SELEKSI BEASISWA BIDIK MISI UNISKA MAB BANJARMASIN HIBAH LLDIKTI XI KALIMANTAN MENGGUNAKAN METODE SVM DAN TOPSIS

Muhammad Iqbal Firdaus^{1*} dan M Gilvy Langgawan Putra²

¹Fakultas Taknologi Informatika, Universitas Islam Kalimantan Muhammad Arsyad Al Banjari
²Jurusan Matematika dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Kalimantan
*Email: m.iqbalfirdaus@uniska-bjm.ac.id; gilvy.langgawan@lecturer.itk.ac.id

ABSTRACT

Every year LLDIKTI XI Kalimantan provides scholarships to universities under its auspices. Which Uniska has received scholarships since 2015-2018 as many as 152 bidik misi students for new students. Which is usually selected using manual steps with the help of human power. From the selection process there are problems, namely human factors. Therefore we need a computational process that supports the selection process. Then the SVM (Support Vector Machine) method is used for the classification process and the TOPSIS (Technique For Order Preference By Similarity To Ideal Solution) method is used to give a priority ranking of scholarship. The average speed of the entire process in the selection system and recommendations for the acceptance of the UNISKA Bidik Misi scholarship with the implementation of the SVM and TOPSIS methods using testing from a comparison ratio of 19.12 seconds, the fastest time is 14.40 and the longest time is 23.58. The accuracy of the selection and recommendation of acceptance of the UNISKA Bidik Misi scholarship using the training data comparison ratio and 90%: 10% data testing has an average accuracy of 85.53% and testing based on the best parameters of the SVM sequential training process is λ (Lambda) = 0.1, constant γ (gamma) = 0.05, ϵ = 0.0001, Maximum Iteration = 1000, ratio of 90%: 10% and value of d = 2, C (Complexity) = 1. So that the best accuracy is 100% and the average accuracy the best is 93.63%.

Keywords: Selection, UNISKA MAB, SVM, TOPSIS, MCDM.

PENDAHULUAN

Pada tahun ajaran 2018/2019 LLDIKTI XI memberikan beasiswa bidikmisi untuk UNISKA MAB Banjarmasin bagi perguruan tinggi di wilayah layanan LLDIKTI XI Kalimantan sebanyak 22 mahasiswa baru. Namun berdasarkan data 2015 hingga 2017 UNISKA MAB menerimah beasiswa sebanyak 30, 49 dan 51 mahasiswa baru UNISKA MAB Banjarmasin. Pada tahun ajaran 2018/2019 UNISKA MAB melakukan seleksi secara internal melalui formulir pendaftaran, sehingga mendapatkan peserta pendaftar sebanyak 70 orang mahasiswa baru. Dan diseleksi mendapatkan mahasiswa yang lolos beasiswa sebanyak 22 orang sesuai dengan beasiswa yang diberikan kepada LLDIKTI XI Kalimantan. Seleksi beasiswa ini dilakukan dengan cara seleksi berkas. Pada tahap seleksi kemungkinan akan mengalami kesalahan dari manusia (Human Error). Seperti banyaknya data, data tergandakan,

dan tidak adanya seleksi secara sistemastis. Sehingga dibutuhkan seleksi melalui komputasi, sehingga dapat meminimalisir kesalahan manusia (*human error*). Pada seleksi dengan komputasi ini dibutuhkan metode untuk klasifikasi dan perangkingan.

Pada penelitian yang pernah dilakukan oleh Sahar A. Mochtar dan Alaa. M. Elyasad mengenai perbandingan tiga metode klasifikasi yaitu *Desicion Tree* (DT), *Artifical Neural Network* (ANN), dan *Support Vector Machine* pada studi kasus memprediksi tingkat keparahan penyakit kanker payudara dengan nilai akurasi SVM 81,25% (Sahar A., *et al*, 2010). penelitianan selanjutnya dilakukan oleh Vijayarani (2015) menggunakan metode SVM dan Naive Bayes untuk prediksi penyakit liver. Kedua algoritma tersebut dibandingkan dan didasarkan pada akurasi kinerja faktor klasifikasi dan waktu pelaksanaan. Dari hasil percobaan

klasifikasi dengan SVM dianggap yang terbaik karena memiliki akurasi tinggi dalam hal klasifikasi, berdasarkan analisis tersebut maka untuk metode klasifikasi menggunakan metode SVM. Metode multi criteria decision making (MCDM) ada beberapa penelitian terdahulu, antara lain dari Saif dkk (2017) dengan penelitian analisis komparatif metode MCDM untuk Peringkat Aspek Produk: TOPSIS dan VIKOR, yang mana metode TOPSIS lebih unggul dalam penentuan peringkat. Penelitian selanjutnya dari Basjir et al (2014) maka hasil rekomendasi perbaikan dengan TOPSIS mampu memperbaiki hasil prioritas, metode TOPSIS yang lebih reliable dan mampu melakukan perangkingan terhadap alternatif terpilih, logikanya sederhana sehingga menghasilkan komputasi yang baik. Dan penelitian selanjutnya dari Mark Velasques dkk (2013) yang berjudul Analisis Metode Pengambilan Keputusan Multi Kriteria yang mana mengatakan metode TOPSIS memiliki keuntungan vaitu proses komputasi yang simple, mudah digunakan untuk program, dan metode TOPSIS cocok di aplikasikan di area SCM dan Logistik, engineering, system manufaktur, bisnis dan pemasaran, lingkungan, SDM, dan manajemen sumber daya air. Dari penelitian pendukung tersebut maka untuk melakukan peringkat penelitian pada ini menggunakan metode TOPSIS.

METODE PENELITIAN Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan cara mengumpulkan serta mempelajari literatur-literatur yang berkaitan maupun yang mendukung untuk membangun Implementasi Metode SVM TOPSIS. Metode SVM (Support Vector Machine), Metode TOPSIS (Technique For Others Reference by Similarity to Ideal Solution) dan Evaluasi. Studi literatur yang digunakan pada penelitian ini dari jurnal internasional bersumber nasional, buku, karya ilmiah dan artikel di media internet.

Analisis Kebutuhan

Analisa kebutuhan bertujuan untuk mengetahui kebutuhan yang diperlukan untuk membangun Implementasi Metode SVM dan TOPSIS. Adapun kebutuhan yang digunakan dalam implementasi penelitian terdiri dari kebutuhan *hardware*,

kebutuhan software dan kebutuhan data, Kebutuhan data untuk penelitian ini yakni didapat langsung dari Bagian kemahasiswaan UNISKA MAB melalui Wawancara yang berupa data kuantitatif dan kualitatif dengan cara pengajuan permohonan beasiswa dan data parameter yang akan digunakan untuk proses seleksi.

1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data untuk penelitian ini dilakukan dengan cara studi pustaka, observasi dan melakukan wawancara kepada tim seleksi besiswa. Data yang didapat adalah data penerima beasiswa tahun 2018 dan kriteria penilaian. Adapun tahapan pengumpulan data pada penelitian ini terdiri dari Studi Pustaka, Observasi dan Wawancara.

Implementasi Sistem

Pada implementasi sistem yang ada pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemograman java, manajemen *database* menggunakan MySQL, serta perangkat pendukung yang dibutuhkan lainya. adapun untuk tahapantahapan implementasi pada sistem yaitu Pembuatan *Interface* (antarmuka), Perhitungan metode SVM untuk pengklasifikasian penerima beasiswa, Perhitungan metode TOPSIS terhadap hasil dari pengklasifikasian yang menggunakan metode SVM, Keluaran berupa rekomendasi dan perangkingan dari calon penerima beasiswa.

Pengujian dan Analisis

Pengujian yang akan dilakukan dengan classification accuracy dan Analisis sistem yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah menganalisis metode SVM dan TOPSIS yang diimplementasi pada seleksi beasiswa, apakah metode tersebut dapat berjalan baik pada sistem yang dibangun.

Pengambilan Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan diambil berdasarkan dari hasil pengujian sistem dan analisis dari penggunakan metode SVM dan TOPSIS yang bertujuan untuk menjawab dari rumusan masalah yang telah ditetapkan. Tahap akhir dari penulisan adalah saran untuk memperbaiki dan menyempurnakan kelasalahan yang terjadi pada penulisan serta memberikan pertimbangan atas pengembangan penelitian selanjutnya.

HASIL DAN PEMBAHASAN Implementasi Antarmuka

Implementasi antarmuka atau *interface* merupakan penghubung antara *user* dan sistem secara langsung, implementasi menggunakan netbeans IDE 8. Berikut implementasi antarmuka.



Gambar 1. Antarmuka Halaman SVM Load Data

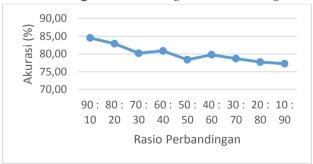


Gambar 1. Antarmuka SVM Level 2

Pengujian

Pengujian terhadap sistem yang telah dibuat pada tahap implementasi, yang mana proses pengujian yang akan dilakukan ada 7 jenis yaitu:

1. Perbandingan data training dan data testing

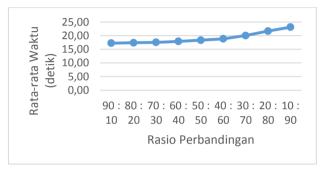


Gambar 3. Tingkat Akurasi Hasil Pengujian Rasio Perbandingan

Gambar 3 menunjukkan hasil analisis untuk tingkat akurasi di mana akurasi tertinggi pada rasio perbandingan 90%:10% dengan rata-rata sebesar 84,53%. Analisis dilakukan pada pengujian rasio perbandingan ini yaitu tingkat akurasi yang

berpengaruh terhadap rasio perbandingan, dengan didapatkannya nilai akurasi pada perbandingan data latih yang lebih dominan maka dapat diketahui bahwa semakin tinggi nilai perbandingan pada data latih maka akan semakin tinggi tingkat akurasinya, sehingga pada sebuah sistem apabila data semakin banyak dilatih maka data tersebut akan semakin cerdas dalam mendapatkan tingkat akurasi tertinggi, dan jika sebaliknya dari Gambar 3 semakin rendah perbandingan data latih dibanding data uji maka akurasinya semakin rendah.

2. Waktu eksekusi pada sistem selama proses berlangsung



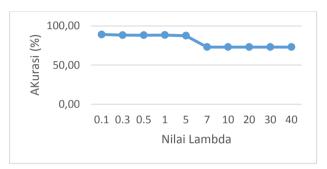
Gambar 4. Waktu Eksekusi Pada Sistem Selama Proses Perhitungan

Berdasarkan hasil grafik pada Gambar 4 diketahui bahwa hasil rata-rata keseluruhan dari pengujian waktu eksekusi yaitu 19,12 detik, waktu terlama yaitu 23,58 detik dan waktu tercepat yaitu 14,40 detik. Hasil dari pengujian waktu eksekusi dijelaskan pada Gambar 4. hasil dari waktu eksekusi sistem untuk memproses perbandingan rasio,yang mana semakin banyak perbandingan data testing-nya semakin banyak memakan waktu eksekusinya dikarenakan proses perhitungan nilai f(x) mengunakan data testing jadi bila banyak datanya tersebut maka:

3. Pengujian terhadap tingkat akurasi dari pengaruh nilai parameter lambda.

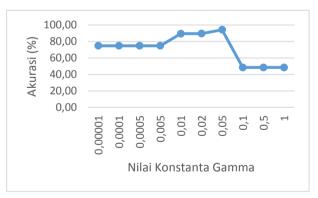
Berdasarkan hasil grafik yang ada pada Gambar 5 diketahui bahwa rata-rata akurasi tertinggi sebesar 89.03% dan akurasi terbesar yaitu 100% pada nilai λ (*Lambda*) 0.1 Adapun hasil akurasi pengujian dijelaskan pada Gambar 5. merupakan hasil dari pengujian nilai λ (*Lambda*), yang mana skenario pengujian *lambda* memiliki nilai rata-rata

terbesar 89.03%, yang mana membuktikan dari Gambar 7 menunjukkan semakin besar nilai λ (Lambda) tidak membuat akurasi semakin besar. Akurasi terbesar pada nilai λ (Lambda) yaitu 0.1. Semakin besar nilai λ (Lambda) maka akurasi cenderung semakin kecil, dikarenakan jika nilai λ (Lambda) semakin besar akan membuat proses perhitungan komputer atau komputasi pada tahap perhitungan matriks Hessian cenderung lebih lama. Kecenderungan proses komputasi yang lama juga disebabkan oleh augmented factor pada nilai λ (Lambda) sehingga proses perhitungan pada sistem sangat lambat untuk maksimalkan nilai margin dan akan terjadi ketidakstabilan pada proses learning.



Gambar 5. Grafik Tingkat Akurasi Hasil Pengujian Nilai Lambda

4. Pengujian untuk mengetahui pengaruh nilai konstanta *gamma* terhadap nilai akurasi.



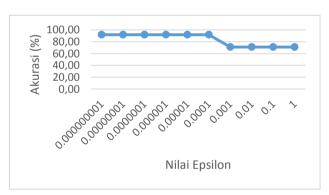
Gambar 6. Grafik Tingkat Akurasi Hasil Pengujian Konstanta Gamma.

Berdasarkan grafik pada Gambar 6 diketahui bahwa rata-rata tingkat akurasi tertinggi sebesar 94.17% dan akurasi terbaik sebesar 100%, pada nilai konstanta *gamma* 0.05. sehingga nilai parameter tertinggi akan digunakan pada pengujian ε (*epsilon*).

Hasil pengujian konstanta *gamma* dijelaskan pada Gambar 6. Gambar 8 merupakan hasil dari

pengujian konstanta gamma yaitu tingkat akurasi terhadap pengaruh nilai konstanta y (gamma). Pada skenario ini hasil akurasi menunjukkan akurasi paling optimal ditunjukkan konstanta γ (gamma) yang memiliki nilai terbesar yaitu 0.05 dengan akurasi 94.17%. nilai parameter γ (gamma) berpengaruh terhadap proses learning pembelajaran dari sebuah sistem dan nilaj konstanta y (gamma) berpengaruh terhadap iterasi, dengan iterasi maksimum 10.000 dengan nilai konstanta 0.05 proses berhenti di iterasi ke-4.630, dengan semakin kecilnya nilai konstanta γ (gamma) maka cenderung tidak stabil dan akan mencapai iterasi maksimum. Banyaknya iterasi juga berpengaruh pada perubahan nilai α (alpha) yang baru, nilai α (alpha) akan mempengaruhi support vector yang dihasilkan oleh iterasi pada proses sequential training. nilai konstanta γ (gamma) sebaiknya $0 < \gamma$ < 2 untuk mencapai proses learning atau pembelajaran yang bagus.

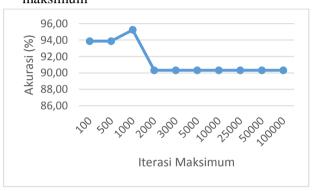
5. Pengujian tingkat akurasi terhadap nilai epsilon



Gambar 7. Grafik Tingkat Akurasi Hasil Pengujian Nilai Epsilon

Berdasarkan grafik pada Gambar 7 diketahui bahwa rata-rata tertinggi dari hasil akurasi nilai epsilon sebesar 91.88% dan akurasi terbaik 100%. sehingga dari rata-rata tersebut nilai terbaik ε (epsilon) adalah 0.000000001, 0.00000001, $0.0000001, 0.000001, 0.00001, dan 0.0001 dari \lambda =$ 0.1, konstanta γ (gamma) = 0.05, itermax = 100, C = 1, rasio perbandingan 90%:10% dan nilai d=2. Nanti nilai epsilon digunakan untuk pengujian nilai iterasi maksimum. Hasil dari pengujian nilai ε (epsilon) ditunjukkan pada Gambar 7. diketahui bahwa nilai dari parameter nilai ε (epsilon) berpengaruh pada akurasi, semakin besar nilai ε (epsilon) maka iterasi yang dihasilkan semakin sedikit, dan semakin besar nilai ε (epsilon) maka iterasinya semakin banyak. Nilai ε (epsilon) juga berpengaruh terhadap proses learning, jika nilai ε (epsilon) semakin kecil maka proses learning akan berlangsung lama, sehingga akan menghasilkan data yang konvergen serta nilai α (alpha) dan support vector akan semakin optimal. Iterasi berhenti pada nilai ε (epsilon) 0.0000001, 0.000001, 0.00001, 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, dan 1, karena telah mencapai nilai konvergen $Max(|\delta\alpha_i|) < \varepsilon$, jika nilai α (alpha) dan support vector tidak optimal maka akan berpengaruh terhadap nilai akurasi.

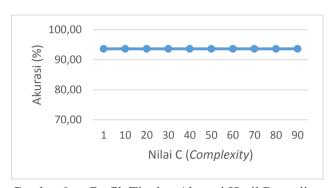
Pengujian tingkat akurasi terhadap nilai iterasi maksimum



Gambar 8. Grafik Tingkat Akurasi Hasil Pengujian Iterasi Maksimum

Berdasarkan grafik pada Gambar 8 diketahui bahwa nilai rata-rata tertinggi yaitu 95.24% dan akurasi tertinggi sebesar 100%. dari rata-rata terbaik tersebut iterasinya sebanyak 1000, iterasinya akan digunakan pada perhitungan C (*Complexity*) dengan parameter $\lambda = 0.1$, konstanta γ (gamma) = 0.05, $\varepsilon = 0.0001$, C = 1, rasio perbandingan 90%:10% dan nilai d=2, sehingga didapatkan hasilnya berupa grafik yang ditunjukkan pada Gambar 8. Analisis dilakukan pada pengujian ini yaitu nilai iterasi maksimum terhadap nilai akurasi, pada skenario pengujian menunjukkan hasil akurasi rata-rata yang memiliki nilai paling besar yaitu iterasi maksimum sebanyak 1000. Nilai iterasi berhenti jika sudah memenuhi syarat konvergen yaitu $Max(|\delta \alpha_i|) < \varepsilon$. Nilai ε (epsilon) = 0.0001 dan pada iterasi maksimum 3.000, iterasi berhenti pada level 2, dan pada iterasi maksimum lebih dari 3.000 maka iterasi berhenti pada level 1 dan 2 pada iterasi ke 3.298 dan 2.546, hal tersebut terjadi dikarenakan nilai α (alpha) telah mencapai konvergen. Konvergen dapat diartikan sebagai tingkat perubahan dari nilai α (alpha), dan pada pengujian ini nilai iterasi berhenti hanya akan berpengaruh pada perubahan α (alpha) dan nilai b (bias) dari proses pelatihan atau training.

7. Pengujian tingkat akurasi terhadap nilai C



Gambar 9. Grafik Tingkat Akurasi Hasil Pengujian Nilai Complexity

Berdasarkan grafik pada Gambar 9 diketahui bahwa rata-rata tertinggi yaitu 95.24% dan nilai akurasi tertinggi sebesar 100%, dengan parameter vaitu vaitu $\lambda = 0.1$, konstanta γ (gamma) = 0.1, $\varepsilon =$ 0.0001, Iterasi Maksimum = 10000, rasio perbandingan 90%:10% dan nilai d=2. Hasil akurasi pengujian nilai C (Complexity) dijelaskan pada Gambar 9. Gambar 11 menjelaskan hasil dari akurasi pengujian nilai complexity. Pada skenario pengujian ini akurasi dengan rata-rata tertinggi 93.63% .Tujuan adanya nilai C (Complexity) untuk meminimalkan nilai error . Pada saat nilai C(Complexity) mendekati nilai 0 maka lebar margin pada bidang pemisah (hyperplane) maksimum, hal tersebut disebabkan karena nilai C (Complexity) digunakan untuk memperkecil nilai error pada proses training atau pelatihan yaitu pada perhitungan nilai w (weight) dan nilai b (bias), semakin kecil nilai C maka error yang terjadi pada akan semakin kecil begitu pula dengan sebaliknya. Selain itu nilai C (Complexity) > 0 relatif penting untuk memaksimumkan *margin* meminimumkan jumlah slack (C.Corttes dan V.Vapnik, 1995).

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

- Kecepatan rata-rata keseluruhan proses yang ada pada sistem seleksi dan rekomendasi penerimaan beasiswa bidik misi UNISKA dengan implementasi metode SVM dan TOPSIS dengan menggunakan pengujian dari rasio perbandingan yaitu 19.12 detik, waktu tercepat yaitu 14,40 dan waktu terlama yaitu 23,58.
- 2. Tingkat akurasi dari seleksi dan rekomendasi penerimaan beasiswa Bidik Misi UNISKA dengan menggunakan rasio perbandingan data *training* dan data *testing* 90%:10% memiliki akurasi rata-rata sebesar 85.53% dan pengujian berdasarkan parameter terbaik dari proses *sequential training* SVM yaitu λ (*Lambda*) = 0.1, konstanta γ (*gamma*) = 0.05, ε = 0.0001, *Iterasi* Maksimum = 1000, rasio perbandingan 90%:10% dan nilai d=2, C (*Complexity*) = 1. Sehingga diperoleh akurasi terbaik sebesar 100% dan rata-rata akurasi terbaik sebesar 93.63%.
- 3. Disarankan untuk melakukan penelitian lebih lanjut dengan menambah data dari perguruan tinggi lain adar data yang diproses lebih banyak dan mendapatkan hasil yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Basjir, Mochammad, Spriyanto, Hari dan Suef, Mokh., 2014. Pengembangan model Penentuan Prioritas Perbaikan Terhadap Mode Kegagalan Komponen dengan Metodologi FMEA, Fuzzy dan TOPSIS yang terintegrasi. InstitutTeknologi Sepuluh Nopember, Jurusan Teknik Industri.
- Ding, Ji-Feng, 2011. An Integrated Fuzzy TOPSIS Method for Ranking Alternatifs and Its Application. Journal of Marine Science and Technology, Vol. 19, No. 4 pp. 324
- Kartal Hasan Basri, Cebi Ferhan., 2013, Internasional Journal of Machine Learning and Computing, Support Vector Machine for Multi-Attribute ABC Analysis, Vol 3, No 1, Hal. 154-157.
- Kusuma, Mukhtar Atmaja., 2010. Sistem Pendukung Keputusan Untuk Pemilihan Bahan Obat Alternatif Dengan Metode AHP dan TOPSIS. Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Teknik Komputer. Surabaya.
- Novianti Fourina ayu, Purnami Santi Wulan., 2012, Jurnal Sains dan Seni ITS, *Analsisi Diagnosis*

- Pasien Kanker Payudara Menggunakan Regresi Logistik dan Support Vector Machine (SVM) Berdasarkan Hasil Mamografi, Vol 1, No 1, Hal D-147 – D-152.
- Onüt. S, S. S., 2008. Transhipment site selection using the AHP and Topsis approaches under fuzzy environment. Waste management, 28(9), 1552-9.
- Purnami, S. W., dan Embong, A. 2008. Smooth Support Vector Machine For Breast Cancer Classification. ICMSA08, Banda Aceh, Indonesia.
- Vijayarani S, Dhayanand S. 2015. Liver Disease Prediction using SVM and Naive Bayes Algorithm. Vol 4, Hal 2278-7798.