

Analisis Asosiasi Latar Belakang Mahasiswa Terhadap Capaian Nilai Akademik Menggunakan Algoritma Apriori Di Fakultas Ilmu komputer Universitas Katolik Santo Thomas

Doni El Rezen Purba¹, Christin Apriani Sitorus²

¹ Universitas Katolik Santo Thomas Medan, Jl. Setiabudi No. 479 F Tanjungsari, Medan, Indonesia

ARTICLE INFORMATION

Received: Juli 2023
Revised: Juli 2023
Available online: Oktober 2023

KEYWORDS

Analisis Asosiasi, *Data Mining*, Algoritma Apriori, Fakultas Ilmu Komputer

CORRESPONDENCE

Phone: +62 853-5858-3047
E-mail: doni.el.rezen@gmail.com,
Christi105.irc@gmail.com

A B S T R A K

Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi *item*. Secara khusus, salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frekuensi tinggi (*frequent pattern mining*). Penting tidaknya suatu aturan asosiasi dapat diketahui dengan dua parameter, yaitu *support* dan *confidence*. *Support* (nilai penunjang) adalah persentase kombinasi item tersebut dalam database, sedangkan *confidence* (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-item dalam aturan asosiasi. Dengan bantuan analisis asosiasi kita dapat menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi *item* latar belakang mahasiswa fakultas ilmu komputer terhadap capaian nilai akademiknya. Salah satu cara yang digunakan adalah teknik *data mining* yaitu menggunakan Algoritma Apriori. Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma yang melakukan pencarian *frequent itemset* dengan menggunakan teknik *association rule*. Algoritma Apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya. Fakultas Ilmu Komputer merupakan salah satu fakultas yang memiliki ± 900 mahasiswa aktif, namun dalam hal ini peneliti hanya menggunakan data mahasiswa yang sudah dinyatakan lulus pada tahun 2013-2018 untuk mengetahui asosiasi latar belakang mahasiswa terhadap capaian nilai akademiknya.

PENDAHULUAN

Perkembangan pendidikan semakin hari semakin pesat. Hal tersebut karena masyarakat mulai sadar akan pentingnya pendidikan bagi kehidupan. Kebutuhan akan pendidikan yang berkualitas menjadi tuntutan masyarakat saat ini. Perkembangan era yang sudah memasuki revolusi industri 4.0 dan menuju masyarakat 5.0 membutuhkan individu-individu unggul dalam masyarakat. Salah satu keunggulan individu dapat diperoleh melalui pendidikan yang berkualitas. Pendidikan berkualitas tidak hanya pada jenjang pendidikan dasar dan menengah saja tetapi pada jenjang perguruan tinggi juga dan kesadaran masyarakat untuk menempuh pendidikan pada jenjang perguruan tinggipun semakin meningkat. Dampaknya persaingan perguruan tinggi dalam kualitas pendidikan juga sangat kompetitif.

Universitas Katolik Santo Thomas Medan (UNIKA) adalah perguruan tinggi swasta yang berlokasi di Jl. Setia Budi No. 479-f Tanjung Sari Medan, Sumatera Utara. Universitas Katolik Santo Thomas Medan adalah universitas swasta, yang di dalamnya memiliki 8 fakultas yaitu: Fakultas Ekonomi, Fakultas Pertanian, Fakultas Sastra, Fakultas Teknik, Fakultas Ilmu Komputer, Fakultas Hukum, Fakultas Filsafat dan Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan.

Fakultas Ilmu Komputer adalah salah satu fakultas yang memiliki ± 900 Mahasiswa. Akan tetapi dengan begitu banyak mahasiswa yang ada saat ini, dibalik kondisi yang terlihat relatif baik tersebut terdapat indikasi tren peminat yang menurun pada penerimaan mahasiswa baru dalam empat tahun terakhir. Meskipun pada jumlah mahasiswa yang diterima mengalami kenaikan tetapi peminat menurun dan mahasiswa yang diterima tetap tidak registrasi masuk mengalami peningkatan. Kondisi tersebut juga diperkuat dengan fakta bahwa setiap tahun angkatan terdapat mahasiswa baru yang memutuskan keluar atau berhenti pada semester ketiga dan keempat. Menghadapi tantangan tersebut pengelola Fakultas Ilmu Komputer dapat melakukan berbagai langkah untuk mengembalikan minat masyarakat. Salah satu aspek yang perlu dilakukan perbaikan dan peningkatan adalah aspek mutu pendidikan di Fakultas Ilmu Komputer.

Peneliti menggunakan data lulusan mahasiswa di tahun 2013-2018 yang sudah dinyatakan lulus sebagai sampel untuk mengetahui mahasiswa yang memiliki prestasi nilai akademik serta latar belakang/kualitas mahasiswa yang mendaftarkan diri pada Fakultas Ilmu Komputer. Sehingga data yang dihasilkan dapat membantu Fakultas Ilmu Komputer dalam memberikan informasi dibidang akademik. Penelitian ini dilakukan berdasarkan penerapan teknologi dibidang data mining sehingga dalam hal ini metode asosiasi dengan menggunakan Algoritma Apriori untuk menganalisis prestasi nilai akademik mahasiswa, khususnya mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer dalam hal mengetahui latar belakang tingkat pengetahuan, keterampilan dan potensi selama masa perkuliahan di Universitas Katolik Santo Thomas Medan.

Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma yang melakukan pencarian frequent itemset dengan menggunakan teknik association rule. Algoritma Apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya. (Prasetya, 2017). Algoritma Apriori dengan cara penerapan metode asosiasi algoritma untuk mengetahui capaian nilai akademik serta latar belakang/kualitas yang di miliki mahasiswa. Fungsi lain dari penerapan ini agar dapat membantu fakultas dalam menilai pencapaian dan latar belakang mahasiswa dalam pengetahuan yang didapat. Dengan penerapan ini, maka di butuhkan pencapaian nilai atau IPK Sementara dari mahasiswa berdasarkan data mahasiswa yang mengikuti perkuliahan di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Katolik Santo Thomas Medan, agar bisa membantu peneliti dalam melakukan analisis kemampuan yang di miliki mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer untuk mengetahui latar belakang mahasiswa terhadap capaian nilai akademik.

1.1. Second Level Heading

Second level heading must be written boldface and italics using upper and lower cases. You must set your second level heading left aligned.

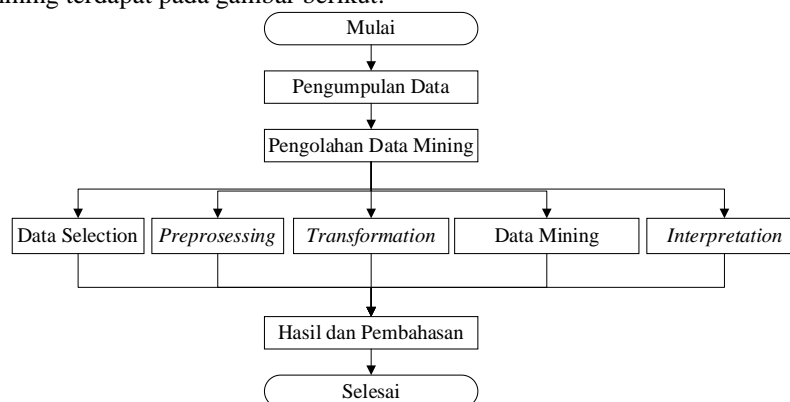
1.2. Third Level Heading

Third level heading follows the style of the *second level heading*. Avoid the use of headings that have more than three levels.

Use reference manager such as Mendeley, Zotero or EndNote in citing works of others. Use the IEEE style. Citations put in the beginning of a sentence are also written using numbers within brackets. KakiFIkom highly recommends the use of Mendeley in preparing references. Mendeley is preferred since it is free to download and use. KakiFIkom also prepared a guidance in using Mendeley as a referencing tool.

METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan metode algoritma apriori dengan asocation analysis, yang dimana metode ini merupakan suatu metode untuk mencari pola hubungan antar satu atau lebih item dalam suatu dataset dengan teknik data mining analisis asosiasi untuk menemukan pola yang menggambarkan kekuatan hubungan fitur dalam data. Tahapan untuk mencari pola hubungan antar satu atau lebih item dalam suatu dataset dengan dengan teknik data mining terdapat pada gambar berikut:



Gambar 1. Metode Pengumpulan data

Analisis asosiasi atau association rule mining adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Analisis asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik data mining yang menjadi dasar dari berbagai teknik data mining lainnya. Secara khusus, salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frekuensi tinggi (frequent pattern mining).

Penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter, yaitu support dan confidence. Support (nilai penunjang) adalah presenentase kombinasi item tersebut dalam database, sedangkan confidence (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-item dalam aturan asosiasi.

1. Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support sebuah item ditunjukkan pada rumus (2, 1)

$$\text{Support (A)} = \frac{\sum (\text{Transaksi mengandung A})}{(\text{Transaksi})} \times 100\% \quad (2,1)$$

Sementara itu, nilai support dari 2 itemset diperoleh dari rumus (2,2).

$$\text{Support(A,B)} = P(A \cap B)$$

$$\text{Support (A,B)} = \frac{\sum (\text{Transaksi mengandung A,B})}{(\text{Transaksi mengandung A})} \times 100\% \quad (2,2)$$

2. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif $A \rightarrow B$.

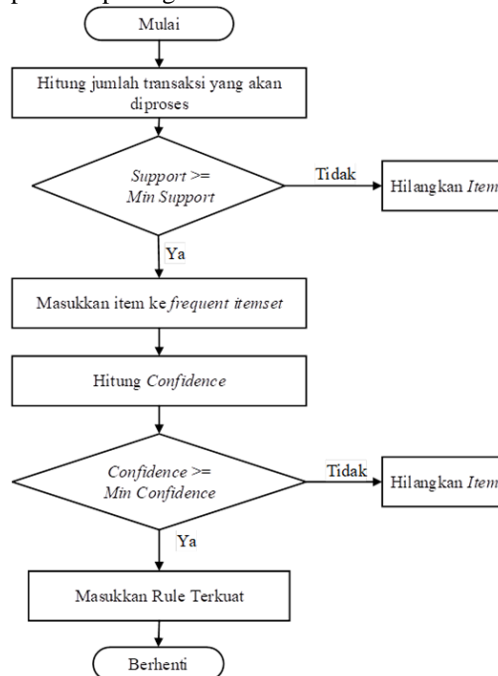
Nilai *confidence* dari aturan $A \rightarrow B$ ditunjukkan pada rumus (2,3) berikut.

$$\text{Confidence } P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung A,B}}{\sum \text{Transaksi mengandung A}} \times 100\% \quad (2,3)$$

Untuk menentukan aturan asosiasi yang akan dipilih maka harus diurutkan berdasarkan Support x Confidence. Aturan diambil sebanyak n aturan yang memiliki hasil terbesar.

Algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Pendekatan dengan algoritma apriori berusaha untuk secara efisien menemukan jumlah itemset frekuen. Algoritma ini menjadi pelopor dalam algoritma analisis asosiasi untuk menemukan kandidat itemset frekuen dan pembangkitan aturan asosiasi yang dapat dibentuk. Hal utama dalam teorema algoritma apriori menggunakan prinsip: “Jika sebuah itemset itu frekuen, semua subset (bagian) dari itemset tersebut pasti juga frekuen”.

Langkah atau cara kerja algoritma apriori dapat digambarkan dalam bentuk flowchart sebagai berikut:



Gambar 2. Algoritma Apriori

Dari penggambaran pada flowchart diatas, langkah-langkah algoritma apriori dapat dijabarkan sebagai berikut:

1. Menghitung jumlah transaksi yang akan diproses dengan algoritma apriori
2. Menghitung *support* kandidat 1-itemset
3. Menentukan *minimum support*
4. Menyeleksi item yang tidak memenuhi *minimum support*
5. Mengulangi langkah 2 sampai 4 (jika tidak ada yang memenuhi *minimum support*, maka berhenti sampai x-itemset sebelumnya)
6. Menentukan *minimum confidence*

7. Melakukan aturan asosiasi, yaitu dengan membandingkan nilai *confidence* masing-masing *itemset* dengan *minimum confidence*
8. *Rule* terkuat adalah *rule* yang memenuhi batas *minimum confidence*

(1)

HASIL DAN PEMBAHASAN

V.1. Hasil

Setelah melakukan analisa terhadap perancangan data mining untuk mengetahui pola latar belakang mahasiswa fakultas ilmu komputer berdasarkan jenis atau klasifikasi variabel yang telah ditentukan menggunakan algoritma Apriori, analisa ini berakhir dengan melakukan proses data mining yang sesungguhnya, maka hasil yang dicapai oleh penulis adalah untuk mengetahui pola korelasi latar belakang mahasiswa terhadap capaian nilai akademik berdasarkan jenis atau klasifikasi variabel yang telah ditentukan. Untuk mempermudah proses data mining ini, peneliti menggunakan aplikasi RapidMiner dari tabel data mahasiswa yang ada di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Katolik Santo Thomas yang kemudian menghasilkan informasi pola latar belakang mahasiswa terhadap capaian nilai akademiknya.

V.2. Pembahasan

Pada tahapan ini merupakan langkah-langkah kerja pengimplementasian data mining menggunakan algoritma Apriori, yaitu sebagai berikut:

V.2.1 Data Lengkap Mahasiswa

Berdasarkan dataset pada mahasiswa fakultas ilmu komputer yang dimiliki periode 2013-2018 dilakukan akumulasi data. Dapat dilihat pada gambar dibawah ini merupakan data asli mahasiswa periode 2013-2018.

Tabel 1. Title of the First Table

1	npm	nm_mhs	fakultas	kd_prodi	jk	nik_mhs	agama	kewarganegaraan	jlh_bersaudara	status_sipil	tmpt_lahir	tgl_lahir
2	130810001	RAHMAT SYUKUR ELI LAHAGU	8	81	L		P	A		5 B	Desa Lahagu	1995-04-14
3	130810002	NOVI AYU LESTARI Br BANGUN	8	81								
4	130810003	SUPENA BURNIA HALAWA	8	81	P		P	A		3 B	Laowo Hilimbaruzo	1994-08-17
5	130810004	EVI RATNA SARI MANURUNG	8	81	P		K	A		4 B	Pekan Baru	1995-10-06
6	130810005	SURADITA GINTING	8	81	L		K	A		3 B	medan	1995-06-09
7	130810006	PONTINUS PONTIAMAN GULO	8	81	L		K	A		7 B	Orahili	1995-08-06
8	130810007	DANIEL LUMBAN TOBING	8	81	L		P	A		3 B	LUBUK PAKAM	1995-09-02
9	130810008	ALFONSO MORKY SINAGA	8	81								
10	130810009	MITCHEL AGUSTINUS SETIAWAN HUTAURUK	8	81	L		K	A		2 B	BATUSANGKAR	1995-08-14
11	130810010	MARIANI SINAGA	8	81	P		K	A		6 B	Pematangsiantar	1996-02-22
12	130810011	RAHAYU SIALLAGAN	8	81	P		K	A		9 B	seilama	1994-07-23
13	130810012	SENIMAN SITEPU	8	81								
14	130810013	ULINASA GINTING	8	81								
15	130810014	KRISTIN SIMANJORANG	8	81	P		K	A		4 B	Kisaran	1996-02-28
16	130810015	CHANDRA COLIA	8	81	L		K	A		2 B	Berastagi	0000-00-00
17	130810016	MEI DINDA Br GINTING	8	81	P		P	A		3 B	Medan	1995-05-29
18	130810017	IRA IKA YANA Br SEMBIRING	8	81								
19	130810018	JOCELYNE OKTAVINA SEMBIRING	8	81						5	medan	2016-10-17
20	130810019	JOSEPHINE OKTAVIRA SEMBIRING	8	81			P			0 B	Medan	2016-10-17
21	130810020	MEI YANTI PANJAITAN	8	81	P		P	A		4 B	Medan	1995-05-03
22	130810021	ERTA KARTINI	8	81						5	Dumai	1995-04-12
23	130810022	DODY ISKANDAR	8	81								
24	130810023	ROMA ITO MAGDALENA	8	81								
25	130810024	TRI DITTO IMAN PUTRA WARUWU	8	81								
26	130810025	MASRAN GULTOM	8	81	L		k	A		5 B	pondok bulu	0199-01-11

V.2.2 Dataset Mahasiswa Setelah Seleksi

Pada tahap ini, terlihat pada gambar di atas. menggambarkan jumlah mahasiswa yang telah dilakukan seleksi variabel yang sudah ditentukan oleh penulis yang akan dijadikan data terhadap kebutuhan proses perhitungan dengan menggunakan algoritma apriori.

Tanel 2. Datasheet Mahasiswa

1	npm	nm_mhs	nik_mhs	nm_sma	kabupaten	penghasilan_ayah	penghasilan_ibu
2	130810001	RAHMAT SYUKUR ELI LAHAGU		SMA NEGERI 3 GUNUNGSITOLI	Nias	3	2
3	130810002	NOVI AYU LESTARI Br BANGUN					
4	130810003	SUPENA BURNIA HALAWA		SMK NEGERI 1 IDANOGAWO	NIAS	2	1
5	130810004	EVI RATNA SARI MANURUNG			0	0	2
6	130810005	SURADITA GINTING		SMA SWASTA RK DELI MURNI BANDAR BARU	DELI SERDANG	1	1
7	130810006	PONTINUS PONTIAMAN GULO		SMK Swasta Pemda Nias		2	1
8	130810007	DANIEL LUMBAN TOBING		SMA RK LUBUK PAKAM	DELI SERDANG	2	2
9	130810008	ALFONSO MORKY SINAGA					
10	130810009	MITCHEL AGUSTINUS SETIAWAN HUTAURUK		-	-	3	1
11	130810010	MARIANI SINAGA		SMK NEGERI 1 Pematangsiantar	simalungun	3	2
12	130810011	RAHAYU SIALLAGAN		SMA SUASTA PANTI BUDAYA	ASAHAN	2	2
13	130810012	SENIMAN SITEPU					
14	130810013	ULINASA GINTING					
15	130810014	KRISTIN SIMANJORANG		SMA Swasta Methodist-2 Kisaran	Asahan	1	1
16	130810015	CHANDRA COLIA		SMA DELI MURNI DELI TUA		2	2
17	130810016	MEI DINDA Br GINTING		SMA MULIA PRATAMA MEDAN		0	1
18	130810017	IRA IKA YANA Br SEMBIRING					
19	130810018	JOCELYNE OKTAVINA SEMBIRING		SMA Swasta Kristen Immanuel Medan		5	4
20	130810019	JOSEPHINE OKTAVIRA SEMBIRING			0	0	3
21	130810020	MEI YANTI PANJAITAN		SMA YAPII MEDAN	Deli serdang	1	1
22	130810021	ERTA KARTINI			0	0	2
23	130810022	DODY ISKANDAR					
24	130810023	ROMA ITO MAGDALENA					
25	130810024	TRI DITTO IMAN PUTRA WARUWU					
26	130810025	MASRAN GULTOM		SMA RK BINTANG TIMUR Psiantar		3	2
27	130810026	ADESAH PUTRA SEMBIRING					

V.2.3 Tabulasi Dataset Mahasiswa Setelah di Seleksi

Pada tahap dataset mahasiswa di bentuk tabel yang akan mempermudah dalam mengetahui berapa banyak item yang ada dalam setiap field seperti pada Gambar di atas Tabulasi data dilakukan untuk mengetahui banyaknya jumlah variabel latar belakang yang telah ditentukan berdasarkan 159 jumlah data mahasiswa.

Tabel 3. Tabulasi Dataset Mahasiswa

1	IPK Kurang	IPK Cukup	IPK Baik	IPK Istimewa	ROKAN HULU	KAMPAR	BINJAI	LABUHANBATU	BENGKALIS	KOTA BATAM	MAN BATU	SEDRAGIRI HULU	TELUK BINTUN	TOBA	SIRAWAS UT.
2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

V.3 Pembentukan Itemset

a. Pembentukan 1 Itemset

Berikut ini adalah penyelesaian berdasarkan data yang sudah disediakan pada Proses pembentukan C1 atau disebut dengan 1 itemset dengan jumlah minimum support = 40% dengan rumus sebagai berikut:

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

Tabel 4 Nilai Support

Nama Atribut	Jumlah	Nilai Support(%)	Nama Atribut	Jumlah	Nilai Support(%)
IPK Kurang	0	0,00	TAPANULI TENGAH	6	3,75
IPK Cukup	8	5,00	ROKAN HILIR	2	1,25
IPK Baik	151	94,38	SIK	2	1,25
IPK Istimewa	0	0,00	TAPANULI UTARA	8	5,00
ROKAN HULU	1	0,63	PADANG PARIAMAN	1	0,63
KAMPAR	1	0,63	SERDANG BEDAGAI	6	3,75
BINJAI	1	0,63	KARO	14	8,75
LABUHANBATU	1	0,63	LANGKAT	2	1,25
BENGKALIS	1	0,63	SAMOSIR	2	1,25
KOTA BATAM	1	0,63	DAIRI	5	3,13
LABUHAN BATU SELATAN	1	0,63	NIAS BARAT	2	1,25
INDRAGIRI HULU	1	0,63	DUMAI	1	0,63
TELUK BINTUNI	1	0,63	KUTAI TIMUR	1	0,63
TOBA	3	1,88	NIAS SELATAN	9	5,63
MUSI RAWAS UTARA	1	0,63	HUMBANG		
MANDAILING NATAL	1	0,63	HASUNDUTAN	6	3,75
ACEH TENGGARA	1	0,63	PEMATANG SIANTAR	9	5,63
KOTA PEKANBARU	2	1,25	KOTA MEDAN	16	10,00
TEBING TINGGI	1	0,63	ASAHAN	5	3,13
SIBOLGA	3	1,88	SIMALUNGUN	14	8,75
TAPANULI SELATAN	1	0,63	KOTA GUNUNGSITOLI	3	1,88
TANJUNGBALAI	1	0,63	DELI SERDANG	13	8,13
BATUBARA	4	2,50	NIAS	7	4,38
			SMA	108	67,50

Nama Atribut	Jumlah	Nilai Support(%)
SMK	48	30,00
Kategori 1	5	3,13
Kategori 2	44	27,50

Nama Atribut	Jumlah	Nilai Support(%)
Kategori 3	60	37,50
Kategori 4	44	27,50
Kategori 5	6	3,75

Dari proses Pembentukan Itemset pada tabel di atas dengan minimum *support* 40% dapat diketahui yang memenuhi standart minimum support yaitu atribut IPK Baik dan atribut SMA. Kemudian dari hasil pembentukan 1 itemset akan dilakukan 2 itemset.

- b. Proses pembentukan C2 atau disebut dengan 2 itemset dengan jumlah minimum support = 40% dapat diselesaikan dengan rumus berikut:

$$Support(A, B) = P(A \cap B)$$

$$Support(A, B)$$

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

Dari hasil pembentukan 1 itemset diperoleh hanya 2 atribut yang memenuhi minimum support sehingga 2 itemset yang terbentuk hanya ada 1 yang di tunjukkan di bawah ini

No.	Nama Atribut	Jumlah	Support(%)
1.	SMA, IPK BAIK	103	64,37

Kombinasi 2 itemset yang terbentuk hanya 1 yaitu kombinasi atribut SMA dan IPK Baik. Jumlah kombinasi 2 itemset ini adalah 103 dengan nilai support 64.37%. Nilai support 2 itemset yang dihasilkan memenuhi nilai support minimum yang ditetapkan. Karena hasil dari pembentukan 2 itemset hanya ada 1 maka tidak perlu dilakukan pembentukan 3 itemset.

V.4 Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif $A \rightarrow B$. Minimum Confidence = 70%. Nilai confidence diselesaikan dengan rumus berikut :

$$Support(A|B) = \frac{\sum \text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\sum \text{Total transaksi mengandung A}} \times 100\%$$

Tabel 6 Minimum confidence

Aturan Asosiasi	Confidence	Support
Mahasiswa yang berasal dari Sumatera Utara menghasilkan IPK baik.	85%	43%

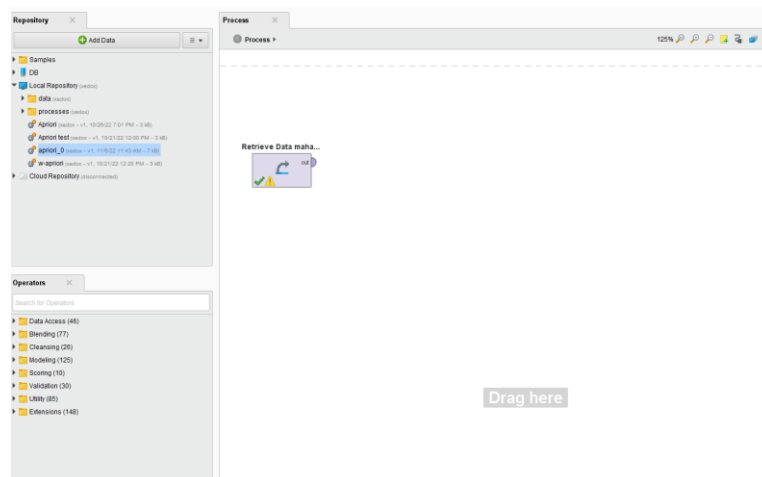
Berdasarkan perhitungan nilai *confidence* 2 itemset yang terbentuk didapatkan nilai *confidence* 95% yang memenuhi nilai minimum *confidence* 70%. Maka dapat dibentuk aturan asosiasi: jika asal sekolah mahasiswa adalah SMA maka mahasiswa memiliki nilai IPK Baik.

V.5 Implementasi Rapidminer

Pada bagian ini akan dibahas proses RapidMiner dalam menemukan pola asosiasi latar belakang mahasiswa terhadap capaian nilai akademik sebagai pendukung dari hasil algoritma apriori. Data yang akan digunakan adalah data mahasiswa dalam bentuk excel. Hasil dari data mining ini adalah informasi yang berupa pola/rules latar belakang mahasiswa terhadap capaian nilai akademik yang mendukung penelitian. Di bawah ini merupakan langkah-langkah kerja pengimplementasian data mining menggunakan RapidMiner, yaitu sebagai berikut:

V.5.1 Importing Data

Pada tahap ini yang dilakukan adalah mempersiapkan data yang akan diolah, yaitu data mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer tahun 2013-2018. Untuk pembuatan data format tabular menggunakan Microsoft Excel, dimana data yang digunakan dapat dilihat pada gambar di bawah ini. Kemudian lakukan Importing tabel Microsoft Excel yang telah dibuat kedalam Local Repository, seperti pada gambar dibawah ini



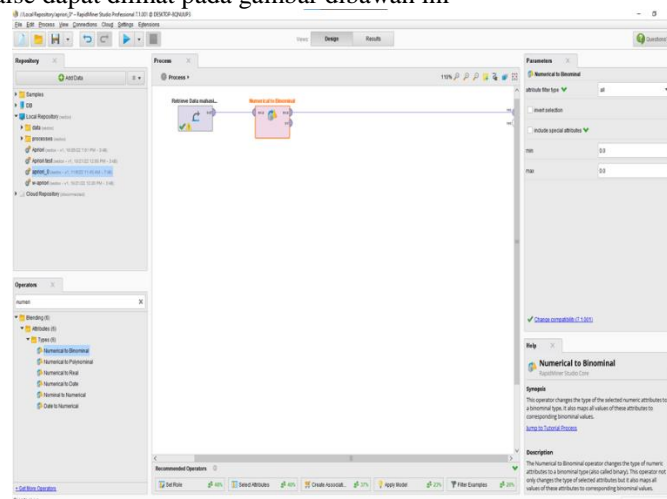
Gambar 3. Tampilan Excel

Row No.	PK_Kecang	PK_Cakap	PK_Suk	PK_Kelompok	BANK_RIS	KAMPAS	BANK	LAKSIKAS	BANKALU	RTA_SUKAS	LAKSIKAS	BANKALU	TUMUK
1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
25	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
26	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
27	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
28	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

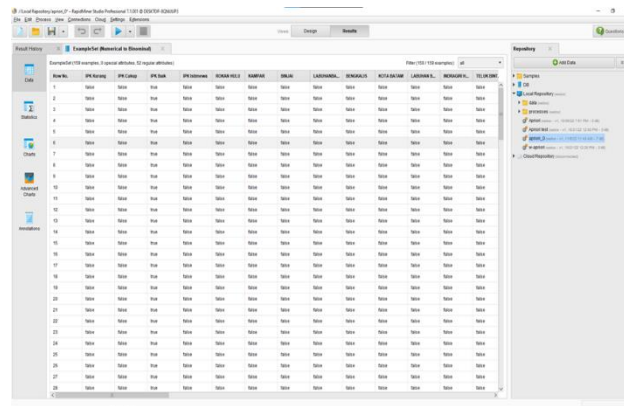
Gambar 4. Hasil load Data

V.5.2 Numeric To Binominal

Proses berikutnya adalah tahap mengkonversi data Numeric To Binominal, di dalam tahap ini data real mahasiswa yang telah disusun kedalam bentuk tabular atau bentuk biner akan dikonversikan kedalam bentuk numeric to binominal atau true or false dapat dilihat pada gambar dibawah ini



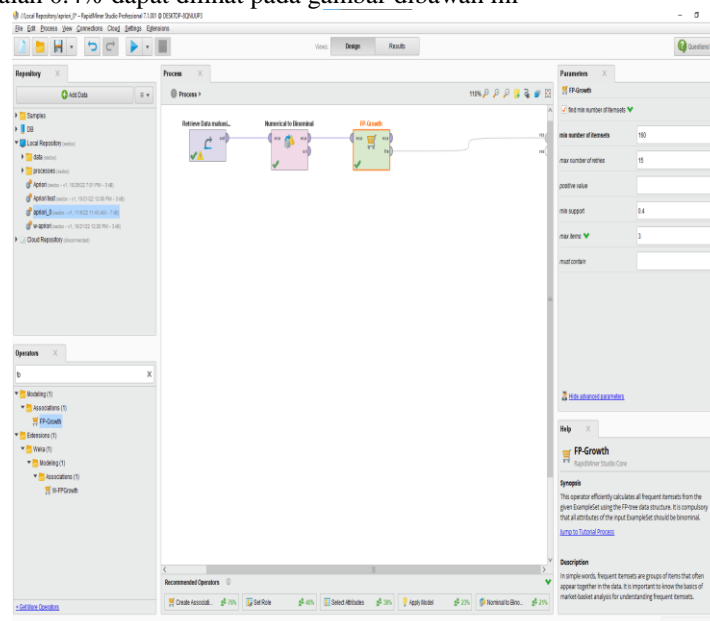
Gambar 5. konversi data Numeric To Binominal



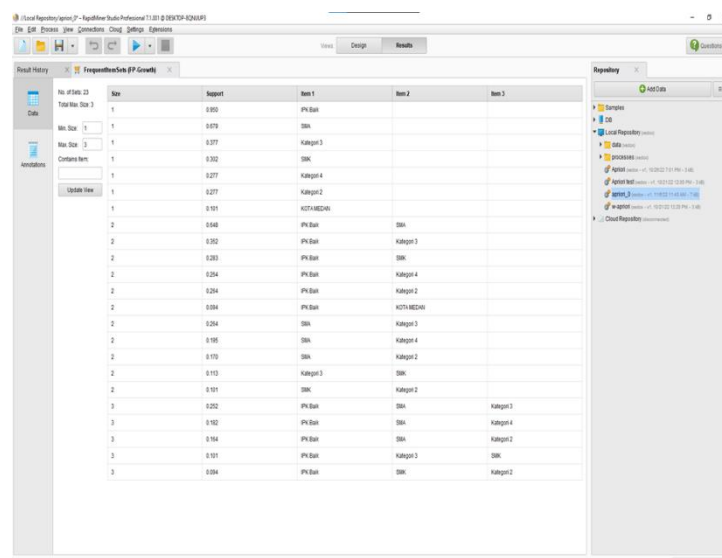
Gambar 6. Hasil Konversi

V.5.3 FP-Growth

Pada tahap FP-Growth adalah tahapan menentukan dan pencarian frequent itemset. Apabila itemset memenuhi nilai minimal support maka didapatkan frequent itemset dengan melakukan kombinasi item. Pada proses ini ditentukan nilai minimal support adalah 0.4% dapat dilihat pada gambar dibawah ini



Gambar 7. Nilai Support

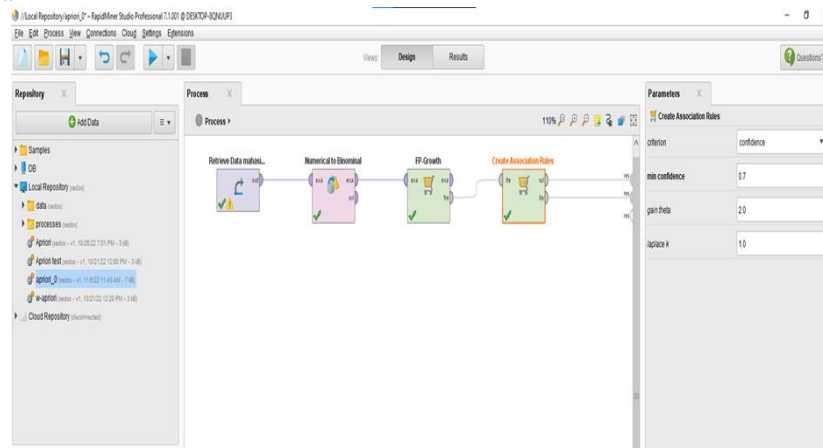


No of Data	Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3
Total No. Data: 3	1	0.933	Item1		
Min. Size: 1	1	0.678	Item1		
Max. Size: 3	1	0.377	Kategori3		
Constant Item	1	0.392	Item1		
Update Item	1	0.377	Kategori4		
	1	0.377	Kategori2		
	1	0.101	Kategori4	Item1	
	2	0.044	Item1	Item1	
	2	0.352	Kategori3		
	2	0.233	Item1	Item1	
	2	0.234	Kategori4		
	2	0.234	Kategori2		
	2	0.044	Kategori4	Item1	
	2	0.234	Item1	Kategori3	
	2	0.195	Item1	Kategori4	
	2	0.179	Item1	Kategori2	
	2	0.113	Kategori3	Item1	
	2	0.101	Item1	Kategori2	
	3	0.222	Item1	Item1	Kategori3
	3	0.162	Item1	Item1	Kategori4
	3	0.164	Item1	Item1	Kategori2
	3	0.101	Item1	Kategori3	Item1
	3	0.044	Item1	Item1	Kategori2

Gambar 8. Hasil Nilai Support

V.5.4 Modelling Asosiasi Rule

Asosiasi Modelling adalah proses menentukan rules dari pembentukan frequent itemset yang memenuhi nilai min confidence untuk melihat keterkaitan korelasi latar belakang mahasiswa terhadap capaian nilai akademik. Dalam tahapan ini dimulai dengan menentukan nilai minimal support dan minimal confidence, pada proses ini ditentukan nilai minimal support 40% dan minimal confidence 70% Proses asosiasi rules dan hasil rules terdapat pada gambar dibawah ini



Gambar 9. Modeling Asosiasi

Association Rules

[Kategori 3] ==> [SNK] (confidence: 0.700)

[Kategori 4] ==> [SNK] (confidence: 0.700)

[IFK Baik, Kategori 3] ==> [SNK] (confidence: 0.714)

[Kategori 3, SNK] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.689)

[Kategori 3] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.933)

[SNK, Kategori 4] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.935)

[SNK] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.930)

[KOTA MEDIAN] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.938)

[SNK, Kategori 2] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.938)

[SNK, Kategori 3] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.932)

[SNK] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.954)

[Kategori 4] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.935)

[Kategori 2] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.935)

[SNK, Kategori 2] ==> [IFK Baik] (confidence: 0.963)

Gambar 10. Hasil Asosiasi Rule

V.5.5 Hasil Algoritma Apriori

Tahap ini adalah tahap terakhir dari proses data mining rapidminer dimana setelah semua operator terhubung kemudian klik icon play tombol F11, maka akan muncul sebuah tab Apriori yang baru, yang isinya sebuah deskripsi dari seluruh itemset yang memenuhi parameter W-Apriori, seperti pada gambar berikut

No.	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift/Ratio	Gain
4	Kategori 3, SNK	IFK Baik	0.101	0.939	0.989	-0.125
5	Kategori 3	IFK Baik	0.102	0.933	0.982	-0.403
6	SNK, Kategori 4	IFK Baik	0.102	0.935	0.989	-0.208
7	SNK	IFK Baik	0.283	0.938	0.989	-0.321
8	KOTA MEDIAN	IFK Baik	0.094	0.938	0.994	-0.107
9	SNK, Kategori 2	IFK Baik	0.094	0.938	0.994	-0.107
10	SNK, Kategori 3	IFK Baik	0.252	0.952	0.990	-0.277
11	SNK	IFK Baik	0.446	0.954	0.991	-0.711
12	Kategori 4	IFK Baik	0.204	0.955	0.990	-0.289
13	Kategori 2	IFK Baik	0.204	0.955	0.990	-0.289
14	SNK, Kategori 2	IFK Baik	0.104	0.963	0.995	-0.176

Gambar 11. Itemset Rule

Dari hasil analisa data mining dengan RapidMiner, yang mana jumlah rules yang dihasilkan dari data mahasiswa yaitu mendapatkan 14 rules. Berdasarkan hasil RapidMiner dapat diambil satu rules untuk dijadikan informasi yang mendukung bahan evaluasi fakultas ilmu komputer. Tentunya yang memiliki nilai Support dan

Confidance yang tertinggi, yaitu salah satunya adalah jika asal sekolah mahasiswa adalah SMA maka mahasiswa memiliki nilai IPK Baik dengan nilai support 64% dan nilai confidence 95% seperti gambar dibawah ini

Tabel 7. Hasil Nilai Support

No.	Premises	Conclusion	Support ↓	Confidence
11	SMA	IPK Baik	0.648	0.954
5	Kategori 3	IPK Baik	0.352	0.933
7	SMK	IPK Baik	0.283	0.938
12	Kategori 2	IPK Baik	0.264	0.955
13	Kategori 4	IPK Baik	0.264	0.955
10	SMA, Kategori 3	IPK Baik	0.252	0.952
6	SMA, Kategori 4	IPK Baik	0.182	0.935
14	SMA, Kategori 2	IPK Baik	0.164	0.963
4	Kategori 3, SMK	IPK Baik	0.101	0.889
8	KOTA MEDAN	IPK Baik	0.094	0.938
9	SMK, Kategori 2	IPK Baik	0.094	0.938

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan maka dalam penelitian ini diambil kesimpulan dari hasil perhitungan data mining menggunakan algoritma apriori, data mahasiswa di Fakultas Ilmu Komputer dengan batasan minimum support 40% dan minimum confidence 70%, membentuk 14 rules. Jika asal sekolah mahasiswa adalah SMA maka mahasiswa memiliki nilai IPK Baik dengan nilai support 64,37% dan nilai confidence 95%. Dari aturan asosiasi yang terbentuk pihak fakultas dapat menggunakannya dalam membangun strategi promosi penerimaan mahasiswa baru.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Basuki. (2019). Tahap Perancangan Desain. *ISSN 2502-3632 (Online) ISSN 2356-0304 (Paper) Jurnal Online Internasional & Nasional Vol. 7 No.1, Januari – Juni 2019 Universitas 17 Agustus 1945 Jakarta*, 53(9), 1689–1699. www.journal.uta45jakarta.ac.id
- [2] Ii, B. A. B. (2011). 14. *BAB II = pengertian analisis*. 7–20.
- [3] Ilham Akhsanu Ridlo. (2017). Pedoman Pembuatan Flowchart. *Academia.Edu*, 14.
- [4] Komang, N., Julyantari, S., & Suryawan, I. K. D. (2013). Data Mining Prestasi Akademik Dengan Naive Bayes Berdasarkan Attribut Importance (AI). *Jurnal Sistem Dan Informatika*, 75–85.
- [5] Merangin, D. I. D., Pattiselanno, F., Mentansan, G., Nijman, V., Nekaris, K. A. I., Pratiwi, A. I. N., Studi, P., Nutrisi, I., Makanan, D. A. N., Peternakan, F., Penulisan, P., Ilmiah, K., Berbagai, P., Cahaya, I., Lapangan, D. I., Eropa, A., Geometry, R., Analysis, G., Nasution, R. D., ... Bismark, M. (2018). No Title. 2(2), 2016. https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00539%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.06.029%0Ahttp://www.cpsg.org/sites/cbsg.org/files/documents/Sunda_Pangolin_National_Conservation_Strategy_and_Action_Plan%28LoRes%29.pdf%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.forec
- [6] Permatasari, R., Arifin, M., & Padilah, R. (2020). Studi Deskriptif Dampak Psikologis Mahasiswa Program Studi Bimbingan dan Konseling Universitas PGRI Banyuwangi Dalam Penyusunan Skripsi di Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Bina Ilmu Cendekia*, 2(1), 128–141. <http://jurnal.icjambi.id/index.php>
- [7] Prasetya, R. G. (2017). No Title, 6–18.
- [8] Reyes, G., & Enrique, L. (2013). Gambaran Kejadian Kurang Energi Kronis Di SMKN 1 Tepus Gunung Kidul. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- [9] Supardi. (2016). Teori Mahasiswa. *Jurnal Keperawatan*, 2012, 11–44.
- [10] Тришечкин, С. Н. (2019). Data Mining и метод нейронных сетей. *Вестник Науки И Образования*. <https://cyberleninka.ru/article/n/18089186>