

DETEKSI PENYALAHGUNAAN NARKOBA DENGAN METODE *TWIN BOUNDED SVM*

Detection Of Drugs Abuse with Twin Bounded SVM Method

Berny Pebo Tomasouw*¹, Yopi Andry Lesnussa²

^{1,2} Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Pattimura
Jln. Ir. M. Putuhuna, Kampus Unpatti, Poka-Ambon, 97233, Indonesia

Corresponding author e-mail: ^{1*} bptomasouw@gmail.com

Abstrak

Twin Bounded SVM (TB-SVM) merupakan penyempurnaan dari metode Twin SVM dan memiliki keunggulan dalam masalah klasifikasi dibandingkan SVM standar. Dalam penelitian ini, metode TB-SVM linier dan TB-SVM nonlinier akan diterapkan untuk mendeteksi penggunaan narkoba berdasarkan 23 gejala yang dialami. Data pelatihan dan pengujian dibagi ke dalam tiga skema pembagian data (skema 60/40, skema 70/30 dan skema 80/20) dengan tujuan untuk mengetahui tingkat akurasi terbaik yang bisa diperoleh. Hasil pengujian menunjukkan bahwa TB-SVM nonlinier dengan kernel RBF memiliki tingkat akurasi lebih baik dibandingkan dengan TB-SVM linier yakni 80% pada skema 60/40, 90% pada skema 70/30, dan 95% pada skema 80/20.

Kata Kunci : *Twin bounded, SVM, narkoba, deteksi.*

Abstract

Twin Bounded SVM (TB-SVM) is an improvement of the Twin SVM method and has advantages in classification problems compared to standard SVM. In this research, linear TB-SVM and nonlinear TB-SVM methods will be applied to detect drug use based on 23 symptoms experienced. The training and testing data is divided into three partition data schemes (60/40 scheme, 70/30 scheme and 80/20 scheme) in order to determine the best level of accuracy that can be obtained. The test results show that the nonlinear TB-SVM with the RBF kernel has a better accuracy rate than the linear TB-SVM, that is 80% at 60/40 scheme, 90% at 70/30 scheme, and 95% at 80/20 scheme.

Keywords: *Twin bounded, SVM, drugs, detection*

Article info:

Submitted: 20th August 2021

Accepted: 21st November 2021

How to cite this article:

B. P. Tomasouw, and Y. A. Lesnussa, "DETEKSI PENYALAHGUNAAN NARKOBA DENGAN METODE *TWIN BOUNDED SVM*", *BAREKENG: J. Il. Mat. & Ter.*, vol. 15, no. 04, pp. 753-760, Dec. 2021.



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).
Copyright © 2021 Berny Pebo Tomasouw, Yopi Andry Lesnussa



1. PENDAHULUAN

Narkoba adalah singkatan narkotika, psikotropika dan bahan adiktif lain. Narkotika merupakan salah satu obat, bahan atau zat yang jika masuk tubuh berpengaruh pada fungsi tubuh, terutama otak. Pemakaian dan peredaran narkotika dan psikotropika diawasi secara ketat dengan Undang-Undang, yaitu Undang-Undang Nomor 35 tahun 2009 tentang Narkotika. Kepemilikan, pemakaian serta peredaran narkotika dan psikotropika secara tidak sah merupakan pelanggaran hukum [1]. Pada tahun 2013 Badan Narkotika Nasional (BNN) mencatat jumlah penyalahgunaan narkoba di Indonesia mencapai empat juta. Sebesar 70 persen dari jumlah tersebut adalah pengguna dari golongan pekerja, sementara 22 persen merupakan kelompok pelajar atau mahasiswa, serta delapan persen pengangguran dan lainnya[2]. Pemerintah dan seluruh masyarakat bersama-sama melakukan upaya untuk melakukan pencegahan penyalahgunaan narkoba serta pemberantasan peredarannya.

Salah satu upaya tersebut yaitu membangun fasilitas rehabilitasi atau terapi medis bagi para penyalahgunaan narkoba. Sebelum rehabilitasi, para penyalahguna melakukan serangkaian tes untuk dapat mengetahui jenis narkoba apa yang digunakan. Tes yang dapat dilakukan yaitu tes biologis seperti mendeteksi melalui urin, darah, rambut, keringat dan lain-lain. Akan tetapi karena kendala waktu, maka biaya serta fasilitas yang minim di beberapa daerah membuat pendeteksian seseorang menderita narkoba menjadi terhambat [2]. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian untuk mendekteksi penggunaan narkoba dengan pendekatan konsep *Machine Learning* dalam hal ini metode *Support Vector Machine* (SVM) yang akan mengklasifikasikan seseorang positif menggunakan narkoba berdasarkan gejala-gejala yang dialami.

Dalam [3] dijelaskan bahwa Konsep dasar SVM bermula dari masalah klasifikasi dua kelas yang tergolong dalam masalah linier (*linear problem*). SVM berusaha menemukan *hyperplane* (pemisah) terbaik pada *input space* untuk memisahkan dua kelas tersebut. Selanjutnya SVM dikembangkan agar dapat bekerja pada masalah non-linear, dengan memasukkan konsep kernel pada ruang kerja berdimensi tinggi. Dalam mencari *hyperplane* terbaik, SVM akan dihadapkan pada proses mencari solusi dari masalah pemrograman kuadratik. Penelitian [4], [5], [6], [7] dan [8] memperlihatkan bahwa SVM memiliki hasil yang lebih baik dalam masalah klasifikasi.

Selanjutnya, Jayadeva dkk [9] dalam penelitiannya berhasil mengembangkan variasi SVM yang baru dan diberi nama *Twin Support Vector Machines* (T-SVM). Berbeda dengan konsep dasar SVM yang berusaha menemukan sebuah *hyperplane* terbaik untuk memisahkan dua kelas, T-SVM mencoba menemukan dua *hyperplane* optimal untuk memisahkan dua kelas tersebut. Jayadeva juga memperlihatkan bahwa dari segi waktu perhitungan dan keakurasian klasifikasi, T-SVM lebih unggul dibandingkan SVM standar. Selain itu, T-SVM juga diterapkan dalam berbagai masalah antara lain pengenalan suara, pembelajaran multi-label, klasifikasi penyakit Alzheimer, dan deteksi kanker pancreas [10][11][12][13]. Shao, dkk [14] menyempurnakan hasil penelitian Jayadeva dan menghasilkan variasi T-SVM yang lain yaitu *Twin Bounded Support Vector Machines* (TB-SVM).

Penelitian terkait yang sebelumnya dilakukan oleh Pangrestu dan Widiastuti [2] dengan judul "Pembangunan Sistem Pendeteksi Penyalahgunaan Narkoba Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation" serta R. Dasmasele, dkk[15] dengan judul Penerapan Metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk Mendeteksi Penyalahgunaan Narkoba. Sedangkan dalam penelitian ini akan digunakan metode TB-SVM untuk mendeteksi penyalahgunaan narkoba berdasarkan gejala-gejala yang dialami.

2. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data 101 orang pasien rawat jalan yang diperoleh dari Badan Narkotika Nasional Provinsi Maluku dan disertai dengan 23 jenis gejala yang dialami. Gejala-gejala tersebut akan dijadikan sebagai variabel input dalam metode TB-SVM dan secara lengkap dapat dilihat pada Tabel 1, berikut:

Tabel 1. Variabel dalam data input

No.	Gejala	Inisialisasi	No.	Gejala	Inisialisasi
1	Mudah tersinggung	x_1	13	Mental terganggu	x_{13}
2	Kecanduan	x_2	14	Sembelit	x_{14}
3	Depresi	x_3	15	Nafsu makan hilang	x_{15}
4	Agitasi	x_4	16	Keracunan	x_{16}
5	Insomnia	x_5	17	Paranoid	x_{17}
6	Kerusakan Ginjal	x_6	18	Susunan syaraf pusat rusak	x_{18}
7	Gangguan Seks	x_7	19	Mudah gugup	x_{19}
8	Paru-paru terganggu	x_8	20	Pusing	x_{20}
9	Mudah lelah	x_9	21	Detak jantung meningkat	x_{21}
10	Muntah	x_{10}	22	Otot melemah	x_{22}
11	Berkeringat	x_{11}	23	Susah buang air kecil	x_{23}
12	Gelisah	x_{12}			

Sedangkan, berdasarkan jenis narkoba pada data maka ditetapkan 4 kelas yang dipakai sebagai target yakni kelas 1: sabu, kelas 2 : ganja, kelas 3 : lem, dan kelas 4 : sintesis. Selanjutnya, 101 data tersebut akan akan dibagi menjadi dua bagian yakni data pelatihan dan data pengujian dengan beberapa skema pembagian seperti pada tabel berikut.

Tabel 2. Skema Pembagian Data

No	Skema Pembagian	Keterangan
1	60/40	61 data pelatihan 40 data pengujian
2	70/30	71 data pelatihan 30 data pengujian
3	80/20	81 data pelatihan 20 data pengujian

2.1 TB- SVM Linier

Misalkan matriks $A \in \mathbb{R}^{m_1 \times n}$ mewakili sampel data dari kelas +1 dan matriks $B \in \mathbb{R}^{m_2 \times n}$ mewakili sampel data dari kelas -1. Sedangkan $e_1 \in \mathbb{R}^{m_1 \times 1}$ dan $e_2 \in \mathbb{R}^{m_2 \times 1}$ adalah vektor kolom yang semua elemennya bernilai satu. *Twin Bounded SVM* linier bertujuan untuk mencari dua fungsi pemisah (*hyperplane*) yang optimal, yakni

$$f_1(x) = x w_1 + b_1 = 0 \text{ dan } f_2(x) = x w_2 + b_2 = 0 \quad (1)$$

dimana $w_1, w_2 \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ adalah parameter bobot dan $b_1, b_2 \in \mathbb{R}$ adalah parameter bias.

Parameter bobot dan bias di atas dapat diperoleh dengan menyelesaikan dua masalah pemrograman kuadratik berikut:

$$\text{Max}_{\alpha} e_2^T \alpha - \frac{1}{2} \alpha^T G (H^T H + c_3 I)^{-1} G^T \alpha \quad (2)$$

dengan kendala $0 \leq \alpha \leq c_1$

dan

$$\text{Max}_{\gamma} e_1^T \gamma - \frac{1}{2} \gamma^T H (G^T G + c_4 I)^{-1} H^T \gamma \quad (3)$$

dengan kendala $0 \leq \gamma \leq c_2$

Sedangkan sampel data $x \in \mathbb{R}^n$ yang baru diklasifikasikan ke dalam kelas r ($r=1,2$) berdasarkan jarak yang minimum untuk kedua *hyperplane* yang diperoleh, yakni $r = \arg \min_{j=1,2} |x w_j + b_j|$

$$\text{Kelas } r = \arg \min_{j=1,2} |x w_j + b_j| \quad (4)$$

Secara lengkap, algoritma TB-SVM linier adalah sebagai berikut :

- i. Bentuk matriks $H = [A \ e_1]$ dan $G = [B \ e_2]$.
- ii. Tentukan nilai parameter c_1, c_2, c_3 , dan c_4 .
- iii. Dapatkan solusi dari pemrograman kuadrat (2) dan (3) yang berupa nilai α dan γ .
- iv. Dapatkan parameter w_1, w_2, b_1 , dan b_2 dengan menggunakan persamaan

$$\begin{bmatrix} w_1 \\ b_1 \end{bmatrix} = -(H^T H + c_3 I)^{-1} G^T \alpha$$

dan

$$\begin{bmatrix} w_2 \\ b_2 \end{bmatrix} = (G^T G + c_4 I)^{-1} H^T \gamma$$

- v. Gunakan Persamaan (4) untuk penentuan keanggotaan kelas.

2.2 TB-SVM Nonlinier

Untuk mengatasi masalah klasifikasi nonlinier maka perlu digunakan metode kernel. Dua *hyperplane* yang akan dihasilkan dengan metode kernel adalah

$$K(x, C)u_1 + b_1 = 0 \text{ dan } K(x, C)u_2 + b_2 = 0 \quad (5)$$

dimana K adalah kernel yang dipilih dan $C = \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix}$. Sedangkan dua masalah pemrograman kuadrat yang harus diselesaikan adalah

$$\text{Max}_{\alpha} e_2^T \alpha - \frac{1}{2} \alpha^T S (R^T R + c_3 I)^{-1} S^T \alpha \quad (6)$$

dengan kendala $0 \leq \alpha \leq c_1$.

dan

$$\text{Max}_{\gamma} e_1^T \gamma - \frac{1}{2} \gamma^T R (S^T S + c_4 I)^{-1} R^T \gamma \quad (7)$$

dengan kendala $0 \leq \gamma \leq c_2$.

Selanjutnya, sampel data $x \in \mathbb{R}^n$ yang baru diklasifikasikan ke dalam kelas r ($r=1,2$) berdasarkan jarak yang minimum untuk kedua *hyperplane* tersebut, yakni

$$\text{Kelas } r = \arg \min_{j=1,2} |K(x, C)u_j + b_j| \quad (8)$$

Secara lengkap, algoritma TB-SVM nonlinier adalah sebagai berikut :

- i. Bentuk matrik $R = [K(A, C) \ e_1]$ dan $S = [K(B, C) \ e_2]$.
- ii. Tentukan nilai parameter c_1, c_2, c_3 , dan c_4 .
- iii. Dapatkan solusi dari pemrograman kuadrat (6) dan (7) yang berupa nilai α dan γ .
- iv. Dapatkan parameter u_1, u_2, b_1 , dan b_2 dengan menggunakan persamaan

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ b_1 \end{bmatrix} = -(R^T R + c_3 I)^{-1} S^T \alpha$$

dan

$$\begin{bmatrix} u_2 \\ b_2 \end{bmatrix} = (S^T S + c_4 I)^{-1} R^T \gamma$$

- v. Gunakan Persamaan (8) untuk penentuan keanggotaan kelas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data 101 pasien yang telah dibagi kedalam beberapa skema data pelatihan dan data pengujian, akan diproses menggunakan metode TB-SVM linier maupun TB-SVM non linier sehingga bisa diketahui tingkat akurasi terbaik. Sedangkan nilai parameter-parameter yang digunakan dalam pemrograman kuadratik untuk mendapatkan *hyperplane* yang optimal dapat dilihat pada Tabel 3, berikut:

Tabel 3. Parameter-parameter untuk pemrograman kuadratik

c_1	c_2	c_3	c_4
1000	1000	0.4	3

3.1. Hasil Pengujian dengan Metode TB-SVM Linier

Hasil Pengolahan dan pengujian data menggunakan *Support Vektor Machine* linier untuk ketiga skema pembagian data dapat dilihat pada Tabel 4, berikut:

Tabel 4. Tingkat Akurasi Dengan Metode SVM Linier

No.	Skema Pembagian	Tingkat Akurasi
1	60/40	80 %
2	70/30	83.3 %
3	80/20	80 %

Dari Tabel 4 terlihat bahwa tingkat akurasi terbaik diperoleh pada skema pembagian data 70/30 sebesar 83.3%.

3.2. Hasil Pengujian dengan Metode TB-SVM Nonlinier

Untuk metode TB-SVM nonlinier, akan digunakan dua buah kernel sebagai pembanding yakni kernel polinomial dan kernel RBF (*Radial Basis Function*). Nilai parameter yang akan dibuat bervariasi pada kernel polinomial adalah nilai d (pangkat) sedangkan pada kernel RBF adalah nilai γ (sigma). Hal ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi yang terbaik. Hasil pengolahan dan pengujian data menggunakan SVM nonlinier untuk ketiga skema pembagian data dapat dilihat pada Tabel 5, Tabel 6 dan Tabel 7 berikut ini.

Tabel 5. Tingkat Akurasi dengan Skema Pembagian Data 60/40

Jenis Kernel : Polinomial										
Parameter Kernel (d)	2	3	4	5	6	7	8	10	15	20
Tingkat Akurasi (%)	80	77.5	77.5	77.5	80	80	80	77.5	75	75
Jenis Kernel : RBF										
Parameter Kernel (γ)	0.01	0.1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5
Tingkat Akurasi (%)	80	77.5	82.5	85	85	85	85	82.5	82.5	80

Dari Tabel 5 terlihat bahwa hasil pengujian dengan kernel polinomial memperoleh hasil terbaik pada nilai parameter $d = 2$, $d = 6$, $d = 7$ dan $d = 8$ dengan tingkat akurasi sebesar 80% , sedangkan untuk kernel RBF diperoleh tingkat akurasi sebesar 85% pada $\gamma = 2$, $\gamma = 2.5$, $\gamma = 3$, dan $\gamma = 3.5$.

Tabel 6. Tingkat Akurasi dengan Skema Pembagian Data 70/30

Jenis Kernel : Polinomial										
Parameter Kernel (d)	2	3	4	5	6	7	8	10	15	20
Tingkat Akurasi (%)	83.3	83.3	80	86.7	80	83.3	80	76.7	76.7	73.3
Jenis Kernel : RBF										
Parameter Kernel (γ)	0.01	0.1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5
Tingkat Akurasi (%)	80	77.5	83.3	86.7	90	90	86.7	86.7	86.7	86.7

Dari Tabel 6 terlihat bahwa hasil pengujian dengan kernel polinomial memperoleh hasil terbaik pada nilai parameter $d = 5$ dengan tingkat akurasi sebesar 86.7%, sedangkan untuk kernel RBF diperoleh tingkat akurasi sebesar 90 % pada $\gamma = 2.5$ dan $\gamma = 3$.

Tabel 7. Tingkat Akurasi dengan Skema Pembagian Data 80/20

Jenis Kernel : Polinomial										
Parameter Kernel (d)	2	3	4	5	6	7	8	10	15	20
Tingkat Akurasi (%)	90	95	95	95	90	85	85	80	75	75
Jenis Kernel : RBF										
Parameter Kernel (γ)	0.01	0.1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5
Tingkat Akurasi (%)	90	90	95	95	95	95	95	95	95	95

Dari Tabel 7 terlihat bahwa hasil pengujian dengan kernel polynomial memperoleh hasil terbaik pada nilai parameter $d = 3$, $d = 4$, dan $d = 5$ dengan tingkat akurasi sebesar 95 %, sedangkan untuk kernel RBF diperoleh tingkat akurasi juga sebesar 95 % pada $\gamma = 1.5$, $\gamma = 2$, $\gamma = 2.5$, $\gamma = 3$, $\gamma = 3.5$, $\gamma = 4$, $\gamma = 4.5$ dan $\gamma = 5$.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa metode TB-SVM nonlinier memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan TB-SVM linier. Tingkat akurasi terbaik pada masing-masing skema pembagian data dengan menggunakan kernel RBF adalah 80% pada skema 60/40, 90% pada skema 70/30, dan 95% pada skema 80/20. Secara keseluruhan, hasil ini juga masih lebih baik jika dibandingkan dengan hasil penelitian yang diperoleh pada [9]. Oleh karena itu, metode TB-SVM merupakan metode yang tepat untuk mendeteksi penyalahgunaan narkoba.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. J. Kiaking, "Penyalahgunaan Narkotika Menurut Hukum Pidana dan Undang-Undang Nomor 35 Tahun 2009 Tentang Narkotika", *LEX CRIMEN*, vol.6, no.1, Januari 2017
- [2] D. P. Pangrestu dan N. Indriani Widiastuti, "Pembangunan Sistem Pendeteksi Penyalahgunaan Narkoba Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation", *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*, vol.3, no.1, pp27-23, Maret 2014
- [3] B. P. Tomasouw dan M. I. Irawan, "Multiclass Twin Bounded Support Vector Machine Untuk Pengenalan Ucapan", Seminar Nasional Penelitian, Pendidikan dan Penerapan MIPA, pp.49-58, 2 Juni, 2012
- [4] M. Bhasin dan G. P. S. Raghava, "Prediction of CTL epitopes using QM, SVM and ANN techniques", *Vaccine Journal*, vol.22, no.23, pp3195-3204, Agustus 2004
- [5] W. T. Wong dan S. H. Hsu, "Application of SVM and ANN for image retrieval", *European Journal of Operational Research*, vol.173, no.3, pp. 938-950, September 2006

- [6] I. Hmeidi, B. Hawashin, dan E. El-Qawasmeh, "Performance of KNN and SVM classifiers on full word Arabic articles", *Advanced Engineering Informatics*, vol.22, no.1, pp106-111, Januari 2008
- [7] Yushan Qiu, "Towards Prediction of Pancreatic Cancer Using SVM Study Model", *JSM Clinical Oncology And Research*, vol.2. No.4, Mei 2014
- [8] I. T. Utami, "Perbandingan Kinerja Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Dan Regresi Logistik Biner dalam Mengklasifikasikan Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa FMIPA UNTAD", *Jurnal Ilmiah Matematika dan Terapan*, vol.15, no.2, pp256-267, Desember 2018
- [9] Jayadeva, R. Khemchandani, and Suresh Chandra, "Twin Support Vector Machines for Pattern Classification", *IEEE:Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.29, no.5, pp 905-910, Mei 2007.
- [10] C. Yang and Z. Wu. Study to multi-twin support vector machines and its applications in speaker recognition" in *Proc. International Conference On Computational Intelligence And Software Engineering 2009*, pp1-4, Dec. 11-13, 2009
- [11] W-J. Chen, dkk, "MLTSVM: a novel twin support vector machine to multi-label learning", *Elsevier : Pattern Recognition*, vol. 52, pp.61-74 , Oktober 2015
- [12] S. Alam, dkk, "Twin SVM-Based Classification of Alzheimer's Disease Using Complex Dual-Tree Wavelet Principal Coefficients and LDA", *Journal of Healthcare Engineering*, vol.2017, pp1-12, Agustus 2017
- [13] W. Sadewo, dkk, "Pancreatic Cancer Early Detection Using Twin Support Vector Machine Based on Kernel", *Symmetry*, vol.12, no.4, April 2020
- [14] Y. Shao, C. Zhang, X. Wang, and N. Deng, "Improvements on Twin Support Vector Machines", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol.22, no.6, Mei 2011
- [15] R. Dasmasela, B. P. Tomasouw, dan Z. A. Leleury, "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Untuk Mendeteksi Penyalahgunaan Narkoba", *PARAMETER : JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN TERAPANNYA*, vol.1, no.2, pp93-101, Mei 2021

