

Aplikasi *Association Rule Mining* Untuk menemukan Pola Pada Data Nilai Mahasiswa Matematika ITS

Donny Mitra Virgiawan dan Imam Mukhlash

Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111

E-mail: imamm@matematika.its.ac.id

Abstrak— Penggunaan sistem informasi di ITS yang semakin banyak diikuti dengan semakin banyaknya jumlah data yang tersimpan. Salah satu jenis data yang tersimpan adalah data nilai akademik mahasiswa ITS. Data nilai akademik yang tersimpan belum digunakan secara maksimal sehingga dalam penelitian ini akan dicari pola-pola menarik dari data nilai akademik mahasiswa Matematika ITS. Di sinilah peran *Data mining* untuk menemukan pola yang menarik dalam jumlah data yang besar tersebut. *Association Rule Mining* sebagai salah satu *task* dalam *Data mining* yang mempunyai tujuan untuk menemukan hubungan antara satu item dengan item yang lain dalam suatu kumpulan data, akan digunakan dalam penelitian ini. Salah satu algoritma yang terkenal dan banyak digunakan dalam *Association Rule Mining* adalah algoritma Apriori. Dalam penelitian ini akan dilakukan *Association Rule Mining* pada data nilai mahasiswa Matematika ITS menggunakan algoritma Apriori. Pola yang ditemukan berupa hubungan nilai dari suatu mata kuliah dengan nilai mata kuliah yang lain.

Kata Kunci—Algoritma Apriori, *Association Rule Mining*, *Data Akademik Mahasiswa*

I. PENDAHULUAN

Data mining merupakan suatu proses menggali nilai lebih yang ada pada suatu basis data dengan melihat pola-pola dari data sehingga menghasilkan informasi yang bermanfaat yang tidak dapat ditemukan secara manual. *Data Mining* juga dikenal dengan nama *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Jiawei Han dan M. Kamber mendefinisikan *data mining* sebagai proses mengekstraksi pola-pola yang menarik (implisit, tidak diketahui sebelumnya, dan berpotensi untuk dimanfaatkan) dari data yang berukuran besar[4].

Semakin bertambah jumlah dan macam data maka bertambah juga tantangan untuk mengolahnya. Dalam hal ini *data mining* mempunyai peranan besar dalam mengolah dan mengekstraksi data. *Data mining* terbagi dalam beberapa *task* antara lain: asosiasi, klasifikasi, klustering, dan *sequence pattern*.

Asosiasi merupakan *task* dalam *Data Mining* yang sudah lama digunakan untuk menemukan perilaku konsumen dari *database* transaksi. Pendekatan ini termotivasi keinginan untuk menemukan hubungan atau korelasi antara barang-barang yang dibeli dari sejumlah transaksi, sehingga juga dikenal dengan nama *Market Basket Analysis*. Manfaat dari asosiasi adalah menemukan hubungan-hubungan antara elemen yang ada di *database*. Ada beberapa metode penemuan asosiasi yang sering digunakan antara lain algoritma Apriori dan algoritma *FP-Growth*.

Data mining sendiri telah banyak diaplikasikan dalam berbagai bidang seperti kesehatan, ekonomi, manajemen, bisnis, militer, dan pendidikan. Dalam pendidikan misalnya sudah ada penelitian yang dilakukan Dursun Delen pada tahun 2012 tentang prediksi dan analisis nilai tes penempatan untuk pendidikan lanjut. Dursun Delen membandingkan empat algoritma yaitu *C5 Decision Tree*, *Support Vector Machines*, *Artificial Neural Network*, dan *Logistics Regression Models*. Hasilnya menunjukkan algoritma *C5 Decision Tree* memberikan akurasi yang lebih besar dari yang lain, dan *Logistics Regression Models* memberikan akurasi yang paling kecil[1]. Kemudian Ali Buldu pada tahun 2010 meneliti faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan seorang siswa dalam sebuah bidang studi dengan menggunakan algoritma Apriori. Dia mengambil 28 data siswa Eyup IMKB Vocational Commerce High School dan hasilnya dia mendapatkan 4 *rule* dengan masing-masing mempunyai nilai *confidence* 90% keatas[2]. Pada tahun 2011 Cheng menggunakan fuzzy dan Apriori untuk mencari asosiasi pada data pendidikan, dimana hasilnya sangat berguna untuk membantu seorang guru dalam memahami siswa yang membutuhkan perhatian lebih[3].

Di ITS penggunaan sistem informasi sudah banyak, sehingga data yang ada pun tumbuh dengan cepat. Banyaknya data itu belum digunakan secara maksimal, sehingga perlu diolah untuk mendapatkan manfaat maksimal. Aplikasi *data mining* untuk data akademik telah dilakukan penelitian oleh Diah Pangastuti. Penelitian yang dilakukan adalah membuat sistem rekomendasi bidang minat mahasiswa menggunakan *Association Rule* dengan algoritma Apriori. Data yang digunakan saat itu adalah data alumni ITS[5]. Untuk itu dalam tugas akhir ini *data mining* akan digunakan untuk menggali informasi yang belum diketahui dari database nilai mahasiswa Matematika ITS. Informasi berkaitan asosiasi antara nilai satu mata kuliah dengan mata kuliah yang lain dapat memberitahukan tingkat keberhasilan ataupun ketidakberhasilan antar mata kuliah, dengan begitu pola yang ditemukan dapat digunakan sebagai rekomendasi dalam pengambilan keputusan.

II. METODE PENELITIAN

A. Tahap Penelitian

Dalam melakukan penelitian yang diusulkan dalam tugas akhir ini, ada beberapa tahap yang akan dilakukan yaitu:

1. Studi literatur dan pengumpulan data

Pada tahap ini dilakukan pengajian tentang *Association Rule* dan algoritma Apriori. Pada tahap ini juga dilakukan pengumpulan data yang didapatkan dari BAAK ITS.

2. Pra-Pemrosesan data

Data yang didapatkan dari BAAK ITS masih berupa data mentah, sehingga data diolah terlebih dahulu sehingga sesuai dengan kebutuhan penelitian.

3. Analisis dan konstruksi program

Pada tahap ini ditentukan variabel-variabel dan fungsi-fungsi yang dibutuhkan untuk membangun suatu program menemukan aturan asosiasi yang berbasis algoritma Apriori.

4. Pengujian dan evaluasi program

Program yang telah selesai dibuat diuji untuk melihat apakah sudah sesuai dengan yang diharapkan.

III. TINJAUAN PUSTAKA

A. Data Mining

Data mining menurut William Frawley dan Gregory Piatetsky Shapiro pada pernyataannya di MIT *press* tahun 1991 merupakan sekumpulan teknik dalam menemukan pola yang tersirat, dari suatu data yang belum diketahui sebelumnya, yang mungkin bermanfaat[7]. Sedangkan menurut Jiawei Han dan M. Kamber adalah proses mengekstrasi pola-pola yang menarik (implisit, tidak diketahui sebelumnya, dan berpotensi untuk dimanfaatkan) dari data yang berukuran besar[4]. *Data Mining* juga dikenal dengan sebutan *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Penerapannya yang sudah mencakup banyak bidang membuat *Data Mining* diminati dan terus dikembangkan. Beberapa kegunaannya adalah untuk analisis pasar, mengamati pola perilaku pelanggan, prediksi, deteksi penipuan, dan masih banyak lagi.

B. Association Rule

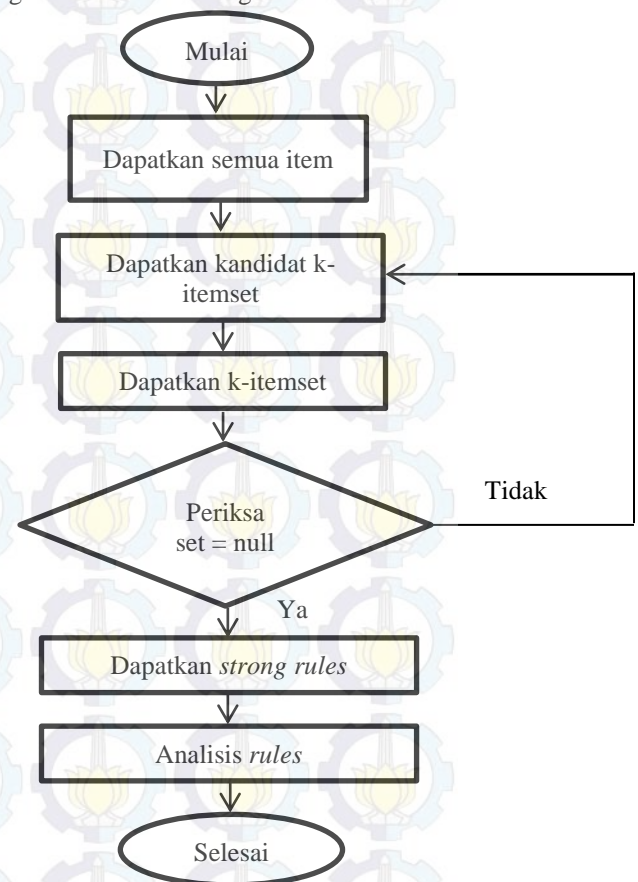
Association rule mining atau analisis asosiasi adalah teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi item. Contoh aturan asosiasi dari analisa pembelian di suatu pasar swalayan adalah dapat diketahuinya berapa besar kemungkinan seorang pelanggan membeli roti bersamaan dengan susu. Dengan pengetahuan tersebut pemilik pasar swalayan dapat mengatur penempatan barangnya atau merancang kampanye pemasaran dengan memakai kupon diskon untuk kombinasi barang tertentu. Analisis asosiasi menjadi terkenal karena aplikasinya untuk menganalisa isi keranjang belanja di pasar swalayan. Analisis asosiasi juga sering disebut dengan istilah market basket analysis. Analisis asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik data mining yang menjadi dasar dari berbagai teknik data mining lainnya. Khususnya salah satu tahap dari analisis asosiasi yang disebut analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*) menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien[6].

Dalam gambaran umum, *Association Rule Mining* memiliki dua tahap proses yaitu:

1. Temukan semua *frequent itemsets*: anggota *frequent itemsets* setidaknya memiliki jumlah dalam *database* sama dengan *minimum support* yang telah ditentukan di awal.
2. Temukan semua aturan asosiasi yang kuat dari *frequent itemsets* aturan asosiasi yang dihasilkan harus memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence*.

C. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah algoritma yang dikenalkan oleh R. Agrawal dan R. Srikant pada tahun 1994. Algoritma Apriori bertujuan untuk menemukan *frequent itemsets* yang dijalankan pada sekumpulan data. Pada iterasi ke-k akan ditemukan semua *itemset* yang memiliki k *item*, disebut k-*itemset*. Sifat utama dari algoritma Apriori adalah semua subset dari suatu *frequent itemsets* adalah juga merupakan anggota *frequent itemsets*. Tahap-tahap dalam algoritma Apriori digambarkan dalam diagram alir berikut



Gambar 3.1 Diagram alir algoritma Apriori

Adapun rumus untuk mencari nilai *support* dan nilai *confidence* diberikan di bawah ini

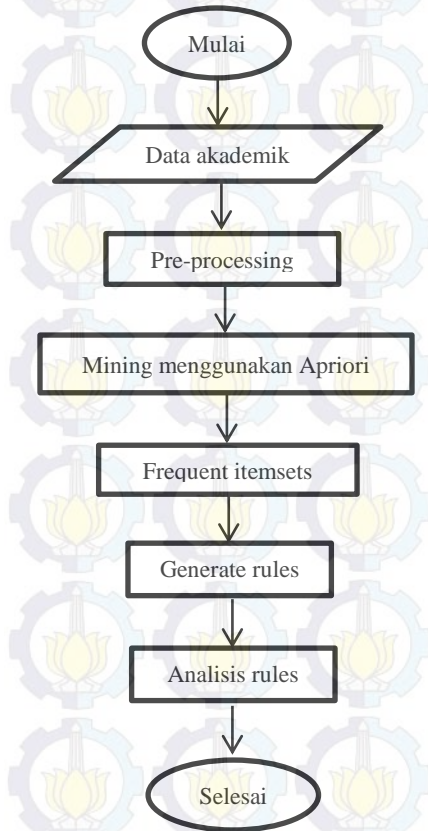
$$support(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi total}} \quad (1)$$

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{support\ count(A \cup B)}{support\ count(A)} \quad (2)$$

Dimana A dan B adalah himpunan yang ada dalam suatu *itemset*.

IV. HASIL PENELITIAN

Ada beberapa proses dalam penelitian ini untuk mencapai hasil yang diinginkan. Proses tersebut dapat dilihat melalui diagram alir di bawah ini.



Gambar 4.1 Diagram alir penelitian

Pada proses *data mining* salah satu hal yang penting untuk dilakukan adalah proses *cleaning*. Proses *cleaning* pada penelitian ini dilakukan secara terpisah dengan pencarian aturan asosiasi. Pada proses ini data yang tidak konsisten (*noise*) akan dihapus, sehingga tidak mengganggu jalannya proses algoritma nanti.

Data yang tidak konsisten dalam penelitian ini adalah data mahasiswa dimana kolom nilainya tidak berisi nilai huruf melainkan “_”. Sebagai contoh dapat dilihat pada gambar 4.2

1205100068	2004	SM1318	D
1205100068	2004	UF1201	D
1205100068	2004	SM1311	-
1205100068	2004	SM1315	-
1205100068	2004	SM1245	AB
1205100068	2004	SM1241	C
1205100068	2004	SM1309	D

Gambar 4.2 Data dengan *noise*

Proses *cleaning* untuk menghapus data yang memiliki *noise* seperti itu dilakukan langsung di MySQL dengan mengeksekusi query `DELETE FROM 'Nama_Tabel' WHERE nilaiHuruf = “_”`.

Setelah semua kolom nilaiHuruf tidak ada yang berisi “_”, proses berikutnya adalah menambahkan dua kolom lagi pada table, yaitu kolom namaMK dan nilaiAngka. Kolom namaMK ini akan digunakan untuk proses seleksi data dan proses mencari *itemset*. Sedangkan kolom nilaiAngka akan digunakan saat proses seleksi.

Untuk mengisi kolom namaMK dibutuhkan tabel master_mk. Tabel master_mk sendiri memiliki empat kolom yaitu kurikulum, kodeMK, namaMK, dan kredit. Kemudian untuk mengisi kolom namaMK pada setiap tabel jurusan digunakan query `UPDATE 'Nama_Tabel' INNER JOIN master_mk ON (Nama_Tabel.kodeMK=master_mk.kodeMK) SET Nama_Tabel.namaMK=master_mk.namaMK`. Langkah berikutnya menyamakan penulisan nama mata kuliah agar tidak ada penulisan yang berbeda untuk satu mata kuliah.

Mengisi kolom nilaiAngka menggunakan query `UPDATE 'Nama_Tabel' SET nilaiAngka=4 WHERE nilaiHuruf="A"`. Begitu seterusnya sesuai indeks huruf masing-masing.

Tabel 4.1 Tabel indeks nilai huruf

Nilai Huruf	Indeks
A	4
AB	3,5
B	3
BC	2,5
C	2
D	1
E	0

Setelah kolom nilaiAngka terisi maka proses berikutnya adalah menyeleksi data. Dalam sistem penyimpanan BAAK ITS semua nilai historis disimpan. Jadi jika ada seorang mahasiswa mengulang suatu mata kuliah maka dalam *database* BAAK ITS mahasiswa tersebut mempunyai nilai lebih dari satu untuk satu mata kuliah. Untuk proses penyeleksian ini digunakan java yang sudah dikoneksikan dengan MySQL. Telah dibuat fungsi untuk proses penyeleksian, yaitu fungsi `CleaningData()`.

Tabel yang baru sekarang untuk satu NRP tidak ada yang memiliki mata kuliah lebih dari satu. Langkah berikutnya adalah membuat satu kolom lagi, yaitu kolom dataOlah. Kolom dataOlah merupakan gabungan dari isi kolom namaMK dengan isi kolom nilaiHuruf. Query yang digunakan adalah `UPDATE 'Nama_Tabel' SET dataOlah = CONCAT(namaMK, '_', nilaiHuruf)`.

Semua proses di atas dilakukan untuk setiap tabel jurusan. Setelah semua proses tersebut dilakukan maka barulah data hasil pemrosesan di atas dapat dimasukkan ke algoritma apriori.

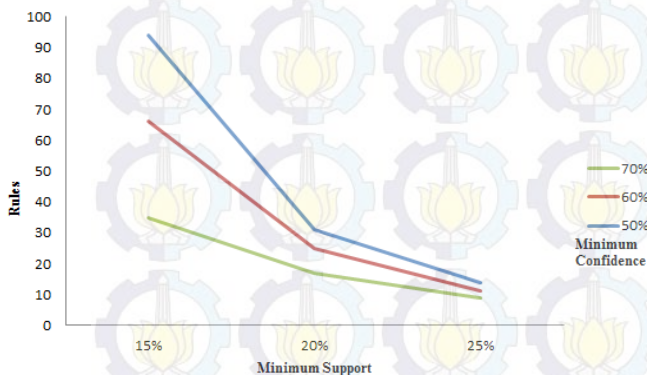
Dalam tampilan GUI Java yang telah dirancang, user tidak akan kesusahannya untuk menggunakan. Untuk mengetahui aturan asosiasi yang dapat ditemukan dari *database* nilai suatu jurusan, hal pertama yang harus dilakukan adalah memilih fakultas dan kemudian memilih jurusan. Setelah itu user memasukkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence*.

Tekan tombol Rules untuk menemukan aturan asosiasi yang memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence*.

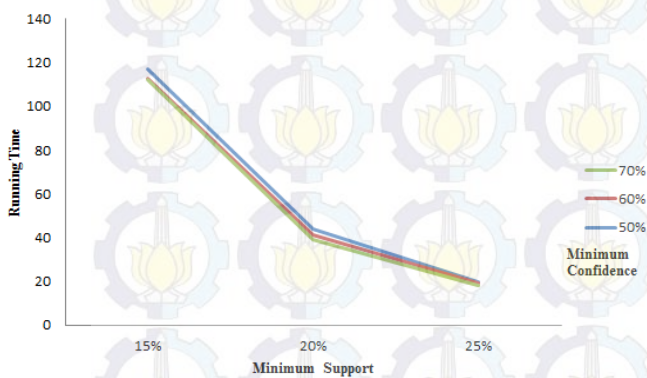
Arsitektur pemrograman yang telah dibuat adalah menjadikan semua mata kuliah dan nilai yang didapatkan setiap mahasiswa menjadi satu transaksi.

Pengujian dilakukan menggunakan data mahasiswa aktif memeberikan hasil yang kurang bervariasi. Hal ini disebabkan karena jumlah mata kuliah yang diambil oleh mahasiswa aktif tidak merata. Bagi mahasiswa aktif yang akan lulus, jumlah mata kuliah yang diambil sudah banyak, sedangkan bagi mahasiswa aktif yang baru jumlah mata kuliah yang diambil masih sedikit. Hal tersebut membuat data mahasiswa aktif kurang cocok untuk dijadikan bahan uji. Data alumni lebih cocok untuk dijadikan data uji karena jumlah mata kuliah yang diambil sudah merata.

Berikut akan ditampilkan hasil pengujian program pada data alumni jurusan di Matematika ITS dengan beberapa nilai *minimum support* dan *minimum confidence*.



Gambar 4.3 Grafik hubungan *minimum support*, *minimum confidence*, *rules*



Gambar 4.4 Grafik hubungan *minimum support*, *minimum confidence*, *running time*

Dari grafik di atas dapat dilihat bahwa penentuan *minimum support* berpengaruh dalam banyaknya aturan asosiasi yang dihasilkan dan lamanya pencarian aturan asosiasi. Dapat dikatakan bahwa nilai *minimum support* berbanding terbalik dengan aturan asosiasi yang dihasilkan dan lamanya pencarian aturan asosiasi tersebut.

Hal yang sama terjadi pada nilai *minimum confidence*. Dalam perbandingan 2 graik di atas dapat kita lihat bahwa penentuan nilai *minimum confidence* berpengaruh terhadap

banyaknya aturan asosiasi yang dihasilkan. Semakin besar nilai *minimum confidence* maka semakin sedikit aturan asosiasi yang dihasilkan. Jadi dapat dikatakan nilai *minimum confidence* berbanding terbalik dengan aturan asosiasi yang dihasilkan.

Dua tabel dibawah ini menunjukkan *frequent itemset* untuk jurusan matematika dengan *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 60%.

Tabel 4.3 1-itemset

Item set	Support
Aljabar 1_AB	20.84%
Aljabar 1_BC	24.56%
Aljabar 1_C	22.58%
ALE_A	29.28%
ALE_AB	26.30%
Aljabar Linear_A	20.10%
Aljabar Linear_AB	31.51%
Aljabar Linear_B	20.10%
AnKomb_AB	23.57%
AnKomb_B	29.03%
Analisis Numerik_A	29.52%
Analisis Numerik_AB	31.76%
Analisis Real I_A	23.32%
Analisis Real I_AB	38.95%
Fisika Dasar I_AB	24.56%
Fisika Dasar I_C	22.58%
Fisika Dasar II_AB	20.84%
Fisika Dasar II_C	23.32%
FPK_AB	33.25%
Geometri Analitik_AB	29.03%
Geometri Analitik_B	20.09%
Kalkulus I_A	68.48%
Kalkulus II_A	32.01%
Kalkulus II_AB	25.80%
KPB_A	21.09%
KPB_AB	25.31%
Kapsel ROS I_AB	22.33%
Kapsel SIMOD_AB	20.84%
Kerja Praktek_A	29.28%
Kewirausahaan_AB	26.55%
Kimia Dasar_AB	25.06%
Komputasi Dinamika Fluida_AB	25.06%
Logika Matematika_AB	22.08%
Matematika Diskret_AB	38.70%
Matematika Diskret_B	22.08%
Matematika Sistem_A	23.57%
Matematika Sistem_AB	32.50%
Matematika Stat I_AB	23.07%
Matematika Stat I_B	25.80%
Matematika Stat I_C	22.58%
Metode Matematika_A	28.54%
Metode Matematika_AB	31.76%

Pemodelan Matematika_A	27.54%
Pemodelan Matematika_AB	55.58%
Peng.AnFung_AB	25.80%
Peng.AnFung_B	29.03%
Pengendalian Kualitas_AB	22.82%
PIM_A	25.06%
PIM_AB	25.31%
Str Data & An Alg_B	28.03%
Str Data & An Alg_BC	24.06%
Str Data & An Alg_C	24.56%
Tugas Akhir_A	50.62%
Tugas Akhir_AB	41.93%

Tabel 4.4 2-itemset

Item Set	Support
{ALE_A , Kalkulus I_A}	25.31%
{ALE_A , Tugas Akhir_A}	20.10%
{ALE_AB , Kalkulus I_A}	20.84%
{Aljabar Linear_AB , Kalkulus I_A}	23.07%
{AnKomb_B , Kalkulus I_A}	22.08%
{Analisis Numerik_A , Kalkulus I_A}	25.31%
{Analisis Numerik_AB , Kalkulus I_A}	25.80%
{Analisis Real I_AB , Kalkulus I_A}	25.31%
{Analisis Real I_AB , Pemodelan Matematika_AB}	20.10%
{FPK_AB , Kalkulus I_A}	27.04%
{FPK_AB , Pemodelan Matematika_AB}	20.34%
{Geometri Analitik_AB , Kalkulus I_A}	25.06%
{Kalkulus II_A , Kalkulus I_A}	26.80%
{Kalkulus II_A , Tugas Akhir_A}	20.59%
{Kalkulus I_A , Kimia Dasar_AB}	20.10%
{Kalkulus I_A , Matematika Diskret_AB}	27.54%
{Kalkulus I_A , Matematika Sistem_A}	20.10%
{Kalkulus I_A , Matematika Sistem_AB}	20.10%
{Kalkulus I_A , Metode Matematika_A}	23.57%
{Kalkulus I_A , Metode Matematika_AB}	22.08%
{Kalkulus I_A , Pemodelan Matematika_AB}	41.43%
{Kalkulus I_A , PIM_AB}	22.08%
{Kalkulus I_A , Str Data & An Alg_B}	20.59%
{Kalkulus I_A , Tugas Akhir_A}	40.19%
{Kalkulus I_A , Tugas Akhir_AB}	25.06%
{Matematika Diskret_AB , Tugas Akhir_A}	20.84%
{Metode Matematika_AB , Pemodelan Matematika_AB}	20.10%
{Pemodelan Matematika_AB , Tugas Akhir_A}	27.79%
{Pemodelan Matematika_AB , Tugas Akhir_AB}	24.56%

Tabel 4.5 3-itemset

Item Set	Support
{Kalkulus I_A , Pemodelan Matematika_AB , Pengantar Analisis Fungsional_AB}	20,34%
{Kalkulus I_A , Pemodelan Matematika_AB , Tugas Akhir_A}	24,56%

Dari dua tabel *frequent itemset* di atas didapatkan lima belas aturan asosiasi. Berikut lima belas aturan asosiasi yang didapatkan untuk *minimum support* 20% dan *minimum confidence* 60%.

Rules	Confidence (%)
1.Aljabar Linear Elementer_A ==> Kalkulus I_A	86,44
2.Aljabar Linear Elementer_A ==> Tugas Akhir_A	68,64
3.Aljabar Linear Elementer_AB ==> Kalkulus I_A	79,25
4.Aljabar Linear_AB ==> Kalkulus I_A	70,15
5.An Kombinatorik_B ==> Kalkulus I_A	75,21
6.Analisis Numerik_A ==> Kalkulus I_A	85,71
7.Analisis Numerik_AB ==> Kalkulus I_A	81,25
8.Analisis Real I_AB ==> Kalkulus I_A	64,56
9.Fungsi Peubah Kompleks_AB ==> Kalkulus I_A	81,34
10.Fungsi Peubah Kompleks_AB ==> Pemodelan Matematika_AB	61,19
11.Geometri Analitik_AB ==> Kalkulus I_A	86,32
12.Kalkulus II_A ==> Kalkulus I_A	83,72
13.Kalkulus II_A ==> Tugas Akhir_A	64,34
14.Kimia Dasar_AB ==> Kalkulus I_A	80,20
15.Komputasi Dinamika Fluida_AB ==> Kalkulus I_A	69,40
16.Matematika Diskret_AB ==> Kalkulus I_A	71,15
17.Matematika Sistem_A ==> Kalkulus I_A	85,26
18.Matematika Sistem_AB ==> Kalkulus I_A	61,83
19.Metode Matematika_A ==> Kalkulus I_A	82,61
20.Metode Matematika_AB ==> Kalkulus I_A	69,53
21.Kalkulus I_A ==> Pemodelan Matematika_AB	60,51
22.Pemodelan Matematika_AB ==> Kalkulus I_A	74,55
23.Pengantar Analisis Fungsional_A	87,25

==> Kalkulus I_A	
24.Pengantar Analisis Fungsional_AB ==> Kalkulus I_A	72,19
25.Pengantar Analisis Fungsional_B ==> Kalkulus I_A	70,63
26.Penulisan Ilmiah Matematika_AB ==> Kalkulus I_A	84,76
27.Str Data & An Alg_B ==> Kalkulus I_A	72,81
28.Tugas Akhir_A ==> Kalkulus I_A	79,41
29.Metode Matematika_AB ==> Pemodelan Matematika_AB	63,28
30.Pengantar Analisis Fungsional_AB ==> Pemodelan Matematika_AB	62,72
31.Kalkulus I_A Pengantar Analisis Fungsional_AB ==> Pemodelan Matematika_AB	67,21
32.Pemodelan Matematika_AB Pengantar Analisis Fungsional_AB ==> Kalkulus I_A	77,36
33.Kalkulus I_A Tugas Akhir_A ==> Pemodelan Matematika_AB	61,11
34.Pemodelan Matematika_AB Tugas Akhir_A ==> Kalkulus I_A	88,39

Berdasarkan aturan asosiasi yang didapatkan dapat dilihat banyak anteseden dengan konsekuensi Kalkulus I_A, sedangkan untuk aturan asosiasi dengan anteseden Kalkulus I_A hanya ada satu. Hal tersebut disebabkan karena nilai *support* Kalkulus I_A cukup tinggi, sehingga saat dicari nilai *confidence* untuk setiap kemungkinan *rule*, kandidat *rule* dengan anteseden Kalkulus I_A banyak yang tidak memenuhi *minimum confidence*.

Dari 34 *rules* di atas jika kita ingin melihat hubungan mata kuliah yangurut berdasarkan semester dapat dilihat pada nomer 2, 10, 13, 21, 29. Jika berlaku kebalikan maka *rule* tersebut dapat dipandang sebagai histori dari mata kuliah.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. *Association Rule Mining* telah berhasil diimplementasikan pada data nilai mahasiswa Matematika ITS
2. Nilai *minimum support* berpengaruh pada hasil dan lama pencarian rules/aturan asosiasi, begitu juga nilai *minimum confidence* berpengaruh pada hasil pencarian aturan asosiasi.
3. Banyak mata kuliah pada semester pertengahan dan akhir yang mendapat nilai A atau AB dengan latar belakang mendapatkan nilai A pada Kalkulus I, sehingga dari hasil pengujian dapat dikatakan Kalkulus I memiliki peran penting sebagai salah satu faktor keberhasilan mahasiswa matematika dalam mencapai nilai yang maksimal pada perkuliahan berikutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Baha, U. Emine, D. Dursun. 2012. *Predicting and Analyzing Secondary Education Placement Test Scores: A Data Mining Approach*. Expert System with Application, Volume 39, page 9468-9476.
- [2] B. Ali, U. Kerem. 2010. *Data Mininig Application on Students Data*. Procedia Social and Behavioral Sciences, Volume 3, page 5251-5259.
- [3] W. Cheng-Hsiung. 2011. *Mining Fuzzy Specific Rare Itemsets for Education Data*. Knowledge-Based Systems, Volume 24, page 697-708.
- [4] Han, J, Kamber. M. 2006. *Data Mining Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann.
- [5] P. Diah. 2012. *Sistem Rekomendasi Bidang Minat Mahasiswa Menggunakan Metode Association Rule dan Algoritma Apriori*. Digilib ITS
- [6] Kusrini, Luthfi E. T. 2009. *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Penerbit Andi
- [7] Shapiro G. P, Frawley W. 1991. *Knowledge Discovery in Databases*. MIT Press