

Klasifikasi Data pada Sistem Penjurusan dengan Preferensi Standar *Simple Additive Weighting* (PS-SAW)

Basri¹, Muhammad Assidiq²

Abstract—Academic potential of students becomes the main success factor in learning activity. Academic potential analysis with various types of variables requires reliable computational classification techniques. The main objective of this study is to implement the Simple Additive Weighting formula with Standard Preference approach (PS-SAW) as a new technique in classification field. In this study, PS-SAW was implemented based on research need and research objectives. The PS-SAW method was applied by finding average value of preferences from the best data classification as a standard preference, and further becomes the basis for determining the classification of new data. The results showed that the implementation of PS-SAW in data test was more selective than the basic SAW with selectivity about 21,02%, and early recommendation by 85,99%. This research can be a reference for building major system and can be implemented in general application classification system.

Intisari—Potensi akademik peserta didik menjadi faktor utama dalam menunjang keberhasilan belajar. Analisis data potensi akademik dengan beragam variabel membutuhkan teknik komputasi klasifikasi yang handal. Makalah ini bertujuan untuk mengimplementasikan formula *Simple Additive Weighting* dengan pendekatan Preferensi Standar (PS-SAW) sebagai teknik klasifikasi yang baru pada bidang klasifikasi. Pendekatan tersebut diimplementasikan ke dalam objek penelitian untuk mendapatkan informasi yang sesuai dengan kebutuhan dan sasaran penelitian. Metode PS-SAW diterapkan dengan mencari nilai rata-rata preferensi dari klasifikasi kelompok data terbaik sebagai nilai preferensi standar yang selanjutnya menjadi dasar dalam menentukan klasifikasi pada data baru. Hasil menunjukkan bahwa implementasi PS-SAW pada data uji lebih selektif dibanding SAW dasar, dengan nilai selektifitas sebesar 21,02%, sedangkan terhadap rekomendasi awal sekolah sebesar 85,99%. Makalah ini dapat menjadi rujukan untuk membuat sistem penjurusan dan dapat diimplementasikan dalam suatu sistem-sistem klasifikasi secara umum yang lebih aplikatif.

Kata Kunci— Preferensi Standar, PS-SAW, Sistem Klasifikasi, Sistem Penjurusan.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi yang semakin pesat, khususnya di bidang ilmu komputer, baik dalam hal perangkat keras maupun perangkat lunak, menyebabkan penggunaannya semakin meluas ke segala bidang. Lembaga pendidikan, baik di tingkat dasar maupun tingkat tinggi, merupakan contoh pelaku dalam penggunaan

teknologi komputer. Pemanfaatan Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK) pada bidang layanan administrasi akademik, sebagai penunjang dalam pengambilan kebijakan dan keputusan, saat ini telah menjadi sebuah kebutuhan, bukan hanya sekedar prestise atau *lifestyle* manajemen pendidikan tinggi modern [1]. Pemanfaatan data yang ada dalam sistem informasi tidak cukup hanya dengan mengandalkan data operasional saja, tetapi diperlukan suatu analisis data untuk menggali potensi informasi tersebut, sehingga dapat menunjang kegiatan pengambilan keputusan. Penambangan data merupakan salah satu cara yang cukup efektif untuk mengetahui adanya serangkaian pola informasi dari sejumlah besar data yang ada [2]. Data warehouse sebagai bagian dari sistem manajemen basis data telah mengabstraksi keseluruhan data yang tersimpan dalam sistem yang saling terintegrasi dalam memberikan informasi sesuai kebutuhan bisnis. Data warehouse dalam dunia akademik perguruan tinggi diabstraksi dari berbagai data yang berasal dari aplikasi akademis yang saling terintegrasi, sehingga pemanfaatan data warehouse tersebut untuk melihat pola yang ada sangat dibutuhkan bagi sistem informasi eksekutif dalam mengambil kebijakan [3].

Sebagai contoh, setiap awal tahun, ribuan data hasil seleksi potensi akademik dan nilai prestasi akademik peserta didik dari berbagai institusi pendidikan tertampung pada bagian akademik. Hal ini berpotensi menghasilkan suatu informasi berharga, khususnya bagi sebuah program studi untuk dapat mengelompokkan peserta didik dalam bidang konsentrasi berdasarkan hasil studi peserta didik dan potensi akademiknya [4], [5]. Penentuan pengelompokan untuk konsentrasi keahlian biasanya hanya didasarkan pada minat peserta didik walaupun pada dasarnya minat berpengaruh positif terhadap hasil belajar karena dapat mendorong seseorang belajar lebih baik [6]. Namun, faktor potensi akademik dan riwayat hasil prestasi belajar justru dapat menjadi penunjang utama dalam melihat pola keberhasilan peserta didik pada suatu konsentrasi atau jurusan. Untuk itulah dibutuhkan klasifikasi berdasarkan hasil studi peserta didik atau potensi akademik yang pada kenyataannya tidak banyak dimanfaatkan di sektor manajemen kependidikan. Untuk pengolahan data, dibutuhkan sebuah metode klasifikasi (pengelompokan) dari kumpulan data yang besar, sehingga dapat dianalisis lebih lanjut untuk menghasilkan informasi. Pengklasifikasian data ini pada akhirnya akan menemukan pola atau hubungan dalam data yang pada awalnya tidak diketahui oleh pemilik data, sehingga hubungan tersebut dapat menjadi dasar pengambilan keputusan [7].

Permasalahan dalam pengambilan keputusan mengenai pilihan jurusan juga dialami oleh peserta didik yang hendak melanjutkan sekolahnya ke jenjang yang lebih tinggi,

¹Program Studi Teknik Informatika, Universitas Al Asyariah Mandar, Polewali Mandar, Sulawesi Barat, INDONESIA 91311 (telp: 0428-21038; e-mail: basri@unasman.ac.id)

²Program Studi Sistem Informasi, Universitas Al Asyariah Mandar, Polewali Mandar, Sulawesi Barat, INDONESIA 91311 (telp: 0428-21038; e-mail: dikprof@gmail.com)

sehingga banyak hal yang perlu dipertimbangkan dalam pemilihan jurusan yang sesuai [8]. Untuk itu, pemanfaatan teknologi informasi berbasis klasifikasi akan memudahkan peserta didik memilih jurusan yang sesuai dengan kemampuannya. Selain itu, penggunaan metode klasifikasi yang tepercaya akan dapat membantu memberikan hasil yang sesuai potensi akademik peserta didik. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah metode *Simple Additive Weighting* (SAW). Hasil perbandingan SAW dengan *Analytical Hierarchy Process* (AHP) sebagai metode yang masuk dalam kelompok metode klasifikasi multikriteria menunjukkan bahwa metode AHP lebih baik, karena mampu memberikan pengelompokan kriteria dan pembobotan berdasarkan analisis prioritas, sehingga kriteria dari tiap alternatif terukur dengan baik [9]. Pada metode SAW, pembobotan langsung dimasukkan berdasarkan analisis kebijakan, sehingga lebih mudah dan tidak membutuhkan waktu komputasi yang lebih banyak dibanding metode multikriteria lainnya. Hanya saja, sebagaimana dijelaskan oleh J. Kittur tahun 2015 dalam penelitiannya, SAW merupakan metode yang tidak memiliki validasi yang jelas dalam sistem pembobotannya, bahkan dapat menghasilkan sistem klasifikasi yang tidak begitu akurat [10]. Oleh karena itu, makalah ini berusaha memecahkan permasalahan SAW sebagai salah satu metode klasifikasi multikriteria yang umum digunakan dengan menganalisis hasil implementasi klasifikasi SAW yang umumnya digunakan untuk Sistem Pendukung Keputusan (SPK) menjadi sebuah teknik umum dalam melakukan klasifikasi dengan pengembangan teknik preferensi standar yang dapat membantu pengambil kebijakan dalam sistem penjurusan yang dapat memberikan klasifikasi dan rekomendasi terbaik.

II. SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING (SAW)

Metode SAW adalah salah satu metode *Multi-Attribute Decision Making* (MADM) yang sering disebut metode penjumlahan terbobot [11]. Metode SAW mempunyai konsep dasar untuk mencari penjumlahan terbobot dari *rating* kinerja pada setiap alternatif pada semua atribut. Metode SAW dapat membantu dalam pengambilan keputusan suatu kasus, tetapi perhitungannya pada dasarnya hanya yang menghasilkan nilai terbesar yang terpilih sebagai alternatif terbaik. Perhitungan tersebut akan sesuai dengan metode ini apabila alternatif yang terpilih memenuhi kriteria yang telah ditentukan. Metode SAW ini lebih efisien karena waktu yang dibutuhkan dalam perhitungan lebih singkat.

Metode SAW membutuhkan proses normalisasi matriks keputusan (X) ke suatu skala yang dapat diperbandingkan dengan semua *rating* alternatif yang ada. Persamaan dari metode ini diperlihatkan pada (1).

$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max x_{ij}} & \text{jika } j \text{ atribut keuntungan (benefit)} \\ \frac{\min x_{ij}}{x_{ij}} & \text{jika } j \text{ atribut biaya (cost)} \end{cases} \quad (1)$$

dimana r_{ij} adalah *rating* kinerja ternormalisasi alternatif A_i pada atribut C_j ; $i=1,2,\dots,m$, dan $j=1,2,\dots,n$. Kemudian nilai preferensi untuk setiap alternatif (V_i) diberikan oleh (2).

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij} \quad (2)$$

dengan

V_i = nilai preferensi

w_j = bobot *ranking*

r_{ij} = *rating* kinerja ternormalisasi

Nilai V_i yang lebih besar mengindikasikan bahwa alternatif A_i lebih terpilih. Sedangkan untuk kriterianya terbagi dalam dua kategori, yaitu yang bernilai positif termasuk dalam kriteria keuntungan dan yang bernilai negatif termasuk dalam kriteria biaya [11].

Penelitian yang mengimplementasikan metode klasifikasi SAW sudah cukup banyak, misalnya sebagai teknik dalam memantau kesehatan hutan kota [12], metode SAW untuk mengklasifikasikan data pemilihan manajer [13], serta pada sistem-sistem rekomendasi yang menggunakan teknik SAW untuk memprediksi calon mahasiswa *drop out* STMIK STIKOM Bali, dengan dua kriteria *benefit*, yaitu IPK dan SKS dan tiga kriteria *cost*, yaitu lama studi, jumlah status tidak aktif, dan status angkatan [14]. Dari penelitian tersebut diperoleh informasi mengenai calon mahasiswa STMIK STIKOM Bali yang cenderung akan *drop out*, sehingga atasan dapat memberikan keputusan tindak lanjut terhadap calon mahasiswa. Selain itu, metode SAW juga telah digunakan untuk penentuan lokasi Tempat Pembuangan Akhir (TPA) sampah [15]. Dalam penelitian tersebut, dibangun sebuah aplikasi berbasis *web*. Pada sistem klasifikasi penjurusan, diterapkan metode SAW dalam penentuan jurusan Sekolah Menengah Kejuruan dengan lima kriteria [16]. Pada penelitian tersebut, diolah 50 data sampel yang akan direkomendasikan ke dalam jurusan akuntansi dan pemasaran.

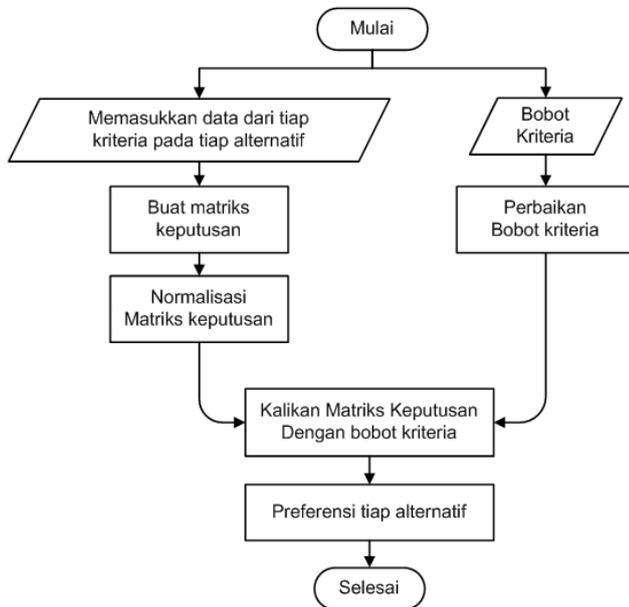
Penelitian yang mengimplementasikan SAW tersebut dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi pada suatu alternatif keputusan berdasarkan kriteria yang ditetapkan. Implementasi SAW pada dasarnya bersifat lokal dengan sistem pembobotan yang cenderung bersifat statis sesuai masukan pembobotan awal yang digunakan, sehingga dapat menghasilkan sistem klasifikasi yang tidak begitu akurat dan sesuai kebutuhan [10]. Untuk itu, pada makalah ini, metode SAW digunakan sebagai teknik klasifikasi dengan penerapan preferensi standar berdasarkan pengolahan data lama yang masuk dalam klasifikasi terbaik untuk menjadi pedoman penentuan klasifikasi lanjutan pada data baru.

III. METODOLOGI

A. Data dan Alur Implementasi

Dalam makalah ini, metode PS-SAW diimplementasikan dan diuji pada data sampel calon peserta didik pada sebuah Sekolah Menengah Kejuruan sebanyak 352 *record* peserta didik dengan empat kriteria yang dibagi ke dalam 162 data latihan (data tahun 2016) dan 190 data uji (data tahun 2017). Data uji yang digunakan adalah data penerimaan peserta didik

tahun 2017 yang menggunakan sistem penjumlahan nilai rapor dan hasil ujian masuk. Data peserta didik yang menjadi sampel untuk data uji hasil Rekomendasi Awal Sekolah (RAS) pada jurusan Administrasi Perkantoran sebanyak 49 orang, Perbankan 77 orang, dan Pariwisata 64 orang. Untuk proses klasifikasi dengan sistem komputasi menggunakan algoritme SAW, sebagaimana (1) dan (2), sesuai alur umum SAW yang ditunjukkan pada Gbr. 1.



Gbr. 1 Diagram alir metode SAW [15].

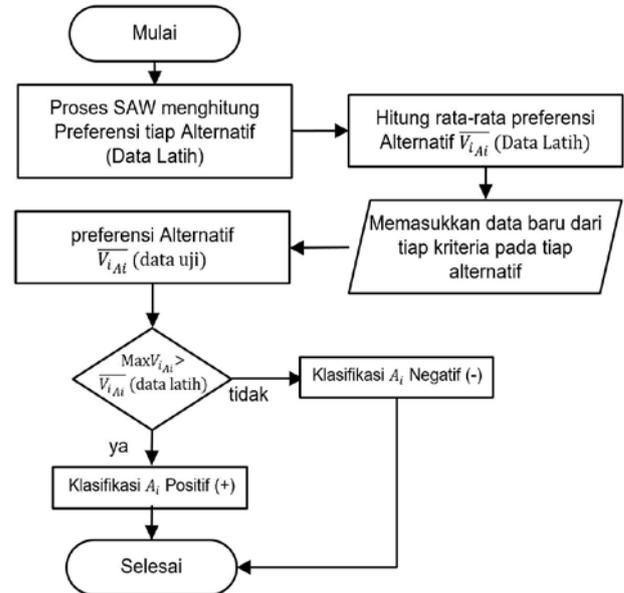
Pada Gbr. 2 diperlihatkan proses pengembangan dari metode SAW yang dapat digunakan sebagai teknik klasifikasi (PS-SAW). Informasi awal yang dibutuhkan pada data latih adalah nilai standar preferensi yang diambil dari rata-rata terbaik pada preferensi tiap alternatif kelompok data peserta didik baru tahun sebelumnya, yang dianggap saat ini memiliki riwayat hasil akademik sangat baik. Kelompok yang memiliki kriteria hasil akademik sangat baik yang dimaksud merupakan kelompok peserta didik yang memiliki nilai di atas rata-rata pada jurusan alternatif. Pengukuran selektifitas metode PS-SAW dalam memberikan rekomendasi diukur dengan membandingkan hasilnya terhadap RAS dan rekomendasi metode SAW.

Implementasi metode SAW pada tahapan awal akan melakukan rekomendasi pada data latih sebagaimana metode SAW, menggunakan (1) dan (2). Selanjutnya dilakukan penghitungan rata-rata nilai preferensi setiap alternatif (\bar{V}_{iA_i}) sebagai nilai perbandingan terhadap hasil penghitungan preferensi SAW pada data uji, dengan menggunakan fungsi sebagaimana (3).

$$\text{Max}V_{iA_i}(\text{data uji}) > \bar{V}_{iA_i}(\text{data latih}) \quad (3)$$

Proses tersebut akan memberikan hasil klasifikasi data berdasarkan rekomendasi positif atau negatif. Rekomendasi positif merupakan klasifikasi data uji yang masuk dalam klasifikasi yang diinginkan sesuai standar rata-rata nilai

preferensi suatu alternatif (\bar{V}_{iA_i}). Begitupun sebaliknya, rekomendasi negatif merupakan klasifikasi data uji yang masuk dalam klasifikasi yang tidak diinginkan karena nilainya berada di bawah standar rata-rata nilai preferensi suatu alternatif (\bar{V}_{iA_i}). Teknik tersebut dilakukan sehingga klasifikasi yang dihasilkan mendapatkan rekomendasi data yang lebih baik dan terstandar.



Gbr. 2 Diagram alir metode PS-SAW.

B. Parameter Penerapan Metode PS-SAW pada Data Sampel

Sebagaimana (1) dan (2) serta prosedur dari metode PS-SAW yang dikembangkan sebagai teknik klasifikasi data, maka berikut tahapan dan parameter yang digunakan.

1) *Kriteria yang Digunakan*: Kriteria yang digunakan adalah Nilai Matematika (C1), Nilai Bahasa Inggris (C2), Nilai Bahasa Indonesia (C3), dan Nilai Ilmu Pengetahuan Alam (C4).

2) *Sampel Jurusan*: Sampel Jurusan yang menjadi Alternatif Solusi yang digunakan adalah Administrasi Perkantoran (A_1), Perbankan (A_2), dan Pariwisata (A_3).

3) *Tingkat Kepentingan Kriteria*: Tingkat kepentingan kriteria berdasarkan nilai bobot yang telah ditentukan ke dalam bilangan *fuzzy*. *Rating* kecocokan setiap alternatif pada setiap kriteria adalah sebagai berikut.

1. Sangat Rendah (SR) = 0
2. Rendah (R) = 0,25
3. Cukup (C) = 0,5
4. Tinggi (T) = 0,75
5. Sangat Tinggi (ST) = 1

Berdasarkan kriteria dan *rating* kecocokan setiap alternatif yang telah ditentukan, selanjutnya simulasi bobot setiap kriteria yang telah dikonversi dengan bilangan *fuzzy* sebagaimana Tabel I.

TABEL I
BOBOT KRITERIA DALAM KONVERSI BILANGAN FUZZY.

Alternatif	Kriteria Range Nilai		
	50 - 69	70 - 79	>= 80
Nilai Matematika			
Administrasi Perkantoran	0,25	0,25	0,5
Perbankan	0,25	0,5	1
Pariwisata	0,25	0,25	0,5
Nilai Bahasa Inggris			
Administrasi Perkantoran	0,5	0,5	0,75
Perbankan	0,25	0,25	0,5
Pariwisata	0,25	0,5	0,75
Nilai Bahasa Indonesia			
Administrasi Perkantoran	0,5	0,75	0,75
Perbankan	0,25	0,75	0,75
Pariwisata	0,25	0,75	0,75
Nilai Ilmu Pengetahuan Alam			
Administrasi Perkantoran	0,75	0,25	0,5
Perbankan	0,75	0,25	0,75
Pariwisata	0,75	0,5	0,75

TABEL II
BOBOT PREFERENSI

Kriteria	Bobot	Nilai
(C1) Nilai Matematika	Sangat Tinggi	1
(C2) Nilai Bahasa Inggris	Tinggi	0,75
(C3) Nilai Bahasa Indonesia	Tinggi	0,75
(C4) Nilai IPA	Rendah	0,25

TABEL III
KATEGORISASI DATA

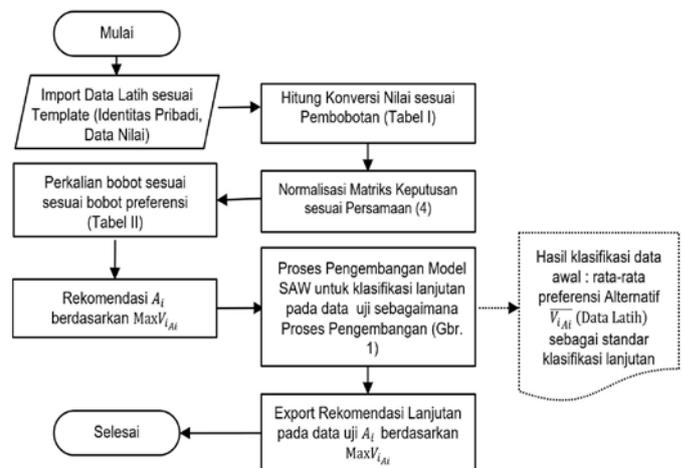
Jenis Record	Jumlah Record	Jumlah Data
Data Latih (awal)	162	648
Data Uji (baru)	190	760
Jumlah Total	352	1.408

4) *Nilai Bobot Preferensi (W)*: Penentuan bobot preferensi atau tingkat kepentingan ini diambil dari simulasi kebijakan manajemen sekolah atau penanggung jawab sebagaimana ditunjukkan pada Tabel II. Dari Tabel II diperoleh nilai bobot (*W*) dengan data matriks $W = [1;0,75;0,75;0,25]$, kemudian matriks x_{ij} dinormalisasi menjadi matriks R . Untuk perhitungan matriks R dibutuhkan penggolongan kriteria ke dalam nilai *benefit* (keuntungan) atau *cost* (biaya). Semua kriteria termasuk ke dalam atribut *benefit*, karena semakin besar nilai maka semakin baik, sehingga perhitungan yang digunakan adalah sebagaimana (4).

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max x_{ij}} \tag{4}$$

Kategorisasi data dilakukan berdasarkan alternatif dan kriteria yang ada, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel III. Pembobotan nilai dilakukan sebagaimana petunjuk pembobotan yang disimpan dalam basis data, sehingga implementasi proses PS-SAW mengikuti alur penelitian pada Gbr. 3. Dari proses tersebut, tergambar tahapan implementasi PS-SAW yang digunakan sebagai teknik klasifikasi yang dikembangkan untuk mendapatkan informasi preferensi

standar dari kelompok data terbaik (data latih) sebagai referensi pada proses rekomendasi penjurusan selanjutnya.



Gbr. 3 Tahapan pengembangan sistem PS-SAW untuk klasifikasi.

Pengukuran kinerja pendekatan yang digunakan dilakukan dengan menghitung nilai selektivitas atau kekhususan hasil klasifikasi metode terhadap kelompok data yang digunakan [17], [18]. Dalam makalah ini, pengukuran besarnya nilai selektivitas dilakukan dengan membandingkan selisih hasil klasifikasi metode yang dibandingkan terhadap metode yang diukur kinerjanya, $S^{a \rightarrow b}$, sebagaimana (5).

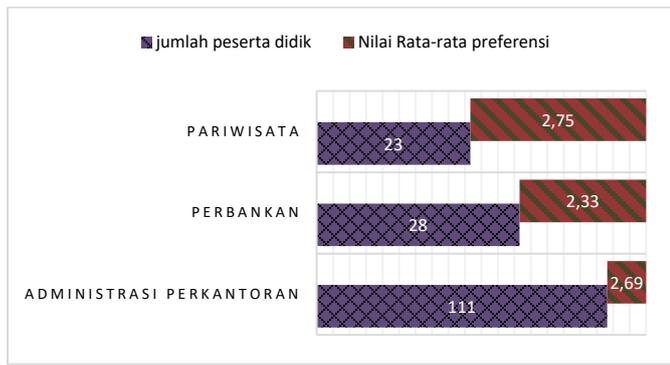
$$S^{a \rightarrow b} = \frac{\sum_1^n C_n^{a \rightarrow b}}{\sum_1^n C_n^a} \tag{5}$$

dengan $\sum_1^n C_n^{a \rightarrow b}$ merupakan jumlah hasil selisih klasifikasi metode *A* terhadap *B* pada semua alternatif *n*, dan $\sum_1^n C_n^a$ merupakan jumlah hasil klasifikasi metode *A*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pengelompokan jurusan dengan teknik klasifikasi dilakukan dengan bantuan antarmuka program yang dirancang sebagaimana alur program dan desain basis data. Berdasarkan proses yang dilakukan, sebagaimana alur pada Gbr. 3, maka pada data latih sejumlah 162 data, diperoleh hasil rekomendasi untuk Administrasi Perkantoran 111 orang, Perbankan 28 orang, dan Pariwisata 23 orang. Perbandingan jumlah data rekomendasi ditunjukkan pada Gbr. 4.

Pengolahan data dari hasil rekomendasi metode SAW pada data latih memberikan nilai rata-rata preferensi standar ($\overline{V_{i_{AI}}}$) sebesar 2,69 untuk Administrasi Perkantoran, 2,33 untuk Perbankan, dan 2,75 untuk Pariwisata. Nilai yang didapatkan tersebut selanjutnya dijadikan standar dalam pemberian rekomendasi berdasarkan proses SAW yang dilakukan pada data uji sebanyak 190 data sebagaimana (3), sehingga didapatkan hasil klasifikasi PS-SAW dibandingkan dengan RAS dan pendekatan SAW dasar sebagaimana pada Gbr. 5, serta persentase Klasifikasi Positif (KP) dan Klasifikasi Negatif (KN) metode PS-SAW sebagaimana ditunjukkan pada Gbr. 6.

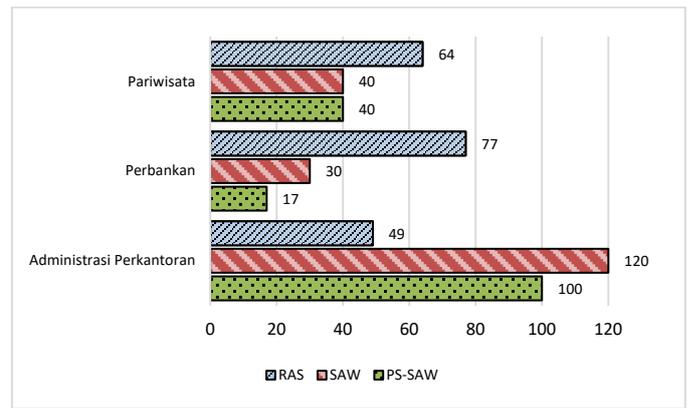


Gbr. 4 Grafik rekomendasi pada data latih.

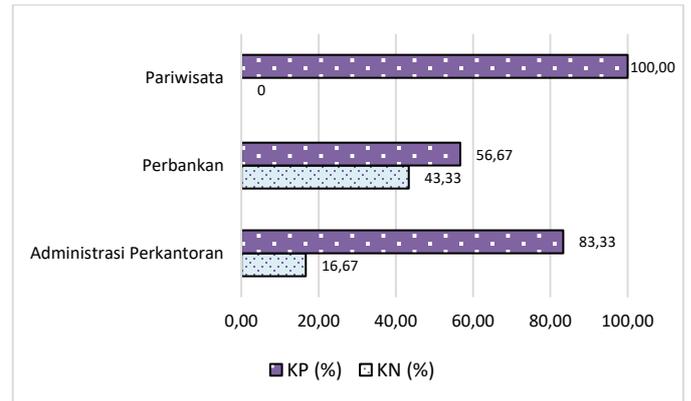
Nilai KP didapatkan dengan membandingkan hasil rekomendasi PS-SAW pada tiap alternatif yang berada di atas nilai rata-rata preferensi standar yang telah didapatkan dari proses klasifikasi data latih sebelumnya. Sebaliknya, nilai KN didapatkan dengan membandingkan hasil rekomendasi PS-SAW pada tiap alternatif yang berada di bawah nilai rata-rata preferensi standar. Dari hasil pengolahan data pada data uji sebagaimana pada Gbr. 5 menggunakan (5), diketahui bahwa penggunaan metode rekomendasi dengan PS-SAW memiliki perbedaan yang cukup signifikan dibanding cara konvensional yang banyak digunakan di lembaga pendidikan. Selektifitas rata-rata yang didapatkan mencapai 85,99%, sementara perbandingan terhadap SAW hanya 21,02%. Hasil tersebut juga mengindikasikan bahwa PS-SAW lebih selektif dibanding penggunaan metode SAW dasar, dengan rincian alternatif Administrasi Perkantoran sebesar 83,33%, Perbankan sebesar 56,67%, dan Pariwisata sebesar 100%, sebagaimana ditunjukkan pada Gbr. 6.

Perbedaan juga terjadi jika hasil SAW dasar dibandingkan dengan sistem rekomendasi sekolah sesuai data rekomendasi aslinya, dengan nilai selektivitas sebesar 74,74%. Perbedaan-perbedaan ini menunjukkan bahwa penggunaan metode komputasi berbasis SAW sebagai metode MADM serta pengembangannya sebagaimana dilakukan dalam penelitian ini masih lebih selektif dan dapat menjadi rujukan bagi institusi pendidikan dalam sistem rekomendasi jurusan.

Data nilai peserta didik yang menjadi sampel lebih banyak diklasifikasikan ke dalam jurusan Administrasi Perkantoran pada penggunaan PS-SAW. Hal ini mengindikasikan bahwa variasi nilai data uji memiliki pola data yang cocok pada jurusan tersebut, sebagaimana rentang bobot yang telah ditentukan, walaupun terdapat 16,67% yang berada di bawah nilai standar. Pada jurusan Perbankan, nilai KN yang didapatkan hampir mendekati nilai KP, yaitu sebesar 43,33%, sedangkan pada jurusan Pariwisata semua hasil rekomendasi berada di atas nilai standar preferensi, sehingga diklasifikasikan positif walaupun jumlahnya lebih sedikit dibanding kedua alternatif jurusan lainnya. Selain itu, penggunaan data latih akan sangat memengaruhi kekekatan klasifikasi pada data uji, karena menjadi penentu nilai preferensi standar yang digunakan. Hal ini menunjukkan bahwa konvergensi data latih yang digunakan memiliki pengaruh yang cukup besar terhadap hasil klasifikasi lanjutan.



Gbr. 5 Perbandingan hasil klasifikasi.



Gbr. 6 Tingkat klasifikasi PS-SAW terhadap SAW pada pengolahan data uji.

Secara umum berdasarkan prosedur yang dilakukan, alur yang digunakan dalam penelitian ini sudah dapat menjadi rujukan untuk diterapkan dalam sistem-sistem penjurusan dan klasifikasi data lainnya. Tentunya teknik PS-SAW yang diterapkan harus melibatkan data latih yang dapat dipercaya kualitasnya, sehingga selektivitas dalam pra-pengolahan data memberikan nilai standar preferensi yang lebih dipercaya. Pendekatan preferensi standar yang diterapkan pada dasarnya tidak mengubah prosedur utama metode SAW, sebagaimana prosedur SAW yang diterapkan pada penelitian terkait sebelumnya [13]--[16], sehingga keunggulan PS-SAW dalam hal kompleksitas komputasi tentunya lebih baik. Selain itu, pendekatan preferensi standar ini diharapkan dapat memberikan perbaikan dari kekurangan SAW sebagaimana yang telah dipaparkan sebelumnya [9], [10].

Penggunaan pendekatan preferensi standar pada metode SAW pada dasarnya akan menjamin kualitas masukan peserta didik yang akan menempuh pendidikan dalam suatu jurusan tertentu. Preferensi standar ini dapat diterapkan untuk menentukan kelulusan peserta didik pada pilihan jurusan yang diinginkan sesuai peminatan utama, walaupun pada umumnya sistem penerimaan dan penjurusan masih akan mengakomodasi pilihan alternatif peserta didik. Namun, jika kembali pada sistem penelusuran potensi akademik berdasarkan minat, maka sistem-sistem penjurusan seharusnya menentukan satu pilihan utama untuk diklasifikasi dan distandarkan, sesuai dengan prasyarat akademik lembaga

pendidikan atau organisasi, bukan sekadar menyesuaikan daya tampung penerimaan. Dalam makalah ini, teknik PS-SAW yang diterapkan senantiasa menghasilkan KN, yang seharusnya menjadi indikasi kualitas peserta didik yang tidak layak masuk ke jurusan tersebut, dan dalam implementasinya dapat menjadi rekomendasi daftar peserta didik yang dinyatakan tidak lulus, sehingga kelemahan metode SAW yang hanya mengklasifikasikan semua data tanpa adanya rekomendasi tidak layak dapat diperbaiki melalui pendekatan PS-SAW ini.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa metode PS-SAW yang diterapkan mampu memberikan informasi nilai preferensi standar dan mampu mengklasifikasikan data potensi akademik peserta didik. Teknik PS-SAW tersebut dapat diterapkan dengan tingkat klasifikasi yang lebih selektif dibanding metode SAW dasar dan terlebih lagi rekomendasi jurusan konvensional yang banyak diterapkan. Selain itu, kemudahan dan kompleksitas komputasi yang ringan memungkinkan pendekatan preferensi standar pada SAW dapat menjadi rujukan sebagai metode dalam membuat sistem penelusuran potensi akademik secara umum dan dapat diimplementasikan dalam suatu sistem klasifikasi yang lebih aplikatif dan lebih luas. Tentunya untuk memaksimalkan kinerja pengukuran pendekatan PS-SAW yang dilakukan, dibutuhkan pengolahan data latih yang banyak dan konvergen, sehingga hasil pelatihan data dapat memberikan standar nilai preferensi yang lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih disampaikan kepada tim kerja penelitian di laboratorium riset Universitas Al Asyariah Mandar, juga kepada tim JNTETI sudah berkenan menerima, mereview serta menerbitkan paper ini. Serta terima kasih disampaikan kepada KEMENRISTEKDIKTI atas pendanaannya sehingga penelitian ini dapat berjalan.

REFERENSI

- [1] Indrayani, E., "Pengelolaan Sistem Informasi Akademik Perguruan Tinggi Berbasis Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK)," *Jurnal Penelitian Pendidikan* vol. 12, no. 1, pp.51-67, 2011.
- [2] A. M. García-Vico, P. González, M. J. del Jesus and C. J. Carmona, "A first approach to handle fuzzy emerging patterns mining on big data problems: The EvAEFP-spark algorithm," *2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, pp. 1-6, Naples, Italy, 2017.
- [3] Prasetyo, E., Nugroho, L. E., & Aji, M. N., "Perancangan Data Warehouse Sistem Informasi Eksekutif untuk Data Akademik Program Studi," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, vol. 1, no. 3, 2012.
- [4] Basri, "Algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) Sebagai Sistem Penunjang Keputusan Pemilihan Konsentrasi Keahlian pada Sebuah Program Studi," *Konferensi Nasional Ilmu Komputer (KONIK) 2014*, vol. 2, pp.26-29, 2014.
- [5] Hartono, A. A., "Sistem Pendukung Keputusan pada Penjurusan Siswa Terkendala dengan metode Analytic Hierarchy Process," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, vol. 3, no. 3, 2014.
- [6] Mursid Y., "Perbedaan Minat dan Prestasi Belajar Siswa Pada Mata Diklat Mengoperasikan Sistem Pengendali Elektronik Dengan Menggunakan Software Tutorial PLC Siswa Kelas XI SMK Negeri 2 Pengasih," [online]. <http://eprints.uny.ac.id/9606/1/> diakses pada 27 Maret 2017.
- [7] McLeod, Jr.R. dan G.P. Schell, *Management Information System*. 10th ed., Pearson Education, Inc., 2017.
- [8] Kencana, Andrew Yova, and Setia Astuti., "Metode Klasifikasi dengan Algoritma Naïve Bayes untuk rekomendasi Penjurusan SMA Terang Bangsa," *Techno. Com*, vol. 15, no. 3, pp. 195-200, 2016.
- [9] Pawestri, D., & Sihwi, S. W., "Perbandingan Penggunaan Metode AHP dan SAW untuk Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Paket Layanan Internet," *ITSmart: Jurnal Teknologi dan Informasi*, 1(2), 74-81, 2016.
- [10] J. Kittur, "Optimal generation evaluation using SAW, WP, AHP and PROMETHEE multi - criteria decision making techniques," *2015 International Conference on Technological Advancements in Power and Energy (TAP Energy)*, pp. 304-309, Kollam, 2015.
- [11] Kusumadewi, S. Hatati, S. Harjoko, A. dan Wardoyo, R., *Fuzzy Multi-Attribute Decision Making (FUZZY MADM)*, Yogyakarta, Graha Ilmu, 2006.
- [12] A. Pranolo and S. M. Widyastuti, "Simple additive weighting method on intelligent agent for urban forest health monitoring," *2014 International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications (IC3INA)*, pp. 132-135, Bandung, 2014.
- [13] A. R. Afshari, R. Yusuff and A. R. Derayatifar, "Project manager selection by using Fuzzy Simple Additive Weighting method," *2012 International Conference on Innovation Management and Technology Research*, pp. 412-416, Malacca, 2012.
- [14] Asmara, A. G. A. P. R., "Implementasi Metode Simple Additive Weighting (SAW) Dalam Memprediksi Calon Mahasiswa Dropout STMIK STIKOM Bali," *Jurnal Sistem dan Informatika*, vol. 11, no. 1, 2017.
- [15] Sugiyani, Y., "Sistem Pengambilan Keputusan Penentuan Lokasi Tempat Pembuangan Akhir (TPA) Sampah Menggunakan Metode Simple Addictive Weighting (SAW)," *JSiI (Journal Sistem Informasi)*, vol. 3, 2017.
- [16] Rusdiansyah, R., "Analisis Keputusan Menentukan Jurusan Pada Sekolah Menengah Kejuruan Dengan Metode Simple Additive Weighting," *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, vol. 14, no. 1, pp.49-58, 2017.
- [17] Tzoumas, K., Deshpande, A., & Jensen, C. S., "Efficiently adapting graphical models for selectivity estimation," *The VLDB Journal*, vol. 22, no. 1, pp. 3-27, 2013.
- [18] Mohammed, S., Barradah, A. F., & El-Alfy, E. S. M., "Selectivity estimation of extended XML query tree patterns based on prime number labeling and synopsis modeling," *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 64, pp. 30-42, 2016.