

DETEKSI ZAT NARKOTIKA BERDASARKAN TEKSTUR MENGGUNAKAN METODE FRACTAL DIMENSION DAN KLASIFIKASI SVM

DETECTION OF NARCOTICS SUBSTANCE BASED ON TEXTURE USING FRACTAL DIMENSION AND SVM CLASSIFICATION METHODS

Widya Qisty Adhilah¹, Ir. Rita Magdalena, M.T.², Sofia Sa'idah, S.T., M.T.³

^{1,2}. Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung

¹widyaqisty@student.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id

³sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Narkotika merupakan zat berbahaya yang apabila dikonsumsi oleh manusia baik itu secara diminum, dihisap, dihirup dan disuntikkan dapat membahayakan jiwa serta mempengaruhi fisik dan emosi dari penggunanya. Narkotika pada umumnya digunakan sebagai terapi medis. Di masa sekarang ini, sebagian besar masyarakat dunia khususnya Indonesia menyalahgunakan narkotika sebagai kebutuhan pribadi tanpa mengetahui zat yang terkandung di dalamnya. Untuk itu, masyarakat perlu mendapatkan pengetahuan terkait dengan narkotika. Namun dengan keterbatasan alat deteksi dan dengan biaya yang cukup mahal, alat deteksi ini hanya dimiliki oleh pihak pemberantasan narkotika. Berdasarkan keadaan tersebut dan dengan pesatnya perkembangan teknologi sekarang ini, maka akan diciptakan sebuah inovasi baru, yaitu suatu sistem aplikasi yang dapat mendeteksi zat narkotika berdasarkan teksturnya. Dalam penelitian Tugas Akhir ini, telah dilakukan perancangan sistem untuk mendeteksi jenis zat narkotika dengan menggunakan citra digital berdasarkan citra narkotika. Metode ekstraksi ciri yang digunakan yaitu *Fractal Dimension* dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai klasifikator. *Fractal Dimension* merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik dari gambar. Sedangkan SVM adalah metode *learning machine* yang bekerja dengan tujuan untuk mendapatkan *hyperplane* terbaik yang memisahkan kelas pada *input space*. Hasil yang diperoleh dalam Tugas Akhir ini adalah aplikasi berbasis MATLAB yang dapat mengolah citra narkotika untuk mendeteksi jenis zat narkotika. Jumlah sampel citra narkotika yang digunakan dalam penelitian Tugas Akhir ini adalah 120 citra untuk data latih dengan setiap kelasnya terdiri dari 30 citra dan 100 citra untuk data uji dengan setiap kelasnya terdiri dari 25 citra. Performansi yang dihasilkan dari sistem tersebut yaitu akurasi rata-rata dari empat jenis narkotika sebesar 91% dan waktu komputasi sebesar 0,4773 detik dengan rincian parameter yang digunakan adalah *size* 256×256, jumlah dimensi fraktal 8, jenis kernel *polynomial* dan *multiclass One-Against-One* (OAO).

Kata Kunci : Narkotika, Sabu, *Fractal Dimension*, *Support Vector Machine*

Abstract

Narcotics are dangerous substances used by humans that can be drunk, smoked, inhaled and injected can attack the soul and emotions of its users. Narcotics as a baby as medical therapy. But in the present, most of the world's people, especially Indonesia, misuse narcotics as personal needs without knowing the substances contained therein. For this reason, people need to get knowledge related to narcotics. However, with the limited detection equipment and the relatively high cost, this detection device is only owned by the narcotics eradication party. Based on these conditions and with the rapid development of technology today, a new innovation will be created, namely an application system that can detect narcotics based on its texture. In this Final Project research, a system design has been carried out to remove narcotics by using digital images after the narcotics image. The feature extraction method used is *Fractal Dimension* and *Support Vector Machine* (SVM) as classifiers. *Fractal Dimension* is the method used for images from images. Whereas SVM is a learning method machine that works with the aim of a *hyperplane* which is an input space in the input space. The results obtained in this Final Project are the MATLAB-based applications that can process narcotics images to detect narcotics. The number of narcotics image samples used in this Final Project research is 120 images for training data with each class consisting of 30 images and 100 images for test data with each class consisting of 25 images. The performance generated from the system is the average accuracy of four types of narcotics by 91% and computation time of 0.4773 seconds with details of the parameters used is *size* 256 × 256, number of fractal dimensions 8, type of *polynomial* kernel and *multiclass One-Against -One* (OAO).

Keywords: Narcotics, Sabu, *Fractal Dimension*, *Support Vector Machine*

1. Pendahuluan

Narkotika merupakan zat berbahaya yang apabila dikonsumsi oleh manusia baik itu secara diminum, dihisap, dihirup dan disuntikkan dapat membahayakan jiwa serta mempengaruhi fisik dan emosi dari penggunaannya. Dalam dunia kesehatan penggunaan narkotika pada dasarnya adalah legal sebagai pengobatan tertentu sesuai dengan indikasi medisnya. Pada umumnya digunakan sebagai terapi medis karena zat-zat yang terkandung di dalam obat tersebut digunakan untuk membius (*anastesi*) pasien saat hendak dilakukan operasi atau untuk pengobatan tertentu [1]. Namun di masa sekarang ini, sebagian besar masyarakat dunia khususnya Indonesia menyalahgunakan narkotika sebagai kebutuhan pribadi tanpa mengetahui zat yang terkandung di dalamnya. Untuk itu, masyarakat perlu mendapatkan pengetahuan terkait dengan narkotika. Berdasarkan keadaan tersebut, maka akan diciptakan sebuah inovasi baru, yaitu suatu sistem aplikasi yang dapat mendeteksi zat narkotika berdasarkan teksturnya. Dengan adanya sistem aplikasi ini, diharapkan dapat membantu pihak pemberantasan narkotika untuk memberikan penyuluhan kepada masyarakat terkait dengan zat-zat berbahaya yang terkandung di dalam narkotika.

Untuk membangun sistem aplikasi ini dibutuhkan metode yang cukup teruji yang dapat mendeteksi narkotika tersebut dengan hasil yang optimal [2]. Dalam penelitian ini akan dibangun sistem aplikasi pendeteksi zat narkotika berdasarkan teksturnya dengan menggunakan metode *Fractal Dimension* dan klasifikasi SVM. Metode *Fractal Dimension* merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik dari gambar [3]. Saat ini, metode *Fractal Dimension* telah diterapkan untuk berbagai kasus seperti pengolahan gambar medis dan berbagai metode yang diusulkan untuk memperkirakan dimensi fraktal [4]. Metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) adalah metode *learning machine*, berdasarkan pembelajaran statistik yang memiliki kinerja cukup baik untuk pemecahan sampel kecil dan klasifikasi nonlinier [3].

2. Dasar Teori

2.1 Narkotika

Dalam undang-undang No. 35 Tahun 2009 tentang Narkotika, disebutkan bahwa narkotika adalah zat atau obat yang berasal dari tanaman atau bukan tanaman, baik sintesis maupun semi sintesis, yang dapat menyebabkan ketergantungan. Berdasarkan cara pembuatannya, narkotika dibedakan kedalam 3 golongan, yaitu narkotika alami, narkotika semi sintesis, narkotika sintesis. Narkotika yang saat ini banyak disalahgunakan adalah ganja, ekstasi, shabu dan heroin [5]. Gambar 2.1 menunjukkan citra dari *shabu*.



Gambar 2.1 Shabu

2.2 Dimensi Fraktal

Dimensi fraktal merupakan karakteristik yang berisi informasi untuk struktur geometri guna mendeskripsikan bagaimana suatu objek menempati tempat dan berhubungan dengan kompleksitas struktur [6].

Ukuran dimensi pada umumnya berupa bilangan bulat yaitu garis memiliki dimensi 1, bidang memiliki dimensi 2 dan ruang memiliki dimensi 3. Tetapi dimensi fraktal mempunyai dimensi berupa pecahan yang digunakan sebagai ciri suatu citra [7].

Secara umum, perhitungan dimensi dari objek fraktal dapat dilakukan menggunakan metode perhitungan kotak (*Box Counting*). Perhitungan tersebut dinyatakan dalam persamaan berikut [7]:

$$D(s) = \frac{\log(N(s))}{\log(s)} \quad (2.1)$$

Dimana $N(s)$ adalah jumlah kotak yang berukuran s , berisi nilai dari citra (piksel objek). Sedangkan $D(s)$ adalah dimensi fraktal dengan kotak berukuran s .

Jika terdapat beberapa macam ukuran kotak yang direpresentasikan, maka metode perhitungan kotak dilakukan dengan langkah-langkah berikut :

1. Membagi citra ke dalam kotak-kotak berukuran s .

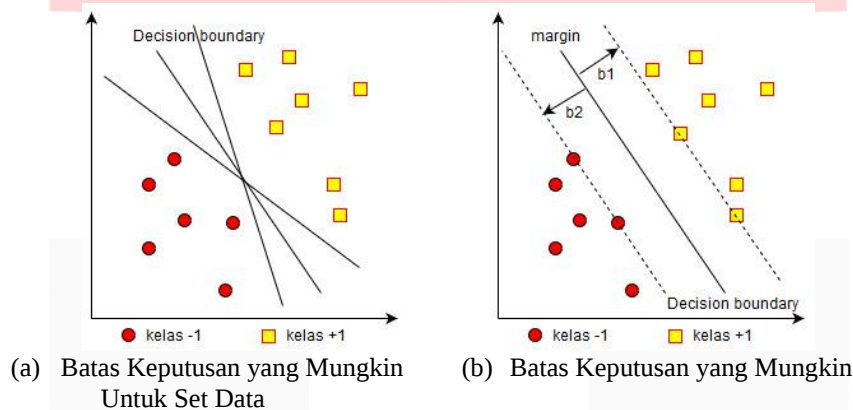
2. Menghitung banyaknya kotak $N(s)$ yang dibutuhkan untuk mencakup suatu objek. Nilai $N(s)$ bergantung pada s . Variabel s memiliki nilai yang berubah dari 1 hingga 2^k ($k = 0, 1, 2, \dots$) dan 2^k tidak boleh bernilai lebih besar dari ukuran citra. Maka jika citra berukuran $2^m \times 2^n$, nilai k akan berhenti hingga m .

2.3 Support Vector Machine (SVM)

SVM merupakan metode klasifikasi yang saat ini banyak dikembangkan dan diterapkan. Metode ini memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya. SVM yang menggunakan teknik kernel harus memetakan data asli dari dimensi asal menjadi dimensi lain yang relatif lebih tinggi. Pada metode ini, hanya beberapa data terpilih yang digunakan dalam klasifikasi. SVM hanya menyimpan sebagian kecil data latih untuk digunakan pada saat prediksi. Hal inilah yang menjadi kelebihan SVM karena tidak semua data latih dilibatkan pada setiap iterasi pelatihannya [8].

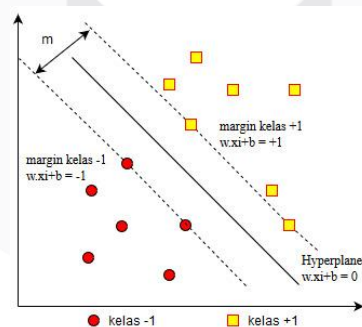
2.4 Konsep Support Vector Machine (SVM)

Konsep dasar dari SVM yaitu memaksimalkan batas *hyperplane*. Gambar 2.2 menunjukkan batas keputusan yang mungkin untuk set data. Pada gambar (a) terdapat beberapa pilihan *hyperplane* yang mungkin untuk set data, sedangkan pada gambar (b) merupakan *hyperplane* dengan margin yang maksimal. Gambar (a) dapat juga menggunakan *hyperplane* sembarang, namun *hyperplane* dengan margin yang maksimal akan memberikan generalisasi yang lebih baik pada metode klasifikasi [8].



Gambar 2.2 Batas Keputusan Dengan Margin Maksimal

Dengan mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimalnya, maka dapat ditemukan *hyperplane* (batas keputusan) pemisah terbaik antara kedua kelas. Margin merupakan jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat masing-masing kelas. Data terdekat disebut sebagai *support vector*. Inti dari proses pelatihan pada SVM adalah mencari lokasi *hyperplane*. Gambar 2.3 menunjukkan *margin hyperplane* [8].



Gambar 2.3 Margin Hyperplane

SVM merupakan salah satu jenis dari *linear machine*, sehingga hanya dapat dipakai untuk menyelesaikan masalah yang sifatnya *linearly separable*. Pada umumnya, masalah dalam domain dunia nyata (*real world*) jarang yang bersifat *linear* tetapi lebih banyak yang bersifat *nonlinear*. Untuk menyelesaikan *problem nonlinear*, SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi kernel. Kernel *trick* berfungsi untuk memetakan data-data ke dimensi yang lebih tinggi (*feature space*) [9]. Tabel 2.1 menunjukkan beberapa pilihan fungsi kernel yang sering digunakan dalam aplikasi [8].

Tabe. 2.1 Fungsi Kernel.

Nama Kernel	Definisi Fungsi
Linear	$K(x, y) = x \cdot y$
Polynomial	$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d$
Gaussian RBF	$K(x, y) = \exp\left(\frac{-\ x-y\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Sigmoid	$K(x, y) = \tanh(\sigma(x \cdot y) + c)$

2.5 Support Vector Machine (SVM) Multikelas

Pada pendekatan *one-against-all* dan *one-against-one*, vektor uji diklasifikasi dengan mengkombinasikan hasil dari semua klasifikator biner, biasanya menggunakan *voting* dari semua klasifikator biner. Kelas yang menerima *voting* terbanyak akan memberikan label kelas kepada vektor uji [8].

a. One-Against-All (OAA)

Pada metode SVM OAA, dibangun k (jumlah kelas) buah model SVM biner. Setiap model klasifikasi ke- i dilatih menggunakan keseluruhan data untuk mencari solusi dari permasalahan [10].

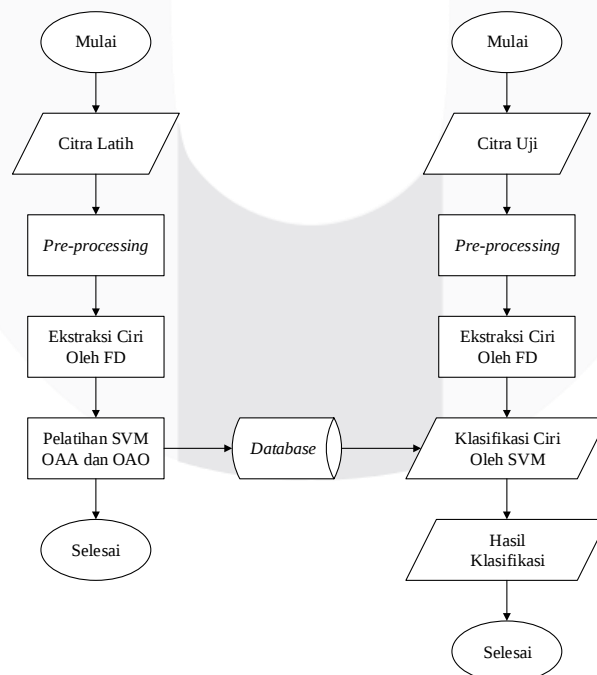
b. One-Against-One (OAO)

Pada metode OAO, dibangun sebuah model klasifikasi biner dengan k adalah jumlah kelas. Setiap model klasifikasi dilatih pada data dari dua kelas. Dalam melakukan pengujian setelah model klasifikasi dibangun, terdapat beberapa metode yang dapat digunakan, salah satunya adalah dengan menggunakan metode *voting* [10].

3. Perancangan

3.1 Perancangan Sistem

Dalam pembahasan ini dijelaskan proses perancangan dan pengimplementasian sistem untuk mendeteksi zat narkotika. Metode yang digunakan adalah *Fractal Dimension* dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Gambar 3.1 merupakan diagram alir sistem untuk tahap pelatihan dan pengujian.



Gambar 3.1 Diagram Alir Tahap Pelatihan dan Pengujian

3.2 Parameter Performansi Sistem

Setelah dilakukan tahap proses data latih dan data uji, maka tahap selanjutnya yaitu akan dilakukan evaluasi terhadap performansi sistem. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui kinerja dari sistem yang telah dirancang, apakah layak atau tidak. Performansi sistem dapat diukur dengan menggunakan parameter sebagai berikut :

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan, sehingga dapat menghasilkan keluaran yang benar. Berikut merupakan persamaan akurasi sistem secara matematis:

$$\text{Akurasi (\%)} = \frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data sampel}} \times 100\% \quad (2,2)$$

2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi merupakan waktu yang dibutuhkan oleh sistem dalam melakukan proses dari awal sampai akhir. Berikut merupakan persamaan waktu komputasi secara matematis :

$$\text{Waktu Komputasi} = \text{waktu selesai} - \text{waktu mulai} \quad (2.3)$$

4. Hasil Pengujian

4.1 Pengaruh Pengujian Resize

Pada pengujian sistem skenario pertama akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan dari *resize* 64×64, 128×128 dan 256×256. Dengan rincian, jumlah dimensi fraktal 6 untuk *size* 64×64, jumlah dimensi fraktal 7 untuk *size* 128×128 dan jumlah dimensi fraktal 8 untuk *size* 256×256, kernel *polynomial* dan *multiclass One-Against-One (OAO)*.

Dari ketiga *size* tersebut, dengan rincian jumlah dimensi fraktal 6 untuk *size* 64×64, jumlah dimensi fraktal 7 untuk *size* 128×128 dan jumlah dimensi fraktal 8 untuk *size* 256×256, kernel *polynomial* dan *multiclass One-Against-One (OAO)* maka akan didapatkan hasilakurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Tabel Performansi Pengujian Resize.

Size	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
64×64	68	0,0506
128×128	81	0,1373
256×256	91	0,4773

Berdasarkan Tabel 4.1, dapat dilihat bahwa hasil pengujian *resize* menunjukkan nilai akurasi tertinggi berada pada *size* 256×256 dibandingkan dengan *size* 64×64 dan 128×128. Semakin besar ukuran citra maka informasi yang diberikan pada citra tersebut semakin *detail*. Sehingga antara citra yang satu dengan citra yang lainnya terlihat lebih jelas perbedaannya. Hal ini menunjukkan bahwa *size* dari suatu citra dapat mempengaruhi nilai akurasi. Akurasi rata-rata tertinggi yang didapatkan yaitu sebesar 91%.

Berdasarkan perubahan *size* citra, dari 64×64 hingga 256×256 dapat disimpulkan bahwa semakin besar *size* suatu citra akan meningkatkan waktu komputasi sistem. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil pengujian skenario pertama yaitu *size* citra yang digunakan dalam sistem adalah 256×256 dengan waktu komputasi 0,4773.

4.2 Pengaruh Pengujian Ukuran Matriks Ciri Dimensi Fraktal

Pada pengujian sistem skenario kedua ini menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan dari perubahan ukuran matriks ciri dimensi fraktal. Pengaruh perubahan nilai matriks *s*, dimana $s = [s_1 \ s_2 \ s_3 \ \dots \ s_n]$, meliputi matriks ukuran $1 \times n$ dimana $n = 1, 2, 3, \dots, 8$. Dengan rincian *size* 256×256, kernel *polynomial* dan *multiclass One-Against-One (OAO)*.

Dari perubahan ukuran matriks ciri dimensi fraktal tersebut, dengan *size* 256×256, kernel *polynomial* dan *multiclass One-Against-One (OAO)* maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Tabel Performansi Pengujian Perubahan Ukuran Matriks Ciri Dimensi Fraktal.

Nilai s Matriks Ciri	Jumlah Dimensi Fraktal	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
[2]	1	26	0,0251
[2 4]	2	38	0,0250
[2 4 8]	3	58	0,0259
[2 4 8 16]	4	66	0,0275
[2 4 8 16 32]	5	69	0,0352
[2 4 8 16 32 64]	6	76	0,0605
[2 4 8 16 32 64 128]	7	84	0,1590
[2 4 8 16 32 64 128 256]	8	91	0,4773

Berdasarkan Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa perubahan ukuran matriks ciri atau jumlah dimensi fraktal mempengaruhi klasifikasi sistem dalam proses pengklasifikasian narkotika. Dalam pengujian skenario ketiga jumlah dimensi fraktal 8 menghasilkan akurasi rata-rata sistem yang tertinggi yaitu 91%. Semakin besar ukuran matriks ciri atau jumlah dimensi fraktal, maka akan menghasilkan jumlah ciri yang semakin banyak.

Sedangkan berdasarkan ukuran matriks ciri atau jumlah dimensi fraktal mempengaruhi waktu komputasi sistem. Berdasarkan perubahan jumlah dimensi fraktal dari 1 hingga 8, maka dapat disimpulkan bahwa semakin besar jumlah dimensi fraktal yang dihitung pada proses ekstraksi ciri akan meningkatkan waktu komputasi sistem. Sehingga, dari hasil pengujian skenario ketiga yaitu ukuran matriks ciri dimensi fraktal yang digunakan dalam sistem adalah 1×8 dengan nilai $s = [2\ 4\ 8\ 16\ 32\ 64\ 128\ 256]$ dan waktu komputasi 0,4773.

4.3 Pengaruh Pengujian Jenis Kernel

Pada pengujian sistem skenario ketiga ini menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan dari jenis kernel *Linear*, *Radial Basis Function* (RBF) dan *Polynomial*. Dengan rincian *size* 256×256 , jumlah dimensi fraktal 8 dan *multiclass One-Against-One* (OAO).

Dari ketiga jenis kernel tersebut, dengan *size* 256×256 , jumlah dimensi fraktal 8 dan *multiclass One-Against-One* (OAO) maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Tabel Performansi Pengujian Jenis Kernel pada SVM.

Kernel	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
<i>Linear</i>	46	0,4755
<i>Radial Basis Fuction</i> (RBF)	53	0,5753
<i>Polynomial</i>	91	0,4773

Berdasarkan Tabel 4.3, dapat dilihat bahwa dari hasil pengujian jenis kernel akurasi tertinggi yaitu pada jenis kernel *polynomial* dengan akurasi rata-rata 91% dengan waktu komputasi sebesar 0,4773 detik. Hal ini dikarenakan objek yang digunakan sebagai data uji berupa objek acak, sehingga kernel *polynomial* cocok digunakan pada sistem ini.

4.4 Pengaruh Pengujian Multiclass

Pada pengujian sistem skenario keempat ini menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan dari *multiclass One-Against-All* (OAA) dan *One-Against-One* (OAO). Dengan rincian *size* 256×256 , jumlah dimensi fraktal 8 dan jenis kernel *polynomial*.

Dari kedua jenis multikelas tersebut, dengan rincian *size* 256×256 , jumlah dimensi fraktal 8 dan jenis kernel *polynomial* maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti pada tabel 4.4.

Tabel 4.4 Tabel Performansi Pengujian Multikelas pada SVM.

<i>Multiclass</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
<i>One-Against-All</i> (OAA)	86	0,4832
<i>One-Against-One</i> (OAO)	91	0,4773

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa dari hasil pengujian *multiclass* akurasi tertinggi yaitu pada *multiclass One-Against-One (OAO)* dengan akurasi rata-rata 91% dan waktu komputasi sebesar 0,4773 detik. Semakin banyak data latih yang digunakan, kelas *One-Against-One* akan lebih cepat mengklasifikasikan data dibandingkan dengan kelas *One-Against-All (OAA)*. Hal ini disebabkan karena pada kelas *One-Against-One (OAO)*, data masukkan akan diklasifikasikan antara setiap kelas dengan setiap satu kelas lainnya. Sehingga pada *multiclass* jenis ini klasifikasi dilakukan secara lebih *detail* dibandingkan dengan *multiclass One-Against-All (OAA)* yang hanya mengklasifikasikan berdasarkan satu kelas dengan *non-kelasnya*.

5. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem deteksi zat narkotika berdasarkan tekstur, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem dengan metode *Fractal Dimension* dan klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* dapat digunakan untuk mendeteksi zat narkotika berdasarkan tekstur.
2. Parameter yang mempengaruhi akurasi sistem pada penelitian ini adalah *size* 256×256, dimensi fraktal 8, kernel *polynomial* dan *multiclass One-Against-One (OAO)*.
3. Performansi terbaik yang diperoleh dari semua pengujian adalah akurasi sebesar 91% dengan waktu komputasi sebesar 0,4773 detik, pada kondisi 91 citra terdeteksi sesuai dengan jenisnya.

Daftar Pustaka

- [1] L. Angriani, I. and A. I. Sari, "Segmentasi Citra dengan Metode Threshold pada Citra Digital Tanaman Narkotika," in *SEMINAR NASIONAL RISET ILMU KOMPUTER*, MAKASSAR, 2015.
- [2] S. Hegstad, H. Z. Khiabani, L. Kristoffersen, N. Kunoe, P. P. Lobmaier and A. S. Christopphersen, "Drug Screening of Hair by Liquid Chromatography-Tandem Mass Spectrometry," *Analytical Toxicology*, vol. 32, 2008.
- [3] L. Weijiao, C. Jiamin, W. Xiaomei and W. Weiqi, "The Automatic Detection of Hiding Narcotics in Human Bodies Based on Fractal Dimension and SVM Classification," in *IEEE International Conference*, Shanghai, China, 2017.
- [4] A. P. Pentland, "Fractal-Based Description of Natural Scenes," *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, Vols. PAMI-6, pp. 661-674, 1984.
- [5] TIM, Buku Saku P4GN, Jakarta: Badan Narkotika Nasional, 2010.
- [6] Y. Tao, E. C. M. Lam and Y. Y. Tang, "Extraction of Fractal Feature for Pattern Recognition," *IEEE*, pp. 527-530, 2000.
- [7] D. Putra, Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: ANDI, 2009.
- [8] E. Prasetyo, Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab, Yogyakarta: Andi, 2014.
- [9] A. S. Nugroho, A. B. Witarto and D. Handoko, "Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika," pp. 1-11, 2003.
- [10] K. Sembiring, Penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksian Intrusi pada Jaringan, Bandung: Institut Teknologi Bandung, 2007.