

PREDIKSI TINGKAT PRSENTASI MAHASISWA BARU MASUK SEBAGAI MAHASISWA AKTIF DI STIKOM UYELINDO KUPANG MENGGUNAKAN ROUGH SET

Erna Rosani Nubatonis¹, Jimi Asmara²

¹Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang
E-mail: ernarosaninubatonis@gmail.com

²Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Uyelindo Kupang
E-mail:jimyasmara@gmail.com

ABSTRACT

Acceptance of new students is the most important part of STIKOM UYELINDO Kupang as one of the benchmarks for the progress of the campus in the future. In the process of admitting new students (PMB), prospective new students must go through several stages of registration until the stage of filling out the KRS, so that the students concerned are legitimately declared as active students of STIKOM UYELINDO KUPANG. However, many cases occur that not all students arrive at the final stage of filling in the KRS to be declared as active students. Problems that occur result in the division responsible for new students difficult to predict that prospective students concerned in the process of admitting new students, will go through the process until the status of filling KRS or not, and also affect the prediction of the number of new student achievement.

This study aims to find out and recognize the pattern of classification of new student registration status so that the level of presentation of new students entering the STIKOM UYELINDO KUPANG can be made by applying the rough set algorithm. In the process of applying Rough Set, it will produce a rule as a rule or pattern for classification of new student registration status data. The data used in this study is the data of new student registration in 2017-2019 with a total record of 869 records. The results of this study are expected to be an important input for the responsibility of new students and high school education institutions, in the strategy of screening new students to achieve the target of better new student admissions.

Keywords : *Data Mining, Rough Set, Acceptance of New Students, Prediction, Qualitative Measure.*

1. PENDAHULUAN

STIKOM UYELINDO KUPANG adalah perguruan tinggi swasta di Nusa Tenggara Timur yang melakukan penerimaan mahasiswa baru setiap tahun

. Dalam proses penerimaan mahasiswa baru (PMB), calon mahasiswa baru harus melalui beberapa tahap pendaftaran mulai dari pengisian formulir pendaftaran sampai pada mahasiswa dinyatakan sebagai mahasiswa aktif.

Pada kenyataannya setiap kali pendaftaran calon mahasiswa baru, tidak semua mahasiswa sampai pada tahap akhir pengisian KRS untuk dinyatakan sebagai mahasiswa aktif. Berdasarkan pada kenyataan ini maka penanggung jawab penerimaan mahasiswa baru dalam hal ini Humas & Promosi STIKOM UYELINDO KUPANG, sulit melakukan prediksi bahwa calon mahasiswa yang bersangkutan dalam proses penerimaan mahasiswa baru, akan melalui proses sampai pada pengisian KRS atau tidak. Banyak faktor yang bisa dijadikan acuan untuk memprediksi apakah calon mahasiswa yang bersangkutan akan melalui semua proses sampai sah menjadi mahasiswa aktif (Nubatonis, 2019).

Untuk melihat pola seorang calon mahasiswa, mulai dari proses pendaftaran akan terus berlanjut sampai pengisian KRS dan dinyatakan sebagai mahasiswa aktif maka perlu dilakukan analisis untuk mendapatkan rule dari data mahasiswa aktif ditahun sebelumnya. Dengan hasil rule yang diperoleh akan dengan mudah memprediksi seorang calon mahasiswa akan menjadi mahasiswa aktif atau non aktif di semester pertama.

Salah satu teknik yang dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan diatas adalah dengan melakukan penambangan data atau data mining. Proses penambangan data kana menghasilkan rule yang dijadikan acuan untuk memprediksi tingkat presentasi mahasiswa baru menjadia mahasiswa aktif STIKOM Uyelindo Kupang. Metode teknik penambangan data yang digunakan dalam penelitian ini adlaah Rough Set. Rough Set dikembangkan oleh Zdzislaw Pawlak (Akseptor and Vasektomi, 2014). Rough Set merupakan perluasan dari teori set untuk sistem cerdas yang ditandai dengan informasi eksak, pasti, atau samar-samar (Mi, Wu and Zhang, 2004).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Umum Data Mining

Istilah penambangan data atau data mining adalah teknik yang sering digunakan dalam melakukan klasifikasi data dari jumlah data yang besar dengan menghasilkan informasi yang dapat digunakan untuk menganalisa dan mengetahui

suatu informasi penting. Defenisi data mining dari beberapa penulis sebagai berikut:

- Data Mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan di dalam database (Jamaris, 2017).
- Data Mining atau penambangan data adalah proses atau kegiatan mengekstraksi data untuk mencari pola, keteraturan dan informasi yang tersembunyi dalam data yang besar atau basis data (Tendy, 2012).

2.2. Tinjauan Teori Rough Set

Rough Set dikembangkan oleh Zdzislaw Pawlak (Akseptor and Vasektomi, 2014). Rough Set merupakan perluasan dari teori set untuk studi sistem cerdas yang ditandai dengan informasi eksak, pasti, atau sama-samar (Mi, Wu and Zhang, 2004).

Dalam aplikasi Artificial Intellegenci (AI), RoughSet digunakan untuk menangani masalah Uncertainty Data Imprecision dan Vagueness). Pendekatan roughset menjadi pendekatan yang peting dalam AI dan ilmu kognitif, terutama pada area mechine learning, akuisisi pengetahuan, analisis keputusan, pencarian pengetahuan dari database, sistem pakar, penalaran induktif, dan pengenalan pola (Listiana, Anggraeni and Mukhlason, 2010). Salah satu kelebihan dari roughset adalah proses rough set dapat melakukan penanganan data yang inkonsistensi seperti yang ditampilkan pada tabel 2.1 (Gogoi, Bhattacharyya and Kalita, 2013).

Tabel 1. Inkonsisten Data Set (Gogoi, Bhattacharyya and Kalita, 2013)

Object	Atribut		Atribut Keputusan
	A	C	
P1	Rendah	Tinggi	Yes
P2	Rendah	Low	No
P3	Rendah	Tinggi	No

Dalam rough set, kumpulan objek disebut sebagai information system (IS). Dari IS tersebut data dianalisa dalam area lower approximation, upper approximation, boundary region dan outside region (Listiana, Anggraeni and Mukhlason, 2010).

2.3. Tinjauan Umum Information System

Dalam rough set, sebuah set dipresentasikan sebagai sebuah tabel, dimana baris dalam tabel merepresentasikan objek dan kolom-kolom merepresentasikan atribut dari objek-objek tersebut. Tabel tersebut disebut disebut dengan information system yang dapat digambarkan pada tabel 3.2 (Listiana, Anggraeni and Mukhlason, 2010):

Information system dapat direpresentasikan sebagai fungsi dimana:

$IS = \{U, A\}$ (1)
 $U = \{E_1, E_2, \dots, E_m\}$ adalah himpunan tidak kosong dari objek yang direpresentasikan dan $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, adalah himpunan tidak kosong dari atribut.

Tabel 3.2 : *Information System*

Contoh	Asal Sekolah	Jurusan	Pekerjaan Ayah	Pekerjaan Ibu
M1	SMK	RPL	PNS	IRT
M2	SMA	IPS	Petani	PNS
M3	SMA	IPA	PNS	PNS
M4	SMK	TKJ	PNS	Swasta
M5	SMA	IPA	Petani	Petani
M6	SMK	TKJ	PNS	PNS

2.4. Tinjauan Umum *Decision System (DS)*

Dalam decision system, sebuah objek dapat memiliki nilai yang sama untuk sebuah atribut kondisionalnya. Pada Decision system informasi yang ada ditambahkan dengan decision attribute atau disebut dengan target.

Decision system merupakan fungsi yang mendeskripsikan information system (Prajana, Islam, Ar and Banda, 2016) yaitu, dimana:

$$DS = \{U, (A, C)\} \dots\dots\dots(2)$$

U = objek

A = atribut kondisi

C = atribut keputusan

Hasil outcome dalam pengklasifikasian adalah decision attribute (C). Maka Information System (IS) menjadi Decision System (DS) = (U, {A, C}). Decision System sederhana dapat dilihat pada tabel 3.3.

Tabel 3.3 *Decision System*

Contoh	Asal Sekolah	Jurusan	Pekerjaan Ayah	Pekerjaan Ibu	Keaktifan
M1	SMK	RPL	PNS	IRT	Aktif
M2	SMA	IPS	Petani	PNS	Aktif
M3	SMA	IPA	PNS	PNS	Aktif
M4	SMK	TKJ	PNS	Swasta	Non Aktif
M5	SMA	IPA	Petani	Petani	Non Aktif
M6	SMK	TKJ	PNS	PNS	Aktif

2.5. Tinjauan Umum *Decision Rule*

Decision Rule merupakan aturan yang dihasilkan berdasarkan pengolahan penambangan data yang dilakukan. Decision Rule terdiri dari dua bagian yaitu antecedent dan conclusion. Dalam rough set, decision rule dapat ditarik dari atribut reduct yang telah didapatkan (Listiana, Anggraeni and Mukhlason, 2010).

Contoh rule yang dihasilkan dari kombinasi atribut yang telah direduksi adalah sebagai berikut :

Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TKJ) AND Kenal Kampus Melalui(Sosialisasi Sekolah) AND

Pekerjaan Ayah(PNS) AND Pekerjaan Ibu(PNS) => Keaktifan(Non Aktif)

Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TKJ) AND Kenal Kampus Melalui(Saudara/Teman) AND Pekerjaan Ayah(PNS) AND Pekerjaan Ibu(IRT) => Keaktifan(Aktif)

Asal Sekolah(SMA) AND Jurusan(IPA) AND Kenal Kampus Melalui(Saudara/Teman) AND Pekerjaan Ayah(PNS) AND Pekerjaan Ibu(Lain-Lain) => Keaktifan(Aktif)

Asal Sekolah(SMA) AND Jurusan(IPS) AND Kenal Kampus Melalui(Saudara/Teman) AND Pekerjaan Ayah(PNS) AND Pekerjaan Ibu(Lain-Lain) => Keaktifan(Aktif)

2.6. Tinjauan Umum *Qualitative Measure*

Quantitative measure adalah ukuran yang dapat diekspresikan dalam jumlah atau ukuran yang terbatas. Quantitative measure terdiri dari beberapa pengukuran, yaitu: support, strength, accuracy, dan coverage (Listiana, Anggraeni and Mukhlason, 2010).

Untuk penentuan bobot (akurasi) pada rule yang dihasilkan, salah satunya dengan menggunakan strength yang dibedakan menjadi left Strength dan right Strength dikarenakan hasil dari rule tidak menutup kemungkinan menghasilkan lebih dari satu nilai. Left Strength dari decision rule menunjukkan frekuensi seringnya sebuah objek memenuhi antecedent rule. Right Strength dari decision rule menunjukkan frekuensi seringnya sebuah objek memenuhi antecedent dan conclusion. Right Strength merupakan implementasi dari strength (Listiana, Anggraeni and Mukhlason, 2010).

Misalkan $I = (U, A, D)$ adalah sistem keputusan, right Strength dalam $f \rightarrow g$ didefinisikan sebagai:

$$RightStrength(f \rightarrow g) = \frac{RightSupport(f \rightarrow g)}{card(U)} \quad (6)$$

3. PROSEDUR PENELITIAN

Studi Kasus penelitian pada penerimaan mahasiswa baru STIKOM UYELINDO KUPANG dari TA. 2016/2017 sampai TA. 2018/2019. Jumlah data yang digunakan adalah 579 record data (Nubatonis, 2019).

Pada metode penelitian untuk Prediksi Tingkat Presentasi Mahasiswa Baru Masuk sebagai Mahasiswa Aktif di STIKOM Uyelindo Kupang menggunakan Rough Set Theory.

Database penerimaan mahasiswa baru yang telah dikumpulkan dari TA. 2016/2017 Semester

Ganjil sampai dengan TA.2018/2019 Semester Ganjil, diterapkan pemrosesan data terlebih dahulu untuk menghasilkan database yang siap diolah dan dianalisa menggunakan Algoritma Rough Set untuk selanjutnya dilakukan uji coba pada aplikasi dengan tujuan akhir mendapatkan hasil prediksi tingkat presentasi mahasiswa baru masuk sebagai mahasiswa aktif STIKOM UYELINDO Kupang.

Metodologi penelitian yang digunakan untuk melakukan penelitian ini adalah:

3.1 Metode Observasi

Metode observasi dilakukan untuk mengumpulkan data melalui pengamatan proses penerimaan mahasiswa baru dengan tujuan akhir mengumpulkan data penerimaan mahasiswa baru dari tahun 2016 semester ganjil sampai tahun 2018 semester ganjil.

3.2 Metode Penelitian Kepustakaan

Metode ini dilakukan dengan cara mempelajari literature, buku atau jurnal yang relevan dengan obyek penelitian.

3.3 Metode Perancangan Sistem

3.3.1 Perumusan Masalah dan Peyelesaiannya

Masalah yang dirumuskan dalam penelitian ini adalah bagaimana mengetahui dan mengenal pola klasifikasi status pendaftaran mahasiswa baru sehingga dapat dilakukan prediksi tingkat presentasi mahasiswa baru yang masuk di STIKOM UYELINDO KUPANG.

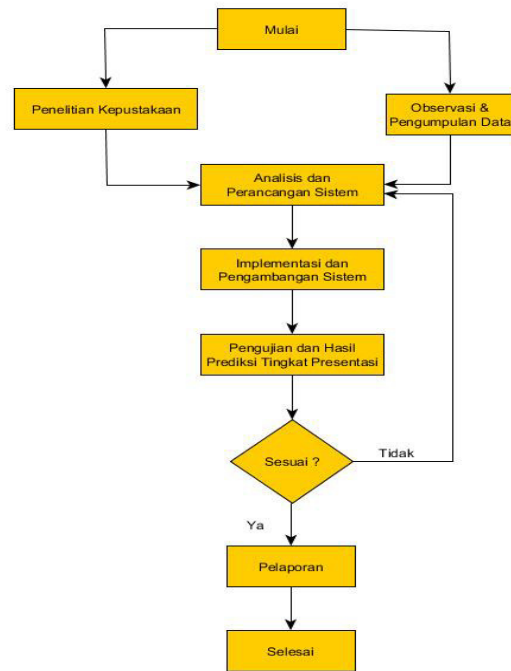
3.3.2 Implementasi dan Pengembangan Sistem

Tahap implementasi metode rough set dapat dilakukan dengan melakukan pengujian hasil pengolahan data yang telah dikerjakan menggunakan salah satu software aplikasi rough set yaitu Rosetta dan juga untuk aplikasinya dapat dikembangkan dengan pembangunan aplikasi menggunakan tool bahasa pemrograman lainnya.

3.3.3 Pengujian dan Hasil Prediksi Tingkat Presentasi

Pada tahap pengujian dan perolehan hasil prediksi tingkat presentasi mahasiswa baru masuk sebagai mahasiswa aktif STIKOM UYELINDO Kupang, dilakukan dengan pengujian data kemudian melakukan perbandingan dari hasil pada data dan hasil pada sistem yang digunakan untuk pengujian atau sistem yang dibangun.

Keseluruhan tahapan metodologi penelitian dapat dilihat pada gambar 2. Tahapan implementasi dan pengembangan sistem.



Gambar 2. Tahapan Implementasi dan Pengembangan Sistem

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Proses Penemuan Knowledge dengan Rough Set

Pada dasarnya proses sederhana yang digunakan untuk mendapatkan knowledge dalam proses memprediksi tingkat presentasi mahasiswa baru masuk sebagai mahasiswa aktif dapat dilihat pada gambar 3(Suryani, 2016).



Gambar 3. Gambaran Sederhana Proses Penemuan Knowledge dengan Rough Set

4.2 Proses Menghasilkan Rule

Aplikasi rough set yang digunakan untuk menghasilkan rule yaitu Rosetta dengan langkah-langkah sebagai berikut(Prajana et al., 2016):

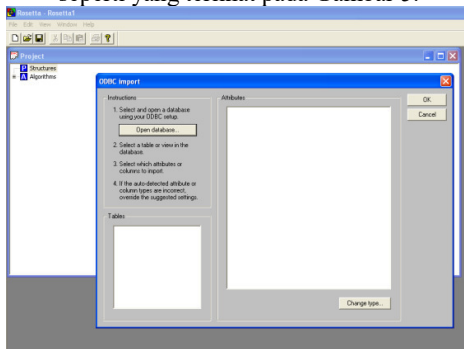
1. Seluruh variabel-variabel (terdiri dari atribut kondisi dan atribut keputusan yang digunakan untuk memprediksi mahasiswa baru masuk sebagai mahasiswa aktif di STIKOM Uyelindo Kupang disimpan pada microsoft excel dengan nama file "Data MABA Keseluruhan 2017 sampai 2019.xlsx" seperti pada gambar 4.
2. Buka aplikasi Rosetta, kemudian klik menu File -> New

PROSIDING SEMMAU 2019

NIM	NAMA	Asal Sekolah	Jurusan	Kenal Kampus Melalui	Pekerjaan Ayah	Pekerjaan Ibu	Keaktifan
17 M1		SMA	IPS	Saudara/Teman	PNS	Petani	Aktif
17 M2		SMA	IPA	Saudara/Teman	Swasta	Swasta	Aktif
17 M3		SMA	IPA	Sosialisasi Sekolah	Honorar	IRT	Aktif
17 M4		SMA	Bahasa	Brosur	Petani	Petani	Non Aktif
17 M5		SMK	Pemasaran	Saudara/Teman	Petani	Petani	Aktif
17 M6		SMA	IPA	Saudara/Teman	Swasta	Swasta	Aktif
17 M7		SMK	Teknik Bangunan	Brosur	PNS	PNS	Aktif
17 M8		Politeknik	Teknik Elektro	Saudara/Teman	Swasta	PNS	Non Aktif
17 M9		Politeknik	Teknik Elektro	Spanduk	PNS	IRT	Aktif
17 M10		Politeknik	Teknik Elektro	Saudara/Teman	PNS	PNS	Aktif
17 M11		SMA	IPA	Saudara/Teman	PNS	PNS	Aktif
17 M12		SMA	IPS	Saudara/Teman	Swasta	Swasta	Aktif
17 M13		SMA	IPS	Saudara/Teman	Lain-lain	Petani	Non Aktif
17 M14		SMA	IPS	Saudara/Teman	Petani	Petani	Aktif
17 M15		SMK	Grafika	Saudara/Teman	PNS	Petani	Non Aktif
17 M16		SMA	IPA	Saudara/Teman	Swasta	Swasta	Non Aktif
17 M17		SMK	TKJ	Saudara/Teman	Swasta	Swasta	Aktif
17 M18		SMK	RPL	Saudara/Teman	Petani	Petani	Non Aktif
17 M19		SMA	IPS	Saudara/Teman	Lain-lain	Pedagang	Aktif
17 M20		Politeknik	TKJ	Saudara/Teman	Swasta	IRT	Aktif
17 M21		SMA	IPS	Saudara/Teman	Petani	Petani	Non Aktif
17 M22		SMA	IPS	Saudara/Teman	Swasta	Lain-lain	Aktif

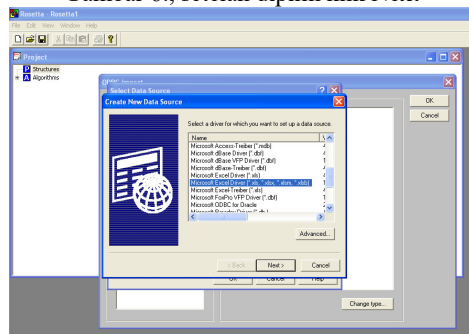
Gambar 4. File Data MABA pada Ms. Excel

3. Selanjutnya insert file Data MABA pada langkah 1 ke Project pada Rosetta, dengan langkah sebagai berikut:
 - a. Klik kanan pada structure, pilih ODBC seperti yang terlihat pada Gambar 5.



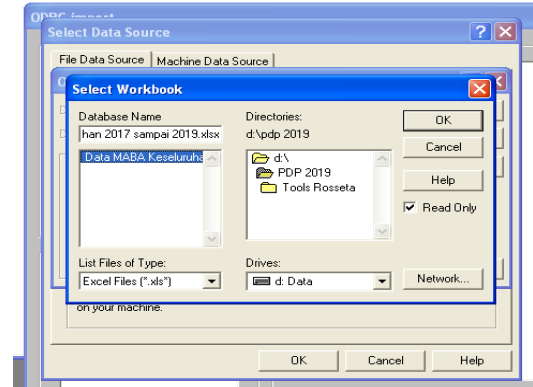
Gambar 5. Import File pada Rosetta

- b. Klik Tombol Open Database, lalu klik tombol New, kemudian pilih sumber file yang akan dipakai yaitu pilih Microsoft Excel Driver seperti yang terlihat pada Gambar 6., setelah dipilih klik Next



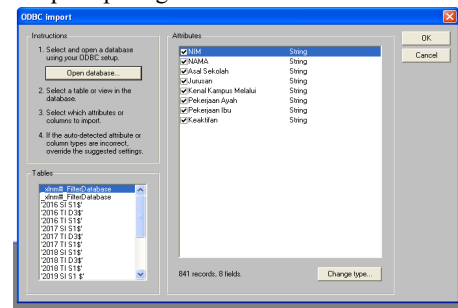
Gambar 6. Pilih Data Source yang Tersedia pada Rosetta

- c. Klik Browse untuk mencari file Data MABA yang akan diinsert ke Rosetta, kemudian Klik Next, selanjutnya Finish.
 - d. Kemudian muncul jendela ODBC Ms Excel Setup seperti yang terlihat pada Gambar 7, kemudian klik tombol Select Workbook dan cari file sumber pada langka 1 (Gambar 7), selanjutnya klik OK.



Gambar 7. Jendela Select Workbook

- e. Pada jendela ODBC Import pilih atribut-atribut yang akan digunakan seperti terlihat pada Gambar 8, kemudian Klik OK, akan tampil seperti gambar 9.



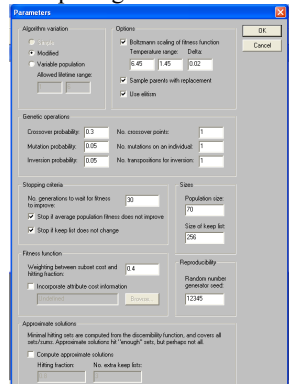
Gambar 8. Jendela ODBC Import

	Asal Sekolah	Jurusan	Kenal Kampus Melalui	Pekerjaan Ayah	Pekerjaan Ibu	Keaktifan
1	SMA	IPS	Saudara/Tem	PNS	Petani	Aktif
2	SMA	IPA	Saudara/Tem	Swasta	Swasta	Aktif
3	SMA	IPA	Sosialisasi Se	Honorar	IRT	Aktif
4	SMA	Bahasa	Brosur	Petani	Petani	Non Aktif
5	SMK	Pemasaran	Saudara/Tem	Petani	Petani	Aktif
6	SMA	IPA	Saudara/Tem	Swasta	Swasta	Aktif
7	SMK	Teknik Bangu	Brosur	PNS	PNS	Aktif
8	Politeknik	Teknik Elektro	Saudara/Tem	Swasta	PNS	Non Aktif
9	Politeknik	Teknik Elektro	Spanduk	PNS	IRT	Aktif
10	Politeknik	Teknik Elektro	Saudara/Tem	PNS	PNS	Aktif
11	SMA	IPA	Saudara/Tem	PNS	PNS	Aktif
12	SMA	IPS	Saudara/Tem	Swasta	Swasta	Aktif
13	SMA	IPS	Saudara/Tem	Lain-lain	Petani	Non Aktif
14	SMA	IPS	Saudara/Tem	Petani	Petani	Aktif
15	SMK	Grafika	Saudara/Tem	PNS	Petani	Non Aktif
16	SMK	IPA	Saudara/Tem	Swasta	Swasta	Non Aktif
17	SMK	TKJ	Saudara/Tem	Swasta	Swasta	Aktif
18	SMK	RPL	Saudara/Tem	Petani	Petani	Non Aktif
19	SMA	IPS	Saudara/Tem	Lain-lain	Pedagang	Aktif
20	Politeknik	TKJ	Saudara/Tem	Swasta	IRT	Aktif
21	SMA	IPS	Saudara/Tem	Petani	Petani	Non Aktif
22	SMA	IPS	Saudara/Tem	Swasta	Lain-lain	Aktif
23	SMA	IPS	Saudara/Tem	Pendeta	PNS	Non Aktif

Gambar 9. Hasil Import Data

PROSIDING SEMMAU 2019

- Lakukan proses Reduct dengan pilihan Genetic Algorithm seperti gambar 10 dengan parameternya dan hasil proses Reduct seperti yang terlihat pada gambar 11.

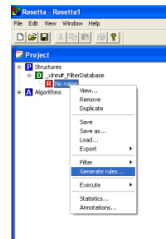


Gambar 10. Proses Reduct pada Rosetta dengan Algoritma Genetik

No	Support	Length
1	{Asal Sekolah, Jurusan, Kenal Kampus Melalui, Pekerjaan Ayah, Pekerjaan Ibu}	100

Gambar 11. Hasil Reduct pada Rosetta

- Lakukan Generating Rules seperti gambar 12 dan hasil prosenya seperti yang terlihat pada gambar 13. Pada tahap ini, hasil dari tahapan Generating ruleadalah Knowledge atau rule dalam IF.... THEN.



Gambar 12. Proses Generating Rules

No	Rule	LHS Support	RHS Support	RHS Accuracy	LHS Coverage	RHS Coverage	RHS Stability	LHS Length	RHS Length
414	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PA) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
415	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TK) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
416	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Peternakan) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
417	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PS) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
418	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TK) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
419	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PA) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
420	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Bn) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
421	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Akuntansi) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
422	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Au) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
423	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TK) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
424	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PA) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
425	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Matematika) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
426	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PS) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
427	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PA) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
428	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Bn) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
429	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Bn) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
430	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PS) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
431	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Au) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
432	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Au) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
433	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Au) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
434	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PS) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
435	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PA) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
436	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(PA) AND ...	1	1	1.0	0.001189	0.001541	1.0	5	1
437	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Teknik Au) AND ...	30	1	1.0	0.001189	1.0	1.0	5	1

Gambar 13. Hasil Generating Rule pada Rosetta

Rule yang dihasilkan dengan menggunakan algoritma genetik pada pilihan Generating Rules pada rosetta. Hasil dari proses ini bisa dilihat sebagai pada gambar 13 yang terdiri dari rule yang dapat dibentuk dan juga informasi pendukung seperti LHS Support, RHS Support, Accuracy, RHS

Coverage, LHS Coverage, RHS Stability, LHS Length dan RHS Length(Informasi, 2015). Rule yang dihasilkan adalah 347 rule dari 821 obyek data set.

Selanjutnya rule sudah dibentuk ini bisa digunakan untuk mengklasifikasikan obyek yang ada pada data training dan demikian dapat menghasilkan prediksi tingkat presentasi mahasiswa baru masuk sebagai mahasiswa aktif di STIKOM Uyelindo Kupang.

5. SIMPULAN

Berdasarkan rule-rule yang dihasilkan seperti pada gambar 13 secara umum dapa dilihat bahwa pada umumnya, calon mahasiswa yang asal sekolah dari SMK, Jurusan Komputer, Mengenal Kampus dari Saudara/Teman, Pekerjaan Ayah PNS, Pekerjaan Ibu IRT menempati tingkat prerentasi tertinggi sebagai mahasiswa Aktif STIKOM Uyelindo Kupang. Selanjutnya mahasiswa yang asal sekolah SMK, Jurusan TKJ, Kenal Kampus melalui saudara/teman, Pekerjaan Ayah Swasta, Pekerja Ibu Swasta menempati tingkat presentasi kedua sebagai mahasiswa aktif STIKOM Uyelindo Kupang. Dan Rule berikutnya dengan nilai presentasi yang didapat seperti pada gambar 14.

No.	Rule's	LHS Support	RHS Support	RHS Accuracy	LHS Coverage	RHS Coverage	RHS Stability	LHS Length	RHS Length	Presentasi %
1	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TK) AND Kenal Kampus Melalui(Saudara/Teman) AND Pekerjaan Ayah(PNS) AND Pekerjaan Ibu(IRT) => Keaktifan(Aktif)	8	8	1	0,008112	0,012327	1	5	1	2,077922078
2	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TK) AND Kenal Kampus Melalui(Saudara/Teman) AND Pekerjaan Ayah(Swasta) AND Pekerjaan Ibu(Swasta) => Keaktifan(Aktif)	6	6	1	0,007134	0,009245	1	5	1	1,558441558
3	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(Bahasa) AND Kenal Kampus Melalui(Saudara/Teman) AND Pekerjaan Ayah(PNS) AND Pekerjaan Ibu(PNS) => Keaktifan(Aktif)	5	5	1	0,005945	0,007704	1	5	1	1,298701299
4	Asal Sekolah(SMK) AND Jurusan(TK) AND Kenal Kampus Melalui(Saudara/Teman) AND Pekerjaan Ayah(PNS) AND Pekerjaan Ibu(Petani) => Keaktifan(Aktif)	5	5	1	0,005945	0,007704	1	5	1	1,298701299

Gambar 14. Knowledge Rule dengan Nilai Presentasi Tiap Rule

Hasil knowledge yang diperoleh sebagai dasar prediksi tingkat presentasi mahasiswa baru masuk sebagai mahasiswa aktif STIKOM Uyelindo kupang belum dikatakan valid karena pada penelitian ini hanya menggunakan salah satu teknik untuk memprediksi yaitu rough set. Oleh sebab itu perlu dilakukan penelitian selanjutnya yang dapat menghasilkan sebuah sistem prediksi yang lebih akurat dengan knowledge base yang sudah dihasilkan dan juga menggunakan metode lainnya untuk dapat membandingkan hasil prediksi yang terbaik.

REFERENSI

- [1] Laporan Bulanan HUMAS & Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru TA.

PROSIDING SEMMAU 2019

- 2016/2017
- [2] Laporan Bulanan HUMAS & Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru TA. 2017/2018
- [3] Laporan Bulanan HUMAS & Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru TA. 2018/2019
- [4] Akseptor, M., and Vasektomi, K.B., 2014. Metode Rough Set Untuk Melihat Perilaku Suami Yang Menjadi Akseptor KB Vasektomi. *Informasi dan Teknologi Ilmiah*, III, pp.94-99
- [5] Gogoi, P.,, Bhattacharyya, D.K., and Kalita, J.K., 2013. A rough set-based effective rule generation method for classification with an application in intrusion detection. *International Journal of Security and Networks*, 8(2), p.61
- [6] Informasi, F.T., 2015. Segmentasi Pelanggan Menggunakan Model Pelanggan (Studi Kasus : PT . Abbott Indonesia , TBK Cabang Malang) Customer Segmentation Via Rfm Model And Rough Set Theory To Understand Customer's Characteristic (Case Study : PT . ABBOTT)
- [7] Jamaris, M., 2017. Implementasi Metode Rough Set Untuk Menentukan Kelayakan Bantuan Dana Hibah Fasilitas Rumah Ibadah. 2(2)
- [8] Listiana, N.,, Anggraeni, W., and Mukhlason, A., 2010. Implementasi Algoritma Rough Set Untuk Deteksi dan Penangan Dini Penyakit Sapi
- [9] Mi, J.-S.,, Wu, W.-Z., and Zhang, W.-X., 2004. Approaches to knowledge reduction based on variable precision rough set model. *Information Sciences*, 159(3/4), p.255
- [10] Nubatonis, E.R., 2019. Analisa dan Perancangan Prediksi Tingkat Presentasi Mahasiswa Baru Masuk Sebagai Mahasiswa Aktif di STIKOM UYELINDO KUPANG Menggunakan Rought Set. 1(1)
- [11] Prajana, A.,, Islam, U.,, Ar, N., and Banda, R., 2016. Penerapan teory rough set untuk memprediksi tingkat kelulusan siswa dalam ujian nasional pada sma negeri 5 kota banda aceh. *Journal of Islamic Science and Technology*, 2(1), pp.75-88.
- [12] Suryani, K., 2016. Prediksi Peluang Kelulusan Mahasiswa PTIK dalam Uji Kompetensi Microsoft Office 2010 menggunakan Teori Rough Set. 02(01), pp.1-10.
- [13] Tendy, A., 2012. Pengenalan Pola Klasifikasi Stautus Registrasi Calon Mahasiswa Baru Univeristas Sanata
- Dharma denga Algoritma Reduct Based Decision Tree (RDT). Universitas Sanata Dharma