

KLASIFIKASI JENIS ZAT NARKOTIKA DENGAN MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION (JST-BP)

CLASSIFICATION OF TYPES NARCOTICS USING GRAY LEVEL CO- OCCURRENCE MATRIX (GLCM) METHOD AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN-BP)

Irdin Arjulan¹, Raditiana Patmasari, S.T., M.T.², R. Yunendah Nur Fu'adah, S.T., M.T.³
^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
¹irdinarjulan@student.telkomuniversity.ac.id, ²raditiana@telkomuniversity.ac.id,
³yunendah@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Narkotika adalah suatu zat adiktif yang masuk ke dalam tubuh yang mempengaruhi susunan sistem saraf atau otak yang berdampak buruk pada tubuh. Melihat alat pengujian jenis narkotika yang ada pada saat ini memerlukan biaya lebih mahal sehingga, menyebabkan terbatasnya alat yang dipunya dan tidak semua petugas yang berwenang melakukan penyidikan narkotika membawa alat saat sedang berkerja. Karena begitu seriusnya kasus narkotika di Indonesia diperlukan juga alat pendukung yang memadai untuk membantu para petugas saat berkerja. Maka dari itu, diperlukan suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan jenis zat narkotika untuk dapat menjadi alternatif lain dalam pengujian jenis zat narkotika.

Pada tugas akhir ini, sistem klasifikasi jenis zat narkotika yang dibuat menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi ciri pada narkotika dengan klasifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) untuk pencocokan basis data citra terhadap *input* yang akan diidentifikasi.

Hasil penelitian ini menggunakan 150 data citra latihan dan 125 citra uji data jenis zat narkotika yang diambil menggunakan kamera dino-lite *digital microscope* AM3111T dengan hasil performansi sistem, nilai akurasi tertinggi 96,80% dan waktu komputasi 0,0897 detik. Hasil tersebut didapatkan dengan menggunakan parameter jarak piksel, arah sudut, *level* kuantisasi, 7 fitur ciri GLCM, pada klasifikasi JST-BP menggunakan parameter *hidden layer*, dan iterasi (*epoch*).

Kata Kunci: Narkotika, *Gray Level Co-occurrence Matrix*, Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*.

Abstract

Drugs is something substance addictive that entry into human body which affects arrangement neural system or brain that has bad impact on the body. Tool testing type of drugs that exists is more expensive. Expensive testing equipment for drugs, make tools become limited to use and no all the authorized officer conducts a drug investigation bring tool when worked. Because of that, case drugs in Indonesia that also needs supportive tool to help officer worked. Therefore, a system is needed that can classify the types of narcotics substance to be an alternative testing drugs substance.

In this final project, the classification system for drugs substance using Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method for extraction characteristic image with classification using Artificial Neural Network Backpropagation (ANN-BP) for testing database images are tested by input data drugs that will be identified.

The results of this study used 150 training images data and 125 test images of types narcotics substance, data taken using camera dino-lite digital microscope AM3111T with system performance results, the highest accuracy value is 96,80% and the computing time 0,0897 seconds. These results are obtained by using parameters of pixel distance, angle direction, quantization level, 7 features extraction GLCM, in the classification ANN-BP using parameters hidden layer, and iteration (epoch).

Keywords: *Narcotics, Gray Level Co-occurrence Matrix, Artificial Neural Network Backpropagation.*

1. Pendahuluan

Permasalahan Narkotika di kalangan pemuda di Indonesia sudah dalam tahap yang mengkhawatirkan. Narkotika, psikotropika, dan bahan adiktif lainnya atau biasa disebut Narkotika adalah suatu zat adiktif yang masuk ke dalam tubuh yang mempengaruhi susunan sistem saraf atau otak yang berdampak buruk pada tubuh. Zat kimia pada narkotika dapat menyebabkan pemakai menjadi ketergantungan. Pemakai Narkotika dalam jangka waktu panjang akan mempengaruhi perilaku kejiwaan seseorang dan bahkan penggunaan yang berlebihan dapat menyebabkan kematian atau biasa disebut dengan *Overdosis*.

Melihat alat pengujian jenis zat narkotika yang ada pada saat ini memerlukan biaya lebih mahal harga satu alat bisa mencapai harga Rp2 miliar sehingga, menyebabkan terbatasnya alat pengujian dan tidak semua petugas yang

berwenang melakukan penyidikan narkoba membawa alat uji saat sedang berkerja. Karena begitu seriusnya kasus narkoba di Indonesia diperlukan juga alat pendukung yang memadai untuk membantu para petugas saat berkerja. Dengan alasan tersebut dilakukan penelitian ini untuk membuat suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan jenis zat narkoba, sebagai alat bantu indikasi awal ditemukannya narkoba. Sistem ini dirancang dengan mendeteksi dari hasil gambar atau foto narkoba yang didapatkan yang selanjutnya data diolah dengan *software* pemrograman MATLAB R2018a.

Seiring dengan berkembangnya teknologi, dalam beberapa tahun terakhir ini ada beberapa peneliti yang meneliti mengenai topik narkoba dengan menganalisis ciri fisik pengguna narkoba melalui data citra wajah pengguna narkoba. Berdasarkan hasil dari penelitian Karina Auliasari (2017) yang berjudul Ekstraksi Ciri Tekstur Citra Wajah Pengguna Narkoba Menggunakan Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Hasil penelitian tersebut didapatkan aplikasi yang mampu memberikan nilai-nilai yang dijadikan parameter untuk ciri tekstur citra wajah pengguna narkoba. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya diperlukan kalibrasi untuk membandingkan nilai parameter tekstur citra wajah pengguna narkoba dengan citra wajah sehat. Untuk pengembangan sistem deteksi wajah pengguna narkoba sesungguhnya diperlukan metode tambahan yang digunakan untuk mengklasifikasikan tekstur wajah pengguna narkoba dan wajah sehat berdasarkan nilai parameter *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang telah dihasilkan dari penelitian ini [1].

Sehingga pada penelitian ini, penulis membuat sistem dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) dengan sistem ini dapat mendeteksi jenis-jenis narkoba berdasarkan citra teksturnya. Tujuannya agar sistem yang dibuat sebagai alat bantu indikasi awal klasifikasi jenis zat narkoba, sehingga dapat membantu pekerjaan para petugas yang berwenang melakukan penyidikan dalam mengenali jenis zat narkoba.

2. Dasar Teori

2.1 Narkoba

Narkoba sesuai dengan Surat Edaran Badan Narkotika Nasional (BNN) No.SE/03/IV/2002, merupakan akronim dari Narkotika, psikotropika, dan bahan adiktif lainnya. Narkotika yaitu zat-zat alami maupun kimiawi yang mempengaruhi tingkah laku seseorang. Istilah Narkoba diambil dari kata dalam bahasa inggris yaitu *narcose* atau *narcosis* yang berarti menidurkan dan pembiusan. Pengguna akan menimbulkan efek *stupor* (bingung) dalam keadaan masih sadar serta adiksi atau kecanduan, dan narkoba juga dapat menghilangkan rasa sakit dan nyeri di daerah rongga dada dan rongga perut [2] [3].

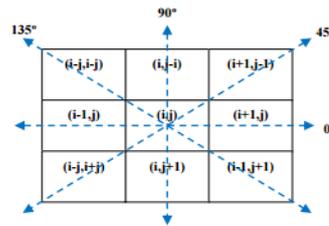
2.1.1 Jenis-Jenis Narkoba

Narkoba dibagi kedalam 3 jenis, yaitu Narkotika, Psikotropika, dan bahan adiktif lainnya. Tiap jenis dibagi-bagi lagi kedalam beberapa golongan:

1. Narkotika
Narkotika adalah sejenis zat yang berasal dari tanaman atau bukan tanaman, baik sintesis maupun bukan sintesis, yang dapat menyebabkan penurunan atau perubahan kesadaran dan hilangnya rasa dan dapat menimbulkan ketergantungan [4].
2. Psikotropika
Psikotropika adalah zat atau obat bukan narkotika, baik alamiah maupun sintesis, yang memiliki khasiat *psikoaktif* melalui pengaruh selektif pada susunan saraf pusat yang menyebabkan perubahan khas pada aktifitas normal dan perilaku. Biasanya digunakan oleh dokter untuk mengobati gangguan jiwa (*psyche*) [5].
3. Bahan Adiktif Lainnya
Bahan berbahaya lain atau zat adiktif lainnya ini adalah bahan bukan narkotika dan psikotropika melainkan bahan dari olahan manusia. Sementara adiktif berarti sifat ketagihan dan yang menyebabkan kecanduan serta memberikan efek tertentu [4].

2.2 Ekstraksi Ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) pertama kali diusulkan oleh Haralick pada tahun 1979 dengan 14 fitur untuk menjelaskan pola spasial. Langkah pertama untuk menghitung fitur-fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah dengan mengubah citra *Red, Green, Blue* (RGB) menjadi citra berskala keabuan. Langkah kedua adalah menciptakan matriks *co-occurrence* dan dilanjutkan dengan menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dan piksel tetangga berdasarkan jarak piksel (d) dan arah sudut (θ). Langkah selanjutnya adalah menciptakan matriks simetris dengan menambahkan matriks *co-occurrence* dengan matriks *transpose*-nya. Kemudian dilakukan normalisasi terhadap matriks simetris dengan menghitung probabilitas setiap element matriks. Langkah terakhir adalah dengan menghitung fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Setiap fitur dihitung dengan satu jarak piksel di empat arah, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° untuk mendeteksi *co-occurrence* [6].



Gambar 2. 1 Arah Sudut GLCM [6].

Ilustrasi yang ditunjukkan pada **Gambar 2.1** Ko-okurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu *level* nilai piksel bertetangga dengan satu *level* nilai piksel lain dalam jarak piksel (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi sudut dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan *interval* sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Sedangkan jarak antar piksel ditetapkan sebesar 1 piksel, 2 piksel, 3 piksel dan seterusnya [6].

2.2.1 Fitur Ciri GLCM

Haralick pada tahun 1973 mengusulkan 14 fitur ciri yang dapat diekstraksi dari matriks ko-okurensi. Berdasarkan pada *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang telah dinormalisasi, Haralick mengusulkan 14 fitur ciri yang dikenal dengan Fitur Haralick. Haralick mengenalkan 14 fitur ciri yang menunjukkan f_1 sampai f_{14} hasil ekstrak dari matriks ko-okurensi. Fitur-fitur tersebut merupakan hasil pengukuran statistik pada matriks ko-okurensi dari sebuah citra. Perhitungan 14 fitur ciri yang dihitung dengan ko-okurensi matriks antara lain [7] [8] [9] [10]:

1. Energy

Energy juga dikenal sebagai *Angular Second Moment* (ASM) atau keseragaman. Nilai *Energy* akan tinggi bila tingkat keabuan citra memiliki bentuk konstan atau dengan kata lain ketika piksel citra sangat mirip.

$$f_1 = \sum_i \sum_j p_a^2(i, j) \quad (2.1)$$

2. Entropy

Entropy menunjukkan kompleksitas suatu citra. Nilai *Entropy* akan tinggi ketika citra tidak seragam. Citra dengan tekstur yang kompleks akan cenderung memiliki nilai *Entropy* yang tinggi.

$$f_2 = - \sum_i \sum_j p_a(i, j) \log(p_a(i, j)) \quad (2.2)$$

3. Contrast

Contrast merupakan sebuah pengukuran intensitas atau variasi dari derajat keabuan antara piksel yang berbeda dengan piksel tetangganya. Sebuah citra yang memiliki nilai *Contrast* rendah menunjukkan konsentrasi *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) di sekitar diagonal utama dan memiliki frekuensi spasial yang rendah.

$$f_3 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_a(i, j) \quad (2.3)$$

4. Variance

Variance menunjukkan variasi warna keabuan pada sebuah citra. Nilai *Variance* akan meningkat ketika nilai tingkat keabuannya berbeda dari *mean*-nya.

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (2.4)$$

5. Correlation

Correlation menghitung kawasan linier dari derajat keabuan dalam matrik ko-okurensi. *Correlation* menunjukkan bagaimana piksel yang menjadi referensi dihubungkan dengan tetangganya.

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{ij p_a(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.5)$$

6. Homogeneity

Homogeneity sering juga disebut *Inverse Difference Momentum* (IDM). *Homogeneity* menghitung homogenitas lokal sebuah citra *digital*. Nilai *Homogeneity* akan maksimum ketika semua elemen pada sebuah citra sama.

$$f_6 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p_a(i, j) \quad (2.6)$$

Kemudian, kedelapan fitur tekstur berikut merupakan penurunan dari *Entropy*, *Correlation*, dan *Variance*.

7. Sum Average

Sum Average adalah fitur yang menunjukkan seberapa banyak nilai rata-rata piksel yang ada dalam citra.

$$f_7 = \sum_{k=2}^{2Ng} k \sum_{i+j=k} p_a(i, j) \quad (2.7)$$

8. *Sum Entropy*

Sum Entropy adalah fitur yang menunjukkan seberapa banyak *level* keabu-abuan yang acak.

$$f_8 = - \sum_{k=2}^{2Ng} \sum_{i+j=k} p_d(i,j) \log(p_d(i,j)) \quad (2.8)$$

9. *Sum Variance*

Sum Variance menyatakan heterogenitas spasial (perbedaan) gambar.

$$f_9 = \sum_{k=2}^{2Ng} \sum_{i+j=k} (k - f_7)^2 p_d(i,j) \quad (2.9)$$

10. *Difference Variance*

Difference Variance (DV) menyatakan ukuran variabilitas lokal.

$$f_{10} = \text{var} \left\{ \sum_{|i-j|=k} p_d(i,j) \right\}_{k=0, \dots, Ng-1} \quad (2.10)$$

11. *Difference Entropy*

Difference Entropy (DE) adalah ukuran variabilitas perbedaan mikro (lokal).

$$f_{11} = - \sum_{k=0}^{Ng-1} \sum_{|i-j|=k} p_d(i,j) \log(p_d(i,j)) \quad (2.11)$$

12. *Information Measures of Correlation I*

Information Measures of Correlation I memiliki pola yang hampir mirip dari *sum average*, tetapi fitur *Information Measures of Correlation I* lebih bervariasi untuk berbagai kelas. Bervariasi secara signifikan dengan rotasi pada *layer*.

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (2.12)$$

Dimana HX dan HY adalah entropi dari p_x dan p_y :

$$HXY = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j))$$

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$$

13. *Information Measures of Correlation II*

Information Measures of Correlation II memiliki waktu komputasi lebih lama dibandingkan dengan fitur yang lain, rotasi-varian.

$$f_{13} = \sqrt{1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)]} \quad (2.13)$$

Dimana:

$$HXY = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j))$$

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$$

14. *Maximal Correlation Coefficient*

Maximal Correlation Coefficient adalah fitur yang menunjukkan nilai yang sesuai dengan nilai optimal dari parameter bentuk.

$$f_{14} = \sqrt{\text{second largest eigenvalue of } Q} \quad (2.14)$$

Dimana:

$$Q(i,j) = \sum_k \frac{p(i,k)p(j,k)}{p_x(i)p_y(k)}$$

Dengan keterangan *variabel* sebagai berikut:

Ng : Jumlah *level* keabuan yang berbeda dalam citra.

$p_d(i,j)$: Entri dalam matriks ko-okurensi pada baris i dan kolom j .

$p_x(i)$: Hasil penjumlahan baris dari entri matriks $p_d(i,j)$.

$p_y(i)$: Hasil penjumlahan kolom dari entri matriks $p_d(i,j)$.

μ_x : Nilai rata-rata elemen kolom pada matriks $p_d(i,j)$.

μ_y : Nilai rata-rata elemen baris pada matriks $p_d(i,j)$.

σ_x : Nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks $p_d(i,j)$.

σ_y : Nilai standar deviasi elemen baris pada matriks $p_d(i,j)$.

2.3 Klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan representasi *neuron* biologis otak manusia yang mencoba melakukan simulasi proses pembelajaran pada sistem komputer melalui *input* dan *output*. Jaringan Saraf Tiruan (JST) terdiri dari elemen proses sederhana yang saling berhubungan satu sama lain dan juga terdiri dari berbagai lapisan. Sama seperti *neuron* biologis, Jaringan Saraf Tiruan (JST) juga memiliki *neuron* buatan yang akan menerima input dari elemen-elemen lain atau dari *neuron-neuron* yang lain [11].

2.3.1 *Backpropagation*

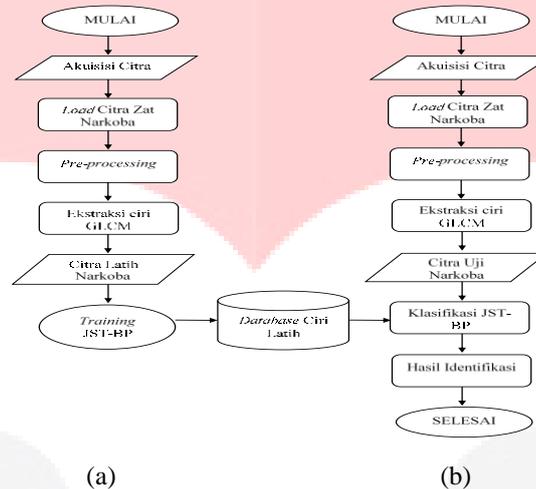
Backpropagation merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan dalam menyelesaikan masalah-masalah rumit hal ini dimungkinkan karena jaringan dengan algoritma ini dilatih dengan menggunakan metode belajar terbimbing. Dimana pelatihan terbimbing pada dasarnya mengasumsikan pembimbing yang

mengklasifikasikan contoh-contoh pelatihan ke dalam kelas-kelasnya. Pada jaringan diberikan sepasang pola yang terdiri atas pola masukan dan pola keluaran. Ketika suatu pola diberikan pada suatu jaringan, bobot-bobot diubah untuk memperkecil perbedaan pola keluaran dan pola yang diinginkan. Latihan ini dilakukan berulang-ulang sehingga semua pola yang keluaran jaringan dapat memenuhi pola yang diinginkan [12].

3. Pembahasan

3.1 Desain Sistem

Dalam desain sistem ini dijelaskan tentang alur dalam perancangan sistem klasifikasi jenis zat narkoba berbasis pengolahan citra *digital*. Adapun diagram alir perancangan sistem klasifikasi jenis zat narkoba sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Diagram Alir Perancangan Sistem (a) Proses Pelatihan, (b) Proses Pengujian.

3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi merupakan tahapan untuk pengambilan gambar atau foto untuk mendapatkan citra *digital* sebagai data latih dan data uji sehingga citra tersebut dapat diproses didalam sistem untuk mendapatkan citra *digital*. Pengambilan citra data narkoba dengan menggunakan kamera dino-lite *digital microscope* AM3111T beresolusi 640x480 piksel.

3.3 Load Citra Narkoba

Selanjutnya data diolah dengan menggunakan *software* pemrograman MATLAB R2018a, data yang didapatkan dipanggil untuk diproses sehingga data *input* narkoba ada di sistem.

3.4 Pre-processing

Proses *pre-processing* yang dilakukan mengubah citra warna yang setiap pikselnya terdiri tiga nilai yaitu *Red, Green, Blue* (RGB) diubah menjadi bentuk *grayscale* atau tingkat keabuan (dari hitam ke putih). Dengan pengubahan ini matriks penyusun citra yang sebelumnya tiga matriks akan menjadi satu matriks. Mengubah *sampel image* dari *image Red, Green, Blue* (RGB) menjadi *image grayscale* dilakukan untuk mempermudah proses pelatihan (*training*).

3.5 Ekstraksi ciri GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah metode analisis tekstur citra orde kedua yang didapatkan dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Pada *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), Elemen-elemen suatu matriks merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu, di mana pasangan piksel itu terpisah dengan jarak piksel (d) dan arah sudut (θ). Dengan kata lain, matriks *co-occurrence* adalah probabilitas munculnya *gray level* i dan j dari dua piksel yang terpisah pada jarak piksel (d) dan arah sudut (θ).

3.6 Klasifikasi JST-BP

Klasifikasi merupakan proses terakhir dari sistem identifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP). Klasifikasi dapat dilakukan saat proses pelatihan telah dilakukan. Ciri latih yang telah melalui proses ekstraksi ciri dan pelatihan ditentukan parameter terbaiknya lalu disimpan dan diuji dengan parameter Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) yaitu *hidden layer* dan iterasi (*epoch*) pengelompokkan jenis zat narkoba.

3.7 Performansi Sistem

Proses identifikasi terhadap performansi sistem dilakukan dengan menghitung tingkat akurasi sistem dan waktu komputasi.

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan suatu sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Akurasi sistem dirumuskan sebagai berikut:

$$A = \frac{N_b}{N_t} \times 100\% \quad (3.1)$$

Dimana:

A : Tingkat akurasi sistem.

N_b : Jumlah data yang benar.

N_t : Jumlah data keseluruhan.

2. Waktu Komputasi

Waktu Komputasi adalah waktu yang diperlukan sistem dalam awal proses hingga akhir proses. Kalkulasi waktu yang dihasilkan dapat membantu prediksi pemrosesan secara efisien. Sehingga semakin kecil hasil waktu komputasi maka semakin efisien proses sistem tersebut. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$W_k = W_s - W_m \quad (3.2)$$

Dimana:

W_k : Waktu komputasi sistem.

W_s : Waktu selesai.

W_m : Waktu mulai.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan skenario pengujian sistem pada penelitian ini menggunakan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP), yaitu dengan melihat perubahan parameter akurasi dan waktu komputasi terhadap parameter jarak piksel, arah sudut, *level* kuantisasi, 14 fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *hidden layer*, dan iterasi (*epoch*) yang digunakan.

4.2 Pengujian Parameter Jarak Piksel dan Arah Sudut

Berikut ini adalah data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh parameter jarak piksel (d) dan arah sudut (θ) terhadap akurasi. Dimana parameter jarak piksel (d) dan arah sudut (θ) terdiri dari $d = 1, 2$, dan 3 serta $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ dan 135° . Pengujian pada tahap ini menggunakan nilai parameter awal *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yaitu 14 fitur ciri, *level* kuantisasi $n = 8$, parameter Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) *hidden layer* = 10, dan *epoch* = 50.

Tabel 4. 1 Tabel Akurasi Parameter Jarak Piksel dan Arah Sudut.

No	Jarak Piksel (d)	Sudut (θ)	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
1	1	0°	92.80%	0.0901
		45°	84%	0.0945
		90°	83.20%	0.0955
		135°	87.20%	0.0946
2	2	0°	86.40%	0.0945
		45°	84.80%	0.0913
		90°	80%	0.0974
		135°	84%	0.0954
3	3	0°	91.20%	0.1094
		45°	85.60%	0.0905
		90°	85.60%	0.0918
		135°	85.60%	0.0924

Berdasarkan **Tabel 4.1** akurasi tertinggi didapatkan pada saat parameter jarak piksel (d) dan arah sudut (θ) yang digunakan adalah $d = 1$ dan $\theta = 0^\circ$ yaitu 92,80% dan akurasi terendah didapatkan pada saat parameter jarak piksel (d) dan arah sudut (θ) yang digunakan adalah $d = 2$ dan $\theta = 0^\circ$ yaitu 80%. Dari hasil ini, semakin kecil jarak piksel maka semakin tinggi tingkat akurasi yang didapatkan oleh sistem. Hasil ini didapat karena hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra banyak terdapat pada arah sudut 0° dengan jarak sebesar 1 piksel.

4.3 Pengujian Parameter *Level* Kuantisasi

Berikut ini adalah data hasil pengujian mengetahui pengaruh parameter *level* kuantisasi (n) terhadap akurasi. Dimana parameter *level* kuantisasi (n) terdiri dari $n = 8, 16$, dan 32 . Pengujian pada tahap ini menggunakan nilai parameter awal *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yaitu 14 fitur ciri, parameter Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) *hidden layer* = 10, dan *epoch* = 50.

Tabel 4. 2 Tabel Akurasi Parameter *Level* Kuantisasi.

No	<i>Level</i> Kuantisasi (n)	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
1	8	92.80%	0.0901
2	16	85.60%	0.0913
3	32	80%	0.1408

Berdasarkan **Tabel 4.2** akurasi tertinggi didapatkan pada saat parameter *level* kuantisasi (n) yang digunakan adalah $n = 8$ yaitu 92,80% dan akurasi terendah didapatkan pada saat parameter *level* kuantisasi (n) yang

digunakan adalah $n = 32$ yaitu 80%. Dari hasil ini, semakin kecil nilai *level* kuantisasi maka semakin tinggi tingkat akurasi yang didapatkan oleh sistem. Hasil ini didapat karena pada *level* kuantisasi 8 lebih banyak ciri yang termasuk dalam kelas yang benar. Semakin besar kuantisasi, semakin kecil *range* nilainya, maka semakin besar pula peluang kesalahan pada sistem.

4.4 Pengujian Parameter Ekstraksi Ciri GLCM

Pengujian sistem dilakukan dengan menganalisis pengaruh parameter fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) terhadap akurasi sistem. Pengujian sistem pertama-tama dilakukan dengan 14 fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), dari nilai ciri latih data citra narkoba dan citra bukan jenis narkoba yang didapatkan sistem. Kemudian nilai dirata-ratakan untuk melihat perbedaan antar kelas dari nilai ekstraksi fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Berikut grafik nilai rata-rata 14 fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dari data latih citra narkoba dan citra bukan jenis narkoba.

Tabel 4. 3 Selisih Nilai Rata-rata 14 Fitur Ciri GLCM.

No	Fitur Ciri GLCM	Kelas				
		Alprazolam	Diazepam	Neo Napacin	Sabu	Tawas
1	Angular Second Moment (Energy)	0.391103491	0.447565411	0.420862846	0.329522957	0.174706808
2	Contrast	0.110882347	0.072764411	0.100226591	0.205111394	0.481437576
3	Correlation	0.831713529	0.881696151	0.837492188	0.78205577	0.786261931
4	Variance	30.99731767	30.47070978	31.82507587	30.34274278	30.79576163
5	Inverse Difference Moment (Homogeneity)	0.945465728	0.964284584	0.950893001	0.909746067	0.825013834
6	Sum Average	11.10073389	11.01165895	11.25882749	10.95996142	10.91810924
7	Sum Variance	124.5864266	122.514335	127.919808	121.8592581	123.4075817
8	Sum Entropy	1.159279788	1.006484182	1.088032047	1.378435962	1.904564696
9	Entropy	1.785802598	1.526732279	1.67232487	2.220919278	3.283202434
10	Difference Variance	0.099165607	0.070476412	0.091215685	0.17459037	0.404136726
11	Difference Entropy	0.346674417	0.258754987	0.323594685	0.496970972	0.758449703
12	Information Measure of Correlation I	-0.562425054	-0.65815075	-0.576928058	-0.44767028	-0.359332862
13	Information Measure of Correlation II	0.862691734	0.88028364	0.860944008	0.847045604	0.865060203
14	Maximal Correlation Coefficient	0.363750054	0.363355981	0.348234184	0.339872243	0.21095116

Berdasarkan **Tabel 4.3** dapat disimpulkan nilai fitur *Energy*, *Contrast*, *Sum Entropy*, *Entropy*, *Difference Variance*, *Difference Entropy* dan *Information Measure of Correlation I* memiliki selisih antar kelas sehingga dapat menunjukkan perbedaan antar kelas data jenis narkoba yaitu *Alprazolam*, *Diazepam*, *Neo Napacin*, *Sabu*, dan data bukan jenis narkoba yaitu *Tawas*.

Berikut ini adalah data hasil pengujian mengetahui pengaruh parameter fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) terhadap akurasi. Dimana mula-mula parameter fitur ciri yang dipilih dari metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yaitu 14 fitur ciri, kemudian dipilih 7 fitur ciri yang memberikan perbedaan antar kelas, dan diseleksi menjadi 5 fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Pengujian pada tahap ini menggunakan nilai parameter awal *hidden layer* = 10, dan *epoch* = 50.

Tabel 4. 4 Tabel Akurasi Parameter Ekstraksi Ciri GLCM.

No	Banyaknya Fitur Ciri GLCM yang Digunakan	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
1	14 Fitur Ciri GLCM	92.80%	0.0901
2	7 Fitur Ciri GLCM	96.80%	0.0897
3	5 Fitur Ciri GLCM	87.20%	0.0891

Berdasarkan **Tabel 4.4** akurasi tertinggi didapatkan pada saat parameter fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan adalah 7 fitur ciri *Energy*, *Contrast*, *Sum Entropy*, *Entropy*, *Difference Variance*, *Difference Entropy* dan *Information Measure of Correlation I* yaitu 96,80% dan akurasi terendah didapatkan pada parameter fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan adalah 5 fitur ciri yaitu 87,20%. Hasil ini didapat karena parameter fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang dipilih berdasarkan nilai rata-rata fitur ciri yang memiliki selisih nilai yang dapat menunjukkan perbedaan antar kelas data jenis narkoba dan bukan jenis narkoba. Sehingga tingkat akurasi sistem yang diperoleh semakin tinggi.

4.5 Pengujian Parameter *Hidden Layer* dan Iterasi (*Epoch*)

Berikut ini adalah data hasil pengujian pengaruh parameter Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) *hidden layer* dan iterasi (*epoch*) terhadap akurasi sistem. Dimana parameter Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) *hidden layer* = 10, 20, 30 serta iterasi (*epoch*) = 10, 30, dan 50. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter berdasarkan hasil pengujian akurasi terbaik sebelumnya yaitu $d = 1$, $\theta = 0^\circ$, $n = 8$, dan 7 fitur ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM).

Tabel 4. 5 Tabel Akurasi Parameter *Hidden Layer* dan Iterasi (*Epoch*).

No	Hidden Layer	Iterasi (<i>epoch</i>)	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
1	10	10	78.40%	0.0892
		30	88.80%	0.0895
		50	96.80%	0.0897
2	20	10	74.40%	0.0904
		30	82.40%	0.0903
		50	87.20%	0.0903
3	30	10	71.20%	0.0913
		30	81.60%	0.091
		50	86.40%	0.0914

Berdasarkan **Tabel 4.5** akurasi tertinggi didapatkan pada saat parameter Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) *hidden layer* = 10 dan *epoch* = 50 yaitu 96,80% dan akurasi terendah didapatkan pada parameter *hidden layer* = 30 dan *epoch* = 10 yaitu 71,20%. Dari hasil ini, semakin kecil *hidden layer* maka semakin tinggi tingkat akurasi dan semakin besar nilai *epoch* maka semakin tinggi akurasi yang didapatkan oleh sistem. Hasil ini didapat karena pada *hidden layer* bernilai 10 sudah mencapai titik stabil atau *overfitting*, dimana *hidden layer* yang nilainya lebih dari titik tersebut mengalami penurunan dalam pengujian. Sedangkan untuk nilai iterasi (*epoch*) semakin tinggi nilai *epoch*, maka semakin banyak pengulangan yang dilakukan sistem untuk mempelajari identitas citra lebih tepat sehingga, tingkat akurasi sistem yang diperoleh semakin tinggi.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem klasifikasi jenis zat narkotika ini, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem ini dapat mengklasifikasikan jenis zat narkotika menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP).
2. Pada pengujian parameter jarak piksel (d) dan arah sudut (θ) terbaik ketika nilai $d = 1$ dan $\theta = 0^\circ$ pada sistem klasifikasi jenis zat narkotika.
3. Pada pengujian parameter *level* kuantisasi (n) terbaik ketika nilai $n = 8$ pada sistem klasifikasi jenis zat narkotika.
4. Pada pengujian parameter ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), kombinasi fitur terbaik menggunakan 7 fitur ciri *Energy*, *Contrast*, *Sum Entropy*, *Entropy*, *Difference Variance*, *Difference Entropy* dan *Information Measure of Correlation I* dengan hasil akurasi sebesar 96,80%.
5. Hasil klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP), parameter *hidden layer* dan iterasi (*epoch*) terbaik ketika *hidden layer* = 10 dan *epoch* = 50 dengan hasil akurasi sebesar 96,80%.
6. Performansi terbaik yang diperoleh dari sistem klasifikasi jenis zat narkotika dengan akurasi sebesar 96,80% dan waktu komputasi sebesar 0,0897 detik. Dari hasil pengujian, 121 citra data jenis narkotika dapat diidentifikasi dengan benar, sedangkan 4 citra data jenis narkotika lainnya tidak teridentifikasi dengan benar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Auliasari, "Jurnal Teknomatika Ekstraksi Ciri Tekstur Citra Wajah Pengguna Narkotika," *TEKNOMATIKA*, vol. 10, no. 1, pp. 41-49, 15 September 2017.
- [2] BNN, *Memilih Lingkungan Bebas Narkotika*, 2007.
- [3] H. Mardani, *Penyalahgunaan Narkotika Dalam Perspektif Hukum Islam dan Hukum Pidana Nasional*, Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada, 2008.
- [4] S. U. Rahmawati, "Penanggulangan Penyalahgunaan Narkotika Dalam Perspektif AL QURAN," *Digital Library UIN Sunan Ampel*, vol. 1, pp. 22-30, 2016.
- [5] M. P. Amand, "Penyalahgunaan Narkotika di Kalangan Remaja," *Jurnal Penelitian & PPM*, vol. 4, no. 2, pp. 339-345, 2017.
- [6] I. Purnamasari, "UDiNus Repository," 22 September 2016. [Online]. Available: <http://eprints.dinus.ac.id>. [Accessed 20 September 2018].
- [7] D. Gadkari, "Image Quality Analysis Using GLCM," pp. 1-120, 2004.
- [8] K. R. Haralick, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 3, 19173.
- [9] S. Dodi, "Ekstraksi Fitur Haralick Menggunakan Citra Mikroskop Digital Trinocular Untuk Proses Identifikasi Cacing Penyakit Kaki Gajah," 2016.
- [10] I. Santoso, R. Isnanto, "Klasifikasi Citra Dengan Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan (*Gray Level Co-Occurrence Matrix* -GLCM) Pada Lima Kelas Biji-Bijian," pp. 1-7, 2011.
- [11] G. P. Zhang, "Neural networks for classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 30, no. 4, pp. 451-462, 2000.
- [12] A.W. Sanjaya, *Deteksi Penyakit Kulit Menggunakan Analisis Fitur Warna dan Tekstur Dengan Metode Color Moment, Gray Level Cooccurrence Matrix dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation*, Institut Teknologi Telkom, 2011.