



PEMILIHAN ATRIBUT EVALUASI KONDISI PERKULIAHAN YANG BERPENGARUH TERHADAP TINGKAT KEPUASAN MAHASISWA DALAM MENGIKUTI MATA KULIAH

Ning Ratwastuti^{*1}, Shindy Arti², Kristina Hutajulu³

^{1,2,3}Manajemen Informatika, Politeknik Astra, Indonesia

¹*ning.ratwastuti@polman.astra.ac.id

Abstrak

Kondisi perkuliahan adalah faktor yang dapat menentukan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap suatu mata kuliah. Mahasiswa sebagai obyek dalam perkuliahan dapat melakukan evaluasi kondisi perkuliahan dan evaluasi kepuasan terhadap mata kuliah. Pada penelitian ini, digunakan *dataset* evaluasi mata kuliah oleh 5280 mahasiswa Gazi University. *Dataset* terdiri dari 28 pernyataan atas kuesioner tentang evaluasi kondisi perkuliahan dan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap mata kuliah. Tujuan penelitian ini adalah untuk menentukan atribut masukan evaluasi kondisi perkuliahan yang berpengaruh signifikan terhadap tingkat kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah, dengan proses *clustering*, seleksi atribut, dan klasifikasi. Evaluasi nilai akurasi, ROC, *TP rate*, dan *FP rate* menunjukkan bahwa klasifikasi dengan *subset* hasil seleksi atribut menghasilkan performa yang setara bahkan lebih baik dibandingkan klasifikasi dengan seluruh atribut. Model terbaik menghasilkan nilai akurasi 91.08%, ROC 0.942, *TP rate* 0.911, serta *FP rate* 0.065, dihasilkan oleh *subset* atribut yang berasal dari seleksi atribut dengan metode Relief. Dari 24 atribut evaluasi kondisi perkuliahan yang digunakan sebagai masukan, terdapat 14 atribut yang signifikan mempengaruhi tingkat kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah.

Kata kunci : evaluasi kondisi perkuliahan, tingkat kepuasan mahasiswa, seleksi atribut, *clustering*, klasifikasi.

Abstract

Class conditions are factors that can determine the level of student satisfaction in following the course. Students as objects in the class can evaluate class conditions and level of satisfaction. In this study, 5280 students of Gazi University were used to evaluate the course evaluation dataset. The dataset consists of 28 students' statements to questionnaire about class conditions' evaluation and the level of student satisfaction with the course. The purpose of this study was to determine the input attributes (class conditions' evaluation) that had significant effect to student satisfaction's level in following the course, with the clustering process, attribute selection, and classification. Evaluation of accuracy values, ROC, TP rate, and FP rate shows that classification with a subset of attribute selection produces equivalent or even better performance than classification with all attributes. The best model produces an accuracy value of 91.08%, ROC 0.942, TP rate 0.911, and FP rate 0.065, generated by a subset of attributes derived from attribute selection using the Relief method.. From 24 attributes of class conditions' evaluation that are used as input, there are 14 attributes that significantly affect the level of student satisfaction in following the course.

Diserahkan: 23-06-2022 **Disetujui:** 25-07-2022. **Dipublikasikan:** 26-07-2022

Kutipan: Ratwastuti, N., Arti, S., & Hutajulu, K. (2022). Pemilihan Atribut Evaluasi Kondisi Perkuliahan yang Berpengaruh Terhadap Tingkat Kepuasan Mahasiswa dalam Mengikuti Mata Kuliah. *Educate: Jurnal Teknologi Pendidikan*, 7(2), 270-281. doi: <http://dx.doi.org/10.32832/educate.v7i2.7579>



Keywords: *class conditions' evaluation; student satisfaction level; feature selection, clustering, classification.*

I. Pendahuluan

Pendidikan dapat mempengaruhi kehidupan manusia. Pendidikan juga menjadi faktor pendukung dalam setiap sektor, baik yang termasuk dalam lingkup pribadi maupun lingkup yang luas di level negara atau dunia. Oleh karena itu, pendidikan dapat dikatakan sebagai salah satu aspek terpenting bagi kehidupan manusia. Ada berbagai macam jenis pendidikan, salah satunya adalah pendidikan formal. Pendidikan formal memiliki karakteristik berlangsung secara teratur, bertingkat, mengikuti syarat-syarat tertentu secara ketat, dan berlangsung di suatu tempat seperti sekolah (Ahmadi & Supriyono, 2003). Pendidikan formal dapat dilakukan dalam berbagai macam format kelas, namun kondisi saat ini menunjukkan bahwa sebagian besar pendidikan formal masih menggunakan format kelas konvensional. Kelas konvensional ini digunakan sebagai tempat berlangsungnya proses belajar mengajar dan penyampaian ilmu dari pendidik kepada peserta didik. Dalam suatu tingkat pendidikan formal, umumnya dilakukan pengukuran prestasi belajar. Pengukuran ini dilakukan untuk menentukan kondisi peserta didik dan tingkat kesiapan peserta didik untuk menuju ke tingkat selanjutnya. Di sekolah, hasil belajar atau prestasi belajar ini dapat dilihat dari penguasaan peserta didik akan mata pelajaran yang telah ditempuhnya. Penguasaan hasil belajar tersebut terdiri dari beberapa aspek, misalnya penguasaan pengetahuan, ketrampilan berpikir, maupun ketrampilan motorik (Sukmadinata, 2007). Selain melakukan pengukuran prestasi belajar bagi para peserta didik, terdapat aspek tambahan yang dapat diukur juga sebagai keluaran proses pendidikan, misalnya pengukuran kepuasan peserta didik terhadap pengajaran yang ditempuhnya (Stith et al., 1998). Pengolahan data evaluasi di bidang pendidikan dapat dilakukan secara dengan metode konvensional, ataupun menggunakan prinsip *data mining*. Berbagai penyesuaian dan pengembangan metode terus dilakukan, dengan tujuan menghasilkan model dengan tingkat kesalahan yang minimal, sehingga dapat merepresentasikan kondisi yang sebenarnya. Dengan representasi kondisi sebenarnya, diharapkan model tersebut dapat menarik kesimpulan secara tepat.

Penelitian dengan metode klasifikasi *neuro fuzzy* dilakukan untuk mengetahui pengaruh faktor internal seperti intelegensi, minat, bakat, dan motivasi siswa. Hasil penelitian menunjukkan, faktor minat, bakat, dan motivasi berpengaruh signifikan untuk menentukan klasifikasi kemampuan dasar siswa (Hidayah et al., 2013). Proses klasifikasi juga dapat digunakan untuk memprediksi hasil ujian siswa dan mengidentifikasi siswa yang diprediksi gagal. Atribut yang digunakan merupakan perpaduan faktor internal dan eksternal siswa, diantaranya jenis kelamin, nilai siswa pada tingkatan sekolah sebelumnya, dan berbagai aspek pendukung seperti kondisi kelas dan keluarga. Algoritme *decision tree* seperti C4.5, ID3 (Iterative Dichotomiser 3), dan CART (Classification and Regression Trees) digunakan dalam penelitian ini. Hasil Penelitian kemudian menunjukkan bahwa C4.5 keluar sebagai algoritme yang

paling efektif untuk digunakan dalam proses klasifikasi siswa (Yadav & Pal, 2012). Sebagian pendidik memanfaatkan media *e-learning* sebagai sarana untuk menyampaikan informasi dan memberikan serangkaian kuis atau tugas. Data yang diperoleh dari *e-learning* seperti jumlah kuis dan tugas yang berhasil diselesaikan siswa, waktu yang dibutuhkan masing-masing siswa untuk mengerjakan tugas dan kuis, waktu yang dihabiskan dalam memantau *e-learning*, maupun jumlah pesan yang dibaca dan dikirim dalam forum dapat menjadi pedoman untuk memprediksi kesuksesan belajar siswa. Hasil pengolahan diantaranya menunjukkan bahwa metode *decision tree* seperti C4.5 dan CART adalah metode yang sederhana dan mudah diterapkan, serta menghasilkan akurasi yang cukup baik, dibandingkan dengan metode lain yang juga digunakan dalam penelitian ini seperti metode statistik klasik, *rule induction*, aturan *fuzzy*, dan *neural network* (Romero & Ventura, 2008).

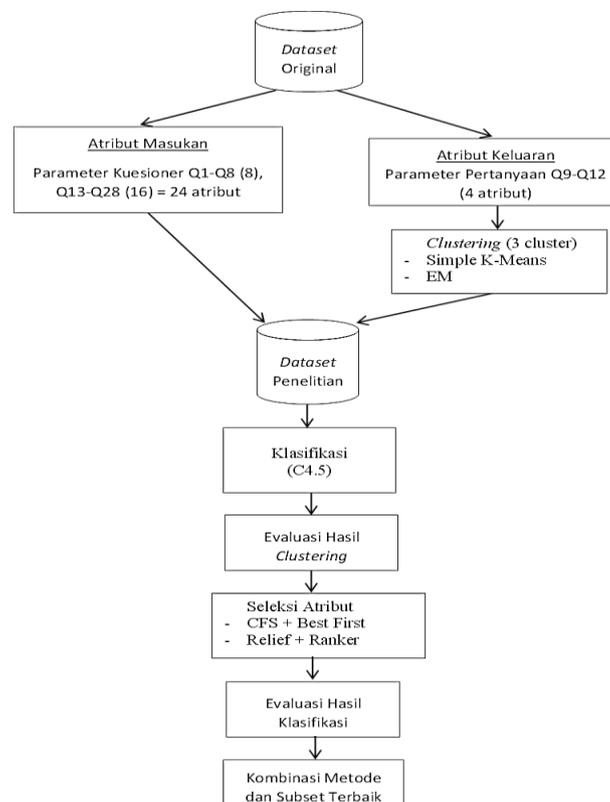
Pada proses pengolahan data dengan metode *data mining*, atribut yang digunakan terkadang sangat banyak dan dapat mempengaruhi nilai akurasi hasil klasifikasi. Pemilihan atribut yang berpengaruh signifikan menjadi kunci untuk meningkatkan akurasi hasil klasifikasi. Penggunaan seleksi atribut untuk klasifikasi tingkah laku buruk siswa institut kejuruan terbukti dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi. Algoritme klasifikasi C4.5 dengan metode seleksi atribut CFS (Correlation-based Feature Selection) menghasilkan nilai akurasi tertinggi, meskipun perhitungan nilai F-Measure lebih lanjut menempatkan algoritme klasifikasi Bayesian Network dengan metode seleksi atribut Wrapper sebagai metode terbaik untuk melakukan klasifikasi dan seleksi atribut. Hasil pengolahan data menunjukkan atribut yang berpengaruh besar terhadap klasifikasi siswa berdasarkan tingkah laku buruknya diantaranya jenis kelamin, waktu belajar, nilai pada tingkatan sekolah sebelumnya, kondisi kesehatan, provinsi asal, tanggal lahir, jumlah absen, jumlah izin sakit, dan nilai sejarah (Wongpun & Srivihok, 2008). Seleksi atribut juga digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi prestasi belajar siswa (gagal atau berhasil) di Tamil Nadu, India. Penelitian ini menggunakan 32 atribut yang meliputi kondisi demografis, keluarga, sosial ekonomi, lingkungan, dan prestasi di tingkatan sekolah sebelumnya. Performa model kemudian dievaluasi dengan nilai ROC (Receiver Operating Characteristics) dan F-Measure. Hasil penelitian menunjukkan, evaluasi dengan nilai ROC menghasilkan *subset* atribut yang lebih sedikit dibandingkan dengan F-Measure. Dengan nilai yang sama, *subset* yang memiliki jumlah atribut lebih sedikit akan dipilih sebagai yang lebih baik. Nilai ROC menunjukkan Voted Perceptron dan OneR sebagai metode klasifikasi terbaik, sedangkan Information Gain adalah metode seleksi atribut terbaik (Ramaswami & Bhaskaran, 2009).

Penelitian dengan *dataset* yang besar di dunia pendidikan dilakukan pada 5820 mahasiswa Gazi University. Metode statistik menempatkan empat pertanyaan sebagai atribut yang paling mempengaruhi tingkat kedatangan mahasiswa dan tingkat kesulitan mata kuliah. Atribut tersebut adalah ekspektasi siswa terhadap mata kuliah, dosen datang mempersiapkan kelas, dosen menjelaskan mata kuliah dan dapat membantu mahasiswa, serta dosen memberikan tugas dan proyek yang relevan dan

membantu mahasiswa. Proses *clustering* dilakukan untuk mengelompokkan siswa menjadi tiga kategori berdasarkan tingkat kepuasan, yaitu tidak puas, netral, dan puas. Proses klasifikasi dengan *decision tree* mengerucutkan atribut menjadi dua, yaitu ekspektasi siswa terhadap mata kuliah dan dosen menjelaskan mata kuliah dan dapat membantu mahasiswa (Gündüz & Fokoué, 2013). Berdasarkan penelitian sebelumnya, penelitian ini mengolah hasil kuesioner yang diberikan kepada mahasiswa Gazi University. Atribut masukan yang digunakan adalah 24 pernyataan kuesioner yang menggambarkan evaluasi kondisi perkuliahan. Atribut masukan ini dipetakan terhadap atribut keluaran yang terdiri dari 4 pernyataan kuesioner tentang tingkat kepuasan mahasiswa terhadap kuliah yang diikutinya. Proses *clustering* dengan metode Simple K-Means dan EM dilakukan untuk membagi mahasiswa menjadi 3 kategori tingkat kepuasan terhadap mata kuliah. Proses seleksi atribut untuk mencari kombinasi atribut masukan terbaik yang dapat menunjukkan peran dosen terhadap tingkat kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah dilakukan menggunakan CFS dan Relief. Algoritme C4.5 digunakan sebagai dasar klasifikasi untuk melihat pengaruh atribut masukan terhadap tingkat kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah. WEKA Data Mining Tools digunakan untuk pengolahan *dataset* tersebut.

II. Metode Penelitian

Langkah penelitian dimulai dari pemilihan dan pemecahan atribut dalam *dataset* asli dari evaluasi mahasiswa Gazi University yang terdapat di UCI Machine Learning Repository. Detail urutan proses dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Penelitian

Terdapat 28 atribut pertanyaan kuesioner dan 5280 *instance* dalam suatu kesatuan *dataset* tersebut. Tiap atribut merupakan evaluasi kondisi perkuliahan dan tingkat kepuasan mahasiswa, dengan rentang nilai 1-5 yang menyatakan persetujuan mahasiswa terhadap pernyataan yang diberikan dalam kuesioner. Proses analisis faktor kemudian memecah seluruh atribut menjadi 2 bagian. Ada 24 atribut yang menunjukkan kondisi perkuliahan yang digunakan sebagai masukan, sedangkan 4 atribut lainnya menunjukkan tingkat kepuasan mahasiswa digunakan sebagai atribut keluaran. Keterangan mengenai atribut dan label atribut dijabarkan dalam Tabel 1 dan Tabel 2.

Untuk dapat memetakan evaluasi kinerja dosen terhadap tingkat kepuasan mahasiswa, 4 atribut yang menunjukkan tingkat kepuasan mahasiswa harus dikumpulkan menjadi suatu *class attribute*. Proses *clustering* dilakukan untuk menggabungkan 12 atribut menjadi 1 *class attribute* kepuasan mahasiswa. *Clustering* merupakan proses pengelompokan kumpulan objek baik yang bersifat fisik maupun abstrak ke dalam kelas objek yang mirip (*similar*). Secara prinsip *cluster* merupakan kumpulan dari objek data yang mempunyai kemiripan, dimana kemiripan tersebut didasarkan pada karakteristik tertentu (karakteristik dapat berarti kombinasi dari atribut tertentu, tergantung *user*). Dalam berbagai aplikasi, suatu *cluster* dari objek data dapat diperlakukan secara kolektif sebagai satu grup (Han et al., 2012). Penelitian ini menggunakan 2 metode *clustering* tersebut yaitu Simple K-Means dan EM (Expectation Maximation). Algoritme K-Means *clustering* merupakan metode *clustering* berbasis jarak untuk memisahkan data menjadi sejumlah *cluster* yang dibutuhkan dalam suatu penelitian. Sementara EM (Expectation Maximation) menentukan suatu objek berdasarkan bobotnya. Pada metode ini, *mean* yang baru akan dihitung berdasarkan ukuran bobotnya. EM merupakan pengembangan dari metode K-Means (Han et al., 2012). Proses klasifikasi kemudian dilakukan untuk menentukan metode *clustering* yang lebih baik untuk memetakan keseluruhan 24 atribut masukan evaluasi kondisi perkuliahan terhadap 1 *class attribute* kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah.

Proses selanjutnya adalah reduksi 24 atribut masukan menjadi *subset-subset* dengan metode seleksi atribut. Metode seleksi atribut yang digunakan adalah CFS dan Relief. CFS (Correlation based Feature Selection) adalah teknik heuristik untuk mengevaluasi nilai atau harga *subset* atribut. Teknik ini mempertimbangkan kegunaan atribut individual bagi prakiraan label kelas dengan level interkorelasi di antara atribut-atribut. Atribut secara individual menguji mana ukuran yang berkaitan dengan variabel yang diamati (sebagai kelas target) (Hall, 2000). CFS menyeleksi atribut melalui metode pencarian Best First, menghasilkan beberapa kombinasi atribut yang tertuang dalam *subset* atribut. Sementara itu, Relief menghasilkan peringkat nilai masing-masing atribut yang dapat dibuat *subset* dengan mengurutkan atribut berdasarkan nilai dan standar tertentu. Metode seleksi atribut ini terinspirasi dari pembelajaran berbasis *instance*. Algoritme Relief mendeteksi atribut yang secara statistik relevan

terhadap target atau *class attribute*. Relief dapat digunakan untuk menyeleksi *class attribute* yang memiliki 2 nilai maupun lebih (Kira & Rendell, 1992).

Subset-subset hasil seleksi atribut diolah kembali dengan metode klasifikasi, yaitu algoritme C4.5. Algoritme C4.5 adalah bagian dari algoritme *decision tree* (pohon pengambilan keputusan). Pohon ini dibangun dengan cara membagi data secara rekursif. Pembagian data ini kemudian menghasilkan tiap-tiap bagian yang akan terdiri dari data yang berasal dari kelas yang sama. Algoritme ini melakukan pemilihan atribut berdasarkan *gain ratio* yang dimilikinya (Quinlan, 1993). Pembagian data pelatihan dan pengujian dilakukan dengan metode 10-fold cross validation. Pada metode ini, *dataset* dibagi secara acak menjadi 10 bagian yang masing-masing bagian memiliki proporsi jumlah *instance* yang sama. Pada setiap iterasi, satu bagian digunakan untuk pengujian dan sisa 9/10 bagian digunakan untuk pelatihan. Iterasi dilakukan sebanyak 10 kali, yang masing-masing iterasinya menghasilkan nilai *error* tertentu. Pada akhirnya, estimasi *error* dari 10 bagian tersebut dijumlah dan dirata-rata untuk mendapatkan estimasi *error* keseluruhan (Witten et al., 2016).

Proses klasifikasi menghasilkan parameter tingkat akurasi, *TP rate*, *FP rate*, dan ROC. Akurasi merupakan persentase perbandingan *instance* yang berhasil terklasifikasi benar dengan jumlah total seluruh *instance* dalam *dataset* (Han et al., 2012). *TP rate* adalah nilai yang menunjukkan perbandingan kelas benar yang terprediksi benar (*true positive/TP*) dengan penjumlahan antara kelas benar yang terprediksi benar (*true positive/TP*) dan kelas salah yang terprediksi salah (*false negative/FN*). *FP rate* menunjukkan perbandingan kelas salah yang terprediksi benar (*false positive/FP*) dengan penjumlahan antara kelas salah yang terprediksi benar (*false positive/FP*) dan kelas benar yang terprediksi salah (*true negative/TN*) (Witten et al., 2016). Sementara itu, ROC merupakan *trade-off* antara nilai *TP rate* dengan *FP rate* (Lasko et al., 2005). Semakin tinggi akurasi, ROC, dan *TP rate* serta semakin rendah *FP rate* yang dihasilkan dari proses pelatihan dan pengujian menunjukkan *subset* yang dihasilkan dari proses seleksi atribut tersebut lebih unggul dibandingkan dengan yang lainnya. Keunggulan ini dapat menyatakan bahwa *subset* yang dihasilkan dari metode seleksi atribut dapat mengklasifikasikan mahasiswa berdasarkan tingkat kepuasannya terhadap mata kuliah.

III. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan *dataset* hasil kuesioner yang melibatkan 5820 mahasiswa Gazi University, yang terdiri dari 13 kelas yang berbeda. *Dataset* ini diperoleh dari UCI Machine Learning Repository. *Dataset* utuh yang digambarkan terdiri dari 28 atribut berupa jawaban kuesioner yang menunjukkan evaluasi mata kuliah oleh mahasiswanya. Nilai pada semua atribut ada pada rentang 1-5. Nilai 1 menunjukkan bahwa mahasiswa sangat tidak setuju dengan pernyataan tersebut, nilai 2 menunjukkan tidak setuju, nilai 3 menunjukkan mahasiswa memilih bersikap netral terhadap pernyataan tersebut, nilai 4 menunjukkan setuju, dan nilai 5 menunjukkan mahasiswa sangat setuju dengan pernyataan tersebut.

Proses analisis faktor pada *dataset* memisahkan 28 atribut menjadi 2 bagian yaitu faktor kondisi perkuliahan dan faktor kondisi kepuasan mahasiswa. Atribut yang berlabel Q1-Q8 dan Q13-Q28 menunjukkan kondisi perkuliahan digunakan sebagai atribut masukan dalam penelitian ini, ditunjukkan pada Tabel 1. Sementara itu, Tabel 2 berisi atribut berlabel Q9-Q12 yang menunjukkan tingkat kepuasan mahasiswa dalam mata kuliah. Atribut tersebut akan digunakan sebagai atribut keluaran pada penelitian ini.

Tabel 1. Atribut Masukan dalam Penelitian

Label	Keterangan Atribut	Rentang Nilai
Q1	Materi yang akan diajarkan di kelas, metode pengajaran dan sistem evaluasi dijelaskan di awal pertemuan	1-5
Q2	Tujuan mata kuliah dijelaskan di awal semester	1-5
Q3	Mata kuliah sebanding dengan bobot yang diberikan padanya	1-5
Q4	Mata kuliah diajarkan sesuai silabus yang sudah dijelaskan pada pertemuan pertama	1-5
Q5	Diskusi kelas, pekerjaan rumah, praktek, dan kegiatan belajar mengajar memuaskan	1-5
Q6	Buku dan referensi mata kuliah yang lain cukup tersedia dan mengikuti perkembangan jaman	1-5
Q7	Mata kuliah mengakomodasi pembelajaran dengan metode kerja lapangan, aplikasi ke dalam contoh kasus, praktikum di laboratorium, dan diskusi	1-5
Q8	Kuis, tugas, proyek, dan ujian berkontribusi dalam membantu pembelajaran	1-5
Q13	Dosen memiliki pengetahuan terkini dan relevan dengan mata kuliah	1-5
Q14	Dosen menyiapkan diri sebelum menyampaikan materi	1-5
Q15	Dosen mengumumkan silabus mata kuliah di awal	1-5
Q16	Dosen berkomitmen dan mudah dimengerti	1-5
Q17	Dosen datang tepat waktu	1-5
Q18	Dosen menyampaikan materi dengan gaya/ucapan yang mudah dimengerti	1-5
Q19	Dosen memanfaatkan jam di kelas secara efektif	1-5
Q20	Dosen memiliki keinginan untuk membantu siswa	1-5
Q21	Dosen menunjukkan pendekatan positif kepada siswa	1-5
Q22	Dosen terbuka terhadap pandangan mahasiswa tentang mata kuliah	1-5
Q23	Dosen mendorong partisipasi siswa dalam kelas	1-5
Q24	Dosen memberikan tugas yang relevan dan berguna bagi siswa	1-5
Q25	Dosen menyediakan waktu untuk pertanyaan siswa, di dalam maupun di luar kelas	1-5
Q26	Dosen memberikan cara evaluasi yang dapat secara efektif mengukur kondisi siswa	1-5
Q27	Dosen menyediakan dan mendiskusikan solusi soal ujian kepada siswa	1-5
Q28	Dosen memperlakukan semua siswa dengan cara yang benar dan obyektif.	1-5

Sumber: UCI Machine Learning Repository

Tabel 2. Atribut Keluaran dalam Penelitian

Label	Keterangan Atribut	Rentang Nilai
Q9	Saya sangat menikmati kelas dan bersemangat untuk berpartisipasi aktif selama kuliah	1-5
Q10	Ekspektasi awal saya terhadap mata kuliah terpenuhi di akhir semester	1-5
Q11	Mata kuliah ini ini relevan dan bermanfaat bagi pengembangan profesional saya	1-5
Q12	Mata kuliah ini membantu saya melihat kehidupan dan dunia dengan perspektif baru	1-5

Sumber: UCI Machine Learning Repository

Atribut yang menyatakan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap mata kuliah yang diikutinya terdiri dari 4 jawaban dari pernyataan kuesioner. Untuk menjadikannya suatu *class attribute*, dilakukan proses *clustering*. Metode yang dapat digunakan untuk proses *clustering* diantaranya dengan metode Simple K-Means dan EM (Expectation-Maximation). Kedua metode ini adalah metode *clustering* yang mudah diinterpretasikan dan tidak memerlukan acuan nilai keluaran untuk proses pembelajaran atau unsupervised learning, sehingga tepat digunakan untuk menggabungkan 4 atribut berdasarkan similarity. Hasil *clustering* digabungkan dengan 24 atribut masukan, kemudian diklasifikasi untuk mengetahui metode *clustering* yang lebih baik dalam memetakan kondisi kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah. Klasifikasi dengan C4.5 dilakukan dengan perangkat lunak WEKA, menghasilkan parameter yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Performa Dataset Hasil Clustering

Metode Clustering	Akurasi	TP Rate	FP Rate	ROC
Simple K-Means	86.01%	0.860	0.075	0.909
EM	90.58%	0.906	0.067	0.938

Sumber: Data Hasil Penelitian

Proses seleksi atribut dilakukan untuk mereduksi atribut masukan yang tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap *class attribute*, dengan kata lain memilih atribut yang berpengaruh signifikan terhadap *class attribute*. Pada penelitian ini, atribut yang terpilih dari hasil seleksi atribut menunjukkan atribut masukan evaluasi kondisi perkuliahan yang berpengaruh signifikan terhadap kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah. Berbagai metode dapat dilakukan untuk proses seleksi atribut, namun pada penelitian ini digunakan 2 metode yaitu CFS dan Relief.

Perangkat lunak WEKA digunakan dalam proses seleksi atribut. Pada seleksi atribut metode CFS metode pencarian Best First, didapatkan suatu *subset* atribut pilihan. Sementara itu, seleksi atribut dengan metode Relief menghasilkan peringkat individual atribut berdasarkan nilai tertentu. *Subset* atribut dibuat dengan menggabungkan peringkat 1 dengan peringkat di bawahnya, dan seterusnya sampai *subset* ke 24. Hasil pemeringkatan atribut kemudian dievaluasi dengan metode klasifikasi untuk mendapatkan kombinasi *subset* terbaik di metode Relief+Ranker. Selanjutnya, *subset* atribut yang terpilih di masing-masing metode diolah dengan metode klasifikasi, yang pada penelitian ini menggunakan algoritme C4.5.

Proses klasifikasi dilakukan baik dengan keseluruhan atribut maupun dengan atribut yang sudah tereduksi menjadi *subset-subset* tertentu. Metode C4.5 digunakan untuk proses klasifikasi, dengan WEKA sebagai perangkat lunak pengolah data. Metode 10-fold cross validation digunakan untuk mengevaluasi data pelatihan dan pengujian pada metode klasifikasi tersebut. Tabel 4 menunjukkan hasil klasifikasi dengan seluruh atribut maupun dengan *subset* hasil seleksi atribut.

Tabel 4. Perbandingan Performa *Subset* Hasil Seleksi Atribut

Metode Seleksi Atribut	Metode Clustering	Subset Atribut	Akurasi	TP Rate	FP Rate	ROC
CFS	Simple K-Means	Q2, Q3, Q5, Q6, Q7, Q8, Q16, Q19, Q23	87.34%	0.873	0.068	0.940
CFS	EM	Q2, Q3, Q4, Q5, Q6, Q7, Q8, Q13, Q16, Q19, Q24	90.58%	0.906	0.068	0.945
Relief	Simple K-Means	Q8, Q7, Q1, Q3, Q6, Q2, Q4, Q5, Q16, Q13	86.91%	0.869	0.070	0.936
Relief	EM	Q8, Q7, Q1, Q5, Q6, Q4, Q3, Q2, Q16, Q27, Q24, Q13, Q14, Q18	91.08%	0.911	0.065	0.942
Tanpa Seleksi	Simple K-Means	Seluruh Atribut	86.01%	0.860	0.075	0.909
Tanpa Seleksi	EM	Seluruh Atribut	90.58%	0.906	0.067	0.938

Sumber: Data Hasil Penelitian

Nilai yang ditampilkan pada Tabel 4 menunjukkan bahwa tidak ada *subset* yang menghasilkan nilai yang signifikan unggul dibandingkan yang lain. Selisih antar *subset* pada masing-masing parameter menunjukkan nilai yang kecil. Untuk mendapatkan *subset* terbaik, evaluasi dilakukan dengan meninjau nilai pada masing-masing parameter. Evaluasi parameter berdasarkan Tabel 4 menunjukkan bahwa *subset* hasil seleksi atribut Relief dan metode *clustering* EM memiliki kombinasi hasil terbaik, yaitu nilai akurasi, TP *rate*, dan ROC yang tinggi serta FP *rate* yang rendah. Hal ini berarti bahwa *subset* dengan 14 atribut berlabel Q1, Q2, Q3, Q4, Q5, Q6, Q7, Q8, Q13, Q14, Q16, Q18, Q24, Q27 adalah *subset* terbaik untuk memetakan evaluasi kondisi perkuliahan terhadap tingkat kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah.

IV. Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang dilakukan, didapatkan kesimpulan bahwa evaluasi mata kuliah yang dilakukan oleh mahasiswa dapat dijadikan acuan untuk mengevaluasi kondisi perkuliahan dan tingkat kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah. Metode EM lebih baik dibandingkan Simple K-Means dalam melakukan *clustering* 4 atribut masukan menjadi 1 *class attribute* dengan 3 kategori tingkat kepuasan mahasiswa. Metode klasifikasi C4.5 dapat digunakan untuk memetakan atribut masukan evaluasi kinerja dosen terhadap *class attribute* tingkat kepuasan mahasiswa.

Secara umum, klasifikasi dengan *subset* hasil seleksi atribut menghasilkan nilai yang setara bahkan lebih baik dibandingkan klasifikasi dengan seluruh atribut. Proses seleksi atribut menghasilkan komputasi yang lebih efisien, menemukan atribut-atribut masukan yang berperan signifikan terhadap keluaran, dengan tanpa mengurangi kualitas performa, bahkan meningkatkannya. Hal ini terlihat dari nilai akurasi, *TP rate*, *FP rate*, dan ROC yang dihasilkan dari pengolahan *subset* hasil seleksi atribut, dibandingkan dengan hasil performa dari pengolahan seluruh atribut. *Subset* terbaik untuk memetakan tingkat kepuasan mahasiswa dalam mengikuti mata kuliah dihasilkan dengan metode seleksi atribut Relief dengan algoritme pencarian Ranker terdiri dari 14 atribut yaitu yang berlabel Q1, Q2, Q3, Q4, Q5, Q6, Q7, Q8, Q13, Q14, Q16, Q18, Q24, dan Q27. Hasil klasifikasi menunjukkan nilai akurasi 91.08%, *TP rate* 0.911, dan ROC 0.942, lebih tinggi dibandingkan *subset* yang lain, serta *FP rate* 0.065 yang lebih rendah dari *subset* yang lain.

Saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian adalah penambahan atribut lain yang mempengaruhi tingkat kepuasan mahasiswa selain kondisi internal perkuliahan, sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi mahasiswa. Selain itu, dapat juga digunakan metode seleksi atribut lain, untuk mendapatkan *subset* atribut terbaik yang merepresentasikan atribut masukan yang benar-benar mempengaruhi tingkat kepuasan mahasiswa. Pengolahan menggunakan metode klasifikasi yang lain juga dapat dilakukan, untuk dapat membandingkan model hubungan antara evaluasi kinerja dosen dan tingkat kepuasan siswa yang dihasilkan.

V. Daftar Pustaka

- Ahmadi, H. A., & Supriyono, W. (2003). *Psikologi Belajar*.
- Gündüz, N., & Fokoué, E. (2013). Data Mining and Machine Learning Techniques for Extracting Patterns in Students' Evaluations of Instructors. *Turkey - DATA MATRIX*.
- Hall, M. (2000). Correlation-based feature selection for discrete and numeric class machine learning. Proceedings of the. *Seventeenth International Conference on Machine Learning*.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining: Concepts and Techniques. In *Data Mining: Concepts and Techniques*. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>
- Hidayah, I., Permanasari, A. E., & Ratwastuti, N. (2013). Student classification for academic performance prediction using neuro fuzzy in a conventional classroom. *Proceedings - 2013 International Conference on Information Technology and Electrical Engineering: "Intelligent and Green Technologies for Sustainable Development", ICITEE 2013*. <https://doi.org/10.1109/ICITEED.2013.6676242>
- Kira, K., & Rendell, L. A. (1992). A Practical Approach to Feature Selection. In *Machine Learning Proceedings 1992*. <https://doi.org/10.1016/b978-1-55860->

247-2.50037-1

- Lasko, T. A., Bhagwat, J. G., Zou, K. H., & Ohno-Machado, L. (2005). The use of receiver operating characteristic curves in biomedical informatics. In *Journal of Biomedical Informatics*. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2005.02.008>
- Quinlan, J. R. (1993). J. Ross Quinlan_C4.5_ Programs for Machine Learning.pdf. In *Morgan Kaufmann*.
- Ramaswami, M., & Bhaskaran, R. (2009). *A Study on Feature Selection Techniques in Educational Data Mining*. 1(1), 7–11. <http://arxiv.org/abs/0912.3924>
- Romero, C., & Ventura, S. (2008). *Data Mining in E-Learning Editors*.
- Stith, J. S., Butterfield, W. H., Strube, M. J., Deusinger, S. S., & Gillespie, D. F. (1998). Personal, interpersonal, and organizational influences on student satisfaction with clinical education. *Physical Therapy*, 78(6), 635–645. <https://doi.org/10.1093/ptj/78.6.635>
- Sukmadinata, N. S. (2007). *Landasan Psikologi Proses Pendidikan*, Penerbit PT. *Remaja Rosdakarya, Bandung*.
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. In *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. <https://doi.org/10.1016/c2009-0-19715-5>
- Wongpun, S., & Srivihok, A. (2008). Comparison of attribute selection techniques and algorithms in classifying bad behaviors of vocational education students. *2008 2nd IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies, IEEE-DEST 2008*. <https://doi.org/10.1109/DEST.2008.4635213>
- Yadav, S. K., & Pal, S. (2012). *Data Mining: A Prediction for Performance Improvement of Engineering Students using Classification*. 2(2), 51–56. <http://arxiv.org/abs/1203.3832>