

Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak

Indri Monika Parapat¹, Muhammad Tanzil Furqon², Sutrisno³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹indriparapat07@gmail.com, ²m.tanzil.furqon@ub.ac.id, ³trisno@ub.ac.id

Abstrak

Pertumbuhan dan perkembangan anak pada usia dini sangat berpengaruh pada kemampuan pribadi anak di kemudian hari. Setiap anak memiliki keunikan, sehingga perkembangan dan pertumbuhan masing-masing berbeda. Penyimpangan tumbuh kembang anak yang telat diketahui dapat berakibat jangka panjang dan sukar diperbaiki. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi penyimpangan tumbuh kembang anak. Metode SVM terdiri dari proses training sebagai pembelajaran sistem dan testing untuk memperoleh hasil klasifikasi. Pengujian parameter yang dilakukan adalah pengujian λ , complexity, dan iterasi maksimal. Data digunakan pada penelitian sebanyak 90 data yang terbagi menjadi 3 kelas. Kelas penelitian ini mewakili 3 jenis penyimpangan tumbuh kembang anak yaitu *Down Syndrome*, Autisme, dan *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* (ADHD). Algoritma SVM merupakan metode klasifikasi linier, sehingga menggunakan kernel untuk mengatasi data yang bersifat nonlinier. Hasil akhir dari penelitian ini menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi sebesar 63,11% $\lambda = 10$, $C = 1$, $itermax = 200$ dan juga menggunakan *kernel polynomial*. Perbandingan dari hasil klasifikasi kembang anak dengan bantuan psikolog menunjukkan bahwa sistem menghasilkan akurasi yang kurang baik. Hal ini dapat disebabkan oleh sedikit dan tidak seimbang data yang digunakan untuk penelitian.

Kata kunci: Support Vector Machine, klasifikasi, penyimpangan tumbuh kembang anak

Abstract

Growth and development of children at an early age affect the child's personal ability in the future. Every child is unique, so growth and growth are different. Deviation of late child growth is known to result in long-term and difficult to repair. Based on these problems, this research was conducted by using the Support Vector Machine(SVM)) method for the classification of child growth deviations. ELM method consists of training process as system learning and testing to obtain the result of classification. The parameters test are test of lambda, complexity, and maximal iteration. There are 90 data used in this research, which is divided into 3 classes. Classes in this study represent three types of diseases in growth and development are Down Syndrome, Autisme, dan Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD). Basically SVM algorithm is a method of linier classification, so there is kernel is used to overcome nonlinier data. The final result of this study produced the highest average accuracy on this research is 73,78% $\lambda = 0,1$, $C = 0,1$, $itermax = 10$ and also using polynomial kernel. The comparison of the result of the classification of child growth deviation with the help of psychologist shows that the system produces poor accuracy. This can be due to the small and unbalanced data used for the research.

Keywords: Support Vector Machine, classification, growth and development's chidren deviation

1. PENDAHULUAN

Pada dasarnya disetiap kehidupannya manusia mengalami berbagai tahapan tumbuh kembang dan setiap perubahan mempunyai ciri-ciri tertentu. Tahapan yang paling perlu diperhatikan pada masa tumbuh kembang adalah tahapan masa anak-anak.

Tahun – tahun pertama perkembangan seorang anak menjadi fase yang sangat penting dalam hal tumbuh kembang mental, dan psikososial yang berjalan dengan cepat sehingga keberhasilan tahun-tahun pertama untuk sebagian besar menentukan masa depan anak sebagai generasi penerus bangsa. Kelainan atau penyimpangan apapun bila tidak diketahui secara dini dengan baik akan memengaruhi

pertumbuhan dan perkembangan anak selanjutnya (Sunarwati, 2007).

Keadaan tiap anak yang dilahirkan memiliki kondisi mental dan psikologis yang berbeda membuat orang tua ingin mendeteksi kelainan atau penyimpangan, apakah anak mereka normal atau membutuhkan bantuan khusus secara psikologis dengan harapan dapat mengoptimalkan tumbuh kembang anaknya menjadi manusia yang produktif bagi keluarga, lingkungan sekitar dan bangsa. Walaupun tingkat kesadaran orang tua semakin, keberadaan tempat yang lengkap untuk memfasilitas perhatian khusus terhadap tumbuh kembang anak masih sangat terbatas sehingga bila dilakukan pemeriksaan terhadap anak dan tidak terdapat tenaga ahli yang dibutuhkan maka orang tua harus pergi ketempat lain sebagai rujukan dokter.

Beberapa penyimpangan yang dapat terjadi adalah *Down Syndrome*, Autisme, dan *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* (ADHD). Penyimpangan ini dapat diketahui sejak dini, oleh karena itu pengawasan orangtua sangat dibutuhkan. Orangtua terkadang mengira bahwa perkembangan yang terlambat adalah hal yang wajar. Namun, ada baiknya jika melakukan deteksi sejak dini.

Dengan adanya permasalahan diatas, maka diperlukan sebuah sistem cerdas yang mampu mengklasifikasikan penyimpangan tumbuh kembang anak berdasarkan gejala yang dialami. Klasifikasi merupakan sebuah proses pengolahan data yang dilakukan untuk menemukan suatu model atau menjelaskan dan membedakan konsep dari kelas data, bertujuan untuk memperkirakan suatu kelas dari objek tertentu yang tidak diketahui kelasnya. Alasan adanya sistem cerdas ini yaitu membantu pengguna menentukan langkah awal yang dilakukan untuk menangani penyimpangan tersebut. Penelitian kali ini metode *Support Vector Machine* (SVM), yaitu merupakan sistem pembelajaran dengan menggunakan ruang hipotesis yang berupa fungsi-fungsi linear didalam sebuah fitur yang memiliki dimensi tinggi dan dilatih menggunakan algoritma pembelajaran yang berdasarkan teori optimasi.

Dari beberapa hasil penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, penulis ingin melakukan penelitian kembali mengenai klasifikasi ada penyimpangan tumbuh kembang anak menggunakan metode *Support Vector Machine*

(SVM). Metode *Support Vector Machine*(SVM) merupakan sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis yang berupa fungsi-fungsi linear didalam sebuah fitur yang memiliki dimensi tinggi dan dilatih dengan menggunakan algoritma pembelajaran berdasarkan teori optimasi. Metode *Support Vector Machine*(SVM) merupakan salah satu teknik yang baru bila dibandingkan dengan teknik lain. Pemilihan fungsi kernel yang tepat dan sesuai merupakan hal yang sangat penting dan diperlukan, sebab fungsi dari kernel tersebut yang akan menentukan feature space dimana fungsi dari klasifier akan dicari.

Dari permasalahan dan penjelasan yang telah disebutkan diatas maka dari itu penulis ingin menyelesaikan penyimpangan tumbuh kembang anak dengan penelitian yang berjudul Penerapan Metode *Support Vector Machine* (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak . Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan suatu sistem cerdas yang dapat menghasilkan kesimpulan apakah seseorang mempunyai potensi terkena penyimpangan tumbuh kembang anak dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*(SVM).

2. PENYIMPANGAN TUMBUH KEMBANG ANAK

Berikut adalah macam-macam penyimpangan pada tumbuh kembang anak, yaitu *Down Syndrome*, Autisme, *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* (ADHD).

3.1. DOWN SYNDROME

Down syndrome merupakan sebuah kelainan denetik yang dikenal sebagai trisomi, karena individu yang mengalami penyakit tersebut memiliki kelebihan satu kromosom. Kelebihan kromosom ini mengubah keseimbangan genetik tubuh dan mengakibatkan perubahan karakteristik fisik dan kemampuan intelektual, serta gangguan dalam fungsi fisiologi tubuh (Pathol,2003). Perlu diketahui bahwa kemungkinan mendapat bayi dengan *Down syndrome* adalah lebih tinggi jika wanita yang hamil pernah mendapat bayi dengan *Down syndrome*, atau adanya anggota keluarga yang pernah mendapat kondisi yang sama.

Retardasi mental yang ringan hingga berat dapat terjadi. Intelegent quatio (IQ) mereka sering berada antara 20 – 85 dengan rata-rata 50. Hipotonia yang diderita akan meningkat apabila umur meningkat. Mereka sering mendapat

gangguan artikulasi. (Mao R., 2003). Penderita *down syndrome* memiliki perilaku yang spontan, rama, ceriam sabar dan bertoleransi. Tanda-tanda anak mengidap *down syndrome* adalah membaca buku dekat ke mata, mulut selalu terbuka untuk memahami sesuatu serta memerlukan waktu yang lama, mengalami kesulitan sensors, dan mengalami hambatan berbicara dan perkembangan verbal (Cuncha, 1992).

3.2. AUTIS

Autisme adalah gangguan perkembangan yang secara umum tampak di tiga tahun pertama kehidupan anak yang berpengaruh pada komunikasi, interaksi sosial, imajinasi, dan sikap (Wright & Chris, 2007). Gangguan perkembangan pervasif yang secara menyeluruh mengganggu fungsi kognitif, emosi, dan psikomotorik anak.

3.3. ADHD

ADHD (*Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder*) merupakan gangguan perilaku yang ditandai gangguan pemusatan perhatian dan gangguan konsentrasi. Gejala ADHD ini harus terlihat di berbagai tempat berbeda. Misalnya di rumah, di sekolah, di tempat rekreasi, sehingga di dalam pendiagnosisan diperlukan kecermatan dan ketelitian dari pakar/ahli (dalam hal ini psikolog anak) terhadap sikap dan tingkah laku anak pada tempat yang berbeda.). Tanpa penanganan yang tepat, ADHD dapat menimbulkan konsekuensi yang serius seperti mal-prestasi (*under-achievement*), kegagalan di sekolah atau pekerjaan, susah menjalin hubungan atau interaksi sosial, rasa tidak percaya diri yang parah dan juga depresi kronis (Hulaifah, et al., 2016).

3. KLASIFIKASI

Klasifikasi merupakan proses yang bertujuan untuk menentukan suatu obyek kedalam suatu kelas atau kategori yang sudah ditentukan sebelumnya. Menurut (Elly, et al., 2015) klasifikasi merupakan proses dari pembangunan terhadap suatu model yang mengklasifikasi suatu objek sesuai dengan atribut – atributnya. Klasifikasi data ataupun dokumen juga dapat dimulai dari membangun aturan klasifikasi tertentu menggunakan data training yang sering disebut sebagai tahapan pembelajaran dan pengujian digunakan sebagai data testing (Winarko2 & Suwanto, Oktober

2014).

4. ONE-AGAINST ALL

Strategi dari menggunakan metode *One-Againts-All* ini yaitu membangun sejumlah nilai k kedalam model SVM biner(k merupakan jumlah kelas). Dari setiap klasifikasi ke- i dilatih dengan menggunakan data secara keseluruhan. Misal, terdapat sebuah permasalahan klasifikasi dengan 3 buah kelas yang digunakan pada pelatihan hanya 3 buah SVM biner (Sembiring, September 2007). Cara kerja pendekatan *One-Against-All* adalah dengan membuat semua data *training* yang ada pada kelas y_i menjadi bernilai positif, sedangkan data *training* yang bukan berasal dari kelas y_i akan bernilai negatif (Hasanah, 2016).

5. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Support Vector Machine (SVM) dikenalkan pertama kali oleh Vapnik tahun 1992 sebagai salah satu metode *learning machine* yang bekerja dengan prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) yang bertujuan untuk menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space*. Metode ini menggunakan hipotesis berupa fungsi – fungsi linier dalam sebuah ruang fitur yang berdimensi tinggi, dengan mengimplementasikan learning bias yang berasal dari teori pembelajaran statistik. Tingkat akurasi pada model yang akan dihasilkan oleh proses peralihan dengan SVM sangat bergantung terhadap fungsi kernel dan parameter yang digunakan (Siagian, 2011)

Data pada suatu dataset diberikan variabel x_i , sedangkan untuk kelas pada dataset diberikan variabel y_i . Metode SVM membagi dataset menjadi 2 kelas. Kelas pertama yang dipisah oleh *hyperplane* bernilai 1, sedangkan kelas lainnya bernilai -1.

$$X_i.W + b \geq 1 \text{ untuk } Y_i = 1 \quad (1)$$

$$X_i.W + b \leq -1 \text{ untuk } Y_i = -1 \quad (2)$$

Keterangan :

X_i = data ke - i

W = nilai bobot *support vector* yang tegak lurus dengan *hyperplane*

b = nilai bias

Y_i = kelas data ke - i

Bobot *vector* (w) adalah garis vektor yang tegak lurus antara titik pusat kordinat dengan garis *hyperplane*. Bias (b) merupakan kordinat

garis relative terhadap titik kordinat. Persamaan (3) merupakan persamaan untuk menghitung nilai b , sedangkan persamaan (4) merupakan persamaan untuk mencari nilai w .

$$b = -\frac{1}{2}(w \cdot x^+ + w \cdot x^-) \quad (3)$$

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (4)$$

Keterangan :

b = nilai bias

$w \cdot x^+$ = nilai bobot untuk kelas data positif

$w \cdot x^-$ = nilai bobot untuk kelas data negatif

w = bobot vektor

α_i = nilai bobot data ke- i

y_i = kelas data ke- i

x_i = data ke- i

H_1 adalah *hyperplane* pendukung dari kelas +1 yang memiliki fungsi $w \cdot x_1 + b = +1$.

$$\text{Margin} = |dH_1 - dH_2| = \frac{2}{\|w\|} \quad (5)$$

Keterangan :

dH_1 = jarak *hyperplane* pendukung kelas +1

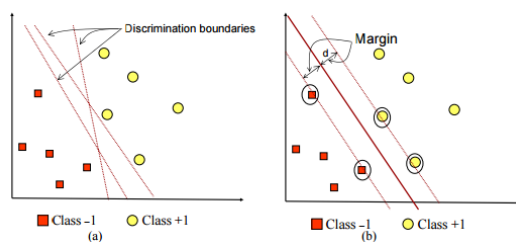
dH_2 = jarak *hyperplane* pendukung kelas -1

Kemudian untuk menentukan optimal *hyperplane* kedua kelas menggunakan persamaan berikut :

$$\text{Minimize } J_1[w] = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (6)$$

Dengan $y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0, i = 1, \dots, n$ (7)

Pada Gambar 2.1 diperlihatkan bahwa beberapa *pattern* yang merupakan bagian anggota dari dua buah class : +1 dan -1. *Pattern* yang tergabung pada class -1 diberi simbol dengan warna merah kotak dan sedangkan *pattern* pada class +1 diberi simbol dengan warna kuning lingkaran. Problem yang terjadi pada klasifikasi tersebut dapat dijelaskan dengan usaha menemukan garis *hyperplane* yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Garis solid pada Gambar 1 menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terdapat pada tengah – tengah kedua class, sedangkan titik merah dan kuning yang berada didalam lingkaran hitam adalah *support vector*.



Gambar 1. *Hyperplane* Terbaik Yang Memisahkan Kedua *Class* Negatif Dan Positif

Adapun algoritma *Sequential Training* adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasi $\alpha_1 = 0$ setelah itu hitung matrik *Hessian*. Matrik *Hessian* adalah perkalian antara kernel polynomial dengan nilai Y . Nilai Y disini yaitu nilai berupa vector yang berisi nilai 1 dan -1. α_1 digunakan untuk mencari nilai *support vector*.
2. Untuk setiap data dari i sampai j , hitung menggunakan persamaan Matrik *Hessian* yang ditunjukkan seperti berikut:

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (8)$$

Keterangan :

σ_1 = *alfa/Lagrange Multiplier*, digunakan untuk mencari *support vector*.

γ = konstanta *Gamma*, digunakan untuk mengontrol kecepatan *learning*.

C = konstanta C , digunakan untuk membatasi nilai alfa pada saat proses *training*.

ε = *Epsilon*, digunakan untuk ukuran eror klasifikasi.

Kemudian menghitung matriks *Hessian*.

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2). \quad (9)$$

Untuk $i, j = 1, \dots, n$

Keterangan :

x_i = data ke- i

x_j = data ke- j

y_i = kelas data ke- i

y_j = kelas data ke- j

n = jumlah data

$K(x_i, x_j)$ = fungsi kernel yang digunakan

Tahap 2 dilakukan secara berulang sampai didapatkan keadaan iterasi maksimum (itermax) tercapai atau $\max(|\delta \alpha_i|) < \varepsilon$ (*epsilon*).

$$E_i \sum_{j=1}^n \alpha_j D_{ij} \quad (10)$$

$$\delta \alpha_i = \min\{\max[\gamma(1 - E_i), -\alpha_i], C - \alpha_i\} \quad (11)$$

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta \alpha_i \quad (12)$$

Keterangan :

α_j = *alfa* ke- j

D_{ij} = Matriks *hessian*

E_{ij} = *Error rate*

γ = Konstanta *Gamma*

C = Konstanta C

$\delta \alpha_i$ = delta alfa ke- i

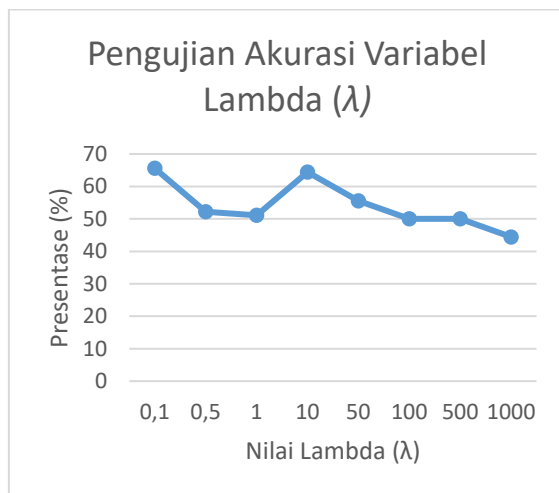
6. IMPLEMENTASI

Implementasi menerapkan rancangan yang telah dibuat pada tahap perancangan. Implementasi yang ada meliputi batasan implementasi, implementasi algoritma dan implementasi antarmuka dalam menyelesaikan masalah penyimpangan tumbuh kembang anak.

7. PENGUJIAN

7.2. PENGUJIAN VARIABEL LAMBDA

Pengujian ini bertujuan untuk mendapatkan nilai λ yang terbaik dari beberapa macam nilai λ . Nilai λ yang akan dibandingkan ada 8 jenis nilai mulai dari 0.1 hingga 1000. Pada pengujian akan menggunakan beberapa nilai variabel yaitu meliputi nilai $C = 1$, $itermax = 100$, dan nilai $K-fold = 10$. Pengujian ini juga akan menggunakan jenis *kernel polynomial*. Untuk mendapatkan rata-rata akurasi akan dilakukan penjumlahan akurasi dari setiap akurasi sebanyak jumlah *fold* lalu dibagi sebanyak jumlah *fold*.



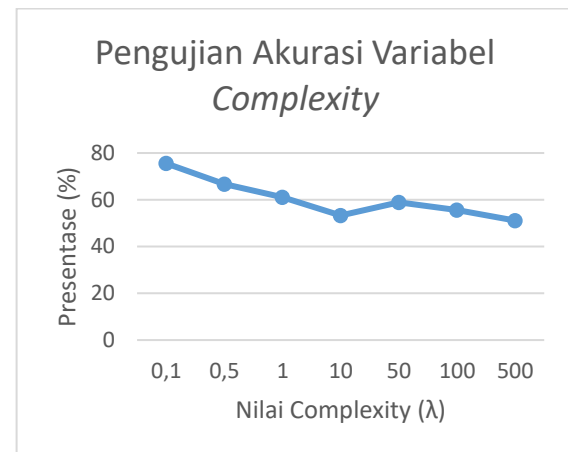
Gambar 3. Pengujian Variabel λ

Pada pengujian ini didapatkan hasil rata-rata akurasi dari beberapa nilai variabel λ . Rata-rata nilai akurasi tertinggi pada pengujian ini adalah sebesar 65,55% pada nilai λ bernilai 0,1, dan untuk rata-rata akurasi terendah bernilai sebesar 44,44% pada nilai λ bernilai 1000. Pada Gambar 3 akan ditunjukkan grafik hasil pengujian variabel λ (*lambda*).

7.3. PENGUJIAN VARIABEL COMPLEXITY

Pengujian ini bertujuan untuk mendapatkan nilai C yang terbaik dari beberapa macam nilai

C . Nilai C yang akan dibandingkan ada 8 jenis nilai mulai dari 0.1 hingga 100. Pada pengujian akan menggunakan beberapa nilai variabel yaitu meliputi nilai $\lambda = 0.1$, $itermax = 10$, dan nilai $K-fold = 10$. Pengujian ini juga akan menggunakan jenis *kernel polynomial*. Untuk mendapatkan rata-rata akurasi akan dilakukan penjumlahan akurasi dari setiap akurasi sebanyak jumlah *fold* lalu dibagi sebanyak jumlah *fold*.



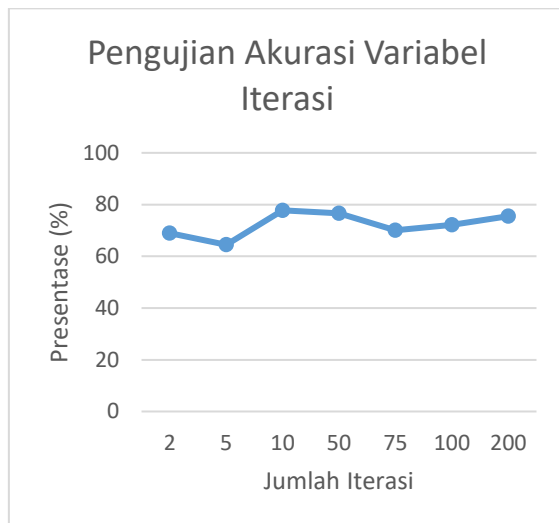
Gambar 4. Pengujian Variabel C

Berdasarkan grafik pada Gambar 4 dapat diketahui bahwa nilai variabel C memiliki pengaruh terhadap tingkat akurasi sistem. Pada Gambar 4 ditunjukkan bahwa nilai C yang bernilai 0,1 memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi dari nilai lainnya yaitu sebesar 75,56%. Sama dengan halnya pengujian nilai λ grafik ini juga menunjukkan ketidakstabilan pada rata-rata akurasi dari setiap nilai C . Pada dasarnya nilai C memiliki fungsi untuk meminimalkan nilai *error* yang digunakan pada proses *training*. Proses *training* yang dimaksud adalah pada perhitungan nilai bobot dan nilai bias. Jadi untuk mendapatkan nilai *error* yang kecil maka nilai C yang digunakan juga harus memiliki nilai yang kecil. Nilai C yang besar juga dapat berpengaruh terhadap waktu komputasi pada proses perhitungan data *training* menjadi lebih lama

7.4. PENGUJIAN JUMLAH ITERASI

Pengujian ini bertujuan untuk membandingkan jumlah iterasi yang terbaik dari beberapa macam jumlah iterasi. Jumlah iterasi yang akan dibandingkan ada 8 jenis nilai mulai dari 2 hingga 500. Pada pengujian akan menggunakan beberapa nilai variabel yaitu meliputi nilai $\lambda = 0,1$, $C = 0,1$, dan nilai $K-fold = 10$. Pengujian ini juga akan menggunakan jenis *kernel polynomial*. Untuk mendapatkan rata-rata akurasi akan dilakukan penjumlahan akurasi dari

setiap akurasi sebanyak jumlah *fold* lalu dibagi sebanyak jumlah *fold*.



Gambar 5. Pengujian Iterasi Maksimal

Berdasarkan grafik pada Gambar 5 dapat diketahui bahwa nilai akurasi tertinggi yang didapatkan adalah sebesar 77,778% pada jumlah iterasi 10. Jumlah iterasi pada pengujian ini berpengaruh terhadap perubahan nilai α (*alpha*). Dalam pengujian iterasi terdapat satu kondisi dimana iterasi akan berhenti sebelum nilai *itermax* tercapai. Kondisi ini merupakan kondisi dimana nilai *alpha* telah mencapai nilai konvergen. Dari pernyataan tersebut maka dapat dikatakan bahwa jumlah iterasi yang besar tidak akan terlalu berpengaruh terhadap tingkat akurasi yang tinggi.

8. KESIMPULAN DAN SARAN

Setelah melakukan penelitian dan mendapatkan hasil pengujian mengenai klasifikasi jenis penyimpangan penyakit tumbuh kembang anak dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dapat diterapkan pada klasifikasi penyimpangan penyakit tumbuh kembang anak. Cara dalam menerapkan algoritma ini adalah dengan melakukan perhitungan dimulai dari perhitungan *kernel polynomial*, lalu perhitungan *Sequential Training Support Vector Machine*, dan pada bagian akhir pengujian digunakan konsep *One Against All*. Hasil akhir dari sistem ini berupa nilai akurasi, dimana nilai ini didapatkan dari perbandingan antara hasil sistem dengan hasil dari pakar. Data yang digunakan

sebanyak 90 data dengan parameter sebanyak 38. Jenis penyakit dibagi menjadi 3 kelas yaitu *Down Syndrome*, *Autisme*, dan *Attention Deficit Hyperactivity Disorder* (ADHD).

2. Pengujian pada penelitian ini menggunakan jenis pengujian *K-fold Cross Validation*, dimana *fold* yang digunakan sebanyak 8 fold. Nilai akurasi terbaik yang dihasilkan pada penelitian ini adalah sebesar 63,11% pada nilai konstanta $\lambda = 10$, $C = 1$, *itermax* = 200, *k-fold* = 2 dan juga menggunakan *kernel polynomial*. Dilihat dari hasil pengujian yang telah dilakukan akurasi yang didapatkan tidak terlalu tinggi. Hal ini disebabkan beberapa faktor, yang pertama adalah data yang tidak rata antar satu kelas ke kelas lainnya. Faktor kedua adalah antara data pada satu kelas yang sama memiliki pola data yang berbeda.

Terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk mengembangkan penelitian ini, saran yang diberikan adalah sebagai berikut:

1. Jenis penyimpangan penyakit tumbuh kembang anak dapat ditambah lebih banyak, karena diketahui bahwa jenis penyimpangan tumbuh kembang anak lebih dari 3 jenis.
2. Data yang digunakan dapat ditambah lebih banyak sehingga data tiap kelas bisa memiliki jumlah data yang sama.
3. Dalam menyelesaikan permasalahan *multiclass* dapat digunakan konsep *One-Against-One*, untuk mengetahui pengaruh konsep ini terhadap tingkat akurasi.
4. Menambahkan konsep koefisien korelasi untuk mengetahui pengaruh suatu fitur terhadap suatu data, sehingga fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi dapat memberikan ciri yang signifikan terhadap data tersebut.

9. DAFTAR PUSTAKA

- Anon., 2016. *Central Intelligence Agency*. [Online] Available at: <https://www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/geos/id.html>
- Cuncha, 1992. *Gangguan Pemahaman Bahasa pada Anak Down Syndrome*. [Online] Available at: <http://tx-wicara.blogspot.co.id/>

- Rahmadini, S., 2016. Pemodelan Sistem Pakar Diagnosa Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak menggunakan Metode Dempster-Shafer. PTIIK DOrO.
- Ramadhaniar, A., 2015. Implementasi Metode Certainty Factor pada Sistem Pakar Diagnosa Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak. PTIIK Doro.
- Hulaifah, E. D., Nasution, H. & Anra, H. H., 2016. Sistem Pakar Untuk Menentukan Tipe Gangguan ADHD Pada Anak Dengan Metode Naive Bayes. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, Volume 1, p. 1.
- Imelda, A. M. & Muhammad, A. M., Juni 2015. Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Menggunakan Kernel Radial Basis Function (RBF) Pada Klasifikasi Tweet. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, Vol. 12, No. 2(ISSN 1693-2390), p. pp.189 – 197.
- Putra, E. R., 2013. Sistem Pakar dengan Menggunakan Metode Dempster Shafer untuk Mendeteksi Jenis Perilaku Abnormal ADHD (Attention Deficit Hyperactivity Disorder) pada Anak.
- Srimuang, W. & Intarasothonchun, S., 2015. Classification Model of Network Intrusion using Weighted Extreme Learning Machine. *International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, Volume 12.
- Sulistyaningsih, Y., Djunaidy, A. & Kusumawardani, R. P., 2012. Pengklasifikasian Pengaduan Masyarakat pada Laman Kantor Pertanahan Kota Surabaya I dengan Metode Pohon Keputusan.
- Wright, B. & Chris, W., 2007. *How to Live with Autism and Asperger Syndrome, Strategi Praktis Bagi Orang Tua dan Guru Anak Autis*. 1 ed. Jakarta: Dian Rakyat.