

Klasifikasi Penerimaan Mahasiswa Baru Menggunakan Algoritma C4.5 Dan Adaboost (Studi Kasus : STMIK XYZ)

Admission Classification Using algorithms C4.5 And Adaboost (Studi Case : STMIK XYZ)

Yoga Handoko Agustin^{*1}, Kusri², Emha Taufiq Luthfi³

^{1,2}STMIK AMIKOM Yogyakarta

³Program Studi Sistem Informasi, MTIAMIKOM, Yogyakarta

e-mail: ¹abeogink@gmail.com, ²kusri@amikom.ac.id, ³emhataufiqluthfi@amikom.ac.id

Abstrak

Setiap perguruan tinggi ingin mendapatkan mahasiswa yang memiliki kualitas yang baik serta dengankwantitas yang sesuai dengan kuota yang di tetapkan dariperguruan tinggi tersebut. Kualitas calon mahasiswa baru dapat diketahui secara dini dengan mengenali pola dari karakteristik mahasiswa yang sudah ada di tahun-tahun sebelumnya dan memperhatikan lama masa studi. Algoritma C4.5 merupakan model untuk membangun sebuah pohon keputusan, algoritma ini ditujukan untuk supervised learning: memberikan nilai atribut pada dataset yang digambarkan oleh koleksi atribut dan termasuk salah satu dari serangkaian kelas yang saling berhubungan. Untuk meningkatkan ketelitian dalam proses klasifikasi dan prediksi dengan caramembangkitkan kombinasi dari suatu model, maka digunakan pemodelan boosting yaitu Adaboost. Ekperimen dilakukan terhadap 546 dataset menggunakan Algoritma C4.5 berbasis adaboost untuk menghasilkan akurasi. Dari eksperimen yang dilakukan menghasilkan nilai akurasi yang sama antara Algoritma C4.5 dan Algoritma C4.5 berbasis Adaboost yaitu sebesar Precision 77.33%, Accuracy 90.28%, Recall 45.54% akan tetapi terjadi perbedaan pada nilai AUC untuk Algoritma C4.5 sebesar 0.683 sedangkan untuk Algoritma C4.5 berbasi Adaboost sebesar 0,717. Pola tersebut dapat membantu untuk mengambil keputusan penerimaan mahasiswa baru yang dapat lulus tepat waktu dan mahasiswa yang lulus terlambat dapat terprediksi lebih awal.

Kata kunci: Algoritma C4.5, Adaboost, Klasifikasi, Penerimaan mahasiswa baru.

Abstract

Every college student wants to get a good quality and the quantity corresponding to the quota in charge of the university. The quality of new students can be seen early by recognizing the pattern of student characteristics existing in previous years and noticed a long period of study. C4.5 algorithm is a model for building a decision tree, this algorithm is intended for supervised learning: value attribute in the dataset described by a collection of attributes and including one of a series of interconnected classes. To improve the accuracy in the process of classification and prediction by means generate a combination of a model, then used modeling boosting namely Adaboost. Experiments conducted on 546 datasets using C4.5 algorithms based adaboost to produce accuracy. From the experiments conducted to produce the same accuracy values between algorithm C4.5 and C4.5 algorithm based on Adaboost is equal to 77.33% Precision, Accuracy 90.28%, 45.54% Recall but there is a difference in AUC values for C4.5 Algorithm by 0683 while Adaboost algorithm C4.5 Driven by 0.717. The patterns can help to take the decision of new admissions to graduate on time and graduate students can be predictable late early.

Keywords: Algorithm C4.5, Adaboost, Classification, admission of new students

1. PENDAHULUAN

Penerimaan mahasiswa baru merupakan peristiwa yang penting bagi hampir seluruh Perguruan Tinggi. Peristiwa yang berulang setiap tahunnya merupakan titik awal proses pencarian sumber daya yang berkualitas yaitu calon mahasiswa. Setiap perguruan tinggi ingin mendapatkan mahasiswa yang memiliki kualitas yang baik serta dengan kuantitas yang sesuai dengan kuota yang ditetapkan dari perguruan tinggi tersebut. Banyaknya calon mahasiswa yang mendaftar tentunya harus sebanding dengan kapasitas sarana dan prasarana yang disediakan oleh perguruan tinggi, untuk mengantisipasi hal tersebut perguruan tinggi melakukan seleksi terhadap calon mahasiswa yang akan diterima. Seleksi ujian calon mahasiswa yaitu mencakup nilai seleksi penerimaan mahasiswa baru (SPMB), UAN dan nilai psikotest. Seleksi ini bertujuan untuk memutuskan mahasiswa yang diterima atau ditolak.

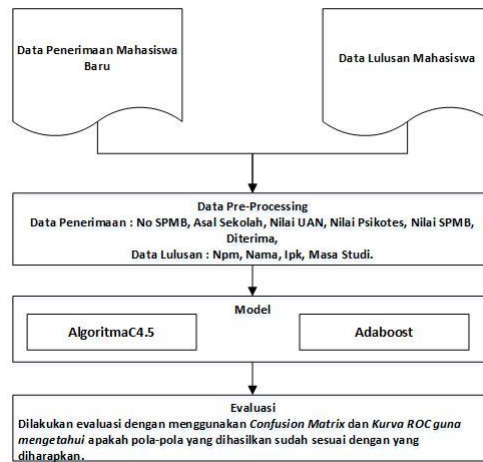
Salah satu cara untuk mencapai kualitas level mutu tertinggi dari sistem perguruan tinggi adalah dengan menggali pengetahuan dari data bidang pendidikan sebagai atribut pembelajaran utama yang mempengaruhi pencapaian mahasiswa[1]. Kualitas calon mahasiswa baru dapat diketahui secara dini dengan mengenali pola dari karakteristik mahasiswa yang sudah ada di tahun-tahun sebelumnya dan memperhatikan lama masa studi. Dengan dikenali pola penerimaan mahasiswa baru berdasarkan lama masa studi, informasi yang dihasilkan dapat membantu manajemen dalam pengambilan keputusan penerimaan mahasiswa di tahun ajaran selanjutnya.

Padapenelitian sebelumnya menggunakan metode neural network (NN) memiliki kelebihan pada prediksi non-linier, kuat pada parallel processing dan kemampuan untuk mentoleransi kesalahan, tetapi memiliki kelemahan pada perlunya data training yang besar, over-fitting, rendahnya konvergensi, dan sifatnya yang local optimum [2]. *Decision tree* (DT) dapat memecahkan masalah neural network yaitu menangani over-fitting, menangani atribut yang kontinu, memilih yang tepat untuk attribute selection, menangani training data dengan nilai atribut yang hilang, dan meningkatkan efisiensi komputasi [3].

Metode decision tree memiliki kinerja yang baik dalam menangani klasifikasi tepat waktu atau terlambat tetapi decision tree memiliki kelemahan dalam derajat yang tinggi dari ketidakseimbangan kelas (class imbalance). Untuk mengatasi masalah tersebut dapat dilakukan dengan sebuah metode yang dapat menyeimbangkan kelas dan meningkatkan akurasi. Adaboost salah satu metode boosting yang mampu menyeimbangkan kelas dengan memberikan bobot pada tingkat error klasifikasi yang dapat merubah distribusi data [4].

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah metode *Action research*. Menurut Hasibuan(2007) *Action research* merupakan penelitian yang berfokus langsung pada tindakan sosial. *Empowering* ada peneliti yang terjun langsung ke daerah penelitian karena tidak bisa disurvei. Metode analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini antara menggunakan penalaran berbasis kasus (Case-Based Reasoning)[5]. Pada penalaran ini, basis pengetahuan akan berisi solusi-solusi yang telah dicapai sebelumnya, kemudian akan diturunkan suatu solusi untuk keadaan yang terjadi sekarang (fakta yang ada). Bentuk ini digunakan apabila user menginginkan untuk tahu lebih banyak lagi pada kasus-kasus yang hampir sama (mirip). Selain itu, bentuk ini juga digunakan apabila kita telah memiliki sejumlah situasi atau kasus tertentu dalam basis pengetahuan [6]. Metode penalaran berbasis kasus pada penelitian ini digunakan untuk menganalisis data penerimaan mahasiswa baru, rasio dosen mahasiswa dan daya tampung mahasiswa yang nantinya dapat digunakan sebagai dasar peneliti dalam mengembangkan sistem. Berikut adalah pemodelan yang diusulkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Pemodelan yang diusulkan

Tahapan yang dilakukan oleh algoritma C4.5 pada gambar 1 yang pertama yaitu menghitung gain information tiap-tiap atribut untuk menentukan node paling atas. Kemudian langkah tersebut diulang sampai semua atribut ditemukan nodenya pada pohon klasifikasi. Untuk meningkatkan akurasi pengklasifikasian dilakukan pengulangan dengan algoritma Adaboost. Sehingga tiap pohon yang terbentuk memiliki bobot yang berbeda. Kemudian dipilih bobot dengan nilai tertinggi untuk mendapatkan pohon klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil dari klasifikasi dengan metode C4.5 dan Adaboost akan dievaluasi dengan menggunakan confusion matrix dan kurva ROC. Dari hasil pengklasifikasian nantinya akan menghasilkan informasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan penerimaan mahasiswa yang akan disesuaikan dengan rasio dosen mahasiswa dan daya tampung mahasiswa dari perguruan tinggi tersebut.

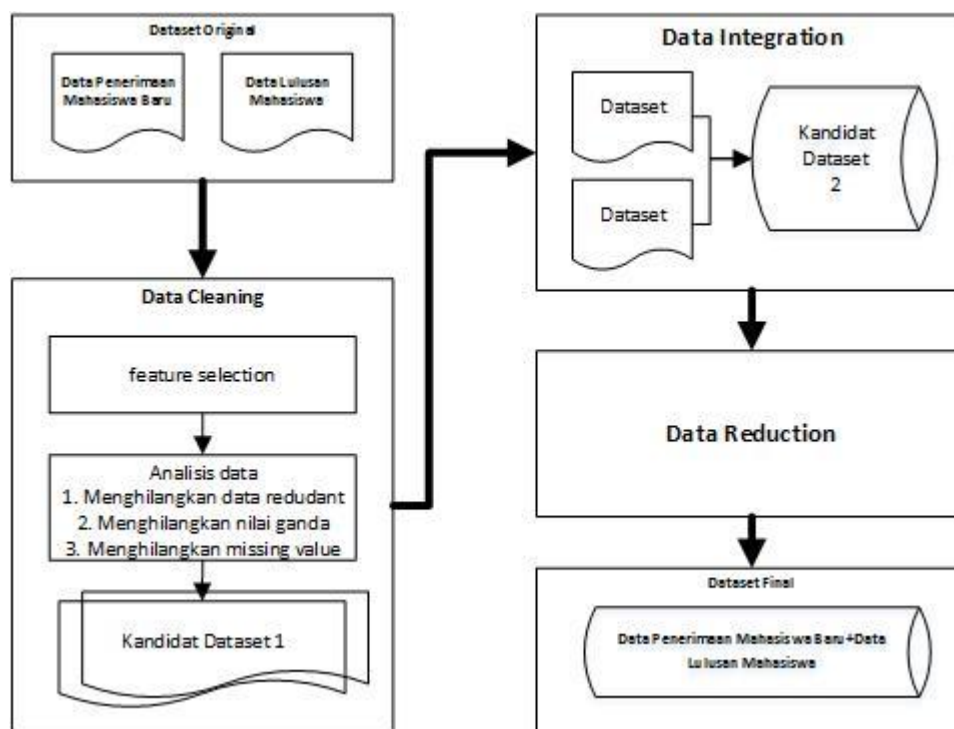
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini penulis menggunakan model Cross-Industry Standard for Data Mining (CRISP-DM) (P.Chapman, 2000) yang terdiri dari 6 tahap, yaitu: (1) Tahap business understanding dimana Penelitian pendahuluan dilakukan dengan melakukan observasi ke STMIK XYZ untuk mengetahui secara langsung kondisi dan permasalahan yang terjadi. Terdapat peningkatan jumlah mahasiswa yang berhenti ditengah perkuliahan, ini dikarenakan masih sulitnya menentukan klasifikasi pola penerimaan mahasiswa dengan akurasi yang baik sehingga perlu dikembangkan model klasifikasi yang baru. (2) Tahap data understanding yaitu tahapan untuk memperoleh data, dimana data diperoleh dari STMIK XYZ dari tahun 2008-2015. Data tersebut sebanyak 1658 record memiliki atribut asal sekolah (SMK, SMA), jurusan, nilai UN, nilai psikotes, nilai SPMB, Keterangan (diterima / tidak diterima) serta data kelulusan (npm, nama, IPK, masa studi). Dari beberapa atribut akan dilakukan pengelompokan nilai dari atribut guna mendapatkan klasifikasi yang baik (tabel 1).

Tabel 1. Kategori Atribut

Atribut	Nilai	Kategori
Asal Sekolah	SMK	SMK
	SMA	SMA
Nilai UN	Rata-rata >6	Cukup
	Rata-rata >7,5	Sedang
	Rata-rata >8	Tinggi
Nilai Psikotes	<50	Buruk
	>50	Baik
Nilai SPMB	<60	Kurang
	>=60	Cukup
	>=80	Bagus
Lama Studi	>8 Semester	Lambat
	<=8 Semester	Tepat

(3) Tahap data preparation, dalam tahapan ini penulis melakukan beberapa tahapan untuk menyiapkan data sebelum dilakukan pengolahan. Tahapan-tahapan yang dilakukan dijelaskan pada gambar 2.



Gambar 2. Preparation Data

Gambar 2 merupakan proses dari data preparasi yang berawal daripengambilan dataset original dari data histori penerimaan mahasiswa baru dan data historis kelulusan mahasiswa. Data tersebut yang nantinya akan di proses sehingga mendapatkan jumlah data 546 yang sudah melalui tahap sebagai berikut:(a)Data cleaning, (b)Data integration (c)Data reduction. Setelah tahapan tersebut selesai dilakukan pada tahapan selanjutnya yaitu(4) Tahap modeling (5)Analisa dan Evaluation Pattern (6) Deployment phase.

Analisa Algoritma C4.5 dan Adaboost

Algoritma ini ditujukan untuk supervised learning yang memberikan nilai atribut pada dataset yang digambarkan oleh koleksi atribut dan termasuk salah satu dari serangkaian kelas yang

saling berhubungan, ada beberapa tahap yang harus dilalui dalam membentuk pohon keputusan yang dibentuk dengan algoritma C4.5.

Langkah yang pertama dilakukan adalah melakukan perhitungan untuk mencari nilai entropi dan information gain untuk menentukan node yang akan dipecah. Menghitung jumlah kasus lama studi yang tepat dan jumlah kasus lama studi yang lambat dan Entropy dari semua kasus yang dibagi berdasarkan atribut no pendaftaran, asal sekolah, jurusan, nilai UN, nilai psikotes, nilai spmb, ket diterima dan lama masa studi. Kemudian dihitung nilai Gain tertinggi dari setiap Entropy. Perhitungan tersebut dihitung dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{Entropy Total} = \left(- \left(\frac{79}{546} \right) * \log_2 \left(\frac{79}{546} \right) \right) + \left(- \left(\frac{467}{546} \right) * \log_2 \left(\frac{467}{546} \right) \right)$$

$$\text{Entropy Total} = 0,596387451$$

Setelah itu dilakukan perhitungan entropy dari setiap kategori atribut yang digunakan untuk mendapatkan nilai Gain. Contoh perhitungan untuk atribut nilai UN dengan persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Entropy Nilai UN (Cukup)} &= \left(- \left(\frac{27}{91} \right) * \log_2 \left(\frac{27}{91} \right) \right) + \left(- \left(\frac{64}{91} \right) * \log_2 \left(\frac{64}{91} \right) \right) \\ &= 0,877223623 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Entropy Nilai UN (Sedang)} &= \left(- \left(\frac{30}{245} \right) * \log_2 \left(\frac{30}{245} \right) \right) + \left(- \left(\frac{215}{245} \right) * \log_2 \left(\frac{215}{245} \right) \right) \\ &= 0,536359651 \end{aligned}$$

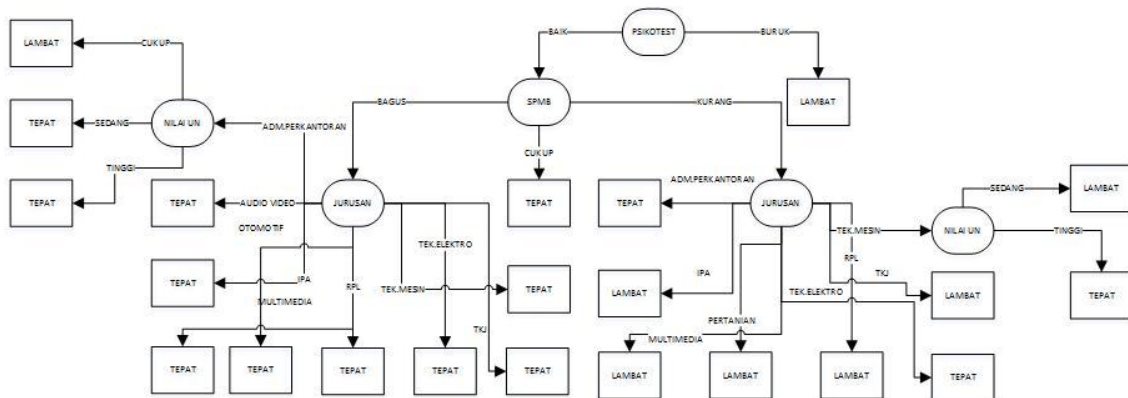
$$\begin{aligned} \text{Entropy Nilai UN (Tinggi)} &= \left(- \left(\frac{22}{210} \right) * \log_2 \left(\frac{22}{210} \right) \right) + \left(- \left(\frac{188}{210} \right) * \log_2 \left(\frac{188}{210} \right) \right) \\ &= 0,483911233 \end{aligned}$$

Tahapan selanjutnya dari nilai entropy atribu Nilai UN tersebut akan di hitung untuk mencari nilai Gain dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Gain (Total, Nilai UN)} &= \text{Entropy Total} - \sum_{i=1}^n \frac{\text{Nilai UN}}{\text{Total}} * \text{Entropy (Nilai UN)} \\ &= 0,596387451 - \left(\left(\frac{91}{546} * 0,877223623 \right) + \right. \\ &\quad \left. \left(\frac{245}{546} * 0,536359651 \right) + \left(\frac{210}{546} * 0,483911233 \right) \right) \\ &= 0,023389607 \end{aligned}$$

Kemudian dengan persamaan diatas, dilakukan pada semua atribut untuk mendapatkan *information gain* untuk menentukan node pertama sampai dengan node terakhir.

Dari perhitungan diatas menghasilkan pola seperti gambar 3.



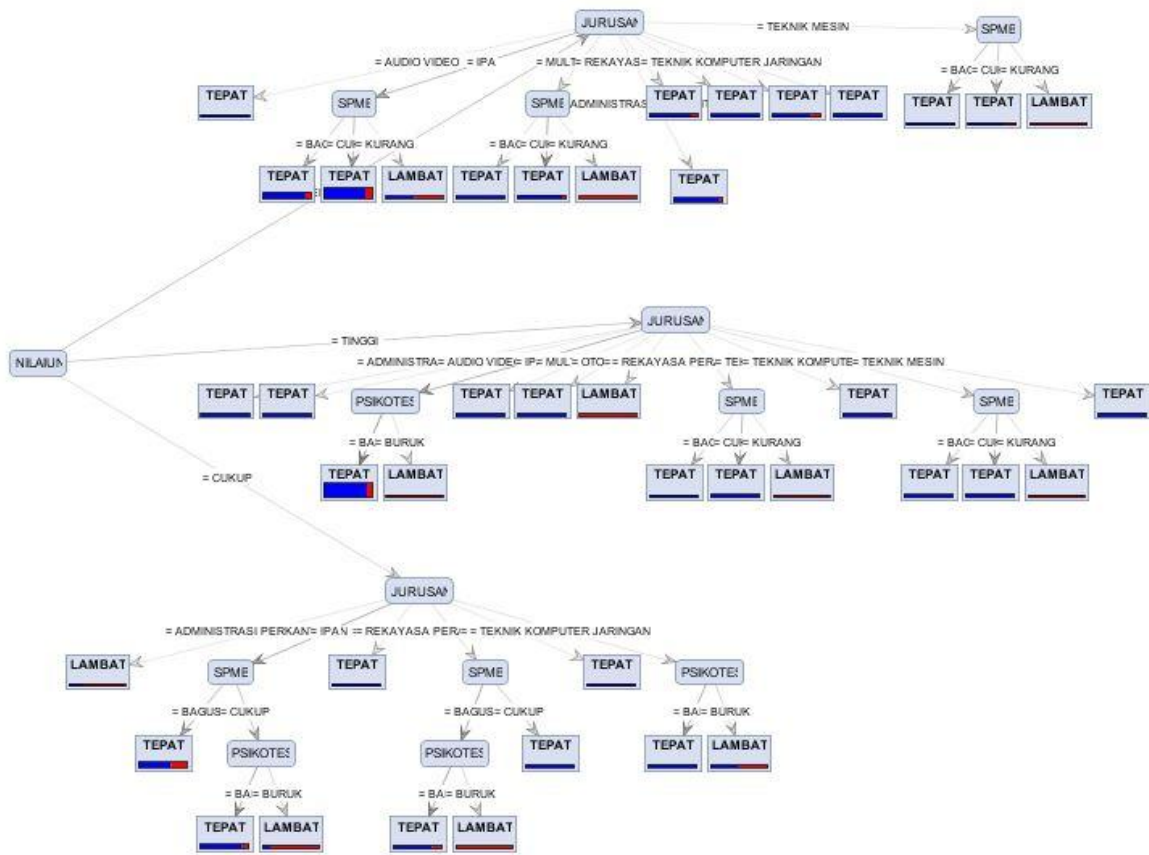
Gambar 3. Model Pohon Keputusan Menggunakan Algoritma C4.5

Hasil dari klasifikasi algoritma C4.5 dengan menggunakan 546 data yang terbagi dalam 5 atribut yakni jurusan, nilai UN, psikotest, nilai SPMB dan lama studi. Pada dataset yang digunakan (terlampir) menunjukkan 467 data dengan class TEPAT dan 79 data dengan class LAMBAT. Dari aturan tersebut dilakukan perhitungan dengan menggunakan adaboost sehingga menghasilkan aturan seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Aturan Menggunakan C4.5 dan Adaboost

ITERASI	PELAJAR	KRITERIA	SUB KITERIA	JUMLAH MINUS (LAMBAT)	JUMLAH PLUS (TEPAT)	HASIL	EPSILON	ALPHA
1	8	JURUSAN	PERTANIAN	1	0	-1	0,014285714	2,117053252
2	6	JURUSAN	MULTIMEDIA	2	3	1	0,043402535	1,54643241
3	4	JURUSAN	AUDIO VIDEO	0	3	1	0,040459045	1,583082382
4	7	JURUSAN	OTOMOTIF	1	5	1	0,069671769	1,295871133
5	9	JURUSAN	REKAYASA PERANGKAT LUNAK	2	5	1	0,069671769	1,295871133
6	10	JURUSAN	TEKNIK ELEKTRO	1	5	1	0,068999583	1,301079636
7	12	JURUSAN	TEKNIK MESIN	2	5	1	0,069931385	1,293871908
8	3	JURUSAN	ADMINISTRASI PERKANTORAN	3	6	1	0,082008161	1,207684864
9	11	JURUSAN	TEKNIK KOMPUTER JARINGAN	2	6	1	0,078953633	1,228324814
10	13	NILAI UN	CUKUP	7	12	1	0,081629569	1,210204633
11	20	SPMB	BAGUS	7	21	1	0,053744106	1,434139512
12	14	NILAI UN	SEDANG	9	17	1	0,0167079	2,03751229
13	1	ASAL SEKOLAH	SMA	8	10	1	0,005960424	2,558317734
14	5	JURUSAN	IPA	8	10	1	0,000239634	4,168079896
15	16	PSIKOTES	BAIK	16	45	1	4,62842E-05	4,990332098
16	19	SPMB	CUKUP	8	22	1	6,74349E-09	9,407343807
17	15	NILAI UN	TINGGI	6	19	1	4,34109E-13	14,23274022
18	2	ASAL SEKOLAH	SMK	14	38	1	9,46176E-18	19,59963642
19	17	PSIKOTES	BURUK	6	3	-1	9,07452E-08	8,107605151
20	18	SPMB	KURANG	7	5	-1	0,878351468	0,988455407

Berikut adalah pohon keputusan yang dihasilkan oleh algoritma C4.5 berbasis adaboost:



Gambar 4. Pohon Keputusan Algoritma C4.5 + Adaboost

Evaluasi Model Confusion Matrix

True TEPAT merupakan tupel positif di data set yang diklasifikasikan positif berjumlah 457 sedangkan *true* LAMBAT merupakan tupel negatif di data set yang diklasifikasikan negatif berjumlah 43. *False* TERLAMBAT merupakan tupel positif di data set yang diklasifikasikan negatif berjumlah 10, sedangkan *false* TEPAT merupakan tupel negatif di data set yang diklasifikasikan positif berjumlah 36. Kemudian dari data diatas dapat dihitung beberapa persamaan sebagai berikut:

Tabel 3. Nilai Precision, Accuracy dan Recall untuk algoritma C4.5

	Nilai %
Precision	77.33%
Accuracy	90.28%
Recall	45.54%

Nilai akurasi yang dihasil oleh algoritma C4.5

accuracy: 90.28% +/- 3.10% (mikro: 90.29%)			
	true TEPAT	true LAMBAT	class precision
pred. TEPAT	457	43	91.40%
pred. LAMBAT	10	36	78.26%
class recall	97.86%	45.57%	

Gambar 5. Nilai akurasi dari algoritma C4.5

True TEPAT merupakan tupel positif didata set yang diklasifikasikan positif berjumlah 457 sedangkan true LAMBAT merupakan tupel negatif di data set yang diklasifikasikan negatif berjumlah 43. False TERLAMBAT merupakan tupel positif didata set yang diklasifikasikan negatif berjumlah 10, sedangkan false TEPAT merupakan tupel negatif di data set yang diklasifikasikan positif berjumlah 36. Kemudian dari data diatas dapat dihitung beberapa persamaan sebagai berikut:

Tabel 4. Nilai Precision, Accuracy dan Recall untuk algoritma C4.5 dan Adaboost

	Nilai %
Precision	77.33%
Accuracy	90.28%
Recall	45.54%

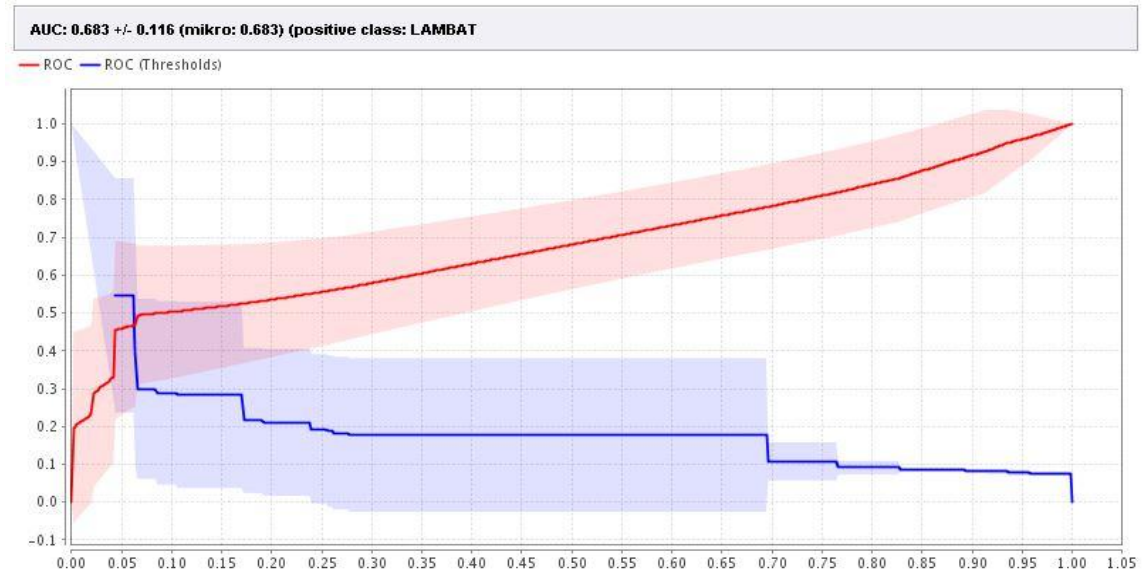
Nilai akurasi yang dihasil oleh algoritma C4.5 dan Adaboost

accuracy: 90.28% +/- 3.10% (mikro: 90.29%)			
	true TEPAT	true LAMBAT	class precision
pred. TEPAT	457	43	91.40%
pred. LAMBAT	10	36	78.26%
class recall	97.86%	45.57%	

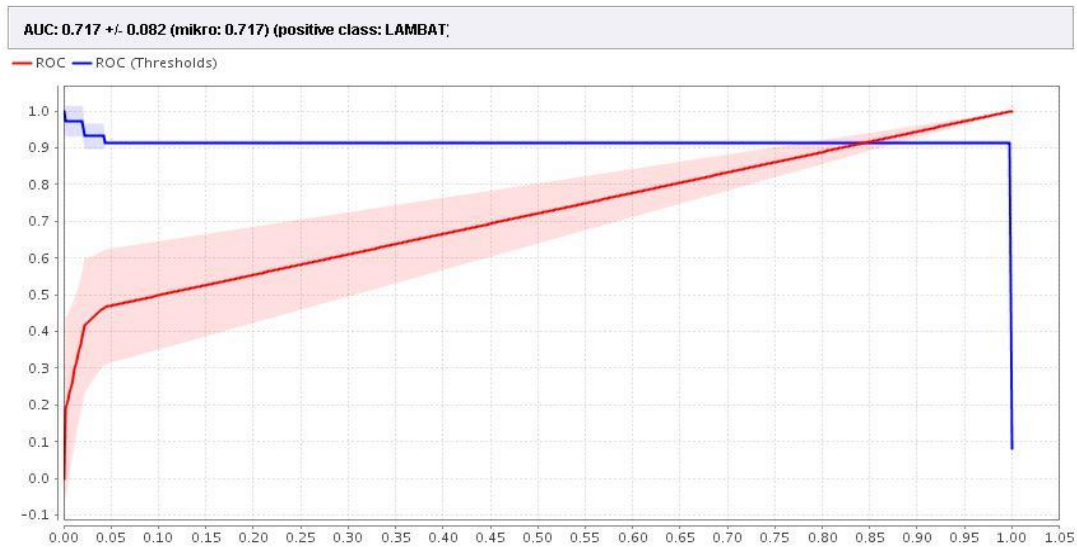
Gambar 6. Nilai akurasi dari algoritma C4.5 dan Adaboost

Kurva ROC

Kurva ROC menunjukkan trade off antara tingkat dimana suatu model dapat mengenali data positif secara akurat dan tingkat dimana model tersebut salah mengenali data negatif sebagai data positif. Untuk mengukur ketelitian dari suatu model, kita dapat mengukur area di bawah kurva ROC.



Gambar 7. Kurva Akurasi Algoritma C4.5

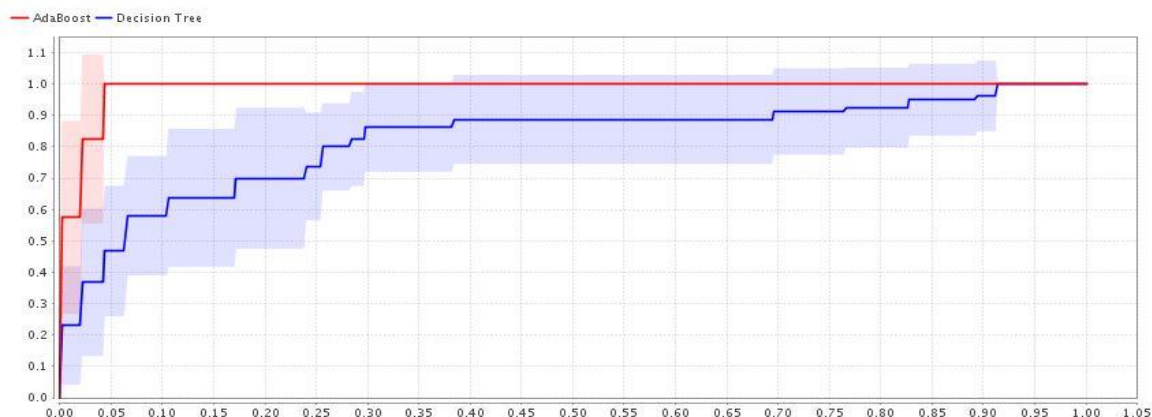


Gambar 8. Kurva Akurasi Algoritma C4.5 dan Adaboost

Gambar 7 menunjukkan grafik ROC dengan nilai AUC (Area Under Curve) dengan C 4.5 sebesar 0.683. Sedangkan nilai AUC yang menggunakan C 4.5 dan AdaBoost mencapai angka 0.717 seperti terlihat pada gambar 7. Akurasi AUC dikatakan sempurna apabila nilai AUC mencapai 1.000 dan akurasinya buruk jika nilai AUC dibawah 0.500, berikut adalah tabel klasifikasi nilai auc (tabel 5).

Tabel 5. Tabel Klasifikasi Nilai AUC [7]

Nilai AUC	Diklasifikasikan sebagai
0.90 – 1.00	Excellent
0.80 – 0.90	Good
0.70 - 0.80	Fair
0.60 – 0.70	Poor
0.50 – 0.60	Fail



Gambar 9. Kurva ROC Perbandingan Algoritma C4.5 dan Algoritma C4.5 + Adaboost

Pada gambar 9 menunjukkan perbandingan antara algoritma C4.5 dengan algoritma C4.5 yang berbasis adaboost. Pada gambar tersebut nilai perbandingan algoritma C4.5 berbasis adaboost lebih tinggi dari algoritma C4.5. Kurva ROC terdiri atas sumbu vertikal yang menyatakan true positive rate, dan sumbu horizontal yang menyatakan false positive rate. Jika memiliki true positif (sebuah tupel positif yang benar diklasifikasikan) maka pada kurva ROC akan bergerak ke atas dan plot titik. Sebaliknya, jika tupel milik kelas “tidak” ketika memiliki false positif, maka kurva ROC bergerak ke kanan dan plot titik. Proses ini diulang untuk setiap tupel tes (setiap kali bergerak ke atas kurva untuk true positif atau terhadap hak untuk false positif).

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Dari hasil penelitian ini ditemukan pola klasifikasi yang dihasilkan oleh algoritma C4.5 dengan algoritma C4.5 berbasis adaboost. Gambar 3.3 adalah pola yang dihasilkan algoritma C4.5 dan Gambar 3.4 pola dari algoritma C4.5 berbasis adaboost.
2. Nilai akurasi dari kedua algoritma tersebut memiliki nilai sama yaitu sebesar Precision 77.33%, Accuracy 90.28%, Recall 45.54% akan tetapi terjadi perbedaan pada nilai AUC untuk Algoritma C4.5 sebesar 0.683 sedangkan untuk Algoritma C4.5 berbasis Adaboost sebesar 0,717.
3. Dengan pola tersebut dapat membantu untuk mengambil keputusan penerimaan mahasiswa baru yang dapat lulus tepat waktu dan mahasiswa yang lulus terlambat dapat terprediksi lebih awal.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah disimpulkan maka dalam upaya pengembangan dikemukakan beberapa saran sebagai berikut :

1. Penelitian ini hanya mencari pola klasifikasi dengan akurasi yang tinggi yang dihasilkan oleh algoritma C4.5 berbasis adaboost. Sebaiknya polaklasifikasi hasil dari penelitian ini diterapkan kedalam suatu perangkat lunak aplikasi untuk memperlancar proses penilaian.
2. Pada penelitian ini tidak memasukan unsur program studi, maka pada penelitian selanjutnya bisa memasukan unsur program studi supaya menghasilkan pola klasifikasi yang lebih baik.
3. Untuk meningkatkan tingkat akurasi, sebaiknya menggunakan data dalam jumlah yang lebih banyak.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. M. A. a. A. M. E.-H. Tair, "Mining educational data to improve students' performance: a case study," *International Journal of Information* 2.2, 2012.
- [2] R. L. R. D. & M. E. Capparuccia, "Integrating support vector machines and neural," *Neural Networks*, pp. 590-597, 2007.
- [3] J. R. Quinlan, "C4.5 : Programs for Machine Learning," in *Morgan Kaufmann*, 1993.
- [4] A. B. & R. S. Wahono, "Penerapan Adaboost untuk Penyelesaian Ketidakseimbangan Kelas pada Penentuan Kelulusan Mahasiswa dengan Metode Decision Tree," *Journal of Intelligent Systems*, vol. 1, 2015.
- [5] Z. Hasibuan, *Metode penelitian pada Bidang Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi.*, 2007.
- [6] S. Kusumadewi, *Artificial intelligence (teknik dan aplikasinya).*, 2003.
- [7] A. B. S. a. L. S. Mohanty, "Classifying Benign and Malignant Mass using GLCM and GLRLM based Texture Features from Mammogram," *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, vol. 1, p. 687–693, 2011.