

**PENERAPAN ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK MENGETAHUI POLA ASOSIASI
FAKTOR EKSTERNAL YANG MEMPENGARUHI PRESTASI AKADEMIK MAHASISWA
PROGRAM STUDI MATEMATIKA FMIPA UNY**

Jurnal

Diajukan kepada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Yogyakarta untuk
Memenuhi Sebagian Persyaratan Guna Memperoleh Gelar Sarjana Sains



Disusun oleh:

Luthfita Khotimatul Amanah

NIM. 14305141028

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
JURUSAN PENDIDIKAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS NEGERI YOGYAKARTA**

2018

PERSETUJUAN

Jurnal dengan judul

**PENERAPAN ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK MENGETAHUI POLA
ASOSIASI FAKTOR EKSTERNAL YANG MEMPENGARUHI PRESTASI
AKADEMIK MAHASISWA PROGRAM STUDI MATEMATIKA FMIPA UNY**

Yang disusun oleh:

Luthfita Khotimatul Amanah

NIM. 14305141028

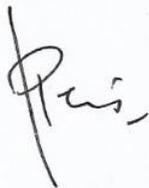
Prodi Matematika

Telah disetujui Dosen Pembimbing dan direview oleh Dosen Penguji untuk memenuhi sebagai persyaratan guna memperoleh Gelar Sarjana Sains.

Yogyakarta, 15 Agustus 2018

Direview,

Dosen Penguji

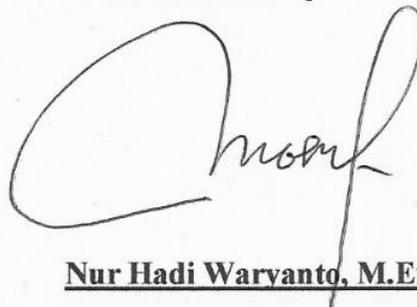


Retno Subekti, M.Sc.

NIP. 198111162005012002

Disetujui,

Dosen Pembimbing



Nur Hadi Waryanto, M.Eng

NIP. 197801192003121002

PENERAPAN ALGORITMA *FP-GROWTH* UNTUK MENGETAHUI POLA ASOSIASI FAKTOR EKSTERNAL YANG MEMPENGARUHI PRESTASI AKADEMIK MAHASISWA PROGRAM STUDI MATEMATIKA FMIPA UNY

IMPLEMENTATION OF FP-GROWTH ALGORITHM TO DETERMINE THE PATTERNS OF EXTERNAL FACTORS THAT INFLUENCE THE ACADEMIC ACHIEVEMENT OF STUDENTS IN MATHEMATICS STUDY PROGRAM OF FMIPA UNY

Oleh: Luthfita Khotimatul Amanah, matematika, fakultas matematika dan ilmu pengetahuan alam, uny
kluthfita@gmail.com

Abstrak

Data mining merupakan pencarian pola atau informasi yang menarik yang dapat diterapkan dalam data mahasiswa Program Studi (Prodi) S1 Matematika FMIPA UNY. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pola asosiasi faktor eksternal yang mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa Prodi Matematika FMIPA UNY yang ditinjau dari angkatan masuk dengan menggunakan algoritma *Frequent Pattern (FP) Growth*. Teknik *sampling* yang digunakan adalah *purposive sampling* yaitu dengan mengambil data mahasiswa Prodi Matematika FMIPA UNY angkatan 2014 dan 2015 saja. Terdapat dua langkah dalam pencarian *rules* menggunakan algoritma *FP-Growth*, pertama mencari *itemset* yang sering muncul dan yang kedua pembentukan aturan asosiasi. Hasil *rules* untuk data mahasiswa angkatan 2014 dan 2015 adalah mahasiswa yang masuk UNY melalui jalur masuk SNMPTN dengan pendapatan orang tua kurang dari atau sama dengan Rp. 1.000.000,00 dan pendidikan terakhir orang tua mahasiswa adalah SMA/MA atau SMK (untuk angkatan 2014) dan SD/MI atau SMP/MTs (untuk angkatan 2015), memiliki nilai IPK 3,01 – 3,50.

Kata kunci: *Data Mining*, Aturan Asosiasi, Algoritma *FP-Growth*, Data Mahasiswa, Prestasi Akademik

Abstract

Data mining is used to search interesting patterns or information that can be applied in the data of undergraduate student of Mathematics Study Program FMIPA UNY. The purpose of this study is to determine the pattern of external factor associations that influence the academic achievement of Mathematics Study Program students of FMIPA UNY in terms of each batch using the Frequent Pattern (FP) Growth algorithm. The sampling technique used is purposive sampling by taking data from Mathematics Study Program students batch 2014 and 2015. There are two steps in searching rules using this algorithm. First is to find the frequent itemsets and second is forming association rules. Rules for student data for the 2014 and 2015 classes are students who enter UNY through the SNMPTN entrance path with parental income less than or equal to Rp. 1,000,000.00 and the last education of parents is SMA/MA or SMK (for 2014) and SD/MI or SMP/MTs (for 2015), having a GPA of 3.01 - 3.50.

Keywords: *Data Mining, Association Rules, FP-Growth Algorithm, Student Data, Academic Achievement*

PENDAHULUAN

Pendidikan merupakan kegiatan yang dijalankan secara teratur, sengaja, dan terencana yang bertujuan untuk mengembangkan perilaku sesuai dengan yang diinginkan (Thaib, 2013). Pendidikan tinggi dapat diperoleh melalui proses belajar mengajar secara formal maupun non

formal. Perguruan tinggi negeri merupakan salah satu lembaga formal yang merupakan sarana atau tempat untuk belajar. Melalui perguruan tinggi negeri, mahasiswa belajar dengan tujuan untuk mencapai prestasi akademik yang lebih baik. Prestasi akademik adalah proses belajar siswa yang bertujuan untuk meningkatkan atau

menghasilkan suatu perubahan, baik dalam bidang pengetahuan, terapan, analisis, dan evaluasi akhir (Winkel, 1989). Suryabrata (2015) menjelaskan bahwa prestasi akademik juga merupakan hasil evaluasi belajar dari suatu proses yang kemudian dapat dinyatakan dalam bentuk angka pada proses evaluasi. Jika dipandang dari bangku perkuliahan, ukuran nilai evaluasi atau tes yang dimaksud adalah Indeks Prestasi Kumulatif (IPK). IPK merupakan prestasi akademik yang diakumulasikan setiap semesternya oleh pihak kampus.

Rooijakker (1989) menyebutkan terdapat sejumlah faktor yang mempengaruhi prestasi belajar, yaitu faktor internal dan eksternal. Faktor internal ini berupa dorongan atau kemauan dari diri sendiri sedangkan faktor eksternal atau lingkungan yang meliputi lingkungan belajar seperti sekolah atau kampus, lingkungan keluarga. Lingkungan keluarga yang dimaksud adalah seperti pendidikan orang tua dan juga ekonomi keluarga. Reni & Hawadi (2001) juga menyebutkan bahwa terdapat dua faktor yang mempengaruhi prestasi akademik yaitu faktor motivasi dari dalam diri anak dan faktor dari lingkungannya seperti lingkungan dalam rumah, lingkungan di luar rumah.

Motivasi berpengaruh pada prestasi akademik. Motivasi yang dimaksud adalah motivasi berprestasi. Motivasi berprestasi (Fatchurrochman, 2011) adalah ketekunan seseorang dalam meningkatkan ataupun membuat prestasi yang lebih tinggi dari prestasi yang telah ada, baik dari prestasinya sendiri ataupun prestasi orang lain. Motivasi berprestasi memiliki peran penting dalam menunjang keberhasilan. Tingkat usahanya yang tinggi dalam menguasai bidang

yang sedang dipelajari menunjukkan seseorang tersebut juga memiliki motivasi berprestasi yang tinggi pula. Prestasi akademik dari masing-masing individu pun beragam, ada yang berprestasi dengan predikat *cumlaude* (dengan pujian), sangat memuaskan, dan memuaskan yang masing-masing predikat memiliki kriteria tertentu.

Selain itu, seseorang yang mempunyai orang tua dengan pendidikan yang tinggi, memungkinkan mahasiswa tersebut mendapatkan dorongan lebih ataupun penuh dalam belajar dengan harapan mahasiswa tersebut dapat meraih prestasi akademik yang baik. Meskipun begitu, tidak jarang mahasiswa dengan orang tua yang memiliki pendidikan sedang atau rendah bisa memiliki prestasi akademik yang tinggi. Selain itu, status sosial ekonomi keluarga juga merupakan salah satu faktor yang dapat mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa. Ekonomi keluarga dapat dilihat dari tingkat pendapatan orang tua, baik dari ayah ataupun ibu. Secara logika, seseorang dengan pendapatan orang tua yang tinggi dapat memenuhi kebutuhan belajarnya seperti membeli buku penunjang ataupun kebutuhan lain sehingga seseorang tersebut terdorong untuk berprestasi lebih tinggi. Namun, seseorang yang berasal dari keluarga dengan pendapatan rendah, juga bisa mempunyai prestasi akademik yang tinggi juga.

Saat ini Universitas Negeri Yogyakarta (UNY) sebagai salah satu perguruan tinggi juga memiliki kumpulan data mahasiswa yang salah satunya dari Prodi S1 Matematika FMIPA, baik mahasiswa yang akan menghadapi tugas akhir maupun yang sedang menghadapi tugas akhir dengan nilai IPK dan latar belakang yang

berbeda-beda. Hal ini dikarenakan pada masing-masing atribut latar belakang mahasiswa memiliki kategori yang bervariasi. Kombinasi seperti ini tentunya masih dapat digali lagi untuk mendapatkan pengetahuan yang baru seperti mencari kombinasi atribut mana yang memiliki peluang sering untuk muncul. Untuk mengetahui hal tersebut, data yang diperoleh dapat diolah dengan menggunakan bantuan *data mining* yang bertujuan untuk memperoleh dan menggali informasi atau pengetahuan baru. Seperti yang disebutkan oleh Gunadi & Sensuse (2012: 118) *data mining* adalah pencarian pola atau informasi yang menarik dari data yang terpilih dengan menggunakan teknik data mining tertentu. Salah satu metode yang sering digunakan dalam *data mining* adalah aturan asosiasi atau *association rule mining*. Dalam teknik ini, algoritma *FP-Growth* yang akan digunakan untuk memproses data yang ada.

Algoritma *FP-Growth* masih belum banyak digunakan untuk mengolah data mahasiswa. Sehingga pada penelitian ini menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk mencari keterhubungan antar faktor eksternal dari atribut data mahasiswa Prodi Matematika FMIPA UNY yang mempengaruhi prestasi akademik. Hasil dari penggunaan algoritma *FP-Growth* pada penelitian ini diharapkan dapat menjelaskan hubungan atribut faktor eksternal yang ada pada data mahasiswa dengan prestasi akademik mahasiswa yang dilihat dari nilai IPK mahasiswa sehingga nantinya dapat menghasilkan informasi baru baik untuk pihak fakultas maupun pihak lain yang membutuhkan.

METODE PENELITIAN

Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif.

Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilakukan di FMIPA UNY pada bulan Maret 2018 sampai dengan Juli 2018.

Target/Subjek Penelitian

Populasi dalam penelitian ini adalah mahasiswa Prodi Matematika FMIPA UNY. Pengambilan sampel dilakukan dengan menggunakan *purposive sampling*. *Purposive sampling* adalah salah satu teknik pengambilan atau penentuan sampel dengan pertimbangan tertentu dan pertimbangan-pertimbangan yang dilakukan bisa beragam dan bergantung kebutuhan dari peneliti (Zarkasyi, 2017). Sampel yang digunakan memiliki ciri-ciri :

- Apabila sampel adalah mahasiswa Prodi Matematika FMIPA UNY yang ditinjau dari masing-masing angkatan yaitu 2014 dan 2015.
- Masih tercatat sebagai mahasiswa aktif Prodi Matematika FMIPA UNY.
- Sudah memiliki nilai IPK semester 5.

Tabel 1. Banyaknya Data Mahasiswa Prodi Matematika FMIPA UNY Angkatan 2014 dan 2015

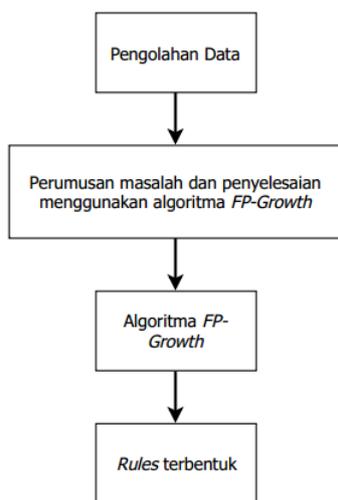
| Tahun Angkatan | Jumlah Mahasiswa |
|----------------|------------------|
| 2014 | 45 |
| 2015 | 63 |
| Jumlah | 108 |

Sampel yang diambil untuk tiap-tiap angkatan yaitu angkatan 2014 dan 2015 adalah keseluruhan

yaitu untuk angkatan 2014 diambil 45 dan untuk angkatan 2015 diambil 63.

Prosedur

Algoritma yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma *FP-Growth*. Berikut adalah gambar alur pengolahan data.



Gambar 1. Alur Pengolahan Data

Penjelasan dari diagram alur penelitian di atas adalah sebagai berikut :

a. Pengambilan data

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya pada bagian sumber data, data yang akan digunakan adalah data mahasiswa dan diambil dari FMIPA UNY berupa data primer.

b. Perumusan masalah dan penyelesaian masalah

Setelah melakukan pengambilan data, selanjutnya akan dirumuskan permasalahan yang ingin diselesaikan dengan menggunakan algoritma tertentu, dalam hal ini adalah algoritma *FP-Growth*.

c. Algoritma *FP-Growth*. Penggunaan algoritma *FP-Growth* ini nantinya akan dilakukan dengan perhitungan manual.

Data, Intrumen, dan Teknik Pengumpulan Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini berupa data primer. Data diambil dari bagian informasi akademik Biro Akademik, Kemahasiswaan, dan Informasi UNY dan Jurdikmat FMIPA UNY. Data yang diambil berupa data mahasiswa Prodi S1 Matematika FMIPA UNY tahun angkatan 2014 dan 2015 mengenai jalur masuk, pendapatan orang tua, pendidikan terakhir orang tua, dan IPK semester 5 (lima). Atribut-atribut tersebut merupakan atribut dari data yang merupakan beberapa faktor-faktor eksternal yang mempengaruhi motivasi berprestasi mahasiswa. Jumlah data mahasiswa yang diperoleh yaitu sebanyak 45 mahasiswa untuk mahasiswa tahun angkatan 2014 dan 63 mahasiswa untuk mahasiswa tahun angkatan 2014.

Untuk mendapatkan data yang dibutuhkan untuk keperluan tugas akhir skripsi, pengumpulan data untuk penelitian ini menggunakan metode-metode sebagai berikut :

a. Data primer, yaitu data yang didapat secara langsung dari sumber data.

Studi literatur, yaitu mencari referensi teori yang relevan dengan kasus atau permasalahan yang akan dibahas, baik berupa bukti, jurnal, artikel, laporan penelitian, dan situs-situs internet.

Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan menerapkan model *data mining* CRISP-DM (*Cross Industry Standart Process for Data Mining*). Tahapan dari model CRISP-DM ini terbagi menjadi 6 tahapan (Larose, 2005), yaitu :

1. *Business / Research Understanding Phase*

2. *Data Understanding Phase* (Fase Pemahaman Data), yaitu memahami data mana yang akan digunakan. Data yang akan digunakan adalah data mahasiswa Prodi S1 Matematika FMIPA UNY angkatan 2014 dan 2015.
3. *Data Preparation Phase* (Fase Pengolahan Data). Terdapat tiga tahap dalam fase ini. Pertama, menentukan data yang akan diolah yaitu data mahasiswa Prodi Matematika FMIPA UNY angkatan 2014 sebanyak 45 data dan angkatan 2015 sebanyak 63 data. Kedua, menentukan atribut yang akan digunakan. Atribut-atribut tersebut adalah jalur masuk, pendapatan orang tua, pendidikan terakhir orang tua, dan nilai IPK semester 5. Tahap ketiga adalah konversi data. Konversi data dilakukan agar dapat mempermudah proses pengolahannya.
4. *Modelling Phase* (Fase Pemodelan). Fase ini mengikuti sesuai dengan prosedur yang telah disebutkan.
5. *Evaluation Phase* (Fase Evaluasi). Pengujian terhadap pola yang telah diperoleh dilakukan pada tahap ini. Pengujian dilakukan dengan membandingkan antara nilai hitung *support* dan *confidence* dengan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* yang telah ditentukan. Jika nilai hitung *support* memenuhi nilai minimum *support* dan nilai hitung *confidence* memenuhi nilai minimum *confidence*, maka pola tersebut dapat dijadikan sebagai *rule*.
6. *Deployment Phase* (Fase Penyebaran). Pada tahap ini, akan dijelaskan atau dideskripsikan hasil aturan yang telah terbentuk dan memenuhi tahap evaluasi.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

A. Penentuan Atribut

Terdapat beberapa kelompok *item* pada setiap atribut yang ada di dalam data tersebut yang dituliskan sebagai berikut:

1. Jalur Masuk
 - a. SNMPTN
 - b. SBMPTN
 - c. Seleksi Mandiri (SM)
 - d. Kerjasama
2. Pendapatan Orang Tua
 - a. \leq Rp. 1.000.000
 - b. Rp. 1.001.000 – Rp. 2.000.000
 - c. Rp. 2.001.000 – Rp. 3.000.000
 - d. Rp. 3.001.000 – Rp. 4.000.000
 - e. $>$ Rp. 4.000.000
3. Pendidikan Terakhir Orang Tua
 - a. SD/MI dan SMP/MTs
 - b. SMA/MA dan SMK
 - c. Diploma, Sarjana, Magister, Doktor, dan Spesialis
4. IPK (Semester 5)
 - a. 2.50 – 3.00
 - b. 3.01 – 3.50
 - c. 3.51 – 4.00

Berdasarkan kaidah pengandaan umum dan sekaligus kaidah kombinasi pada teori peluang yang berguna untuk menentukan jumlah susunan yang dapat disusun, maka dari empat atribut tersebut dapat dibentuk kombinasi sebanyak 180 kombinasi.

$$\frac{4!}{1!3!} \times \frac{5}{1!4!} \times \frac{3!}{1!2!} \times \frac{3!}{1!2!} = 4 \times 5 \times 3 \times 3 = 180$$

Kemudian dari 180 kombinasi yang ada, hanya 45 kombinasi tertentu yang akan digunakan karena hanya ada 45 kombinasi yang ada dari

data mahasiswa Matematika angkatan 2014.

Untuk mahasiswa angkatan 2015 hanya akan menggunakan 63 kombinasi dari 180 kombinasi yang memungkinkan untuk dibentuk. Sehingga *FP-Tree* yang akan terbentuk untuk angkatan 2014 sebanyak 45 *itemset* dan untuk angkatan 2015 hanya terbentuk sebanyak 63 *itemset*.

B. Konversi Data

Pada tahap ini, dilakukan pemberian kode untuk setiap *item* dari atribut tersebut agar mempermudah dalam mengolah data dalam proses pencarian pola asosiasi seperti pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Kode Masing-masing Item dari Atribut

| <i>Item</i> | Kode |
|---|-------------|
| Jalur Masuk | |
| SNMPTN | 1 |
| SBMPTN | 2 |
| SM Prestasi dan UTUL | 3 |
| SM Kerjasama | 4 |
| Pendapatan Orang Tua | |
| ≤ Rp. 1.000.000 | 5 |
| Rp. 1.001.000 – Rp. 2.000.000 | 6 |
| Rp. 2.001.000 – Rp. 3.000.000 | 7 |
| Rp. 3.001.000 – Rp. 4.000.000 | 8 |
| > Rp. 4.000.000 | 9 |
| Pendidikan Terakhir Orang Tua | |
| SD/MI dan SMP/MTs | 10 |
| SMA/MA dan SMK | 11 |
| Diploma, Sarjana, Magister, Doktor, dan Spesialis | 12 |
| IPK Semester 5 | |
| 2,50 – 3,00 | 13 |
| 3,01 – 3,50 | 14 |
| 3,51 – 4,00 | 15 |

Itemset dari data mahasiswa Prodi Matematika angkatan 2014 dan 2015 dapat diubah menjadi bentuk kode sebagai berikut yang dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Data Mahasiswa Prodi Matematika 2014 dengan Kode Itemset

| Id | <i>Itemset</i> | Id | <i>Itemset</i> |
|-----------|----------------|-----------|----------------|
| 1 | 1,5,10,14 | 24 | 2,5,11,13 |
| 2 | 1,5,10,15 | 25 | 2,5,11,14 |
| 3 | 1,5,11,13 | 26 | 2,5,11,14 |
| 4 | 1,5,11,13 | 27 | 2,5,11,15 |
| 5 | 1,5,11,14 | 28 | 2,6,12,14 |
| 6 | 1,5,11,14 | 29 | 2,6,11,14 |
| 7 | 1,5,11,14 | 30 | 2,6,11,15 |
| 8 | 1,5,11,14 | 31 | 2,7,12,14 |
| 9 | 1,5,11,14 | 32 | 2,9,12,14 |
| 10 | 1,5,11,15 | 33 | 3,5,10,14 |
| 11 | 1,5,11,15 | 34 | 3,5,10,14 |
| 12 | 1,5,12,14 | 35 | 3,5,11,14 |
| 13 | 1,5,12,14 | 36 | 3,5,12,14 |
| 14 | 1,6,11,14 | 37 | 3,5,12,15 |
| 15 | 1,6,11,14 | 38 | 3,6,11,13 |
| 16 | 1,6,11,14 | 39 | 3,6,12,14 |
| 17 | 1,7,12,14 | 40 | 3,6,11,14 |
| 18 | 1,7,11,15 | 41 | 3,7,12,14 |
| 19 | 1,8,12,14 | 42 | 3,7,10,15 |
| 20 | 1,8,10,14 | 43 | 3,8,12,14 |
| 21 | 1,8,12,15 | 44 | 3,9,11,14 |
| 22 | 1,8,12,15 | 45 | 3,9,12,15 |
| 23 | 2,5,10,14 | | |

Tabel 4. Data Mahasiswa Prodi Matematika 2015 dengan Kode Itemset

| Id | <i>Itemset</i> | Id | <i>Itemset</i> |
|-----------|----------------|-----------|----------------|
| 1 | 1,5,10,13 | 33 | 2,5,10,14 |
| 2 | 1,5,10,14 | 34 | 2,5,10,14 |
| 3 | 1,5,10,14 | 35 | 2,5,10,15 |
| 4 | 1,5,10,14 | 36 | 2,5,10,15 |
| 5 | 1,5,10,14 | 37 | 2,5,11,14 |
| 6 | 1,5,10,14 | 38 | 2,5,11,15 |
| 7 | 1,5,10,14 | 39 | 2,5,11,15 |
| 8 | 1,5,10,14 | 40 | 2,5,12,15 |
| 9 | 1,6,10,14 | 41 | 2,6,11,13 |
| 10 | 1,5,11,13 | 42 | 2,6,10,14 |
| 11 | 1,6,11,13 | 43 | 2,6,11,15 |
| 12 | 1,7,11,13 | 44 | 2,6,12,15 |
| 13 | 1,5,11,14 | 45 | 2,7,12,14 |
| 14 | 1,5,11,14 | 46 | 2,7,12,14 |
| 15 | 1,5,11,14 | 47 | 2,7,12,14 |

| | | | |
|----|-----------|----|-----------|
| 16 | 1,5,11,14 | 48 | 2,8,11,14 |
| 17 | 1,5,11,14 | 49 | 2,8,11,14 |
| 18 | 1,6,11,14 | 50 | 2,8,12,14 |
| 19 | 1,6,11,14 | 51 | 2,8,12,14 |
| 20 | 1,7,11,14 | 52 | 2,9,11,14 |
| 21 | 1,9,11,14 | 53 | 2,9,11,14 |
| 22 | 1,6,11,15 | 54 | 2,9,11,14 |
| 23 | 1,6,11,15 | 55 | 2,9,11,14 |
| 24 | 1,7,11,15 | 56 | 2,9,12,15 |
| 25 | 1,8,11,15 | 57 | 3,5,11,14 |
| 26 | 1,7,12,13 | 58 | 3,6,11,14 |
| 27 | 1,7,12,13 | 59 | 3,6,11,14 |
| 28 | 1,5,12,14 | 60 | 3,7,12,13 |
| 29 | 1,5,12,14 | 61 | 3,9,12,14 |
| 30 | 1,7,12,14 | 62 | 3,9,12,15 |
| 31 | 1,8,12,14 | 63 | 4,5,11,14 |
| 32 | 1,7,12,15 | | |

C. Proses Algoritma FP-Growth

1. Data Mahasiswa Matematika Angkatan 2014
 - a. Analisis frequent itemset

Mencari *item* yang sering muncul berdasarkan Tabel 2. Pencarian nilai *support* pada masing-masing *item* dengan menggunakan rumus *support* yaitu

$$support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } A}{\text{Total transaksi}}$$

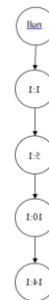
dan diberi nilai minimum *support* terlebih dahulu, yaitu sebesar 10% yang artinya peluang untuk munculnya suatu *item* atau dua *item* secara bersamaan adalah 0.1. Jika *item* tersebut tidak memenuhi nilai minimum *support* maka *item* tersebut dihapus karena dianggap tidak sering muncul.

Langkah 1: Mencari frequent item

Hasil yang diperoleh adalah *item* dengan kode 4, 9, dan 13 tidak memenuhi nilai minimum *support* sehingga perlu dihapus dan selanjutnya dibentuk *FP-Tree* dengan cara membaca setiap *itemset* dari data yang ada.

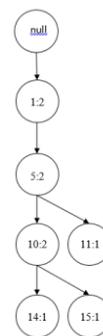
Langkah 2: Pembangunan FP-Tree

FP-Tree dibentuk dengan cara membaca *itemset* yang terdaftar pada data yang dimulai dari *id* mahasiswa ke-1. Diawali dengan membuat simpul *null* kemudian dilanjutkan dengan membuat cabang simpul untuk menyimpan *item* ke-1 yaitu kode 1 dan diikuti dengan penulisan jumlah *item* yang masuk simpul tersebut atau dapat dituliskan dalam bentuk (kode *item* : jumlah kemunculan).



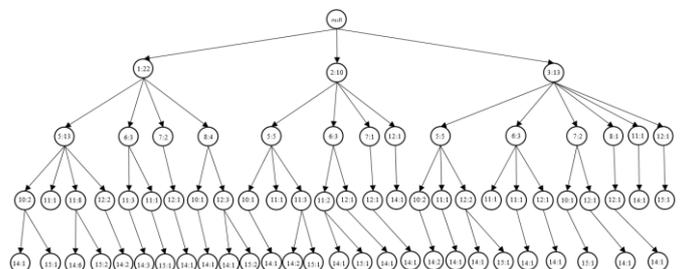
Gambar 1. Tree Setelah Pembacaan Itemset-1 Angkatan 2014

Kemudian dilanjutkan pembacaan *itemset* kedua, yaitu (1,5,11) seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Tree Setelah Pembacaan Itemset-2 Angkatan 2014

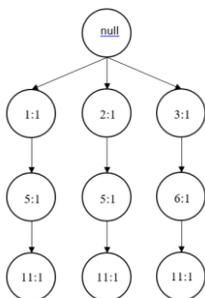
Seterusnya dilakukan pembacaan *itemset* hingga *itemset* ke-45.



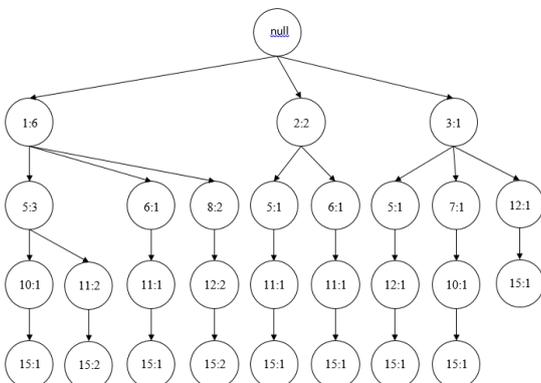
Gambar 3. Tree Setelah Pembacaan Itemset-45 Angkatan 2014

Langkah 3: Pencarian *frequent itemset*

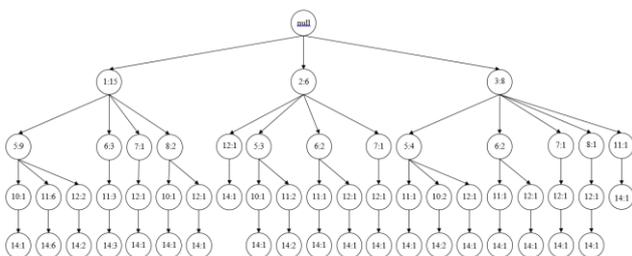
Pertama, dibuat *conditional FP-Tree* yang hanya mengandung *suffix item* yang sama dari setiap *itemset*. Terdapat 3 *suffix* yang terbentuk, yaitu *item* 11, 15, dan 14. Masing-masing *FP-Tree* berdasarkan *suffix* atau akhiran tersebut dapat dilihat pada Gambar 4, Gambar 5, dan Gambar 6.



Gambar 4. *Conditional FP-Tree Suffix 11* Angkatan 2014



Gambar 5. *Conditional FP-Tree Suffix 15* Angkatan 2014



Gambar 6. *Conditional FP-Tree Suffix 14* Angkatan 2014

Setelah *conditional FP-Tree* yang dibentuk karena memiliki *suffix* yang sama,

selanjutnya mengecek kembali nilai *support* dari *suffix itemset*, apakah lebih besar atau lebih kecil dari nilai minimum *support* yang telah ditentukan sebelumnya sebesar 10%. Jika nilai *support* dari *suffix* tersebut memenuhi, maka akan dilakukan perhitungan nilai *support* untuk *item* di atasnya sampai *prefix*.

Setelah dilakukan perhitungan dengan menggunakan persamaan

$$support(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A \cap B}{Total\ transaksi}$$

diperoleh *suffix* 11 tidak memenuhi nilai minimum *support*, sehingga tidak terbentuk aturan asosiasi dengan *item* selanjutnya. Perhitungan juga dilakukan pada *suffix* 14 dan diperoleh *itemset* (1,5,11,14) memenuhi nilai minimum *support* yaitu sebesar 13%. Pada *suffix* 15, Setelah pengecekan nilai *support* dari tiga *suffix* terakhir yang mengandung *suffix* (11,15), tidak ditemukan *frequent itemset* dengan tiga kombinasi karena nilai *support* dari *itemset* tersebut tidak memenuhi minimum *support* yang ada. Sehingga dari pencarian *frequent itemset* ini hanya *itemset* (1,5,11,14) saja yang *frequent* atau mempunyai jumlah kemunculan yang tinggi.

b. Pembentukan *association rules*

Association rules terbentuk dengan melihat nilai *confidence* dari *itemset*, jika memenuhi syarat nilai minimum *confidence*, maka *itemset* tersebut memiliki keterhubungan antar *item* yang kuat. Nilai minimum *confidence* yang ditentukan adalah sebesar 60% yang artinya keterkaitan dari bentuk implikasi A ke B dari *item* memiliki peluang sebesar 0,6. Perhitungan nilai *confidence* ini menggunakan persamaan

$$confidence(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A \cap B}{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A}$$

sebelumnya sebesar 10%. Jika nilai *support* dari *suffix* tersebut memenuhi, maka akan dilakukan perhitungan nilai *support* untuk *item* di atasnya sampai *prefix*.

Perhitungan nilai *support* dilakukan pada *suffix* 13. Pada perhitungan dua *suffix* terakhir dari *suffix* 13, nilai perhitungan *support* tidak memenuhi nilai minimum *support*, maka tidak terbentuk *frequent itemset* dengan *suffix* 13. Setelah pengecekan nilai *support* yang mengandung *suffix* 14, diperoleh *itemset* (1,5,10,14) yang mempunyai nilai *support* lebih besar dari nilai minimum *support* yang telah ditentukan (10%), yaitu sebesar 11% dan sehingga dapat dikatakan *itemset* (1,5,10,14) merupakan *frequent itemset*. Perhitungan juga dilakukan pada *conditional FP-Tree suffix* 15 namun tidak ditemukan *itemset* yang memenuhi nilai minimum *support*. Sehingga *itemset* dengan kemunculan yang tinggi hanya *itemset* (1,5,10,14).

b. Pembentukan *association rules*

Association rules terbentuk dengan melihat nilai *confidence* dari *itemset*, jika memenuhi syarat nilai minimum *confidence*, maka *itemset* tersebut memiliki keterhubungan antar *item* yang kuat. Nilai minimum *confidence* yang ditentukan adalah sebesar 60% yang artinya keterkaitan dari bentuk implikasi $A \rightarrow B$ dari *item* memiliki peluang sebesar 0,6. Perhitungan nilai *confidence* ini menggunakan persamaan *confidence* yang sudah disebutkan.

Itemset yang memenuhi nilai minimum *support* adalah *itemset* (1,5,10,14). Selanjutnya *itemset* tersebut dicari nilai *confidence* dan diperoleh nilai *confidence* tersebut sebesar 87% yang memenuhi nilai minimum *confidence*

sehingga *itemset* tersebut dapat dijadikan sebagai *rule*.

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

1. Pencarian aturan asosiasi menggunakan algoritma *FP-Growth* menghasilkan *rules* dengan acuan nilai minimum *support* sebesar 10% dan nilai minimum *confidence* sebesar 60%.
2. Kombinasi atribut yang *frequent* atau sering muncul dan memiliki keterhubungan yang tinggi antar atribut dari data mahasiswa Matematika angkatan 2014 adalah *itemset* (1,5,11,14) yaitu mahasiswa yang masuk UNY melalui jalur masuk SNMPTN dengan pendapatan orang tua kurang dari atau sama dengan Rp. 1.000.000 dan pendidikan terakhir orang tuanya adalah SMA/MA dan SMK, memiliki nilai IPK antara 3.01 – 3.50. *Rules* ini didukung dengan nilai *support* sebesar 13% dan nilai *confidence* sebesar 67%.
3. Kombinasi atribut *frequent* dari data mahasiswa Matematika angkatan 2015 adalah *itemset* (1,5,10,14) yaitu mahasiswa yang masuk UNY melalui jalur masuk SNMPTN dengan pendapatan orang tua kurang dari atau sama dengan Rp. 1.000.000 dan pendidikan terakhir orang tuanya adalah SD/MI dan SMP/Mts, memiliki nilai IPK antara 3.01 – 3.50. *Rules* ini didukung dengan nilai *support* sebesar 11% dan nilai *confidence* sebesar 87%.

Saran

1. Penelitian selanjutnya dapat melakukan pencarian *association rules* terhadap faktor

eksternal yang lain atau faktor internal dari data mahasiswa Prodi S1 Matematika FMIPA UNY.

2. Penambahan jumlah data dapat dilakukan untuk menemukan *rules* yang lebih baik.
3. Penggunaan algoritma *FP-Growth* selanjutnya dapat digunakan untuk meneliti data instansi pendidikan yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

Fatchurrochman, R. (2012). Pengaruh Motivasi Berprestasi Terhadap Kesiapan Belajar, pelaksanaan Prakerin, dan Pencapaian Produk Buku dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Frequent Pattern Growth (FP-Growth): Studi Kasus Percetakan PT. Gramedia. *Jurnal TELEMATIKA MKOM*, 4(1), 118-132.

Gunadi, G., & Sensuse, 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*, 4(1), 118-132.

Reni, A., & Hawadi. (2001). *Psikologi Perkembangan Anak*. Jakarta: PT. Grasindo.

Rooijakker, A. (1989). *Mengajar dengan Sukses: Petunjuk untuk Merencanakan dan Menyampaikan Pelajaran*. Jakarta: Gramedia.

Suryabrata, S. (2015). *Psikologi Pendidikan*. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada.

Thaib, E. N. (2013). Hubungan Antara Prestasi Belajar dengan Kecerdasan Emosional. *Jurnal Ilmiah DIDAKTIKA*, 8(2), 384-399.

Winkel, W. S. (1983). *Psikologi Pendidikan dan Evaluasi Belajar*. Jakarta: Gramedia.