

# SELEKSI DAN REKOMENDASI PENERIMA BEASISWA DI LEMBAGA GNOTA KEDIRI DENGAN IMPLEMENTASI METODE SVM DAN TOPSIS

M. Gilvy Langgawan Putra<sup>1)</sup>, Imam Cholissodin, S.Si, M.Kom<sup>2)</sup>,  
Ir. Heru Nurwasito, M.Kom<sup>3)</sup>

Program Studi Informatika/ Ilmu Komputer  
Fakultas Ilmu Komputer  
Universitas Brawijaya, Malang 65145, Indonesia  
email: gilvylanggawan11@gmail.com[at]gmail.com<sup>1)</sup>, imamcs[at]ub.ac.id<sup>2)</sup>,  
heru[at]ub.ac.id<sup>3)</sup>

## ABSTRAK

Gerakan Nasional Orang Tua Asuh (GNOTA). Gerakan tersebut merupakan gerakan organisasi sosial nirlaba, independen dan transparan yang berdiri sejak 29 Mei 1996. Dari hasil wawancara, menemukan beberapa permasalahan pada saat proses seleksi penerima beasiswa yaitu masih menggunakan perhitungan manual seperti pada proses pengklasifikasian, banyaknya data maka sulit untuk menentukan salah satu peserta termasuk dalam klasifikasi apa dan dalam masalah perangkingan masih menggunakan manual, apabila dilakukan secara manual maka panitia mengurutkan satu persatu tidak secara otomatis. sehingga membutuhkan waktu yang terbilang lama yaitu tiga bulan dari proses pendaftaran hingga hasil seleksi, data yang dimasukan juga bisa mengalami kesalahan, *human error*, apabila penyimpanan data akan mengalami penumpukan dan sumber daya yang terbatas. Maka digunakanlah metode SVM untuk klasifikasi data, data yang digunakan sebanyak 111 data, 3 kelas, 13 kriteria, dan menggunakan metode TOPSIS untuk rekomendasi penerima beasiswa, dari hasil semua pengujian dengan rasio perbandingan 90%:10% memiliki akurasi terbaik 100%, pemilihan nilai  $\lambda$  (*Lambda*) = 0.1, konstanta  $\gamma$  (*gamma*) = 0.05,  $\epsilon$  = 0.0001, *Iterasi* Maksimum = 1000, rasio perbandingan 90%:10% dan nilai  $d=2$ ,  $C$  (*Complexity*) = 1. Sehingga akurasi terbaik yaitu sebesar 100% dan rata-rata akurasi sebesar 95.24%, serta kecepatan rata-rata proses yaitu 19.16 detik, waktu tercepat yaitu 13,39 detik dan waktu terlama yaitu 24,07 detik.

**Kata kunci:** GNOTA, Kediri, Beasiswa, SVM, TOPSIS

## ABSTRACT

Gerakan Nasional Orang Tua Asuh (GNOTA). That's movement is a movement of non-profit social organization, independent and transparent established since May 29, 1996. From the interviews, found several problems during the process of selection of scholarship recipients is still using manual calculation as in the classification process, the amount of data it is difficult to determine one of the participants included in any classification and the problems for rank still use manual, if done manually, the committee does not sort one by one automatically. so it takes a fairly long time of three months from the registration process until the result of selection, entered data can also experience an error, human error, when the data storage will be congested, the limited resources. Method is used SVM for data classification, data used as many as 111 of data, 3 classes, 13 criteria, and using TOPSIS method for recommendation grantee, of the results of all tests with a ratio of 90%: 10% have the best accuracy 100 %, the selection of values  $\lambda$  (*Lambda*) = 0.1, constant  $\gamma$  (*gamma*) = 0.05  $\epsilon$  = 0.0001, Iteration Maximum = 1000, a ratio of 90%: 10% and the value of  $d = 2$ ,  $C$  (*Complexity*) = 1. So the best accuracy of the total of 100 % and an average accuracy of 95.24%, and the average speed of the process is 19.16 seconds, the fastest time is 13.39 seconds and the longest time is 24.07 seconds.

**Keywords:** GNOTA, Kediri, *Scholarships*, SVM, TOPSIS

## 1. PENDAHULUAN

Undang-Undang Dasar 1945 pada alinea 4 yang berbunyi “kemudian dari pada itu untuk

membentuk suatu pemerintah negara Indonesia yang melindungi segenap bangsa Indonesia dan seluruh tumpah darah Indonesia dan untuk memajukan kesejahteraan umum, mencerdaskan kehidupan bangsa..” dari penggalan alinea 4, dapat disimpulkan bahwa semua masyarakat atau organisasi di Indonesia berhak ikut serta mencerdaskan kehidupan bangsanya sendiri.

Merujuk pada UUD tersebut maka berdirilah sebuah gerakan yang berinisiatif dari masyarakat untuk menjaga agar anak-anak Indonesia mendapatkan pendidikan sebagai landasan meraih masa depan mereka yang lebih baik. Gerakan yang mendukung dalam permasalahan mencerdaskan kehidupan bangsa yaitu sebuah gerakan yang bernama Gerakan Nasional Orang Tua Asuh (GNOTA). Gerakan tersebut merupakan gerakan organisasi sosial nirlaba, independen dan transparan yang berdiri sejak 29 Mei 1996. GNOTA sendiri telah mendistribusikan bantuan sebesar 2,3 juta paket pendidikan dan donasi uang yang tersebar di seluruh Indonesia, untuk membantu anak-anak dari keluarga yang kurang mampu agar dapat meneruskan sekolah dan menyelesaikan pendidikannya (GNOTA,2015). Banyaknya penerima beasiswa yaitu terdiri dari 160 orang mahasiswa dan 160 orang tua siswa yang kurang mampu penerima beasiswa 2014 dari GNOTA Kediri (Pemkab Kediri, 2014). Dari hasil wawancara, menemukan beberapa permasalahan pada saat proses seleksi penerima beasiswa yaitu masih menggunakan perhitungan manual seperti pada proses pengklasifikasian yang mana ada tiga klasifikasi dengan banyaknya data maka sulit untuk menentukan salah satu peserta termasuk dalam klasifikasi apa dan dalam masalah perankingan masih menggunakan manual, apabila dilakukan secara manual maka panitia mengurutkan satu persatu tidak secara otomatis. Pengisian data secara manual dengan menggunakan form pendaftaran kemudian dimasukkan ke program *excel* sehingga membutuhkan waktu yang terbilang lama yaitu tiga bulan dari proses pendaftaran hingga hasil seleksi, data yang dimasukkan juga bisa mengalami kesalahan seperti tidak samanya data di *excel* dengan data pada saat pengisian *form* pendaftaran dikarenakan faktor *human error*, apabila data dari tahun ketahun bertambah banyak dari pendaftar beasiswa maka proses penyimpanan data akan mengalami penumpukan berupa berkas yang tidak dapat tertangani oleh sumber daya yang terbatas dan tidak ada jejak *record*-nya, kurangnya sumber daya manusia apabila melakukan survey satu-persatu dikarenakan jumlah pegawai lembaga GNOTA Kediri hanya terdiri dari satu orang kepala

lembaga dan dua orang karyawan. Dari banyak beberapa permasalahan tersebut maka lembaga GNOTA Kediri membutuhkan sebuah sistem yang mampu mendukung dalam merekomendasikan siapa yang berhak menerima bantuan dan mana yang tidak, dan pada akhir nantinya dari organisasi GNOTA dapat menentukan penerima beasiswa dengan melihat hasil rekomendasi dari sistem.

Pada penelitian yang pernah dilakukan oleh Sahar A. Mochtar dan Alaa. M. Elyasad mengenai perbandingan tiga metode klasifikasi yaitu *Decision Tree* (DT), *Artificial Neural Network* (ANN), dan *Support Vector Machine* pada studi kasus memprediksi tingkat keparahan penyakit kanker payudara dengan nilai akurasi dari masing-masing metode yaitu 78,12%, 80,56%, dan 81,25. dari hasil nilai akurasi tersebut metode SVM yang memiliki nilai tertinggi untuk nilai akurasinya untuk metode klasifikasi (Sahar A., *et al*, 2010). Ada juga penelitian untuk perbandingan klasifikasi yaitu antara KNN dan SVM yang mana diterap pada studi kasus pengenalan karakter bahasa Oriya (bahasa dinegara bagian india), dengan nilai akurasi untuk KNN 96,47% dan metode SVM nilai akurasinya 98,9%, (Mohanty dan Bebartta, 2011). nilai akurasi tersebut dapat kita ketahui tingkat akurasi dengan metode klasifikasi SVM sangat tinggi dibanding dengan metode lain, sehingga itu mendukung penelitian ini untuk pengklasifikasian penerima beasiswa menggunakan metode Support Vector Machine.

Selanjutnya penelitian untuk metode TOPSIS yang dilakukan oleh S. Lestari, metode TOPSIS diterapkan pada seleksi penerimaan karyawan dengan menggunakan tujuh kriteria dan sepuluh alternatif, dengan hasil menggunakan TOPSIS komputasinya yang efisien serta memiliki kemampuan relatif dalam mengukur alternatif-alternatif keputusan dalam bentuk matematis sederhana cocok untuk menyelesaikan permasalahan multi dimensi (Lestari,S., 2011). Dan penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Basjir *et all* (2014) yang berjudul “pengembangan model penentuan prioritas perbaikan terhadap komponen dengan metodologi FMEA, Fuzzy dan TOPSIS” maka hasil rekomendasi perbaikan dengan TOPSIS mampu memperbaiki hasil prioritas metode FMEA dan Fuzzy-FMEA, metode TOPSIS yang lebih reliable, sehingga dipilih karena juga mampu melakukan perankingan terhadap alternatif terpilih, logikanya sederhana sehingga menghasilkan komputasi yang baik. Maka dari itu lah memilih metode TOPSIS untuk perankingan.

Sehingga diperoleh penggabungan dua metode yaitu SVM dan TOPSIS yang didasari dari penelitian sebelumnya oleh Yung-Ming Li *et al* (2010) dengan mengangkat topik *Building a qualitative recruitment system via SVM with MCDM approach*, dari penelitian tersebut pada metode TOPSIS nya mengalami permasalahan yaitu kesulitan memberikan pendekatan rekomendasi penempatan pegawai yang sesuai, sehingga menambahkan metode SVM untuk mengatasi proses menentukan rekomendasi posisi pegawai. Dan adapun untuk perbandingan metode SVM dan AHP apada penelitian Yang-yi *et al* (2010) yang berjudul *Logistic System and Intelegant Management, The Application of Site Selection based on AHP-SVM in 500KV substaton*” dari hasil penelitiannya yang mana AHP untuk menentukan bobot dari 20 kriteria, kemudian terpilih menjadi 12 kriteri, sehingga hasil evaluasi AHP-SVM hanya memperoleh nilai akurasi sebesar 80%. dari beberapa penelitian sebelumnya, maka dalam penelitian rekomendasi penerima beasiswa GNOTA menggunakan metode SVM-TOPSIS, sehingga nantinya skripsi ini berjudul “Seleksi dan Rekomendasi Penerima Beasiswa di Lembaga GNOTA Kediri dengan Implementasi Metode SVM dan TOPSIS”. Diharapkan pada Implementasi Metode SVM dan TOPSIS menghasilkan nilai akurasi terbaik, sehingga dapat meminimalkan kesalahan dalam pengrekomendasi penerima beasiswa.

## 2. PERMASALAHAN

Dari paparan pendahuluan, penelitian ini merumuskan permasalahan Bagaimana kecepatan proses seleksi dan rekomendasi penerimaan beasiswa dengan sistem dari implementasi metode SVM dan TOPSIS dalam proses seleksi beasiswa di lembaga GNOTA Kediri dan bagaimana tingkat akurasi dari implementasi metode SVM dan TOPSIS untuk seleksi dan rekomendasi penerima beasiswa dilembaga GNOTA Kediri.

## 3. TINJAUAN PUSTAKA

### 3.1 Studi terkait

Pada penelitian ini digunakan beberapa *paper* diantaranya adalah pertama yang dilakukan oleh Sahar A. Mochtar dan Alaa. M. Elyasad mengenai perbandingan tiga metode klasifikasi yaitu *Desicion Tree* (DT), *Artificial Neural Network* (ANN), dan *Support Vector Machine* pada studi kasus memprediksi tingkat keparahan penyakit kanker payudara dengan nilai akurasi dari masing-masing metode yaitu 78,12%, 80,56%, dan 81,25. yang mana dari

hasil nilai akurasi metode SVM yang memiliki nilai tertinggi untuk nilai akurasinya untuk metode klasifikasi.

Pada *paper* kedua, membahas perbandingan klasifikasi antara KNN dan SVM yang diterap di studi kasus untuk pengenalan karakter bahasa Oriya (bahasa dinegara bagian india), dengan nilai akurasi untuk metode KNN 96,47% dan dengan metode SVM nilai akurasinya 98,9%, (Mohanty dan Bebartta, 2011).

*Paper* yang ketiga membahas metode TOPSIS yang mana dilakukan oleh S. Lestari, yang metode TOPSIS diterapkan pada seleksi penerimaan karyawan dengan menggunakan tujuh kriteria dan sepuluh alternatif, dengan hasil menggunakan metode TOPSIS komputasinya yang efisien serta memiliki kemampuan relatif dalam mengukur alternatif-alternatif keputusan dalam bentuk matematis sederhana cocok untuk menyelesaikan permasalahan multi dimensi (Lestari,S., 2011).

*Paper* keempat yang dilakukan oleh Basjir *et al* (2014) yang berjudul “pengembangan model penentuan prioritas perbaikan terhadap komponen dangan metodologi FMEA, Fuzzy dan TOPSIS” maka hasilnya rekomendasi perbaikan dengan TOPSIS mampu memperbaiki hasil prioritas metode FMEA dan Fuzzy-FMEA, metode TOPSIS yang lebih *reliable*, sehingga dipilih karena juga mampu melakukan perangkingan terhadap alternatif terpilih, logikanya sederhana sehingga menghasilkan komputasi yang baik.

Paper kelima penggabungan dua metode yaitu SVM dan TOPSIS yang didasari dari penelitian sebelumnya oleh Yung-Ming Li *et al* (2010) dengan mengangkat topik *Building a qualitative recruitment system via SVM with MCDM approach* yang mana dari penelitian tersebut pada metode TOPSIS nya mengalami permasalahan yaitu kesulitan memberikan pendekatan rekomendasi penempatan pegawai yang sesuai, sehingga menambahkan metode SVM untuk mengatasi proses menentukan rekomendasi posisi pegawai.

Paper keenam untuk perbandian metode SVM dan AHP pada penelitian Yang-yi *et al* (2010) yang berjudul *Logistic System and Intelegant Management, The Application of Site Selection based on AHP-SVM in 500KV substaton*” dari hasil penelitiannya yang mana AHP untuk menentukan bobot dari 20 kriteria, kemudian terpilih menjadi 12 kriteri, sehingga hasil evaluasi AHP-SVM hanya memperoleh nilai akurasi sebesar 80%.

### 3.2 Dasar Teori

### **Beasiswa**

Beasiswa merupakan penghasilan bagi penerimanya, yang mana tertuang dalam pasal 4 ayat (1) UU PPh/2000/ yang disebutkan pengertian penghasilan merupakan tambahan kemampuan ekonomis dengan nama dan dalam bentuk apapun yang diterima atau diperoleh dari sumber Indonesia atau luar Indonesia yang dapat digunakan untuk konsumsi. Dengan demikian beasiswa dapat diartikan sebagai penambahan kemampuan secara ekonomi bagi penerimanya, yang mana beasiswa merupakan penghasilan (Jawa Pos, 2015).

### **GNOTA**

GNOTA merupakan sebuah organisasi sosial nirlaba, independen dan transparan yang didirikan pada tanggal 1996. GNOTA sendiri sebuah gerakan inisiatif dari masyarakat untuk menjaga agar anak-anak Indonesia mendapatkan pendidikan dasar sebagai landasan meraih masa depan yang lebih baik lagi. Sejak awal berdirinya sampai sekarang GNOTA telah mendistribusikan 2,3 juta paket bantuan pendidikan dan donasi uang untuk membantu anak-anak dari keluarga yang kurang mampu agar terus dapat bersekolah dan menuntaskan pendidikan dasarnya.

Negara bertanggung jawab untuk menyediakan kesempatan pendidikan dasar bagi anak-anak bangsa, apapun itu status ekonomi keluarganya. Program yang dicanangkan yaitu wajib belajar 9 tahun menunjukkan komitmen pemerintah untuk memastikan agar anak-anak wajib mendapatkan pendidikan sekolah dasar. Walaupun sekolah negeri telah membebaskan biaya sekolah dan siswa tidak harus membeli buku-buku pelajaran, ribuan anak Indonesia berhenti sekolah karena kondisi ekonomi keluarganya, sehingga itu merupakan permasalahan kompleks yang tidak dapat diselesaikan dalam semalam. Sehingga dengan adanya lembaga GNOTA ini dapat membantu menyediakan peralatan sekolah dan berbagai kebutuhan lainnya untuk bersekolah, dengan demikian anak-anak dapat fokus belajar (GNOTA, 2015).

### **Sistem Pendukung Keputusan**

Sistem pendukung keputusan merupakan sistem komputer yang dapat memberikan kemampuan untuk pemecahan masalah maupun kemampuan pengkomunikasian masalah secara terstruktur. Secara khusus sistem pendukung keputusan merupakan sistem yang mendukung pekerjaan seseorang manager maupun sekelompok manager dalam pemecahan masalah

semi terstruktur dengan memberikan informasi atau usulan terhadap keputusan tertentu (Sugiyono, 2008).

### **Klasifikasi**

Pengertian klasifikasi yaitu suatu pengelompokan objek ke dalam beberapa kelompok berdasarkan variabel yang diamati. Klasifikasi juga dapat diartikan sebagai salah satu teknik yang digunakan dalam melakukan prediksi terhadap kelas atau properti dari sebuah data. Dalam prosesnya klasifikasi dibagi menjadi dua fase, yaitu (Mujiasih, 2011) :

1. *Fase Learning*  
Pada fase ini, menjelaskan bahwa sebagian dari data yang telah diketahui kelas datanya diumpamakan untuk membentuk model perkiraan.
2. *Fase Testing*  
Pada fase ini, menjelaskan dari model yang sudah terbentuk, kemudian diuji dengan sebagian data lainnya.

### **Support Vector Machine**

SVM (*Support Vector Machine*) adalah seperangkat metode pembelajaran mesin pada teori statistika Vladimir Vapnik (Kartal and Cebi, 2013). Metode SVM merupakan salah satu metode yang biasanya digunakan untuk pemilihan variabel dan proses klasifikasi data (Noviyanti and Purnami, 2012). Teknik SVM dilakukan dengan cara analisis berdasarkan hitungan matematis sehingga dapat membantu di dalam pemecahan masalah. Teknik yang ada dalam memecahkan masalah yang menggunakan SVM adalah dengan menentukan suatu *hyperplane* yang terbaik. *Hyperplane* merupakan suatu bidang keahlian pemisah yang terletak ditengah antara dua set obek dari dua kelas.

### **Support Vector Machine Non-Linear**

*Support Vector Machine Non-Linear* ini dapat ditransformasikan dalam permasalahan *linear* dengan menggunakan dimensi yang tinggi (Kartal dan Cebi, 2013). Fungsi *kernel* dapat didefinisikan menjadi *input kernel trick*. *Kernel trick* adalah bagian dari pembelajaran dalam metode SVM, dimana untuk mengetahui fungsi *kernel* tanpa harus mengetahui wujud dari fungsi *non-linear*. Untuk menghitung *kernel trick* ditunjukkan pada Persamaan 1.

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (1)$$

Notasi  $x_i, x_j$  dengan *dot product* dapat diganti dengan simbol  $K$ . Model *quadratic problem* dapat digunakan untuk mendapatkan *hyperplane* yang optimal dengan menggunakan persamaan klasifikasi data *non-linier*. Dapat ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$\min \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \cdot y_i \cdot K(x_i, x_j) \quad (2)$$

Dengan batasan sebagai berikut

$$\sum_{i=0}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, \text{ dan } i = 1, 2, \dots, n$$

Nilai  $K(x, y)$  merupakan fungsi *kernel* yang menunjukkan pemetaan *non-linier* pada  $f$ -*space* (rachman, 2012). Pada Persamaan (3) merupakan fungsi keputusan klasifikasi optimal.

$$f(x) = \text{sign} \sum_{i=1}^m \alpha_i \cdot y_i \cdot K(x_i, x_j) + b$$

Fungsi *polynomial degree* ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$K(x, x_i) = (x \cdot x_i)^d \quad (4)$$

### Sequential Training pada SVM

Vijayakumar mengembangkan metode *quadratic problem* untuk menemukan *hyperplane* yang optimal dalam SVM (Vijayakumar, 1999). Untuk mencari nilai, dapat dijelaskan pada tahapan-tahapan berikut:

1. Proses yang dilakukan setelah perhitungan *kernel* adalah inisialisasi untuk parameter SVM, misalnya nilai  $\alpha_i = 0$ , nilai  $\lambda = 0.5$ ,  $\gamma = 0.01$ ,  $\varepsilon = 0.0001$  dan  $C = 1$ .
2. Menghitung komponen matriks dengan menggunakan Persamaan 5.

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (5)$$

Notasi  $x$  adalah dari data ke  $i$  dan data ke  $j$ .  
Notasi  $y$  adalah kelas dari data ke  $i$  dan data ke  $j$ .

$K(x_i, x_j)$  adalah fungsi *kernel* yang digunakan.

3. Untuk setiap  $i, j = 1, 2, \dots, n$  dihitung dengan menggunakan Persamaan 6 sampai Persamaan 9.

$$a. E_i = \sum_{j=1}^n \alpha_j D_{ij} \quad (6)$$

$$b. \delta \alpha_i = \min\{\text{maks}[\gamma(1 - E_i), -\alpha_i], C - \alpha_i\} \quad (7)$$

$\delta \alpha_i$  adalah variabel tunggal, bukan bentuk perkalian  $\delta$  dan  $\alpha_i$ .

$$c. \alpha_i = \alpha_i + \delta \alpha_i \text{ (memperbarui nilai } \alpha_i) \quad (8)$$

Notasi  $\gamma$  adalah parameter untuk mengontrol kecepatan proses *learning* (*learning rate*). Nilai konstanta untuk parameter  $\gamma$ , ditunjukkan pada persamaan 9.

$$\gamma = \frac{\text{konstanta } \gamma}{\max_{\{i\}} D_{ii}} \quad (9)$$

$\max_{\{i\}} D_{ii}$  adalah nilai maximum yang diperoleh dari nilai diagonal pada matriks. Dengan menggunakan nilai konstanta untuk nilai yang diinputkan oleh *user* dalam pengujian adalah 0.001.

Fungsi  $\delta \alpha_i$  adalah fungsi konvergensi untuk memantau perubahan fungsi *Lagrange multiplier*. Ketika data *training* mencapai nilai *konvergen* maks ( $|\delta \alpha_i| < \varepsilon$ ), dan jika iterasi mencapai nilai yang ditentukan maka iterasi akan dihentikan.

4. Tahapan nomor 3 diulang sampai  $\alpha$  mencapai nilai konvergen. Konvergen dapat didefinisikan dari tingkat perubahan pada nilai  $\alpha$ .
5. Nilai *Support Vector* diperoleh dari  $SV = (\alpha_i > \text{ThresholdSV})$ . Nilai *ThresholdSV* ditentukan dari beberapa kali dilakukan uji coba. Nilai *ThresholdSV* tersebut adalah  $\text{ThresholdSV} \geq 0$ .

### Multiclass SVM

Metode SVM pertama kali dikenalkan oleh Vapnik, yang mana dulu SVM hanya dapat digunakan untuk pengklasifikasian data kedalam dua kelas yaitu *binary classifier*. Metode SVM dapat diterapkan untuk pengklasifikasian data yang bersifat multi-class. Yang mana pada implementasinya ada beberapa pendekatan yang umum dilakukan. Pendekatan pertama yaitu dengan cara menggabungkan beberapa SVM biner dan pendekatan kedua yaitu dengan cara menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam permasalahan mengenai optimasi (Novianti, Purnami, 2012).

Pada penggunaannya, untuk pendekatan yang kedua jauh lebih rumit dalam permasalahan optimasi yang harus diselesaikan. Yang mana pada pendekatan pertama pada umumnya menggunakan metode untuk mengimplementasikan *multi-class SVM* antara lain dengan metode *one-against-all*, *one-against-one*, dan *Directed Acyclic Graph Support Vector Machine* (DAGSVM). Pada penelitian ini nantinya menggunakan metode yang dapat memecahkan permasalahan pengklasifikasian

dengan *multi-class* sehingga dari permasalahan tersebut dapat menggunakan metode *one-against-all*.

*One against all* merupakan metode klasifikasi *multiclass* yang dibangun berdasarkan sejumlah  $k$  SVM biner ( $k$  adalah jumlah kelas) (Yang Yi Du, 2010)

### TOPSIS

Metode TOPSIS adalah metode klasik MCDM yang mana  $m$  alternatif dihitung dengan  $n$  atribut dan setiap masalah dianggap sebagai sistem geometris yang terdiri dari  $m$  titik dan  $n$  dimensi ruang (Yang, 2007). TOPSIS adalah multi atribut dalam teknik pengambilan keputusan yang diterima secara luas karena logika yang bagus, pertimbangan simultan yang ideal dan solusi anti-ideal dan prosedur perhitungan yang mudah diprogram (Onüt dan Soner, 2008). Dan menurut kusuma mukhtar atmaja(2010) metode TOPSIS memperhatikan dengan baik jarak kesolusi ideal positif maupun jarak ke solusi ideal negatif dengan mengambil hubungan kedekatan menuju solusi ideal, dengan melakukan perbandingan pada keduanya, urutan pilihan dapat ditentukan.

Adapun beberapa langkah-langkah untuk menyelesaikan masalah dengan menggunakan metode TOPSIS adalah sebagai berikut (Ding,2011):

#### 1. Normalisasi Matriks Keputusan

Dalam langkah normalisasi ini, setiap atribut diubah menjadi nilai yang *comparable*, setiap normalisasi dari nilai  $r_{ij}$  bisa dilakukan dengan perhitungan membagi nilai setiap elemen pada matriks, dengan jumlah akar kuadrat dari nilai elemen, dapat di lihat pada persamaan 10.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (10)$$

#### 2. Pembobotan Pada Matriks yang telah dilakukan Normalisasi

Setelah dilakukannya tahap pertama yaitu normalisasi, maka setiap kolom matriks  $R$  dikalikan dengan bobot-bobot ( $w_j$ ) yang telah ditentukan oleh si pembuat keputusan seperti pada persamaan 11.

$$V_{ij} = W_j \cdot R_{ij} \quad (11)$$

#### 3. Menentukan solusi ideal positif dan negatif

Menentukan solusi ideal positif dan negatif maka untuk solusi ideal dinotasikan dengan  $A^+$  sedangkan untuk solusi ideal negatif dinotasikan dengan adapapun untuk pencarian

solusi ideal positif dan ideal negatif ditunjukkan pada persamaan 12 dan 13.

$$A^+ = \{(\max v_{ij} | j \in J), (\min v_{ij} | j \in J'), i = 1, 2, 3, \dots, m\} \quad (12)$$

$$A^- = \{(\min v_{ij} | j \in J), (\max v_{ij} | j \in J'), i = 1, 2, 3, \dots, m\} \quad (13)$$

#### 4. Menghitung *separation measure*

*separation measure* merupakan pengukuran jarak dari suatu alternatif ke solusi ideal positif dan solusi ideal negatif. Ditunjukkan pad persamaan 14 dan 15.

$$s_i^+ = \sqrt{\sum_{i=1}^n (v_{ij} - v_i^+)^2} \quad (14)$$

$$s_i^- = \sqrt{\sum_{i=1}^n (v_{ij} - v_i^-)^2} \quad (15)$$

#### 5. Menghitung kedekatan relatif terhadap solusi ideal

Untuk tahap ini proses perhitungan selanjutnya yaitu menghitung kedekatan relatif dari alternatif terhadap solusi ideal, dikatakan pada alternatif  $A_i$  dekat dengan solusi ideal  $A^+$  apabila  $C_i^+$  mendekati 1. Adapun ditunjukkan pada persamaan 16.

$$C_i^+ = \frac{S_i^-}{S_i^- + S_i^+} \quad (16)$$

#### 6. Mengurutkan pilihan

Langkah terakhir yaitu mengurutkan pilihan berdasarkan nilai  $C_i^+$ , sehingga alternatif dengan jarak terpendek terhadap solusi ideal adalah alternatif terbaik.

### Evaluasi

Evaluasi yaitu merupakan tahapan yang dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dan hasil dari klasifikasi dengan cara menghitung jumlah *record* uji yang mana kelasnya diprediksi secara akurat. Pada metode SVM evaluasi performansi yang digunakan pada penelitian ini adalah *classification accuracy*, *classification accuracy* merupakan ukuran suatu ketepatan dari kejadian-kejadian yang diinginkan (Purnami dan Embong,2009). Untuk menghitung *classification accuracy* ditunjukkan pada Persamaan 17.

$$Classification\ Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (17)$$

*Classification accuracy* ditentukan dengan menggunakan nilai yang terdapat dalam

*confusion matrix*. Evaluasi sistem dapat dilakukan dengan cara membuat *confusion matrix*, dimana *confusion matrix* 3x3 bisa dilihat pada Tabel 1.

**Tabel 1** Confusion Matrix

		Predicated Class		
		Class 1	Class 2	Class 3
Actual Class	Class 1	$X_{11}$	$X_{12}$	$X_{13}$
	Class 2	$X_{21}$	$X_{22}$	$X_{23}$
	Class 3	$X_{31}$	$X_{32}$	$X_{33}$

Keterangan :

$$TP = X_{11} + X_{12} + X_{13}$$

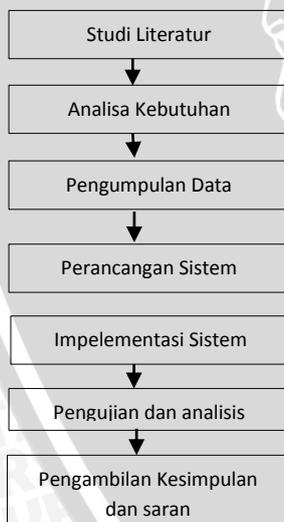
$$FP = (X_{21} + X_{31}) + (X_{12} + X_{32}) + (X_{13} + X_{23})$$

$$FN = (X_{12} + X_{13}) + (X_{21} + X_{23}) + (X_{31} + X_{32})$$

$$FN = (X_{22} + X_{33}) + (X_{11} + X_{33}) + (X_{11} + X_{22})$$

#### 4. METODE PENELITIAN

Tahap penelitian disini akan membahas langkah-langkah Seleksi dan Rekomendasi Penerima Beasiswa di Lembaga GNOTA Kediri dengan Implementasi Metode SVM dan TOPSIS. Langkah-langkah dalam pengerjaan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Diagram Alir Tahapan Penelitian

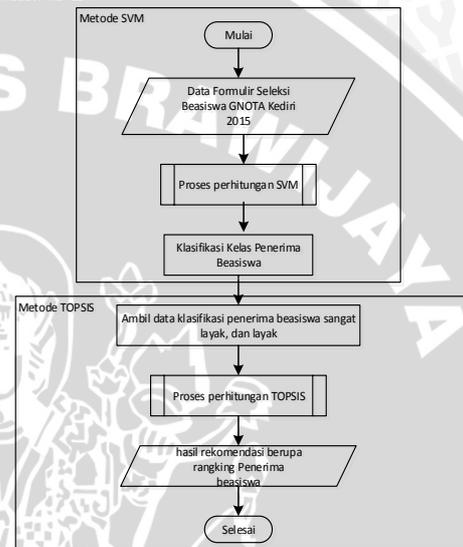
Berdasarkan gambar 1, Tahap penelitian disini akan membahas langkah-langkah Seleksi dan Rekomendasi Penerima Beasiswa di Lembaga GNOTA Kediri Adapun tahapannya adalah sebagai berikut :

1. Melakukan studi literatur.
2. Melakukan analisa Kebutuhan.
3. Melakukan pengumpulan data.
4. Melakukan perancangan sistem.

5. Melakukan implementasi sistem
6. Melakukan pengujian dan analisis.
7. Melakukan pengambilan kesimpulan dan saran.

#### 5. Perancangan Sistem

Dari tahapan-tahapan yang telah dipaparkan, telah dibangun system klasifikasi dan rekomendasi penerima beasiswa GNOTA Kediri dengan metode SVM dan TOPSIS. Sedangkan untuk diagram alir sistem, ditunjukkan pada gambar 2.



**Gambar 2.** Diagram alir sistem

Berdasarkan gambar 2, proses pada sistem meliputi 10 proses yaitu:

##### 1. Matriks Penilaian Alternatif

Pada penelitian ini digunakan BB dan BA dengan nilai [0.1, 1] untuk menormalisasikan data. Hal ini digunakan untuk menghindari hasil bernilai nol, sehingga hasil minimum bernilai 0.1 dan hasil maksimum bernilai 0.1. Berikut adalah contoh perhitungannya menggunakan normalisasi *min-max Normalization*.

**Tabel 2** Dataset perhitungan manual

Ai	KRITERIA									
	C1	C2	C3	....	C9	C10	C11	C12	C13	Kelas
A23	5	2	5	....	2	4	5	3	2	A
A24	4	1	5	....	2	2	4	3	2	A
A25	3	1	4	....	2	4	4	3	2	A
A73	4	1	2	....	1	3	3	3	1	B
A74	2	1	3	....	1	4	4	3	2	B

$$v^i(i) = \left(\frac{5-1}{5-1}\right) x (1-0.1) + 0.1$$

$$v^i(i) = 1,000$$

2. Perhitungan *Kernel SVM*

$k(x, y)$ , misal  $x = x_1, y = x_1, d = 2$  maka menggunakan Persamaan 4

$$k(x, y) = (x \cdot x_i)^d = [x \cdot y]^d = [(1,000 \times 1,000) + (1,000 \times 1,000) + (1,000 \times 1,000) + (0,550 \times 0,550) + (1,000 \times 1,000) + (0,100 \times 0,100) + (0,100 \times 0,100) + (0,550 \times 0,550) + (1,000 \times 1,000) + (1,000 \times 1,000) + (1,000 \times 1,000)]^2 = 74,56322500$$

3. Perhitungan *Sequential Training SVM*

- a. Inisialisasi dengan nilai  $\alpha_i = 0$
- b. Menghitung komponen matriks pada Persamaan 5. Inisialisasi nilai lamda  $\lambda = 0.5$ . Contoh perhitungan *record* pertama

$$D_{11} = y_1 y_1 (K(x_1, x_1) + \lambda^2) = 1 \times 1 \times (74,56322500 + 0,5^2) = 74,81322500$$

- c. Untuk mendapatkan nilai  $\gamma$  digunakan rumus konstanta dibagi dengan nilai max diagonal *Matriks Hessian* menggunakan Persamaan 9.

$$\gamma = \frac{0.0001}{74,813} = 0.00000134$$

- d. Menghitung  $E_i$  dengan Persamaan 6 dimana inisialisasi nilai  $\alpha_i = 0$

$$E_i = (0,000133666 \times 74,8123) + (0,000133666 \times 47,2753) + (0,000133666 \times 49,9877) + (0,000133666 \times -25,6012) + (0,000133666 \times -36,3701) + (0,000133666 \times -23,3861) + (0,000133666 \times -19,7201) + (0,000133666 \times -19,0639) + (0,000133666 \times -25,6012) = 0,00298524$$

- e. Menghitung nilai  $\delta \alpha_i$  dengan Persamaan 7. Contoh perhitungan *record* pertama adalah sebagai berikut:

$$\delta \alpha_1 = \min\{\max[y(1 - E_1), -\alpha_1], C - \alpha_1\} = \min\{\max[0,000133666 \times (1 - 0,00298524), -0,000133666], 1 - 0,000133666\} = 0,00013327$$

- f. Memperbarui nilai  $\alpha_i$  dengan Persamaan 8. Contoh perhitungan *record* pertama adalah sebagai berikut

$$\alpha_1 = 0,000133666 + 0,00013327 = 0,00026693$$

- g. Mencari nilai  $x^+$  dan  $x^-$ , selanjutnya dilakukan perhitungan  $k(x_i, x^+)$  dan  $k(x_i, x^-)$  dimana:

$x^+$  = Data training yang memiliki nilai  $\alpha_i$  paling besar dari *class positif*.

$x^-$  = Data training yang memiliki nilai  $\alpha_i$  paling besar dari *class negatif*.

- h. Mencari nilai  $w$  dan menghitung nilai bias.

4. Proses *Testing SVM*

Pada proses testing SVM menggunakan Persamaan 3,

Fungsi Klasifikasi

$$f(x) = \text{sign}(0,000033553) = 1$$

5. Proses *One Against All*

Ketika proses *testing SVM* menghasilkan -1, akan dihitung ulang pada pengujian level 2.

Tabel 3 Model evaluasi *confusion matriks*

Actual Class	Predicted Class			Jumlah
	1	2	3	
1	2	0	0	2
2	0	1	1	0
3	0	0	1	0
Jumlah	2	1	2	2

$$\text{Akurasi} = \frac{4+8}{4+2+2+8} \times 100\% = 86\%$$

6. Proses *Normalisasi Matrik*

Membuat normalisasi matriks atau variabel  $R$  merupakan matriks keputusan yang ternormalisasi persamaan 10.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} = \frac{0,0775}{\sqrt{(0,0775^2) + (1,000^2)}} = 0,6126$$

7. Pembobotan Matriks Ternormalisasi

Membuat pembobotan pada matriks yang telah dinormalisasi merupakan tahapan yang dilakukan setelah mencari nilai matriks normalisasi  $r_{ij}$  persamaan 11.

$$V_{ij} = W_j \cdot R_{ij} = 0,6126 \times 0,15 = 0,0919$$

8. Ideal Positif dan Ideal Negatif

Menentukan Nilai solusi ideal positif dan negatif yang mana masing-masing solusi ideal dinotasikan dengan  $A^+$  dan  $A^-$ , pada persamaan 12 dan 13.

$$A^+ = \{\max(0.0919, 0.1186)\} = 0.1186$$

$$A^- = \{\min(0.0919, 0.1186)\} = 0.0919$$

9. Separation Measure

Menghitung nilai *separation measure* bertujuan untuk pengukuran jarak dari alternatif ke solusi ideal positif maupun solusi ideal negatif, persamaan 14 dan 15.

$$s_i^+ = \sqrt{\frac{(0,0919 - 0,1186)^2 + (0,1061 - 0,1061)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0707 - 0,0707)^2 + (0,0928 - 0,0928)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0492 - 0,0492)^2 + (0,0707 - 0,0707)^2 + (0,0248 - 0,0434)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2}{2}}$$

$$s_i^+ = 0,0325$$

Dan

$$s_i^- = \sqrt{\frac{(0,0919 - 0,0919)^2 + (0,1061 - 0,1061)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0707 - 0,0707)^2 + (0,0928 - 0,0371)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0492 - 0,0089)^2 + (0,0707 - 0,0707)^2 + (0,0248 - 0,0434)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2 + (0,0354 - 0,0354)^2}{2}}$$

$$s_i^- = 0,06873$$

10. Nilai Preferensi

nilai preferensi pada metode TOPSIS merupakan langkah terakhir yang menghasilkan peringkat dari semua data yang sangat layak, untuk menentukan ranking-ranking pada setiap alternatif, pada persamaan 16.

$$C_{A23}^+ = \frac{0,6873}{0,0325 + 0,6873}$$

$$C_{A23}^+ = 0,6788$$

11. Pengurutan

Langkah terakhir yaitu mengurutkan pilihan berdasarkan nilai  $C_i^+$ , sehingga alternatif dengan jarak terpendek terhadap solusi ideal adalah alternatif terbaik, pada Tabel 4.

Tabel 4 Pengurutan Peringkat

NAMA	PREFERENSI	RANKING
<b>KELAS A</b>		
A23	0,6788	1
A24	0,3212	2
<b>KELAS B</b>		
A65	0,0000	1

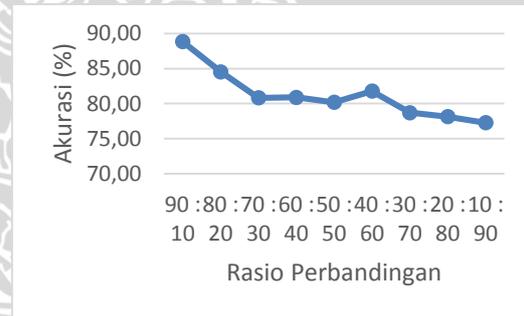
## 6. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian sistem meliputi beberapa analisis yaitu:

1. Pengujian untuk mengetahui perbandingan jumlah data *training* dan data *testing* terhadap hasil akurasi.
2. Pengujian untuk mengetahui waktu eksekusi pada sistem selama proses perhitungan.
3. Pengujian terhadap tingkat akurasi dari pengaruh nilai parameter *lambda*.
4. Pengujian untuk mengetahui pengaruh nilai konstanta *Gamma* terhadap nilai akurasi.
5. Pengujian untuk mengetahui pengaruh nilai *epsilon* terhadap nilai akurasi.
6. Pengujian tingkat akurasi terhadap pengaruh nilai iterasi maksimum.
7. Pengujian untuk mengetahui pengaruh nilai C terhadap akurasi.

### Analisis

Berdasarkan hasil dari grafik pada Gambar 3 diketahui bahwa rata-rata tingkat akurasi tertinggi sebesar 88.83% dan akurasi terbaik sebesar 100% pada rasio 90:10. Sehingga didapatkan rasio yang digunakan pada pengujian selanjutnya sebesar 90%:10%. Hasil akurasi pengujian rasio perbandingan dijelaskan pada Gambar 3.

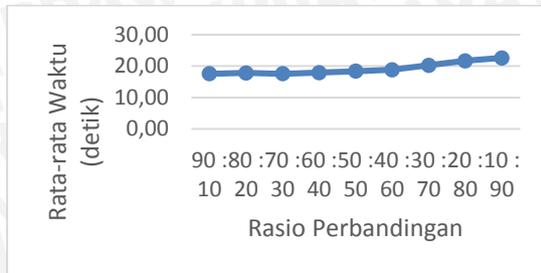


Gambar 3. Hasil pengujian 1

Analisis dilakukan pada pengujian rasio perbandingan ini yaitu tingkat akurasi yang berpengaruh terhadap rasio perbandingan. Dengan diduplikasinya nilai akurasi pada perbandingan data latih yang lebih dominan maka dapat diketahui bahwa semakin tinggi nilai perbandingan pada data latih maka akan tinggi juga 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 kecil perbandingan data latih dibanding data uji maka akurasinya semakin kecil juga.



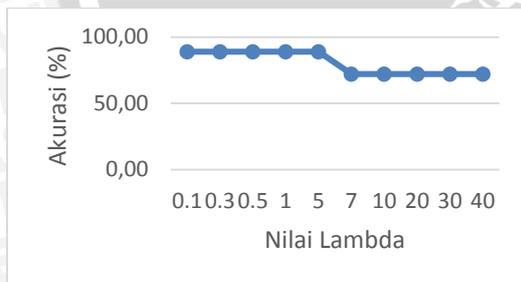
Berdasarkan hasil grafik pada Gambar 4 diketahui bahwa hasil rata-rata keseluruhan dari pengujian waktu eksekusi yaitu 19,16 detik, waktu terlama yaitu 24,07 detik dan waktu tercepat yaitu 13,39 detik. Hasil dari pengujian waktu eksekusi dijelaskan pada Gambar 4.



Gambar 4 Hasil pengujian 2

Gambar 4 menunjukkan hasil dari waktu eksekusi sistem untuk memproses perbandingan rasio, yang mana semakin banyak perbandingan data *testing*-nya semakin memakan banyak waktu eksekusinya dikarenakan proses perhitungan nilai  $f(x)$  menggunakan data *testing* jadi bila banyak data nya tersebut maka sebanyak itu juga melakukan proses perhitungannya

Berdasarkan hasil grafik yang ada pada Gambar 5 diketahui bahwa rata-rata akurasi tertinggi sebesar 88.83% dan akurasi terbesar yaitu 100% pada nilai  $\lambda$  (*Lambda*) 0.1, 0.3, 0.5, 1, dan 5. yang akan digunakan untuk perhitungan konstanta  $\gamma$  (*gamma*). Adapun hasil akurasi pengujian dijelaskan pada Gambar 5.

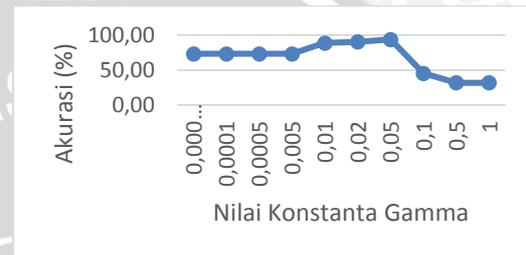


Gambar 5 Hasil pengujian 3

Hasil dari pengujian nilai  $\lambda$  (*Lambda*), yang mana skenario pengujian *lambda* memiliki nilai rata-rata terbesar 88.83%, yang mana membuktikan dari Gambar 6.4 menunjukkan semakin besar nilai  $\lambda$  (*Lambda*) tidak membuat akurasi semakin besar. Akurasi terbesar pada nilai  $\lambda$  (*Lambda*) yaitu 0.1, 0.3, 0.5, 1 dan 5. Semakin besar nilai  $\lambda$  (*Lambda*) maka akurasi cenderung semakin kecil, dikarenakan jika nilai  $\lambda$  (*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  $\lambda$  (*Lambda*) sehingga proses perhitungan pada sistem sangat lambat untuk maksimalkan nilai margin dan akan terjadi ketidakstabilan pada proses *learning*.

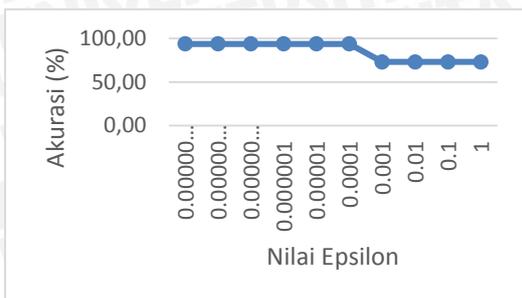
Berdasarkan grafik pada Gambar 6 diketahui bahwa rata-rata tingkat akurasi tertinggi sebesar 93.86% dan akurasi terbaik sebesar 100%, pada nilai konstanta *gamma* 0.05. sehingga nilai parameter tertinggi akan digunakan pada pengujian  $\epsilon$  (*epsilon*). Hasil pengujian konstanta *gamma* dijelaskan pada Gambar 6.



Gambar 6 Hasil pengujian 4

Hasil akurasi menunjukkan akurasi paling optimal ditunjukkan konstanta  $\gamma$  (*gamma*) yang memiliki nilai terbesar yaitu 0.05 dengan akurasi 93.86%. nilai parameter  $\gamma$  (*gamma*) berpengaruh terhadap proses *learning* atau pembelajaran dari sebuah sistem dan nilai konstanta  $\gamma$  (*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  $\gamma$  (*gamma*) maka cenderung tidak stabil dan akan mencapai iterasi maksimum. Banyaknya iterasi juga berpengaruh pada perubahan nilai  $\alpha$  (*alpha*) yang baru, nilai  $\alpha$  (*alpha*) akan mempengaruhi *support vector* yang dihasilkan oleh iterasi pada proses *sequential training*. nilai konstanta  $\gamma$  (*gamma*) sebaiknya  $0 < \gamma < 2$  untuk mencapai proses *learning* atau pembelajaran yang bagus.

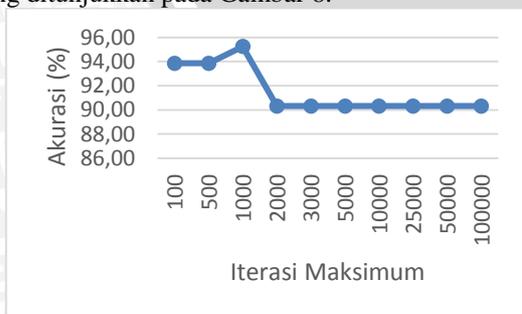
Berdasarkan grafik pada Gambar 7 diketahui hasil akurasi nilai *epsilon* sebesar 93.86% dan akurasi terbaik 100%. sehingga dari rata-rata tersebut nilai terbaik  $\epsilon$  (*epsilon*) adalah 0.000000001, 0.00000001, 0.0000001, 0.000001, 0.00001, dan 0.0001 dari  $\lambda = 0.1$ , konstanta  $\gamma$  (*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  $\epsilon$  (*epsilon*) ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7 Hasil pengujian 5

Gambar 7 menunjukkan grafik dari hasil pengujian nilai  $\epsilon$  (epsilon), yang mana rata-rata sebesar 93.86 %, dan akurasi tertinggi sebesar 100%. nilai  $\epsilon$  (epsilon) dipengaruhi oleh nilai konstanta  $\gamma$  (gamma) yang digunakan, Hal tersebut diketahui bahwa nilai dari parameter nilai  $\epsilon$  (epsilon) berpengaruh pada akurasi, semakin besar nilai  $\epsilon$  (epsilon) maka iterasi yang dihasilkan semakin sedikit, dan semakin besar nilai  $\epsilon$  (epsilon) maka iterasinya semakin banyak. Nilai  $\epsilon$  (epsilon) juga berpengaruh terhadap proses *learning*, jika nilai  $\epsilon$  (epsilon) semakin kecil maka proses *learning* akan berlangsung lama, sehingga akan menghasilkan data yang konvergen serta nilai  $\alpha$  (alpha) dan *support vector* akan semakin optimal. Iterasi berhenti pada nilai  $\epsilon$  (epsilon) 0.0000001, 0.000001, 0.00001, 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, dan 1, karena telah mencapai nilai konvergen  $Max(|\delta\alpha_i|) < \epsilon$ , jika nilai  $\alpha$  (alpha) dan *support vector* tidak optimal maka akan berpengaruh terhadap nilai akurasi.

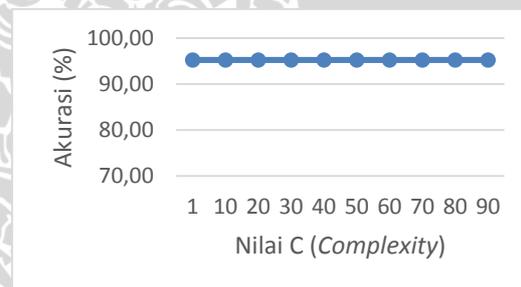
Berdasarkan grafik pada Gambar 8 diketahui diketahui bahwa nilai rata-rata tertinggi yaitu 95.24% dan akurasi tertinggi sebesar 100%. dari rata-rata terbaik tersebut iterasinya sebanyak 1000, sehingga iterasinya akan digunakan pada perhitungan  $C$  (Complexity) dengan parameter  $\lambda = 0.1$ , konstanta  $\gamma$  (gamma) = 0.05,  $\epsilon = 0.0001$ ,  $C = 1$ , rasio perbandingan 90%:10% dan nilai  $d=2$ , sehingga didapatkan hasilnya berupa grafik yang ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8 Hasil pengujian 6

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  $Max(|\delta\alpha_i|) < \epsilon$ . Nilai  $\epsilon$  (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  $\alpha$  (alpha) telah mencapai konvergen. Konvergen dapat diartikan sebagai tingkat perubahan dari nilai  $\alpha$  (alpha), dan pada pengujian ini nilai iterasi berhenti hanya akan berpengaruh pada perubahan  $\alpha$  (alpha) dan nilai  $b$  (bias) dari proses pelatihan atau *training*.

Diketahui bahwa rata-rata tertinggi yaitu 95.24% dan nilai akurasi tertinggi sebesar 100%, dengan parameter yaitu yaitu  $\lambda = 0.1$ , konstanta  $\gamma$  (gamma) = 0.1,  $\epsilon = 0.0001$ , Iterasi Maksimum = 10000, rasio perbandingan 90%:10% dan nilai  $d=2$ . Hasil akurasi pengujian nilai  $C$  (Complexity) dijelaskan pada Gambar 9.



Gambar 9 Hasil pengujian 7

Gambar 9 menjelaskan menjelaskan hasil dari akurasi pengujian nilai *complexity*. Pada skenario pengujian ini akurasi dengan rata-rata tertinggi 95.24%. Tujuan adanya nilai  $C$  (Complexity) untuk meminimalkan nilai *error*. Pada saat nilai  $C$  (Complexity) mendekati nilai 0 maka lebar margin pada bidang pemisah (*hyperplane*) menjadi 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  $\alpha_i$  akan semakin kecil begitu pula dengan sebaliknya. Selain itu nilai  $C$  (Complexity) > 0 relatif penting untuk memaksimalkan *margin* dan meminimumkan jumlah *slack* (C.Corttes dan V.Vapnik, 1995).

## 7. KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

1. Kecepatan rata-rata keseluruhan proses yang ada pada sistem seleksi dan rekomendasi penerimaan beasiswa dengan sistem dari implementasi metode SVM dan TOPSIS dalam proses seleksi beasiswa di lembaga GNOTA Kediri dengan menggunakan pengujian dari rasio perbandingan yaitu 19.16 detik, waktu tercepat yaitu 13,39 dan waktu terlama yaitu 24,07.
2. Tingkat akurasi dari seleksi dan rekomendasi penerimaan beasiswa GNOTA Kediri dengan menggunakan rasio perbandingan data *training* dan data *testing* 90%:10% memiliki akurasi rata-rata sebesar 88.83% dan pengujian berdasarkan parameter terbaik dari proses *sequential training* SVM yaitu  $\lambda$  (*Lambda*) = 0.1, konstanta  $\gamma$  (*gamma*) = 0.05,  $\epsilon$  = 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 95.24%.

### Saran

1. Penelitian selanjutnya agar ditambahkan data, karena dengan bertambahnya data maka hasil yang dihasilkan akan optimal.
2. Penelitian selanjutnya mencoba dengan kernel selain *polynomial*, yaitu seperti kernel RBF, kernel *sigmoid*, dan kernel *quadratic* untuk mengetahui kernel mana yang sesuai dengan data yang digunakan.
3. Pengembangan selanjutnya diharapkan membangun sistem berbasis *web*, sehingga proses seleksi dapat diakses oleh para masyarakat yang ingin mendaftar, dan memudahkan seleksi beasiswa di lembaga GNOTA Kediri.

## 8. 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*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Jurusan Teknik Industri.

Damayanti Fitri, Arifin Agus Zainal, Soelaiman Rully, 2010, *Jurnal Ilmiah Kursor, Pengenalan Citra Wajah Menggunakan Metode Two-Dimensional Linier Discriminant Analysis dan Support Vector Machine*, Vol. 5, No 3, Hal 147-156.

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

GNOTA: Apa itu GN-OTA. Diakses pada 24 September 2015 dari <http://www.gn-ota.or.id/index.php?controller=page&action=view&page=tentanggnota&subpage=tentang-kami&lang=id>.

Hermaduanti, N. Dan Kusuma dewi, S. 2008. *Sistem Pendukung Keputusan Berbasis Sms Untuk Menentukan Status Gizi Dengan Metode K-Nearest Neighbor*. Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi.

Jawa Pos: *Beasiswa jadi objek PPh*. Diakses pada 24 September 2015 dari <http://www.infopajak.com/berita/310108jps.htm>.

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

Lestari, S., & Priyodiprodjo., W. 2011. *Implementasi Metode Fuzzy TOPSIS untuk Seleksi Penerimaan Karyawan*. IJCCS. Vol 5. No.2.

Mujiasih, Subekti., 2011, *Jurnal Meteorologi dan Geofisika, Pemanfaatan Data Mining untuk Perkiraan Cuaca*, Vol 12, No 2, Hal 189-195.

Mohanty, S. dan Bebartta, H. N. D., 2011. *Performance Comparison of SVM dan K-NN for Oriya Character Recognition*. (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Special Issue on Image Processing and Analysis, Hal 112-116.

Novianti Fourina ayu, Purnami Santi Wulan., 2012, *Jurnal Sains dan Seni ITS, Analisis Diagnosis Pasien Kanker Payudara Menggunakan Regresi Logistik dan Support Vector Machine(SVM) Berdasarkan Hasil Mamografi*, Vol 1, No 1, Hal D-147 – D-152.

Önüt, S, S. S., 2008. *Transshipment site selection using the AHP and Topsis approaches under fuzzy environment*. *Waste management*, 28(9), 1552-9.

- Pemkabkediri. 14 Desember 2014. *Bantuan GN-OTA Menuju Kesuksesan Siswa*,(Online), (kedirikab.go.id, diakses 20 September 2015).
- Purnami, S. W., dan Embong, A. 2008. *Smooth Support Vector Machine For Breast Cancer Classification*. ICMSA08, Banda Aceh, Indonesia.
- Rachman Fairizi, Purnami Santi Wulan., 2102, *Jurnal Sains dan Seni ITS, Perbandingan Klasifikasi Tingkat Keganasan Breast Cancer dengan Menggunakan Regresi Logistik Ordinal dan Support Vector Machine*, Vol 1, No 1, Hal D-130 – D135.
- Sahar, A.M dan Elsayad,M, Allaa., 2010. *Predicting the Severity of Breast Masses with Data Mining Methods*. Computer and System Department , Electronic Reasearch Institute Dokki, 12622/ Cairo,Egypt.
- Sorana,D.Bolboaca dan Jantschi,Lorentz., 2006. *Pearson versus Spearman, Kendall's Tau Correlation Analysis on Structure-Activity Relationships of Biologic Active Compounds*.Leonardo Journal of Sciences.Vol 9, Hal 179-200.
- Sprague, R.H dan Watson H. J., 1993. *Decision Support Systems: Putting Theory Into Practice*. Englewood Clifts, N. J., Prentice Hall.
- Sugiyono, 2008. *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D*. Alfabeta.Bandung.
- Turban, E., Aronson, J.E., Liang, T.P., 2005. *Decision Support Systems and Intellegent Systems*. New Jersey: Pearson Education.
- Vijayakumar S, Wu S. Proc. International Conference on Soft Computing (SOCO'99'), *Sequential Support Vector Classifier and Regression*, Genoa, Italy, pp.610-619,1999.
- Yang. T,H,C., 2007. *Multiple-Attribute Decision Making: An Introduction*. In: *Thousand Oaks*. Sage Publications, Inc.
- Yang Yi, Du Quishi, Zhao Jinying., 2010, *Logistic System and Intelegent Management, The Application of Site Selection Based on AHP-SVM in 500KV Substations*, Vol 2, Hal 1225-1229.
- Yung-Ming Li. Cheng-Yang Lai. Chien-Pang Kao., 2010. *Building a qualitative recruitment system via SVM with MCDM approach*. Springer Science Business.