Klasifikasi Penyakit Daun Padi Berdasarkan Hasil Ekstraksi Fitur GLCM Interval 4 Sudut

Jani Kusanti^{1*)}, Noor Abdul Haris²

^{1,2}Jurusan Teknik Elektro dan Informatika, Universitas Surakarta
^{1,2}Jln. Raya Palur Ngringo Km. 5, Karanganyar, Ngringo, Jaten, Kota Surakarta, Jawa Tengah 57773, Indonesia email: ¹jani_kusanti@yahoo.com, ²noor.haris28@yahoo.com

Abstract — One of the factors causing rice production depression is a typical disease in rice plants. Typical of disease in rice plants, among others, such Blast Disease, Leaf Blight Disease, Disease Hawar On Stem, Crackle Disease and so on. Each type of disease requires different treatment, but not all farmers know the type of disease so as to allow for errors in the handling. This research made an application program that can identify rice pests to facilitate farmers solve the problems of rice plants disease since it becomes important to make a disease classification system on the leaves of rice plants. This research uses backpropagation method to classify the type of disease resulting from feature extraction of GLCM with 4 angles. Results obtained 80% accuracy from 30 data, with 16 seconds testing time.

Abstrak - Salah satu faktor penyebab menurunnya produksi padi adalah penyakit pada tanaman padi. Jenis penyakit pada tanaman padi antara lain, penyakit Blast, penyakit Hawar daun, penyakit Hawar pada Batang, penyakit kresek dan sebagainya. Masing-masing jenis penyakit membutuhkan penanganan yang berbeda, namun tidak semua petani mengetahui jenis penyakit tersebut sehingga memungkinkan terjadinya kesalahan dalam penanganan. Untuk mempermudah petani dalam menyelesaikan permasalahan tanaman padi yang terserang penyakit, maka dibuatlah suatu program aplikasi yang dapat mengidentifikasi hama penyakit padi. Untuk itu menjadi penting untuk dibuat sistem klasifikasi penyakit pada daun tanaman padi. Sistem ini menggunakan metode backpropagation untuk mengklasifikasi jenis penyakit yang dihasilkan dari ekstraksi fitur GLCM dengan 4 sudut. Hasil yang diperoleh dari 30 data 80% data valid dengan waktu 16 detik.

Kata Kunci – Backpropagation, Akurasi, Interval 4 Sudut

I. PENDAHULUAN

Industri pengolahan pangan yang semakin meningkat di Indonesia berpengaruh pada kebutuhan tanaman padi [8]. Penyakit pada tanaman padi bisa dilihat dari perubahan daun, akar, batang dan lain-lain. Namun, terkadang akan menjadi masalah ketika petani (expert) tidak berada di sawah tersebut sehingga tanaman padi yang terkena penyakit tidak dapat dicegah. Untuk mengetahui daun yang terinfeksi oleh penyakit, dapat dibedakan berdasarkan perubahan morfologi yang terjadi pada daunnya [1]. Penelitian [2] telah melakukan analisis tentang identifikasi penyakit pada tanaman dengan menyajikan sebuah metode berdasarkan warna, deteksi tepi dan histogram yang cocok. Pada penelitian ini dibagi menjadi dua tahap adalah utama. Pada tahap pertama semua daun

*) penulis korespondensi (Jani Kusanti) Email: jani_kusanti@yahoo.com sehat dan penyakit diberikan masukan ke Matlab. Kemudian komponen warna *Red Green Blue* (RGB) dipisahkan kedalam gambar skala abu-abu dan menerapkan Metode tepi yaitu metode *Canny*. Setelah itu histogram adalah plot untuk setiap komponen gambar daun yang sehat dan penyakit.

Pada tahap kedua proses yang sama diulang untuk pengujian daun dan dibandingkan semua hasil disimpan dan mengidentifikasi hasil. Pada sistem ini dilakukan ekstraksi ciri terhadap perubahan morfologi pada daun tanaman padi yang terkena penyakit sesuai dengan tekstur. Secara umum, klasifikasi penyakit pada daun tanaman padi ini terdiri dari 5 bagian utama, yaitu: preprocessing, color extraction, segmentation, feature extraction dan classification. Proses klasifikasi penyakit ini terdiri dari berapa proses, yaitu proses ekstraksi warna menggunakan metode grayscale, dan histogram, kemudian segmentation menggunakan deteksi tepi dan ekstraksi tekstur menggunakan GLCM (Gray-Level Cooccurence Matrix).

Tahap awal pemrosesan pada citra yaitu membuang informasi yang tidak dibutuhkan dalam pengolahan citra. Keluaran dari sistem berupa klasifikasi penyakit pada tanaman padi yang menginfeksi daun tanaman padi itu sendiri. Diharapkan dengan dihasilkannya sistem klasifikasi penyakit pada citra daun, dapat membantu mempermudah petugas di lapangan dalam memberikan informasi tentang penyakit tanaman padi dengan lebih cepat.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Dalam penelitian [3] di penelitiannya citra digital dan Jaringan Syaraf Tiruan digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dengan hasil yang diperoleh mencapai 100%. Hasil dari penelitian meliputi penjabaran geometri, bentuk dan tekstur benih varietas Ciherang, Inpari 10 dan Inpari 13 dari hasil sistem citra digital, memilih parameter yang sesuai sebagai dasar untuk mengidentifikasi varietas beras menggunakan metode diskriminan. [4], penelitian yang dilakukan adalah identifikai penyakit pada tanaman padi menggunakan metode forward chaining. Penelitian ini dilakukan mengembangkan sistem pakar untuk tanaman padi. Sistem yang dibuat digunakan untuk mengidentifikasi tanaman padi yang terkena penyakit berdasarkan gejala-gejala yang ada dan solusi yang dihasilkan berdasarkan jenis penyakit seperti yang dilakukan seorang pakar. Dengan sistem pakar, diharapkan masalah yang cukup rumit bagi orang awam yang hanya dapat diselesaikan dengan bantuan para ahli dapat diselesaikan menggunakan sistem. Dari hasil pengujian diperoleh hasil 81% tingkat kepuasan pengguna.

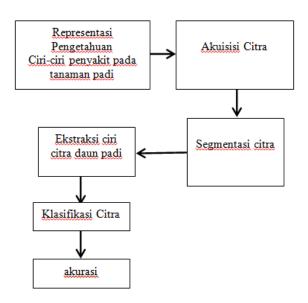
Peneliti [5] dalam penelitiannya pengembangan sistem menggunakan pendekatan penalaran certainty factor dan mesin inferensi penalaran maju yang direpresentasikan dalam kaidah IF-THEN. Bahasa pemrograman yang digunakan PHP dengan basis data MySQL. Sistem yang dikembangkan ini dapat membantu penyuluh pertanian mengatasi terbatasnya ahli atau pakar pertanian tanaman padi. Selain itu [6] dalam penelitiannya model sistem pakar digunakan mendiagnosa dan memberikan solusi penanggulangan hama pada tanaman padi.. Banyaknya pakar tidak sebanding dengan banyaknya petani. Dalam hal ini terbatasnya jumlah pakar mengakibatkan terbatasnya penyuluhan yang akan diperoleh oleh petani. Terbatasnya penyuluhan yang diperoleh mengakibatkan terbatasnya kemampuan petani menghadapi masalah-masalah hama yang menyerang. Dalam penelitiannya bertujuan membantu dalam membuat model alat bantu yang bisa mendiagnosa hama dan memberikan solusi yang tepat. Model sistem pakar ini sebagai alternatif sebagai pengganti pakar yang bertugas dalam penyuluhan mengatasi hama dan memberikan solusi penanggulangannya.

Penelitian lain, [7] melakukan penelitian dengan identifikasi gejala penyakit padi menggunakan operasi morfologi citra. Morfologi yang digunakan adalah operasi morfologi closing, hasil yang diperoleh dalam penelitian yang dilakukan dengan 20 data citra daun padi menghasilkan 12 data citra yang dapat diidentifikasi bentuk dari grjala penyakit padi, sedangkan 8 data citra diperlukan perlakuan tambahan agar mendapatkan hasil yang diinginkan. Dalam penelitian ini mengembangkan penelitian oleh beberapa peneliti sebelumnya menggunakan bidang image recognition (pengolahan citra) untuk mengklasifikasi penyakit pada daun padi. Pada sistem ini dilakukan ekstraksi ciri terhadap perubahan morfologi pada daun tanaman padi yang terkena penyakit sesuai dengan tekstur. Proses klasifikasi penyakit ini terdiri dari berapa proses, yaitu proses ekstraksi warna metode Grayscale, menggunakan dan histogram, menggunakan deteksi tepi dan morfologi, segmentation ekstraksi tekstur menggunakan GLCM dengan interval 4 sudut dan klasifikasi menggunakan backpropagation. Keluaran dari sistem berupa klasifikasi penyakit pada tanaman padi yang menginfeksi daun tanaman padi itu sendiri.

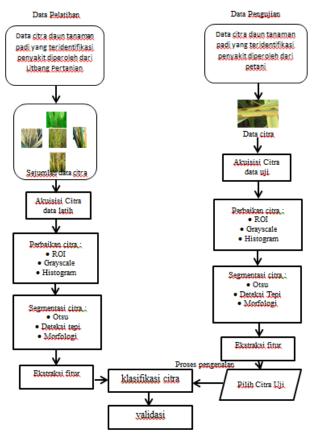
III. METODE PENELITIAN

A. Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem klasifikasi penyakit pada daun tanaman padi yang dibuat ditunjukkan pada Gbr. 1. Pada tahap ini menggunakan 150 data citra sebagai data latih dengan rincian 30 data citra penyakit blast, 30 data citra daun penyakit hawar pelepah, 30 data citra daun penyakit tungro, 30 data citra daun penyakit bercak daun, dan 30 data citra daun penyakit hawar daun bakteri.



Gbr. 1 Arsitektur sistem klasifikasi penyakit pada citra daun padi.



Gbr. 2 Proses klasifikasi citra

Data diperoleh dari Litbang Pertanian kota Surakarta dan website Litbang Pertanian Nasional. Data citra uji menggunakan 30 data citra daun yang diperoleh dari petani. Proses diagram akuisisi citra ditunjukkan pada Gbr.2.

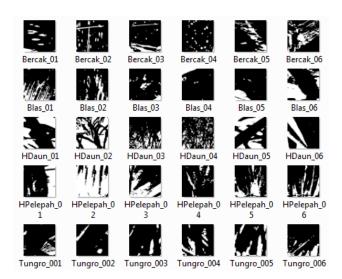
B. Exstraksi Fitur

Untuk mengidentifikasi objek hal penting yang harus diketahui adalah mengetahui terlebih dahulu karakteristik yang dimiliki oleh objek. Proses ekstraksi dilakukan untuk mendapatkan karakteristik yang digunakan dalam

mengidentifikasi objek atau pola citra. Penggunaan metode ekstraksi fitur yang tepat akan mampu memberikan informasi yang detail tentang kelas suatu citra. Dalam penelitian ini menggunakan 20 fitur untuk mengklasifikasi penyakit pada citra daun tanaman padi menjadi 5 kelas, Klasifikasi penyakit pada citra daun ditunjukkan pada Tabel 1.

TABEL I KLASIFIKASI PENYAKIT PADA CITRA DAUN PADI

Nama Kelas	Kelas
Bercak	1
Blas	2
Hawar Daun	3
Hawar Pelepah	4
Tungro	5

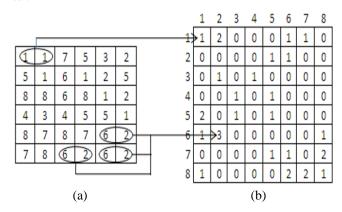


Gbr. 3 Contoh citra daun padi setelah dilakukan segmentasi

Penelitian yang dilakukan saat ini, menggunakan metode ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). GLCM merupakan suatu metode ekstraksi fitur citra yang cukup efektif dalam memberikan informasi yang detail tentang suatu citra dalam hal tekstur [9]. Untuk ekstraksi metode GLCM dapat menghasilkan 14 fitur. Fitur-fitur ekstraksi yang didapatkan adalah energi, kontras, korelasi, rata-rata variasi, Inverse Difference Moment (IDM), jumlah rata-rata, jumlah variance, jumlah entropi, entropi, perbedaan variance, perbedaan entropi, nilai kemungkinan tertinggi, homogen dan dissimilirity. Kookurensi sama dengan kejadian bersama, jumlah kejadian nilai pixel bertetangga dalam satu level dengan jarak (d) dalam satu level nilai pixel lain dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak menggunakan nilai pixel dan orientasi menggunakan nilai derajat. Orientasi disusun berdasarkan empat arah sudut dengan interval sudut 45°, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Jarak antar pixel ditetapkan sebesar 1 pixel. Matriks kookurensi merupakan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas pixel pada citra yang terdapat pada matriks bujursangkar. Masing-masing titik (p,q) pada matriks kookurensi berorientasi θ merupakan peluang kejadian pixel bernilai p yang bertetangga dengan pixel bernilai q pada jarak d serta orientasi θ dan (180– θ) [9].

C. Proses GLCM

Proses ekstraksi fitur dengan menggunakan GLCM dilakukan setelah proses segmentasi. Gbr.3. menunjukkan contoh citra daun padi yang sudah melalui proses segmentasi. Setelah dilakukan proses segmentasi, data citra hasil segmentasi digunakan sebagai input data proses ekstraksi fitur.



Gbr. 4 Matriks Kookurensi (a) Gambar asli (b) Matriks Kookurensi

Gbr.4. dapat dilihat bahwa jumlah nilai dari kolom 1 dan kolom 2 dan seterusnya dimasukkan ke dalam matriks kookurensi sesuai dengan baris dan kolom. Beberapa fitur GLCM dijelaskan sebagai berikut:

1) Energi (Angular Second Moment/Energy)

Mengukur keseragaman tekstur, energi akan bernilai tinggi ketika nilai pixel mirip satu sama lain sebaliknya akan bernilai kecil menandakan nilai dari GLCM normalisasi adalah heterogen. Nilai maksimum energi adalah 1 artinya distribusi pixel dalam kondisi konstan atau bentuknya yang berperiodik (tidak acak).

$$\sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{K} p_{i^2 j} \tag{1}$$

Dimana:[10]

i = baris

i = kolom

 Σ = jumlah

p(i,j) = menyatakan nilai yang dimiliki pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

Semakin homogen suatu citra, maka nilai energi-nya juga akan semakin besar.

2) Entropi (Entropy)

Mengukur kompleksitas suatu citra. Hasil pengukuran akan bernilai tinggi ketika citra tidak seragam. Artinya Energi akan berbanding terbalik dengan entropy.[9][10]

$$\sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{K} p_{ij} \log_2 p_{ij}$$
(2)

3) Kontras (Contrast)

Frekuensi spasial dari citra dan perbedaan moment GLCM yang dihasilkan. Perbedaan yang dimaksud adalah perbedaan

tinggi dan rendahnya suatu pixel. Kontras bernilai 0 jika nilai ketetanggaan pixel sama[9][10].

$$\sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{K} (i-j)^2 p_{ij}$$
(3)

Homogeniti (Homogeneity)

Homogeniti disebut juga dengan Inverse Difference Moment. Homogeniti digunakan untuk mengukur tingkat homogenitas citra. Nilai ini digunakan dikarenakan sangat sensitif terhadap nilai disekitar diagonal utama. Jika nilai yang dihasilkan oleh pixel sama atau seragam maka akan bernilai tinggi. Kebalikan dari Contrast, bernilai besar jika pada saat energi bernilai tetap mempunyai nilai pixel yang sama.

$$\sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{K} \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|} \tag{4}$$

5) Korelasi (Correlation)

Mengukur linearitas (the joint probability) dari sejumlah pasangan pixel.

$$\sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{K} \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$$
(5)

Dimana:

 $\sigma r \neq 0$; $\sigma c \neq 0$

P (i,j) adalah baris elemen ke-i, kolom ke-j dari matriks kookurensi yang sudah dinormalisasi.

mr = nilai rata-rata baris yang dinormalisasi.

mc = nilai rata-rata kolom.

 σr dan σc = standar deviasi dihitung berdasarkan baris dan kolom secara berurutan.

D. Backpropagation

Untuk klasifikasi penyakit pada citra daun digunakan Backpropagation. Algoritma yang terawasi digunakan oleh perceptron yang memiliki banyak lapisan, berfungsi untuk mengubah bobot-bobot yang berhubungan dengan neuronneuron yang ada pada lapisan tersembunyi. Untuk mengubah nilai bobot-bobotnya digunakan error output dengan arah mundur (backward). Tahap perambatan maju atu forward propagation harus dikerjakan terlebih dahulu, tujuannya untuk mendapatkan nilai error nya. Tiga langkah yang digunakan untuk pelatihan yaitu: memasukkan data ke input jaringan (feedforward), melakukan penghitungan dan propagasi balik dari nilai error yang bersangkutan, dan memperbaharui (adjustment) nilai bobot dan nilai bias.

Fungsi dari aktivasi sigmoid biner digunakan untuk saraf yang dilatih menggunakan metode backpropagation. Fungsi ini memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Jaringan saraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1 sering menggunakan fungsi ini. Fungsi ini digunakan juga oleh jaringan saraf yang mempunyai nilai output 0 atau 1.

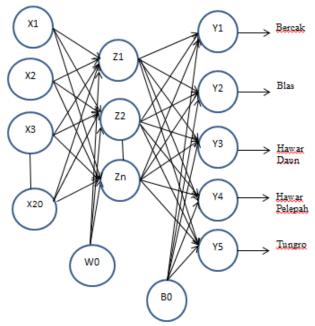
Rumus fungsi sigmoid sebagai berikut :(Hagan, et.all, 1996)

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma x)}$$
(6)

Dengan:

$$y'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)]$$
(7)

Arsitektur jaringan saraf dengan metode backpropagation terdiri dari 3 lapisan. Pertama lapisan masukan yang terdiri atas variabel masukan unit sel saraf, kedua lapisan tersembunyi atau hidden layer, dan ketiga lapisan keluaran. Untuk lapisan masukan terdiri dari 20 variabel yang berasal dari hasil ekstraksi fitur GLCM. Lapisan tersembunyi terdiri atas 5 unit sel saraf, lapisan tersembunyi ditentukan oleh pengguna melalui cara percobaan konvergensi terbaik (trial and error) sampai diperoleh hasil konvergensi pelatihan yang paling baik (jumlah epoch terkecil). Lapisan keluaran terdiri atas 5 sel saraf, lapisan keluaran digunakan untuk mempresentasikan pengelompokan pola, yang terdiri dari kelas Bercak, Blas, Hawar Daun, Hawar Pelepah, dan Tungro. Gbr. 5 merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan.



Gbr. 5 Arsitektur jaringan saraf tiruan backpropagation



Gbr. 6 Citra daun tanaman padi

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian yang dilakukan dengan tahapan akuisisi citra dengan menggunakan kamera, citra daun disimpan pada folder data latih. Citra yang digunakan diproses dan dilakukan ROI (cropping), hasil ditunjukkan seperti pada Gbr.6. Dalam proses pengujian dilakukan proses pelatihan dan proses pengujian. Pada proses pelatihan digunakan data sebanyak 150 data citra latih dan proses pengujian digunakan sebanyak 30 data citra uji. Hasil analisis morfologi ditunjukkan pada Gbr.7

Proses	Kelas Bercak	Kelas Blas	Kelas Hawar Daun	Kelas Hawar Pelepah	Kelas Tungro
ROI					
Perbaikan Citra		The same			1:
Segmentasi					1:
Closing					1:

Gbr.7 Hasil analisis morfologi



Gbr.8 Citra hasil closing dengan array ukuran 8x8

Pada tahap ekstraksi fitur, tingkat abu-abu, jarak dan sudut merupakan ciri penting untuk mendefinisikan GLCM. Jarak yang digunakan pada penelitian ini adalah 1 dengan pertimbangan komputasi yang lebih sederhana. Pengaruh sudut terhadap perubahan nilai fitur dapat diketahui dengan menggunakan empat buah sudut yaitu 0⁰, 45⁰, 90⁰, dan 135⁰. Pada ekstraksi fitur tekstur dimulai dengan pemanggilan citra hasil closing dan dibentuk framework dengan ukuran 256 x 256. Kemudian matriks kookurensi dibuat dengan mengisikan jumlah hubungan spasial yang ada pada matriks. Matriks kookurensi yang sudah didapatkan ditranspose dengan tujuan untuk mendapatkan sudut simetris vaitu sudut 180°. Selanjutnya dilakukan penjumlahan matriks kookurensi dan matriks transpose, pada tahapan ini untuk menjadikan supaya simetris antara sudut 00 dan sudut 1800. Selanjutnya dilakukan normalisasi dimana normalisasi didapatkan dengan cara menjumlah semua matriks simetris, kemudian dijadikan pembagi untuk semua pixel yang ada pada matriks simetris. Tahap terakhir dilakukan perhitungan fitur tekstur terdiri dari energi, entropi, kontras, homogeniti, dan korelasi.

Berikut contoh perhitungan GLCM dengan masukkan citra array berukuran 8x8 piksel dengan rentang nilai 0-8. Ditunjukkan pada Gbr.8. Tabel hasil *array* ditunjukkan pada Tabel 2.

TABEL II ARRAY UKURAN 8X8

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	0	0	1	1
6	1	1	1	1	0	0	1	1
7	1	1	1	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	1
9	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0

TABEL III AREA KERJA MATRIKS

0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7
1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7
2,0	2,1	2,2	2,3	2,4	2,5	2,6	2,7
3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5	3,6	3,7
4,0	4,1	4,2	4,3	4,4	4,5	4,6	4,7
5,0	5,1	5,2	5,3	5,4	5,5	5,6	5,7
6,0	6,1	6,2	6,3	6,4	6,5	6,6	6,7
7,0	7,1	7,2	7,3	7,4	7,5	7,6	7,7

TABEL IV PEMBENTUKAN MATRIKS KOOKURENSI

18 2 0 0 0 0 0 0 2 30 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	101		1712					01	•
0 0	18	2	0	0	0	0	0	0	
0 0	2	30	0	0	0	0	0	0	
0 0	0	0	0	0	0	0	0	0	
0 0 0 0 0 0 0 0	0	0	0	0	0	0	0	0	
0 0 0 0 0 0 0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	
0 0 0 0 0 0 0 0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	L

18	2	0	0	0	0	0	0		18	2	0	0	0	0	0	0		36	4	0	0	0	0	0	(
2	30	0	0	0	0	0	0		10	30	0	0	0	0	0	0		12	60	0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	0	0	+	0	0	0	0	0	0	0	0	=	0	0	0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	(
0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	ı
0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	

Gbr.8 Proses matriks yang belum ternormalisasi

Matriks dari Tabel II memiliki delapan tingkat keabuan sehingga jumlah nilai piksel ketetanggaan dan nilai piksel referensi pada area kerja matriks berjumlah delapan, seperti tampak pada Tabel III. Tabel IV. Menunjukkan pembentukan matriks kookurensi. Setelah melakukan proses mengubah GLCM. Proses selanjutnya dicari nilai *transpose* nilai dari hasil pertama GLCM. Nilai transpose dijumlahkan dengan nilai hasil pertama GLCM dan menghasilkan nilai matriks yang belum ternormalisasi seperti berikut, Ditunjukkan pada Gbr.8.

Setelah matriks simetris selanjutnya dilakukan normalisasi elemen-elemennya yang dinyatakan dengan probabilitas. Nilai elemen untuk masing-masing sel dibagi dengan jumlah seluruh elemen spasial seperti ditunjukkan pada Gbr.9 dan hasilnya ditunjukkan pada Gbr.10.

- 26	4	0	0	0	0	0	0 -
<u> 36</u>	4	_0_	0	_0_	_0_		_0]
112					112		
12	60	0	0	0	0	0	0
$\overline{112}$	112	$\overline{112}$	112	112	$\overline{112}$	112	112
0	0	0	0	0	0	0	0
112	112	112	112	112	112	112	112
0	0	0	0	0	0	0	0
112	112	112	112	112	$\overline{112}$	112	112
0	0	0	0	0	0	0	0
112	112	112	112	112	$\overline{112}$	112	112
0	0	0	0	0	0	0	0
112	112	112	112	112	112	112	112
0	0	0	0	0	0	0	0
112	112	112	112	112	$\overline{112}$	112	112
0	0	0	0	0	0	0	0
112	112	112	112	112	112	112	112
114	114	114	114	112	114	114	112-

Gbr.9 Proses normalisasi

0.321	0.036	0	0	0	0	0	0
0.107	0.536	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Gbr.10 Hasil Normalisasi

TABEL V HASIL KLASIFIKASI 30 DATA PENGUJIAN

Data	SIL KLASIFIKA Target	Hasil Uji	Ket.
1	1	1	T
2	1	1	T
3	1	1	T
4	1	1	T
5	1	1	T
6	1	1	T
7	2	2	Т
8	2	2	Ť
9	2	2	T
10	2	2	T
11	2	3	F
12	2	1	F
13	3	3	T
14	3	3	T
15	3	3	T
16	3	4	F
17	3	3	Т
18	3	3	Т
19	4	4	Т
20	4	4	Т
21	4	5	F
22	4	4	Т
23	4	4	Т
24	4	5	F
25	5	5	Т
26	5	5	Т
27	5	5	Т
28	5	5	Т
29	5	5	Т
30	5	4	F

Hasil normalisasi digunakan untuk proses perhitungan selanjutnya. Setelah dilakukan proses perhitungan GLCM, akan dihasilkan 20 ciri hasil perhitungan.Ciri-ciri tersebut

yang digunakan sebagai data input dalam pengolahan klasifikasi menggunakan *backpropagation*. Dari 30 data pengujian diperoleh hasil klasifikasi sebagai berikut, ditunjukkan pada Tabel V.

Dari hasil pengujian diperoleh hasil, dari 30 data uji, 24 data dihasilkan benar (T) dan 6 data dinyatakan salah (F). Hasil akurasi pengujian sistem dapat dihitung

akurasi=((jumlah data-jumlah salah))/(jumlah data)*100% akurasi=((30-6))/30*100% akurasi=24/30*100% akurasi=80%

V. KESIMPULAN

Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi sistem untuk mengidentifikasi penyakit pada citra daun tanaman padi mencapai 80%. Metode *backpropagation*, dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi fitur penyakit pada citra daun tanaman padi. Namun dalam penelitian ini belum dilakukan proses pengujian untuk meningkatkan akurasi dan belum dilakukan perbandingan hasil menggunakan *kfold*. Proses pengujian masih dilakukan secara umum dengan menggunakan 20 ciri yang ada. Sebaiknya untuk penelitian selanjutnya dilakukan pengujian pada masing-masing ciri untuk mendapatkan ciri terbaik dari 20 ciri yang digunakan. Juga dilakukan pengujian dengan metode *kfold* untuk mendapatkan hasil yang terbaik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih penulis kepada para petani padi di wilayah Karanganyar dan petugas Litbang pertanian di Solo, yang telah membantu dalam pengambilan data dan berbagi pengetahuan kepada penulis.

DAFTAR PUSTAKA

- Tupamahu, F., Christyowidiasmoro, dan Purnomo, M.H., 2014, Ekstraksi Fitur Citra untuk Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Jagung Berdasarkan Tekstur dan Warna, SNAST (Seminar Nasional Aplikasi Sains dan Teknologi) Yogyakarta, pp.A1-A8
- [2] Kailey, K.S., & Sahdra, G.S., 2012. Content Based Image Retrieval (CBIR) for Identifying Image Based Plant Disease, *IJCTA*, Vol 3(3), pp.1099-1104.
- [3] Adnan,et.all., 2015, Identifikasi Varietas Padi Menggunakan Pengolahan Citra Digital dan Analisis Diskriminan, *Jurnal Penelitian Pertanian Tanaman Pangan*, 34(2), pp.90-96.
- [4] Arthalia, I. & Suharjo, R., 2016., Sistem Identifikasi Penyakit pada Tanaman Padi., *jurnal Komputasi*, FMIPA-UNILA, 4(1), pp.9–18.
- [5] Irsan, M., Pratama, V.N., dan Fakih, M., 2015. Sistem Pakar Identifikasi Tanaman Padi di Balai Penyuluhan Pertanian Sepatan Tangerang, STIMIK, STIKOM, Bali, pp. 284-289.
- [6] Yulianto, Setiadi, A., Firmansyah, I., Maulana, I., Asmoro, D., dan Kamal, H., 2015., Model Sistem Pakar Diagnosa Hama Tanaman Padi Untuk Memberikan Solusi Penanggulangan, Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia, STMIK AMIKOM Yogyakarta, pp.3.6.7-3.6.12.
- [7] Zahrah, S., Saptono, R. dan Suryani, E., 2016. Identifikasi Gejala Penyakit Padi Menggunakan Operasi Morfologi Citra. SNIK, UNNES, pp.100–106.
- [8] Rachmat,M., 2013, Diversifikasi Pangan dan Transformasi Pembangunan Pertanian, Badan Penelitian dan Pengembangan Pertanian Kementrian Pertanian, Jakarta. https://www.neliti.com/id/balitbangtan?per_page=100&page=6, (diakses: Pebruari 12, 2017)
- [9] Gonzalez, R.C., Wood, R.E., 2004, Digital Image Processing Second Edition, Prentice Hall, New Jersey.
- [10] Kadir, A. & Susanto, A., 2013, Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra, Andi Offset, Yogyakarta.