

Aplikasi *Data Mining* Menggunakan Algoritme C4.5 untuk Memprediksi Ketepatan Lulus Mahasiswa Berdasarkan Faktor Demografi

Divya Devina¹, Ahmad Afif Supianto², Welly Purnomo³

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹divadevina@student.ub.ac.id, ²afif.supianto@ub.ac.id, ³wepe@ub.ac.id

Abstrak

Mahasiswa yang lulus tidak tepat waktu merupakan permasalahan yang masih sering ditemukan di lingkungan akademik perguruan tinggi. Hal tersebut juga ditemui di prodi Sistem Informasi Universitas Brawijaya, dimana pada tahun 2015-2018 rata-rata mahasiswa yang diterima setiap tahun sebanyak 241 mahasiswa, sedangkan rata-rata mahasiswa lulus sekitar 130 mahasiswa. Berdasarkan informasi tersebut mahasiswa yang lulus dan mahasiswa yang diterima tidak seimbang. Sehingga dapat dikatakan bahwa masih banyak mahasiswa yang berstatus aktif dan menyelesaikan masa studinya lebih dari 8 semester atau lulus tidak tepat waktu, hal tersebut dapat merugikan dari sisi mahasiswa maupun program studi. Oleh karena itu dibutuhkan suatu langkah untuk membantu permasalahan ketepatan lulus mahasiswa, yaitu dengan melakukan prediksi menggunakan *data mining*. Dengan memanfaatkan salah satu metode data mining yaitu Decision Tree C4.5, yang nantinya akan menghasilkan *rule* dalam bentuk pohon keputusan. Data yang digunakan dalam proses data mining ini hanya menggunakan data demografi (non-akademik) dari mahasiswa untuk mengetahui apakah demografi memiliki pengaruh terhadap ketepatan lulus mahasiswa, setelah itu data diolah menggunakan Weka CLI. Hasil evaluasi algoritme yang dilakukan dengan menggunakan *confussion matrix* didapatkan tingkat akurasi sebesar 80.4714%. Informasi mengenai prediksi ketepatan lulus mahasiswa ditampilkan dalam bentuk *dashboard* untuk memudahkan Kaprodi SI sebagai penggunaanya. Pengujian sistem menggunakan pengujian black-box dan *System Usability Scale* (SUS), dengan hasil pengujian *black-box* valid sesuai dengan kebutuhan, sedangkan pengujian SUS mendapatkan hasil 67.5.

Kata kunci: *prediksi, data mining, algoritme C4.5, demografi, system usability scale*

Abstract

Students who graduate not on time are a problem that is still often found in the college academic environment. This was also found in the UB Information Systems study program, wherein 2015-2018 there were 241 students accepted each year on average, while the average student graduated around 130 students. Based on the information, students who graduated and students received were not balanced. So that it can be said that there are still many students who are active and have completed their study period of more than 8 semesters or graduated not on time, this can be detrimental to both students and study programs. Therefore we need a step to help the problem of student graduation accuracy, namely by making predictions using data mining. By utilizing one of the data mining methods namely Decision Tree C4.5, which will later produce a rule in the form of a decision tree. The data used in the data mining process only uses demographic (non-academic) data from students to find out whether the demographics influence the graduation accuracy of students, after that the data is processed using Weka CLI. The results of the algorithm evaluation carried out using the confusion matrix obtained an accuracy rate of 80.4714%. Information about predictions of student graduation accuracy is displayed in the form of a dashboard to make it easier for Kaprodi SI as user. System tested using black-box testing and System Usability Scale (SUS), with the results of valid black-box testing as needed, while the SUS test gets results 67.5.

Keywords: *prediction, data mining, C4.5 algorithms, demography, system usability scale*

1. PENDAHULUAN

Lama studi mahasiswa adalah salah satu faktor yang dapat dijadikan sebagai salah satu bahan evaluasi performansi mahasiswa oleh perguruan tinggi untuk meningkatkan kualitasnya di mata masyarakat (Haryati dkk, 2015). Ketentuan lama studi sudah ditentukan dalam ketetapan Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Direktorat Jendral Perguruan Tinggi mengenai kompetensi lulusan bagi mahasiswa jenjang S1, yang dapat menyelesaikan waktu studi selama 8 semester atau 4 tahun. Namun, fakta yang ada di lapangan berbeda, seperti informasi yang terdapat pada website resmi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya (www.fikom.ub.ac.id) program studi Sistem Informasi, yaitu pada tahun 2015 hingga tahun 2018 dimana rata-rata mahasiswa diterima setiap tahun sebanyak 241 mahasiswa, sedangkan rata-rata mahasiswa lulus sekitar 130 mahasiswa. Berdasarkan informasi tersebut mahasiswa yang lulus dan mahasiswa yang diterima tidak seimbang jumlahnya. Apabila setiap tahun jumlah mahasiswa yang masuk tidak diimbangi dengan jumlah mahasiswa yang lulus, maka akan semakin banyak mahasiswa yang berstatus aktif. Hal itu akan menyebabkan kerugian bagi pihak program studi, karena dapat membuat akreditasi dari program studi kurang maksimal. Selain dapat merugikan pihak program studi, masalah ketepatan lulus mahasiswa ini juga dapat merugikan dari sisi mahasiswa, salah satunya yaitu mahasiswa masih memiliki tanggungan untuk membayar uang administrasi kuliah.

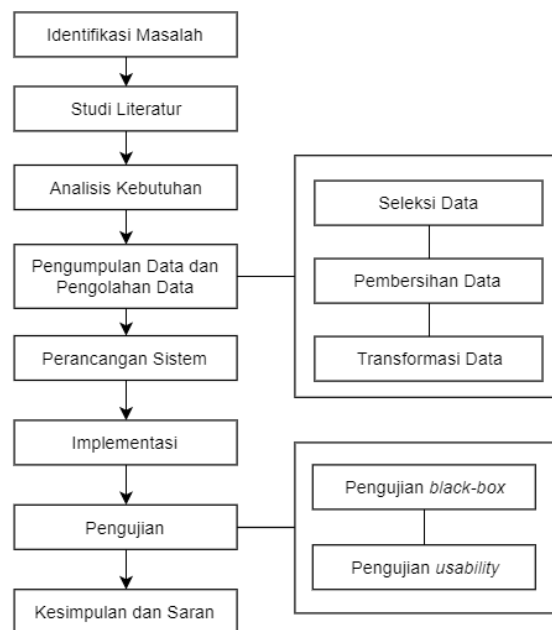
Oleh karena itu, untuk penanganan permasalahan kelulusan tepat waktu ini diperlukan langkah strategis untuk meminimalisirnya. Salah satu cara untuk membantu permasalahan ini adalah dengan melakukan prediksi ketepatan lulus mahasiswa. Sudah terdapat penelitian terdahulu yang melakukan prediksi ketepatan lulus mahasiswa, antara lain penelitian yang dilakukan oleh Andri dkk. (2013) dengan menggunakan *decision tree* J48 (*decision tree* C4.5 pada *tools* Weka) untuk memprediksi kelulusan mahasiswa dan mengetahui atribut-atribut yang menentukan kelulusan mahasiswa, dengan capaian akurasi diatas 90%, dan menggunakan dataset akademik dan non akademik milik mahasiwa untuk memprediksinya. Dari penelitian tersebut didapatkan hasil dimana *gain* tertinggi pada

pohon keputusan adalah tempat lahir, dan untuk atribut tempat lahir, pekerjaan orang tua, asal sekolah dan jenis kelamin adalah data yang mempengaruhi kelulusan mahasiswa.

Pada penelitian ini juga digunakan *data mining* algoritme *Decision Tree* C4.5 untuk melakukan prediksi ketepatan lulus mahasiswa. Namun yang membedakan dengan penelitian sebelumnya adalah pada atribut yang digunakan yaitu hanya atribut non akademik (demografi). Alasan penggunaan data demografi adalah untuk mengetahui apakah demografi memiliki pengaruh terhadap ketepatan lulus mahasiswa. Informasi mengenai prediksi ketepatan lulus mahasiswa yang diolah menggunakan Weka CLI akan ditampilkan dalam bentuk *dashboard*, untuk memudahkan dalam penyampaian informasi kepada Kaprodi SI sebagai pengguna sistem. Dari hasil prediksi yang diperoleh, diharapkan dapat membantu menimalisir permasalahan ketepatan waktu lulus mahasiswa di prodi Sistem Informasi.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini dimulai dengan melakukan identifikasi permasalahan yang ada pada program studi Sistem Informasi Universitas Brawijaya. Kemudian dilakukan studi literatur untuk mencari kajian pustaka serta teori yang relevan yang terdapat pada penelitian sebelumnya untuk mendukung penyelesaian penelitian. Selanjutnya dilakukan analisis

kebutuhan untuk mencari fungsi yang dibutuhkan pada sistem yang akan dikembangkan, pada tahap ini dilakukan proses wawancara kepada Ketua Program Studi SI sebagai *stakeholder* dari sistem yang akan dikembangkan. Tahap berikutnya dilakukan pengumpulan data dan pengolahan data, kemudian data yang sudah diperoleh akan diseleksi, lalu dilakukan pembersihan data dan yang terakhir data tersebut melalui proses transformasi. Setelah data diolah langkah selanjutnya ialah perancangan sistem, perancangan sistem yang dilakukan nantinya akan digunakan sebagai landasan dalam melakukan implementasi sistem. Selanjutnya dilakukan implementasi sistem dan untuk tahap terakhir yang dilakukan adalah penarikan kesimpulan dan pemberian saran untuk penelitian selanjutnya.

2.1 Data Mining

Data Mining merupakan serangkaian proses untuk menggali suatu nilai tambah dari sekumpulan data berupa pengetahuan yang tidak diketahui secara manual sebelumnya (Kusrini, 2009). Terdapat beberapa teknik dalam *data mining* berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu klasifikasi, prediksi, estimasi, pengklasteran, asosiasi dan deskripsi (Nugroho, 2005).

2.2 Decision Tree

Decision tree atau pohon keputusan merupakan proses mengubah bentuk data (tabel) menjadi model pohon, mengubah model pohon menjadi *rule* dan menyederhanakan *rule* (Basuki dan Syarif, 2004). Pohon keputusan termasuk dalam kategori *data mining* klasifikasi.

2.3 Algoritme C4.5

Menurut Kusrini (2019) proses dalam algoritme C4.5 untuk membangun pohon keputusan yaitu sebagai berikut:

- a. Memilih atribut menjadi akar.
- b. Membuat cabang untuk setiap nilai.
- c. Membagi kasus dalam tiap cabang
- d. Mengulangi proses membuat cabang dan membagi kasus hingga setiap kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

Untuk menjadikan atribut sebagai akar dalam pohon keputusan pada algoritme C4.5, maka dapat dilihat dari nilai *gain* yang paling tinggi dari atribut-atribut yang ada. Perhitungan *gain* dapat digunakan persamaan 1 (Kusrini,

2009).

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i) \tag{1}$$

Dimana :

S = Himpunan Kasus

A = Atribut

n = Jumlah Partisi Atribut A

|S_i|= Jumlah Kasus pada partisi ke-i

|S| = Jumlah Ksus dalam S

Dari persamaan 1, akan diperoleh nilai *gain* tertinggi. Untuk selanjutnya perhitungan nilai *entropy* dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 2 (Kusrini, 2009).

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i * \log_2 p_i \tag{2}$$

Dimana :

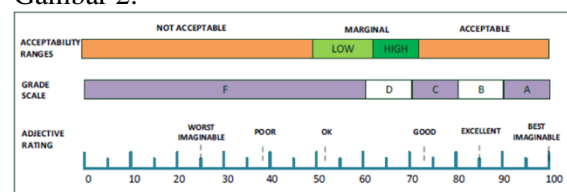
S = Himpunan Kasus

n = Jumlah Partisi S

pi = Proporsi dari Si terhadap S

2.4 SUS (System Usability Scale)

System Usability Scale adalah suatu metode pengujian untuk mendapatkan nilai dari hasil implementasi sistem berdasarkan perspektif pengguna. SUS ini adalah pengujian yang tidak memerlukan jumlah sampel yang terlalu banyak (Sauro, 2013). Dalam SUS, hasil akhir dari pengujian dapat dikategorikan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Kategori Hasil Akhir Pengujian SUS
Sumber: Bangor (2009)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

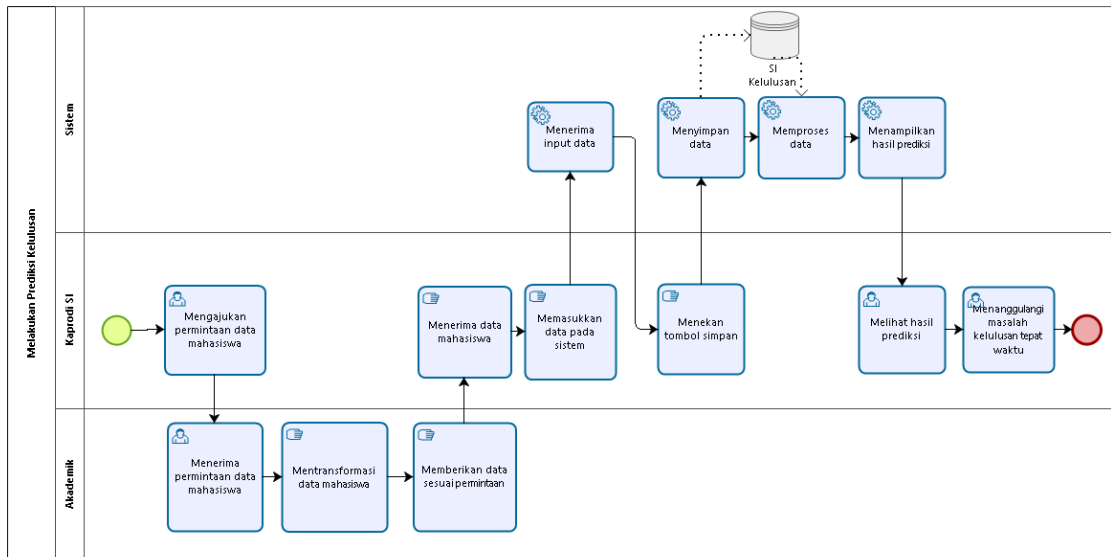
Pada bab ini memuat penjelasan dari proses yang dilakukan terhadap sistem dan penggunaan algoritme untuk melakukan prediksi ketepatan lulus mahasiswa di program studi Sistem Informasi Universitas Brawijaya.

3.1 Pemodelan Proses Bisnis To-Be

Untuk mengetahui aktivitas bisnis apa saja yang terdapat dalam prediksi ketepatan lulus mahasiswa maka dilakukan pemodelan dalam bentuk BPMN. Kaprodi SI dapat melakukan

prediksi ketepatan lulus mahasiswa. Proses tersebut dapat dilakukan dengan memasukkan data ke dalam sistem, data tersebut berasal dari Akademik FILKOM dan sudah ditransformasikan oleh pihak Akademik sesuai dengan permintaan Kaprodi SI, dan selanjutnya sistem akan memproses data tersebut untuk menampilkan informasi kepada Kaprodi SI. Dalam hal prediksi ketepatan lulus mahasiswa,

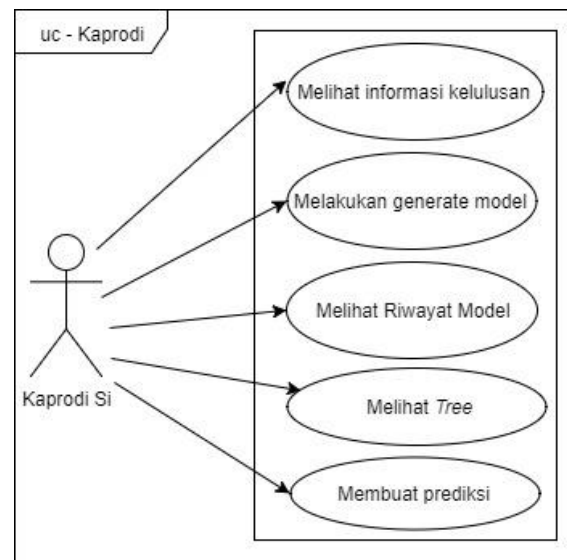
untuk langkah selanjutnya sesuai dengan kebijakan tingkat Kaprodi SI, hasil prediksi tersebut dapat dijadikan sebagai salah satu langkah untuk meminilisir masalah ketepatan lulus mahasiswa. Proses bisnis prediksi ketepatan lulus mahasiswa yang menjadi usulan ini kemudian digambarkan dalam bentuk proses bisnis *to-be* yang ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses Bisnis *to-be* Prediksi Kelulusan

3.2 Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan dilakukan untuk mengetahui kebutuhan informasi apa saja yang diperlukan dalam visualisasi sistem. Proses analisis kebutuhan dilakukan didasarkan dari penelitian terdahulu seperti penelitian yang dilakukan oleh Pambudi (2019) yang melakukan penelitian prediksi kelulusan mahasiswa, juga dengan melakukan wawancara kepada Kaprodi SI sebagai *user* dari sistem ini. Hasil analisis kebutuhan sistem dalam bentuk *use case* digambarkan pada Gambar 4. Dimana pada *use case* sistem kelulusan mahasiswa tersebut terdapat interaksi antara Kaprodi SI dengan sistem yang akan dibangun. Dimana terdapat lima aksi yang dapat dilakukan oleh Kaprodi SI, yaitu melihat informasi kelulusan mahasiswa, melakukan generate model, melihat riwayat model, melihat tree dan membuat prediksi.



Gambar 4. *Use case* Diagram Aktor Kaprodi SI

3.3 Pengumpulan Data dan Pengolahan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan meminta data pada Akademik FILKOM. Data yang terkumpul sebanyak 1348 records yang terdiri dari data demografi mahasiswa sistem informasi angkatan 2011 hingga 2016. Atribut pada data tersebut adalah ID mahasiswa, kota orangtua, jalur masuk, sekolah asal, jenis

kelamin, propinsi orangtua, gaji ayah, gaji ibu, pekerjaan ayah, pekerjaan ibu, pendidikan ayah, pendidikan ibu, tanggal lahir, status akademik dan tanggal yudisium. Data-data tersebut diasumsikan memiliki pengaruh terhadap kelulusan mahasiswa, yang didasarkan dari penelitian terdahulu juga dari wawancara dengan Kaprodi SI. Seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Ahuja (2017) yang melakukan penelitian prediksi kelulusan mahasiswa, dan dalam penelitian tersebut menggunakan data non-akademik seperti umur, jenis kelamin, asal daerah, asal sekolah dan jalur masuk mahasiswa sebagai atribut untuk melakukan prediksi. Dari penelitian tersebut didapatkan bahwa data non-akademik tersebut memiliki pengaruh terhadap kelulusan mahasiswa.

Setelah data didapatkan, proses selanjutnya adalah melakukan pengolahan data. Tahap pertama dalam proses pengolahan data yaitu melakukan seleksi data, dimana melakukan pengubahann nama atribut menggunakan *snake case style* (penulisan elemen dipisahkan dengan karakter garis bawah (`_`) dan tidak ada spasi), dan data akan dipilih atributnya sesuai dengan kebutuhan. Kemudian setelah data diseleksi, maka tahap selanjutnya adalah melakukan pembersihan data untuk menghilangkan data yang *noise*, sehingga dapat memudahkan dalam proses *mining* kedepannya. Pada proses pembersihan data ini diputuskan bahwa data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data mahasiswa angkatan 2013 hingga 2015 dan hanya menggunakan data mahasiswa S1 saja. Karena untuk data mahasiswa angkatan 2011, 2012 dan 2016 banyak memiliki *records* yang kosong, oleh karena itu data mahasiswa dari ketiga angkatan tersebut tidak diikutsertakan dalam penelitian ini. Selain itu data dari mahasiswa SAP (alih program dari D3 ke S1) juga dihapus.

Untuk tahap terakhir yaitu proses transformasi data, yaitu mengubah data menjadi kategori. Proses transformasi ini didasarkan dari penelitian terdahulu seperti yang dilakukan oleh Pambudi (2019) dan Andri dkk, (2013) dimana pada kedua penelitian tersebut juga dilakukan prediksi kelulusan mahasiswa. Selain itu juga dilakukan wawancara dengan Kaprodi SI untuk melakukan proses transformasi data. Setelah dilakukan proses transformasi, data memiliki atribut sebagai berikut.

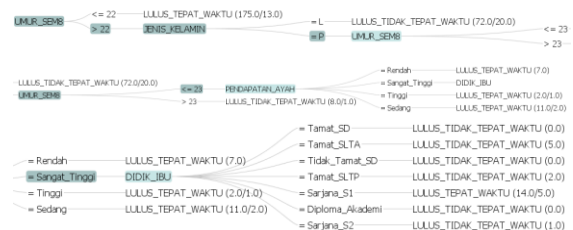
Tabel 1. Atribut Data

Nama	Deskripsi
------	-----------

Jenis Kelamin	Jenis kelamin mahasiswa
Jalur Masuk	Jalur masuk mahasiswa
Jenis Sekolah	Jenis asal sekolah mahasiswa
Asal Pulau	Asal pulau mahasiswa
Gaji Ayah	Gaji ayah mahasiswa per bulan
Gaji Ibu	Gaji ibu mahasiswa per bulan
Pekerjaan Ayah	Pekerjaan ayah mahasiswa
Pekerjaan Ibu	Pekerjaan ibu mahasiswa
Pendidikan Ayah	Pendidikan terakhir ayah mahasiswa
Pendidikan Ibu	Pendidikan terakhir ibu mahasiswa
Umur Semester 8	Umur mahasiswa di semester 8

3.4 Rule dari Hasil Learning Process

Rule yang terbentuk dari pemrosesan data sebanyak 297 *records* menggunakan tools Weka tertera pada gambar 5 di bawah ini. Dimana atribut Umur mahasiswa di semester 8 menjadi *root* dan dapat disimpulkan bahwa atribut tersebut memiliki pengaruh dalam penelitian ini.



Gambar 5. Rule Hasil Learning Process

3.5 Hasil Pengujian Algoritme

Pengujian algoritme ini dilakukan untuk mengetahui performa dari hasil klasifikasi yang dilakukan. Dimana salah satunya yaitu pengujian akurasi, akurasi menjadi hal yang berpengaruh terhadap performa suatu model klasifikasi, dan tingkat akurasi tersebut dapat direpresentasikan dengan *confussion matrix*. Sedangkan untuk melakukan evaluasi terhadap hasil akurasi dari klasifikasi tersebut, dapat digunakan kurva ROC.

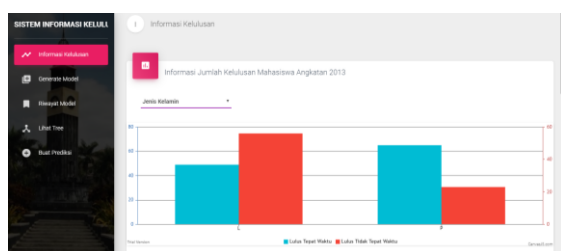
Berikut ini adalah hasil evaluasi *confussion matrix* pada data sebanyak 297 *records*, dengan menggunakan tools Weka dan menggunakan tipe pengujian *cross validation 10 folds*. Hasil akurasi yang dihasilkan oleh tools Weka adalah sebesar 80,4714%. Sedangkan perhitungan *confussion matrix* berdasarkan dari nilai yang

diperoleh dari tools Weka. Untuk evaluasi algoritme C4.5 menggunakan *confusion matrix* didapatkan hasil akurasi sebesar 0,804714, dengan begitu hasil yang didapatkan dari akurasi Weka dan *confusion matrix* adalah sama.

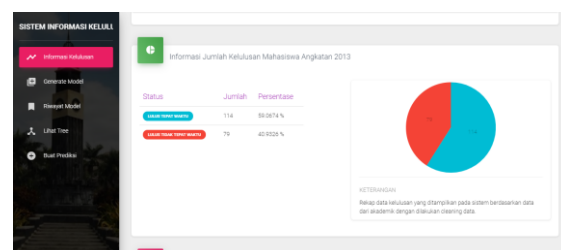
Sedangkan untuk kurva ROC, dilakukan dengan memanfaatkan tools Weka yang disebut dengan *Threshold Curve*. Berdasarkan pengecekan pada Weka, maka didapatkan informasi yaitu Area Under ROC bernilai 0.7918, dengan demikian kategori akurasi klasifikasi termasuk ke dalam kategori "*Fair Classification*" (Goronescu, 2011). Dengan demikian artinya performa algoritme C4.5 tidak gagal dalam mengklasifikasikan prediksi ketepatan lulus mahasiswa.

3.5 Hasil Visualisasi Sistem

Visualisasi sistem pertama adalah fitur informasi kelulusan yang menampilkan informasi kelulusan mahasiswa pada angkatan 2013 dan 2014. Informasi kelulusan mahasiswa berdasarkan atribut demografi ditampilkan dalam bentuk grafik batang. Atribut demografi tersebut diantaranya adalah jenis kelamin, jenis sekolah, jalur masuk, asal pulau, gaji kedua orang tua, pekerjaan kedua orang tua dan pendidikan kedua orang tua dari mahasiswa. Untuk informasi perbandingan jumlah mahasiswa yang lulus tepat dan tidak tepat waktu, ditampilkan dalam bentuk *pie chart*. Tampilan dari fitur informasi kelulusan dapat dilihat pada Gambar 6 dan Gambar 7.



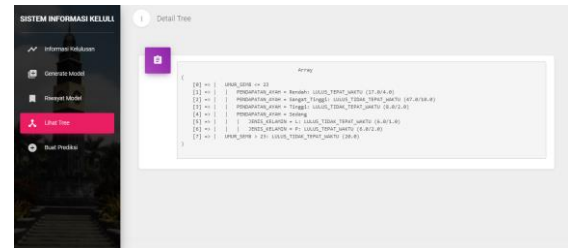
Gambar 6. Visualisasi Halaman Informasi Kelulusan



Gambar 7. Visualisasi Halaman Informasi Kelulusan (lanjutan)

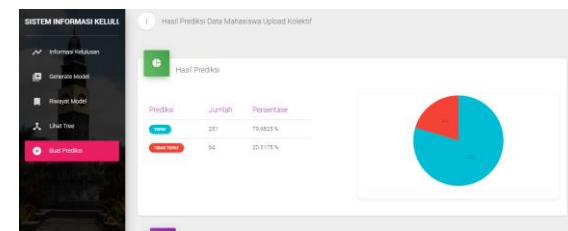
Untuk fitur berikutnya adalah halaman *generate model*. Halaman ini terdiri dari *form*

untuk mengunggah file *training* dan hasil *generate model*. Pada fitur selanjutnya adalah halaman untuk melihat riwayat model yang pernah diunggah sebelumnya pada fitur *generate model*. Selanjutnya adalah fitur halaman hasil *tree* yang dapat dilihat pada Gambar 8, dimana hasil *tree* tersebut didasarkan dari model yang diunggah sebelumnya.



Gambar 8. Visualisasi Halaman Lihat Tree

Fitur terakhir adalah halaman untuk membuat prediksi dari data mahasiswa. Halaman ini terdiri dari *form* untuk mengunggah *file* yang akan diprediksi dan hasil prediksi. Tampilan halaman hasil prediksi berhasil, dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Visualisasi Halaman Hasil Prediksi

3.6. Pengujian *Black-Box*

Pengujian *black-box* pengujian yang memungkinkan untuk memperoleh serangkaian kondisi masukan yang sepenuhnya menggunakan semua persyaratan fungsional untuk seluruh program (Pressman, 2010). Pengujian ini berlandaskan pada detail aplikasi, seperti fungsi, alur dan tampilan yang ada di aplikasi. Pengujian ini dilakukan dari perspektif pengguna guna memastikan apakah spesifikasi sudah sesuai dengan kebutuhan. Untuk hasil dari pengujian *black-box* terhadap fitur yang ada di sistem didapatkan hasil yang valid. Dimana pada tiap kebutuhan fitur yang telah dijabarkan sebelumnya dapat ditampilkan dan dapat diproses pada sistem, sesuai dengan luaran yang diharapkan oleh Kaprodi SI sebagai user dari sistem ini.

3.7. Hasil *Usability Testing*

Usability testing dilakukan guna

mengetahui mengetahui dan meningkatkan kualitas dari antarmuka sistem yang dibuat. Dalam pengujian *usability* ini digunakan metode *system usability scale* yang merupakan pengujian untuk mendapatkan nilai dari implementasi sistem dari sudut pandang pengguna. Pengujian ini menggunakan kuesioner dengan mengajukan 10 pertanyaan yang memiliki nilai skala satu hingga lima. Responden yang mengisi kuesioner SUS dalam penelitian ini adalah Kaprodi SI. Hasil dari penilaian pengguna terhadap instrumen SUS dituliskan dalam tabel berikut.

Tabel 2. Hasil Pengujian Kuesioner SUS

Responden	Kaprodi SI
Q1	4
Q2	3
Q3	4
Q4	2
Q5	4
Q6	3
Q7	4
Q8	2
Q9	4
Q10	3

Setelah setiap pertanyaan dihitung, maka hasil nilai yang didapatkan adalah 67.5. Sehingga sistem yang dibuat dapat masuk dalam kategori dalam sistem yang *Good* dengan *grade scale* D serta tingkat *acceptability* masuk dalam kategori *High* (Bangor, 2009). Hal ini menunjukkan sistem dalam visualisasi tergolong sudah dapat diterima oleh pengguna namun tetap perlu dilakukan pengembangan sistem lebih lanjut.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan sebagai berikut:

1. Dari hasil pengujian validasi sistem, dapat diketahui bahwa seluruh fungsi dari sistem sudah sesuai dengan kebutuhan. Untuk hasil pengujian terhadap fitur yang ada di sistem

didapatkan hasil yang valid, dimana pada tiap kebutuhan fitur dapat ditampilkan dan dapat diproses pada sistem.

2. Performa akurasi dari algoritme C4.5 dalam memprediksi kelulusan mahasiswa dan diuji menggunakan confusion matrix menghasilkan akurasi 80,4714%.
3. Hasil dari pengimplementasian sistem diuji menggunakan SUS dan menghasilkan skor 67.5, dimana termasuk dalam *adjective rating Good* dan tingkat yang termasuk dalam kategori *High*. Hal tersebut menunjukkan bahwa dalam visualisasi, sistem tergolong sudah dapat diterima oleh pengguna namun tetap perlu dilakukan pengembangan sistem lebih lanjut.

4.2. Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Menambahkan data akademik mahasiswa sebagai parameter yang diindikasikan memiliki pengaruh yang lebih signifikan terhadap ketepatan lulus mahasiswa. Sehingga dapat meningkatkan hasil akurasi dari algoritme data mining yang digunakan dan juga dapat diperoleh hasil yang berbeda. Selain itu juga dapat menggunakan atribut demografi atau non-akademik yang berbeda dari penelitian ini, karena data non-akademik yang digunakan dalam penelitian ini masih sangat terbatas dan belum sepenuhnya mendukung prediksi ketepatan lulus mahasiswa, misalnya seperti menggunakan data prestasi mahasiswa dan juga riwayat apakah mahasiswa tersebut pernah mengikuti organisasi atau kegiatan non akademik lainnya.
2. Melakukan prediksi dengan menggunakan metode data mining lainnya, guna memperoleh perbedaan aturan dan hasil. Sehingga dapat dibuat suatu perbandingan mengenai akurasi antar algoritme.
3. Mengembangkan sistem yang telah dibangun dari sisi pengguna lain seperti mahasiswa untuk mencoba melakukan

prediksi. Juga membangun sistem yang lebih sempurna, seperti menambahkan autentifikasi pengguna agar sistem lebih aman. Selain itu melakukan mengembangkan sistem dengan memberikan fitur transformasi secara otomatis agar tidak melakukan transformasi data secara manual, hal ini tentu juga lebih memudahkan dari sisi pengguna sistem kedepannya

5. DAFTAR PUSTAKA

- Ahuja, Ravinder, & Yash Kankane. 2017. Predicting the Probability of Student's Degree Completion by Using Different Data Mining Techniques. 2017 Fourth International Conference on Image Informaion Processing (ICIIP).
- Andri, A., N.K. Yesi, M. & Sri Murniati. 2013. *Implementasi Teknik Data Mining Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa pada Universitas Bina Darma Palembang*. Seminar Nasional Informatika (semnasIF), Yogyakarta, pp. A-56-A-63.
- Bangor, A., 2009. *Determining What Individual SUS Scores Mean: Adding an Adjective Rating Scale*. USA: Jurnal Of Usability Studies.
- BAN-PT, 2008. *Naskah Akreditasi Program Studi Sarjana*. Jakarta.
- Basuki, A., & Syarif, I., 2004. *Modul Ajaran Decision Tree*. PENS-ITS, Surabaya.
- Bramer., M., 2007. *Principles of Data Mining*. London: Springer.
- Dina, M., 2015. *Penerapan Data Mining untuk Rekomendasi Beasiswa pada SMA Muhammadiyah Gubug Menggunakan Algoritma C4.5*. Skripsi. Udinus Repo.
- Gorunescu, F., 2011. *Data Mining Concept, Models and Techniques Volume 12*. Romania: Springer.
- Haryati, Siska, Aji Sudarsono & Eko Suryana. 2015. *Implementasi Data Mining untuk Memprediksi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus: Universitas Dehasen Bengkulu)*. Bengkulu, Jurnal Media Infotama, Vol. 11, No. 2, September 2015.
- Kusrini, 2009. *Algoritma Data Mining*. Andi Offset, Yogyakarta.
- Nugroho, Bunafit, 2005, *Database Relational dengan MySQL*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Pambudi, R., Supianto, A., & Setiawan, N., 2019, *Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berdasarkan Kinerja Akademik Menggunakan Pendekatan Data Mining Pada Program Studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya*. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Vol. 3, No. 3.
- Pressman, R.S. (2010), *Software Engineering: a practitioner's approach*, McGraw-Hill, New York.
- Sauro, Jeff., 2013. *A Single-Item Measure of Website Usability: Comments on Christophersen and Konradt Interacting With Computers. Special Issue: Commentary on Scale Derivation*. 25 (4): 302 – 303.