anditsatya@gmail.com)*

---

**ABSTRAK**

Dalam dekade terakhir ini, pertumbuhan manusia dari tahun ke tahun semakin bertambah, begitu juga dengan kemajuan zaman di segala sektor. Seiring dengan kemajuan zaman, maka sektor pendidikan mengalami perkembangan yang pesat, terutama dengan lahirnya inovasi dan teknologi baru yang diterapkan dalam praktik pendidikan baik dalam segi belajar mengajar maupun penilaian. Salah satunya di sektor perguruan tinggi dibidang penilaian prestasi mahasiswa. Untuk mempermudah dalam menentukan prestasi mahasiswa perlu adanya penentuan tingkat prestasi kelulusan mahasiswa yang dilihat dari beberapa parameter khususnya dilihat dari IPK. Dalam menentukan tingkat kelulusan mahasiswa dapat menggunakan beberapa metode, salah satunya FP-Growth. Algoritma FP-growth dapat langsung mengekstrak frequent Itemset dari FP-tree yang telah terbentuk dengan menggunakan prinsip divide and conquer. Maka dari itu penulis melakukan penelitian tingkat kelulusan mahasiswa dengan menggunakan parameter asal sekolah dan IPK menggunakan algoritma FP-Growth. Dari penelitian yang telah dilakukan tersebut didapat suatu hasil berupa 33 mahasiswa yang mendapat nilai cumload dan 3 diantaranya mendapat nilai support tertinggi sebesar 0.9259.

*Kata kunci : data mining, algoritma fp- growth, kategori kelulusan, data induk mahasiswa.*

---

**I. PENDAHULUAN**

Dalam dekade terakhir ini, pertumbuhan manusia dari tahun ke tahun semakin bertambah, begitu juga dengan kemajuan zaman di segala sektor. Seiring dengan kemajuan zaman, maka sektor pendidikan mengalami perkembangan

yang pesat, terutama dengan lahirnya inovasi dan teknologi baru yang diterapkan dalam praktik pendidikan baik dalam segi belajar mengajar maupun penilaian. Perkembangan pendidikan yang dinamis ini memicu para instansi dibidang pendidikan baru muncul dengan cepat, sehingga menuntut para instansi

pendidikan swasta maupun negeri bersaing membuat strategi-strategi yang jitu dalam segmen pendidikan agar instansi tetap berdiri.

Salah satunya sektor dunia pendidikan yang berkembang pesat yaitu perguruan tinggi dibidang penilaian mahasiswa. Di perguruan tinggi, penilaian prestasi mahasiswa dapat dilihat dari nilai IPK (indeks prestasi kumulatif), dari IPK inilah mahasiswa dapat mengukur tingkat kelulusan mereka. Dalam mengukur tingkat kelulusan mahasiswa, biasanya diukur kedalam beberapa kategori kelulusan yang dilihat dari nilai IPK.

Dalam penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh mahasiswa bernama Ahmad Albajili Masyhum AUFAR (2012) yang melakukan penelitian tentang tingkat kelulusan mahasiswa dengan menggunakan parameter IPK, dan asal sekolah dengan metode apriori. Dalam penelitiannya disebutkan bahwa semakin tinggi nilai confidence dan support maka semakin kuat nilai hubungan antar atribut sehingga juga akan mempengaruhi pengkategorian dari tingkat kelulusannya.

Perlu diketahui sebelumnya, data mining sendiri merupakan kegiatan menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar, data dapat disimpan dalam database, data warehouse, atau penyimpanan informasi lainnya. Dengan menggunakan FP-Tree, algoritma FP-

Growth dapat langsung mengekstrak frequent Itemset dari FP-Tree yang telah terbentuk dengan menggunakan prinsip divide and conquer.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### Data Mining

Secara sederhana *data mining* adalah penambangan atau penemuan informasi baru dengan mencari pola atau aturan tertentu dari sejumlah data yang sangat besar (Davies, 2004). Data mining juga disebut sebagai serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu kumpulan data (Pramudiono, 2007). *Data mining*, sering juga disebut sebagai *knowledge discovery in database* (KDD). KDD adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data, historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar (Santoso, 2007).

Data mining didefinisikan sebagai proses menemukan pola-pola dalam data. Proses ini otomatis atau seringnya semiotomatis. Pola yang ditemukan harus penuh arti dan pola tersebut memberikan keuntungan, biasanya keuntungan secara ekonomi. Data yang dibutuhkan dalam jumlah besar (Witten, 2005).

Karakteristik data mining sebagai berikut :

1. Data mining berhubungan dengan penemuan sesuatu yang tersembunyi dan pola data tertentu yang tidak diketahui sebelumnya.
2. Data mining biasa menggunakan data yang sangat besar. Biasanya data yang besar digunakan untuk membuat hasil lebih dipercaya.
3. Data mining berguna untuk membuat keputusan yang kritis, terutama dalam strategi (Davies, 2004).

Berdasarkan beberapa pengertian tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa data mining adalah suatu teknik menggali informasi berharga yang terpendam atau tersembunyi pada suatu koleksi data (*Basis Data*) yang sangat besar sehingga ditemukan suatu pola yang menarik yang sebelumnya tidak diketahui. Kata mining sendiri berarti usaha untuk mendapatkan sedikit barang berharga dari sejumlah besar material dasar. Karena itu *data mining* sebenarnya memiliki akar yang panjang dari bidang ilmu seperti kecerdasan buatan (*artificial intelligent*), machine learning, statistik dan Basis Data. Beberapa metode yang sering disebut-sebut dalam *literatur data mining* antara lain *clustering*, *classification*, *association rules mining*, *neural network*, *genetic algorithm* dan lain-lain (Pramudiono, 2007).

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

*Frequent Pattern Growth (FP-Growth)* adalah algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data (Erwin, 2009:27). Algoritma FP-growth mencari *frequent itemset* yang memenuhi syarat berdasarkan *FP-Tree* yang telah dibangun. Algoritma *FP-Growth* dibagi menjadi tiga langkah utama, yaitu :

### **a. Tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*.**

*Conditional Pattern Base* merupakan subdata yang berisi *prefix path* (lintasan awal) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-Tree* yang telah dibangun sebelumnya.

### **b. Tahap Pembangkitan *Conditional FP-Tree*.**

Pada tahap ini, *support count* dari setiap *item* pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap *item* yang memiliki jumlah *support count* lebih besar atau sama dengan minimum *support count* akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree*.

### **c. Tahap Pencarian *frequent itemset*.**

Apabila *Conditional FP-Tree* merupakan lintasan tunggal (*single path*), maka didapatkan *frequent itemset* dengan melakukan kombinasi *item* untuk setiap

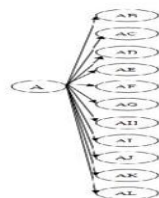
*conditional FP-Tree*. Jika bukan lintasan tunggal, maka dilakukan pembangkitan *FP-Growth* secara *rekursif* (proses memanggil dirinya sendiri) (Chandrawati, 2009:11).

Ketiga tahap tersebut merupakan langkah yang akan dilakukan untuk mendapat *frequent itemset*, yang dapat dilihat pada algoritma berikut :

<pre> <b>Procedure:</b> FPGrowth(DB, <math>\xi</math>) Define and clear F-List : F[]; <b>foreach</b> Transaction <math>T_i</math> in DB <b>do</b>   <b>foreach</b> Item <math>a_j</math> in <math>T_i</math> <b>do</b>     F[a<sub>j</sub>] ++;   <b>end</b> <b>end</b> Sort F[]; Define and clear the root of FP-tree : r; <b>foreach</b> Transaction <math>T_i</math> in DB <b>do</b>   Make <math>T_i</math> ordered according to F;   Call ConstructTree(<math>T_i</math>, r); <b>end</b> <b>foreach</b> item <math>a_i</math> in I <b>do</b>   Call Growth(r, <math>a_i</math>, <math>\xi</math>); <b>end</b> </pre>	<pre> <b>Procedure:</b> Growth(r, a, <math>\xi</math>) <b>if</b> r contains a single path: Z <b>then</b>   <b>foreach</b> combination (denoted as <math>\gamma</math>) of the nodes in Z <b>do</b>     Generate pattern <math>\beta = \gamma \cup a</math> with support =     minimum support of nodes in <math>\gamma</math>;     <b>if</b> <math>\beta</math>.support &gt; <math>\xi</math> <b>then</b>       Call Output(<math>\beta</math>);     <b>end</b>   <b>end</b> <b>else</b>   <b>foreach</b> <math>b_i</math> in r <b>do</b>     Generate pattern <math>\beta = b_i \cup a</math> with support =     <math>b_i</math>.support;     <b>if</b> <math>\beta</math>.support &gt; <math>\xi</math> <b>then</b>       Call Output(<math>\beta</math>);     <b>end</b>   <b>end</b>   Construct <math>\beta</math>'s conditional database;   Construct <math>\beta</math>'s conditional FP-tree <math>Tree_\beta</math>;   <b>if</b> <math>Tree_\beta \neq \emptyset</math> <b>then</b>     Call Growth(<math>Tree_\beta</math>, <math>\beta</math>, <math>\xi</math>);   <b>end</b> <b>end</b> <b>end</b> </pre>
---	---

**Contoh Proses FP-Growth**

Selanjutnya pembuatan *FP-tree* dengan membangun struktur tree dari DFS yang telah ada sebagai *candidate frequent itemset*. Untuk DFS awal yaitu A dapat terbentuk struktur tree seperti berikut :



Gambar 5. Fp-Tree Frequent Header A

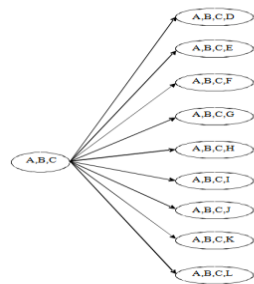
*Frequent header* "A" memiliki 11 cabang untuk *2-itemset*. Dari masing masing cabang tersebut akan muncul cabang-cabang baru. Cabang dari *2-itemset* akan

membuat cabang baru dengan 3kombinasi(3-itemset). *FP-tree* yg terbentuk dari cabang "AB" mewakili *2-itemset* lainnya sebab cara yang digunakan sama, *FP-Tree* yang terbentuk adalah :



GAMBAR 6.FP-TREE 2-ITEMSET

Pembuatan *FP-Tree* untuk *2-itemset* lainnya seperti "AC,AD,AE,....AL" dapat menggunakan cara yang sama dengan kombinasi "AB" yang telah dikerjakan. Untuk 3 kombinasi, *FP-Tree* "A,B,C" mewakili *3-itemset* lainnya sebab cara yang digunakan sama, *FP-Tree* yang terbentuk adalah :



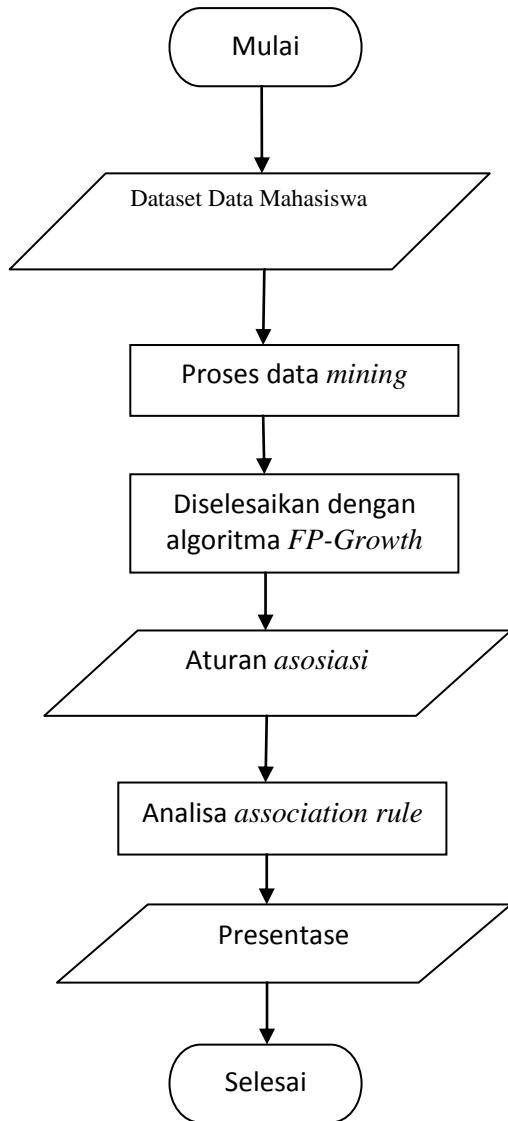
Gambar 7.Fp-Tree 3-Itemset

**III. METODOLOGI PENELITIAN**

**Rancangan Penelitian**

Dalam Tugas Akhir ini yang berupa penelitian akan dilakukan pengujian dengan sampel dataset nilai mahasiswa yang nantinya hasil dari analisa dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* akan menghasilkan suatu

informasi penting, yaitu aturan asosiasi. Berikut diagram alur dari rancangan penelitian:



Gambar 3.1 Metode penelitian

Blok diagram alur tersebut menjelaskan bahwa user memasukkan *Dataset* dari berupa data Mahasiswa, yang kemudian di *mining* untuk mengekstrak informasi dari data yang ada di dalam Basis Data, proses *mining* ini meliputi seleksi data, *pre-processing/cleaning*,

*transformasi*, dan *interpretasi*, kemudian menghasilkan informasi dan diselesaikan dengan algoritma *FP-Growth* untuk mendapatkan output aturan asosiasi berupa kategori kelulusan mahasiswa.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### Skenario Uji Metode

Pada metode FP-Growth terdapat 3 langkah yang harus dilakukan untuk mendapatkan hasil yaitu sebagai berikut.

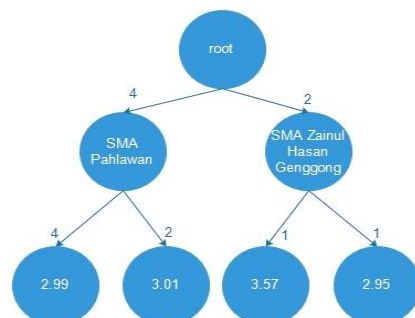
##### Pembentukan FP-Tree

Dari data awal, akan dibentuk frekuensi itemset dengan menggunakan FP-Tree. Adapun dataset dapat dilihat pada lampiran dataset.

Setelah terbentuk tree, maka akan dibentuk itemset 1 kombinasi dan kemudian dilanjutkan dengan itemset 2 kombinasi.

Item Set IPK	Frekuensi IPK	Item Set Asal Sekolah	Frekuensi Asal Sekolah
2.99	6	SMK NEGERI 2 JEMBER	10
3.01	6	SMK NEGERI 1 BONDOWOSO	10
3.57	6	SMA MUHAMMADIYAH 3 JEMBER	8
3.33	4	SMA NEGERI 1 KALISAT	6
3.04	4	SMK NURUL JADID	6
3.4	4	SMK PGRI 3 TANGGUL	6
3.27	4	SMA PAHLAWAN	5
3.14	4	SMA Negeri Plus Sukowono	4
3.17	3	SMA NEGERI 1 TENGGARANG	4
2.17	3	SMA NEGERI 1 PESANGGARAN	4
2.68	3	SMA NEGERI 3 JEMBER	4
3.61	3	SMK NEGERI 1 TANGGUL	4
2.72	3	SMA NEGERI 1 TAMANAN	3
2.95	3	SMA NEGERI 1 ARIASA	3
3.29	3	SMA NEGERI 1 BONDOWOSO	3
3.52	3	SMA NEGERI 3 BONDOWOSO	3
2.59	2	SMA NEGERI 1 RAMBIPUI	3
3.69	2	MA Negeri Bondowoso	3
2.83	2	SMK NEGERI 1 TAPEN	3
2.39	2	SMA NEGERI 1 JENGGAWAH	2

Gambar 4.1 Tabel ItemSet 1 Kombinasi



ItemSet IPK	ItemSet Asal Sekolah	Frekuensi Itemset IPK dan Asal Sekolah
2.95	STM AHMAD YANI	2
3.17	SMA NEGERI 1 TAPEN	2
3.61	SMK NEGERI 1 BONDOWOSO	2
2.68	SMK NEGERI 1 BONDOWOSO	1
1.27	MAN 1 GENTENG	1
3.54	SMA NEGERI 1 TENGARANG	1
2.99	SMA PAHLAWAN	1
2.04	SMA NEGERI 2 JEMBER	1
3.19	LAINNYA (Hubungi Administrator setelah diterima)	1
2.51	SMK 3 PANCASILA AMBULU JEMBER	1
3.27	SMA NEGERI 2 PURWOREJO	1
3.33	SMK NURUL JADID	1
2.8	SMK NEGERI 1 TANGGUL	1
1.56	SMA PAHLAWAN	1
3.62	SMK NURUL JADID	1
3.01	SMK ZAINUL HASAN GENGONG	1
2.19	SMA NEGERI 1 KALISAT	1
3.41	SMK PGRI 3 TANGGUL	1
2.93	SMK MUHAMMADIYAH 1 GENTENG	1
1.81	SMA NEGERI 1 CLURING	1
3.75	SMA NEGERI 1 PURWOHARJO	1
3.13	SMA NEGERI 2 JEMBER	1
2.37	SMA NEGERI 2 TANGGUL	1
2.68	SMK NEGERI 1 Jember	1
1.28	MA AL BADRI KALISAT	1
3.57	MAN 3 JEMBER	1
2.99	SMK MUHAMMADIYAH 2 GENTENG	1
2.05	SMA Negeri Plus Sukowono	1

**Gambar 4.2** Tabel ItemSet 2 Kombinasi

Setelah dilakukan pembentukan frekuensi itemset untuk 2 kombinasi akan dibentuk kedalam association rule.

**Association Rule**

Dari itemset yang terbentuk akan dihitung nilai support dan confidence dengan rumus sebagai berikut:

$$S = \frac{\sum(Ta + Tc)}{\sum(T)} \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan :

- S : Support
- $\sum(Ta + Tc)$  : Jumlah Transaksi yang mengandung antecedent dan consequent
- $\sum(T)$  : Jumlah Transaksi

$$\begin{aligned} \text{Support (2.95, STM AHMAD YANI)} &= \\ \text{Count (2.95, STM AHMAD YANI) / jumlah} & \\ \text{transaksi} & \\ &= 2/216 \\ &= 0.009259 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Support (3.17, SMA NEGERI 1 TAPEN)} & \\ = \text{Count (3.17, SMA NEGERI 1} & \\ \text{TAPEN) / jumlah transaksi} & \\ &= 2/216 \\ &= 0.009259 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Support (3.61, SMK NEGERI 1} & \\ \text{BONDOWOSO)} &= \text{Count (3.61, SMK} & \\ \text{NEGERI 1 BONDOWOSO) / jumlah} & \\ \text{transaksi} & \\ &= 2/216 \\ &= 0.009259 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Support (2.68, SMK NEGERI 1} & \\ \text{BONDOWOSO)} &= \text{Count (2.68, SMK} & \\ \text{NEGERI 1 BONDOWOSO) / jumlah} & \\ \text{transaksi} & \\ &= 1/216 \\ &= 0.0046296 \end{aligned}$$

Maka hasil dari perhitungan adalah sebagai berikut. Dan untuk lebih lengkapnya dapat dilihat pada lampiran association rule.

NO	IPK	Asal Sekolah	Frekuensi	Support	Confidence
1	2.95	STM AHMAD YANI	2	0.009259	0.667
2	3.17	SMA NEGERI 1 TAPEN	2	0.009259	0.667
3	3.61	SMK NEGERI 1 BONDOWOSO	2	0.009259	0.667
4	2.68	SMK NEGERI 1 BONDOWOSO	1	0.0046296	0.33

**Tabel 4.1** Hasil Association Rule

**Pengkategorian**

Setelah menghitung nilai support, maka langkah berikutnya mengkategorikan berdasarkan nilai IPKnya, dimana kategori-kategori yang diambil sebagai berikut.

Indeks Prestasi Kumulatif	Predikat
2,00 – 2,75	Memuaskan
2,76 – 3,50	Sangat Memuaskan
3,51 – 4,00	Dengan Pujian (Cumlaude)

**Tabel 4.2** Tabel Kategori IPK

Sehingga kategori yang mungkin terjadi pada nilai IPK adalah sebagai berikut. lebih lengkapnya dapat dilihat pada lampiran kategori kelulusan berikut.

NO	IPK	Asal Sekolah	Frekuensi	Support	Confidence	Kategori
1	2.95	STM AHMAD YANI	2	0.009259	0.667	Sangat Memuaskan
2	3.17	SMA NEGERI 1 TAPEN	2	0.009259	0.667	Sangat Memuaskan
3	3.61	SMK NEGERI 1 BONDOWOSO	2	0.009259	0.667	Dengan Pujian (Cumlaude)
4	2.68	SMK NEGERI 1 BONDOWOSO	1	0.0046296	0.33	Memuaskan

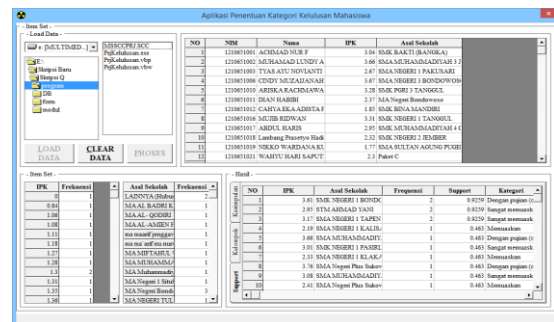
**Tabel 4.3** Tabel Kategori Kelulusan Mahasiswa

## Pengujian Aplikasi Data Mining

Pada pengujian aplikasi *data mining* akan di uji dengan menggunakan 305 dataset mahasiswa Universitas Muhammadiyah jurusan Teknik Informatika angkatan tahun 2012 yang terdiri dari 6 field yaitu NIM, Nama, ProgramID, ProdiID, Nama Sekolah, dan IPK. Dataset dapat dilihat pada lembar lampiran.

Dataset sebanyak 305 akan dilakukan praproses data mining yang meliputi proses *selection, preprocessing, transformation, data mining, dan interpretation/ evaluation*, sehingga data sebanyak 305 data akan menjadi 216 data.

Data sebanyak 216 yang nantinya akan di proses kedalam FP-Growth sehingga hasilnya sebagai berikut.



**Gambar 4.3** Gambar Hasil Pengujian Menggunakan 305 Dataset

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1. Kesimpulan

Dari penjelasan di bab 1 sampai bab 4 maka dapat ditarik suatu kesimpulan bahwa :

1. Nilai Dengan pujian (cumlaude) ada sebanyak 33 Mahasiswa, Dan sebanyak 3 Mahasiswa diperoleh dari sekolah SMA NEGERI 1 TENGGARANG yang mendapat jumlah tertinggi kelulusan mahasiswa dengan kriteria tersebut.

Adapun mahasiswa yang memiliki kriteria tersebut adalah :

- 1) Mahasiswa dengan NIM 1210651236 yang bernama IHDAM FIKRI dengan nilai IPK 3.54 dan berasal dari sekolah

SMA NEGERI 1  
TENGGARANG

Dan 2 Mahasiswa lainnya diperoleh dari sekolah SMK NEGERI 1 BONDOWOSO yang mendapat jumlah tertinggi kelulusan mahasiswa dengan kriteria tersebut.

Adapun mahasiswa yang memiliki kriteria tersebut adalah :

- 2) Mahasiswa dengan NIM 1210651133 yang bernama ALFIAN PERDANA PUTRA dengan nilai IPK 3.61 dan berasal dari sekolah SMK NEGERI 1 BONDOWOSO
- 3) Mahasiswa dengan NIM 1210651245 yang bernama AHMAD AFANDI dengan nilai IPK 3.61 dan berasal dari sekolah SMK NEGERI 1 BONDOWOSO

2. Nilai Memuaskan ada sebanyak 89 Mahasiswa, Dan sebanyak 5 Mahasiswa diantaranya diperoleh dari sekolah SMK NEGERI 2 JEMBER yang mendapat

jumlah tertinggi kelulusan mahasiswa dengan kriteria tersebut.

Adapun mahasiswa yang memiliki kriteria tersebut adalah :

- 1) Mahasiswa dengan NIM 1210651262 yang bernama MEIDI PRIHATNO dengan nilai IPK 1.79 dan berasal dari sekolah SMK NEGERI 2 JEMBER

3. Nilai Sangat memuaskan ada sebanyak 91 Mahasiswa, Dan sebanyak 4 Mahasiswa diperoleh dari sekolah masing-masing yang mendapat jumlah tertinggi kelulusan mahasiswa dengan kriteria tersebut.

Adapun mahasiswa yang memiliki kriteria tersebut adalah :

- 1) Mahasiswa dengan NIM 1210651211 yang bernama MIFTAH CHATIBUL UMAM dengan nilai IPK 2.99 dan berasal dari sekolah SMK NEGERI 1 BONDOWOSO
- 2) Mahasiswa dengan NIM 1210651231 yang



bernama ARIF DWI LAKSONO dengan nilai IPK 3.08 dan berasal dari sekolah SMA MUHAMMADIYAH 3 JEMBER

- 3) Mahasiswa dengan NIM 1210651091 yang bernama DANNY ROBBY MAFRIYANTO dengan nilai IPK 2.8 dan berasal dari sekolah SMK NEGERI 1 TANGGUL
- 4) Mahasiswa dengan NIM 1210651196 yang bernama NIZAR EFENDI dengan nilai IPK 2.81 dan berasal dari sekolah SMK NEGERI 2 JEMBER

4. Dari uji coba tersebut nilai support tertinggi sebesar 0.9259 dan confidence 0.667

## 5.2. Saran

Untuk pengembangan Aplikasi Data Mining lebih lanjut, dapat menggunakan algoritma lain yang berkaitan dengan data mining. Diharapkan pengembangan berikutnya aplikasi ini dapat dikembangkan kembali lebih lanjut untuk multi platform dan dapat mengeksekusi lebih dari 2 parameter sehingga menjadi lebih akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad Albajili Masyhum Aufar, 2012, "Penentuan Kategori Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Apriori", Universitas Muhammadiyah Jember.
- Analysis: FP- Growth, Cofi-Tree and CT-Pro. International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE), Volume 3, No.7, (Online), (<http://www.enggjournals.com/>), diakses 14 Mei 2012).
- Bharat, Ghupta dan Deepak Garg. 2011. FP-Tree based Algorithms Analysis: FP- Growth, Cofi-Tree and CT-Pro. International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE), Volume 3, No.7, (Online), (<http://www.enggjournals.com/>), diakses 14 Mei 2012).
- Davies, and Paul Beynon, 2004, "Database Systems Third Edition", Palgrave Macmillan, New York.
- Elmasri, Ramez and Shamkant B. Navathe, 2000, "Fundamentals of Database Systems. Third Edition", Addison Wesley Publishing Company, New York.
- Masykur, Nusqon. (2010). *Aplikasi data mining untuk menampilkan informasi tingkat kelulusan mahasiswa*. Teknik Informatika.

Universitas Diponegoro,  
Semarang.

Pramudiono, I. 2007. *Pengantar Data Mining : Menambang Permata Pengetahuan di Gunung Data.*

Santosa, Budi, 2007, “*Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*”, Graha Ilmu, Yogyakarta.

Witten, I. H and Frank, E. 2005. *Data Mining : Practical Machine Learning Tools and Techniques Second Edition.* Morgan Kauffman : San Francisco.