

PENGENALAN PENYAKIT NODA PADA CITRA DAUN TEBU BERDASARKAN CIRI TEKSTUR *FRACTAL* *DIMENSION CO-OCCURRENCE MATRIX* DAN $L^*a^*b^*$ *COLOR MOMENTS*

Evy Kamilah Ratnasari¹⁾, R. V. Hari Ginardi²⁾, dan Chastine Fatichah³⁾

^{1, 2, 3)}Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Jalan Teknik Kimia, Gedung Teknik Informatika Kampus ITS Sukolilo, Surabaya, 60111

e-mail: kamilah.evy12@mhs.its.ac.id¹⁾, hari.ginardi@gmail.com²⁾, chastine.fatichah@gmail.com³⁾

ABSTRAK

Penyakit yang menyerang tebu dapat disebabkan oleh bakteri, jamur maupun virus. Penyakit noda merupakan penyakit pada tanaman tebu yang disebabkan oleh jamur dengan menampilkan lesi atau bercak pada permukaan daun. Penyakit noda tersebut dapat menghambat proses fotosintesis yang akan berakibat menurunkan produksi gula karena mempengaruhi pertumbuhan tebu. Upaya pengendalian dini dapat dilakukan dengan mengenali jenis penyakit melalui lesinya yang bermanfaat dalam menentukan tindakan penanganan yang tepat. Lesi yang disebabkan oleh penyakit noda masing-masing dapat dikenali secara visual karena memiliki ciri warna dan tekstur yang unik. Tetapi pengamatan secara visual memiliki beberapa kekurangan seperti subjektifitas dan kurang akurat. Penelitian ini mengusulkan pengenalan penyakit noda tanaman tebu yang terdiri dari noda cincin, noda karat, dan noda kuning berdasarkan fitur tekstur yang merupakan kombinasi dari konsep Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan dimensi fraktal yang dinamakan Fractal Dimension Co-Occurrence Matrix (FDCM). Sedangkan fitur warna didapatkan dari perhitungan statistik color moments pada citra $L^*a^*b^*$. Kombinasi fitur tersebut menghasilkan 12 fitur warna dan 6 fitur tekstur yang kemudian digunakan sebagai masukan klasifikasi k-Nearest Neighbor (KNN). Pengenalan penyakit noda pada tanaman tebu menggunakan metode tersebut dapat menghasilkan akurasi tertinggi 90%.

Kata Kunci: citra daun tebu, color moments, dimensi fraktal, GLCM, penyakit noda

ABSTRACT

Fungi-caused sugarcane spot diseases, which appear as spots on the leaves, normally attack sugarcane plants. These spots prevent the vital process of photosynthesis to take place properly, which affects the growth of the plant and in turn causes production loss. To minimize the impacts of the attacks and control these diseases, it is necessary to identify the spots quickly and accurately, so as to ensure precise treatment at the right time. Based on their known symptoms, spot diseases can be visually recognized and identified through their different characteristics of color and texture. However, it is difficult to identify the disease accurately. This makes manual-visual observations subjective and unreliable. This paper proposes a computer based recognition method to identify the three kinds of sugarcane spot diseases (i.e.: ring spot, rust spot, and yellow spot) using a combination of Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) and a fractal dimension concept known as Fractal Dimension Co-Occurrence Matrix (FDCM), for texture feature extraction. In addition, a statistical measurement of color moment is applied to get the color features of an $L^*a^*b^*$ color image. This method achieved a highest accuracy of 90% when identifying the diseases based on 12 color features and 6 texture features using k-Nearest Neighbor (KNN) classifier.

Keywords: color moments, fractal dimension, GLCM, spot disease, sugarcane leaf image

I. PENDAHULUAN

PENYAKIT yang menyerang tebu dapat disebabkan oleh bakteri, jamur maupun virus. Penyakit pada tanaman tebu yang disebabkan oleh jamur akan menyerang daun dengan menimbulkan infeksi berupa lesi atau bercak pada daun yang disebut dengan penyakit noda. Penyakit noda tersebut dapat menghambat proses fotosintesis yang dibutuhkan oleh daun untuk proses produksi. Kerusakan area daun yang mencapai 15% merupakan ambang terjadinya kehilangan hasil yang signifikan [1]. Sehingga upaya untuk mengendalikan dan meminimalisir kerusakan yang disebabkan oleh serangan penyakit noda tersebut yaitu melakukan identifikasi dini. Sayangnya ahli penya-

kit yang memiliki pengetahuan dalam mengenali penyakit pada tanaman tebu keberadaannya tidak pada semua wilayah perkebunan tebu dan pelayanan dari ahli tersebut menghabiskan waktu [2]. Visi komputer merupakan solusi yang dapat diaplikasikan dalam mengatasi hal tersebut. Ketergantungan dengan ahli penyakit dapat dibantu dengan adanya klasifikasi otomatis untuk mengenali jenis penyakit berdasarkan perubahan fisik daun yang menampakkan lesi dari suatu jenis penyakit noda. Lesi yang direkam menggunakan kamera *digital* akan menghasilkan citra yang dapat diproses dan digunakan untuk mengenali jenis penyakit noda secara otomatis, cepat, mudah, murah, dan akurat [2][3].

Pengenalan jenis penyakit noda menggunakan pemrosesan citra membutuhkan informasi ciri masing-masing citra yang berjenis penyakit tertentu dan memiliki ciri yang unik. Pengenalan penyakit noda coklat, noda kuning, noda cincin, dan noda karat pada tanaman tebu telah dilakukan berdasarkan ciri dari lesi penyakit noda menghasilkan akurasi rata-rata 95.3% [4]. Beberapa kasus lesi suatu penyakit noda pada daun tebu yang memiliki warna dan tekstur berbeda, menampakkan bentuk lesi yang berulang membentuk pola yang tidak beraturan. Pengenalan penyakit pada tanaman yang menampakkan lesi pada daun berdasarkan ciri warna dan tekstur telah dilakukan pada beberapa penelitian sebelumnya. Ekstraksi ciri tekstur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) yang dikombinasikan dengan fitur warna dapat mengenali tiga jenis penyakit pada bunga anggrek *Phalaenopsis* pada penelitian [5]. Penelitian [6] menggunakan ciri tekstur *color co-occurrence* dalam mengenali citra berwarna HSI yang direkam secara langsung menggunakan klasifikasi *Multilayer Perceptron* (MLP). Penggunaan MLP untuk klasifikasi citra penyakit tanaman juga dilakukan oleh [7], dimana penelitian tersebut bertujuan mengenali penyakit tanaman jagung berdasarkan ciri tekstur GLCM dan warna YCbCr. Sedangkan pada penelitian [8] mengidentifikasi penyakit pada daun padi menggunakan ciri warna berupa komponen “S” dari ruang warna HSV dan ciri tekstur menggunakan *fractal descriptor* berdasarkan *fourier spectrum* menghasilkan akurasi 83%.

Ekstraksi ciri tekstur dari permukaan yang kasar telah diajukan [9] dengan menggabungkan konsep matrik kookurensi dan dimensi fraktal yang disebut *Fractal Dimension Co-occurrence Matrix* (FDCM) untuk mengenali citra natural Brodatz dengan akurasi tertinggi 100%. Berdasarkan performa FDCM yang dapat mengklasifikasikan citra tekstur dengan akurasi yang cukup tinggi, maka penelitian ini menerapkan metode tersebut untuk meningkatkan pengenalan jenis penyakit pada citra daun tebu. Jika GLCM fokus pada ketetanggaan antar piksel, sedangkan FDCM fokus pada pola level keabuan vektor suatu citra.

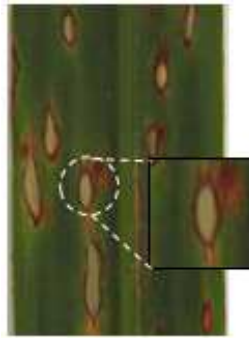
Penelitian ini mengusulkan penggunaan ciri tekstur FDCM [9] yang dikombinasikan dengan ciri warna $L^*a^*b^*$ *color moment* untuk pengenalan penyakit noda cincin, noda karat, dan noda kuning pada citra daun tanaman tebu. Kombinasi tersebut dilakukan karena $L^*a^*b^*$ merupakan ruang warna yang representatif dalam menginterpretasikan permukaan citra buah atau sayuran [10], sedangkan analisis *color moment* merepresentasikan ciri warna yang diekstraksi dari informasi citra menggunakan perhitungan statistik [11]. Sedangkan metode klasifikasi yang digunakan yaitu *k-Nearest Neighbor* (KNN) dan evaluasi berupa akurasi untuk mengetahui performa dari pengenalan jenis penyakit tersebut.

II. PENYAKIT NODA PADA DAUN TANAMAN TEBU

Penyakit pada tanaman tebu yang disebabkan oleh jamur terdiri dari noda karat, noda cincin, noda kuning, dan *leaf scorch*. Menurut wawancara dengan ahli penyakit tebu dikatakan bahwa setiap jenis penyakit pada tanaman tebu bersifat unik, oleh karena itu ciri-cirinya dapat dibedakan secara visual oleh mata manusia. Sedangkan dalam penelitian ini penyakit yang diidentifikasi terdiri dari noda karat, noda kuning, dan noda cincin, dimana ketiga penyakit tersebut merupakan penyakit-penyakit penting yang terdapat pada bagian daun [12].

A. Penyakit Noda Cincin

Penyakit ini disebabkan oleh tiga cendawan yaitu *Heptosphaeria sacchari*, *Helminthosporium sacchari* dan *Phyllsticta Saghina*. Lesi penyakit noda cincin pada mulanya terbentuk dari warna hijau tua menjadi kecoklatan. Lesi berbentuk lonjong memanjang dengan lingkaran berwarna



Gambar 1 Gejala Visual Penyakit Noda Cincin

kuning. Lesi melebar dan bagian tengah lesi biasanya menjadi kekuning-kuningan dengan tepi yang terlihat jelas berwarna merah kecoklatan. Gambar 1 merupakan contoh gejala noda cincin.

Lesi dari penyakit noda cincin tersebut terutama terjadi pada helai daun tetapi dapat terjadi pada pelepah daun dan memiliki ukuran yang bervariasi yaitu dari 1-5 x 4-18 mm. Penyakit noda cincin pada umumnya tidak hanya terjadi pada daun yang berumur tua, tetapi juga daun yang berumur lebih muda [12].

B. Penyakit Noda Karat

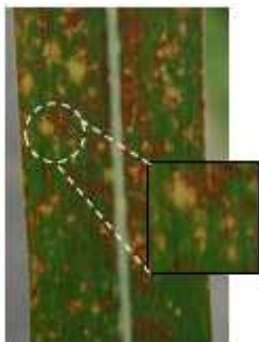
Penyakit karat yang terjadi pada daun tebu ada dua jenis yaitu *orange rust* dan *common rust*. Salah satu penyebaran penyakit karat tebu jenis *common rust* yang disebabkan oleh jamur *Puccinia Melanocephala* yaitu Indonesia [12]. Penyakit ini menampilkan gejala berupa bercak noda lebih utamanya pada bagian permukaan bawah daun dengan panjang 2-20 mm dan lebar 1-3 mm. Daun yang terinfeksi parah mengandung gabungan sejumlah bercak coklat yang menyebabkan area nekrotik yang besar pada daun. Penyakit *common rust* memiliki ciri lesi yang cukup mirip dengan *orange rust* dan kedua penyakit karat tersebut dapat menimbulkan kesalahan pada saat diidentifikasi, tetapi *common rust* berwarna coklat kemerah-merahan hingga coklat dan tidak pernah berwarna oranye kecoklatan berupa bercak kecil berwarna kuning memanjang yang terlihat pada kedua permukaan daun, kemudian menjadi semakin besar dan dapat menjadi berwarna coklat kemerah-kemerahan. Gejala visual penyakit karat dapat dilihat pada Gambar 2.

C. Penyakit Noda Kuning

Penyakit ini disebabkan oleh cendawan *Cercospora kopkei* dan banyak ditemukan di daerah dataran tinggi yang lembab dengan gejala sebagai berikut: 1) pada daun muda timbul noda-noda kuning pucat, kemudian berubah menjadi kuning terang segar. Warna ini bertahan sampai daun menua kemudian timbul pula noda titik-titik atau garis-garis berwarna darah kotor yang tak teratur; 2) pada cuaca lembab, bagian bawah daun tertutup lapisan putih kotor yang keluar dari sulur-sulur cendawan; 3) helaian daun yang mati berwarna agak kehitaman. Gambar 3 merupakan contoh gambar daun yang mengalami penyakit noda kuning.



Gambar 2. Gejala Visual Penyakit Noda Noda Karat

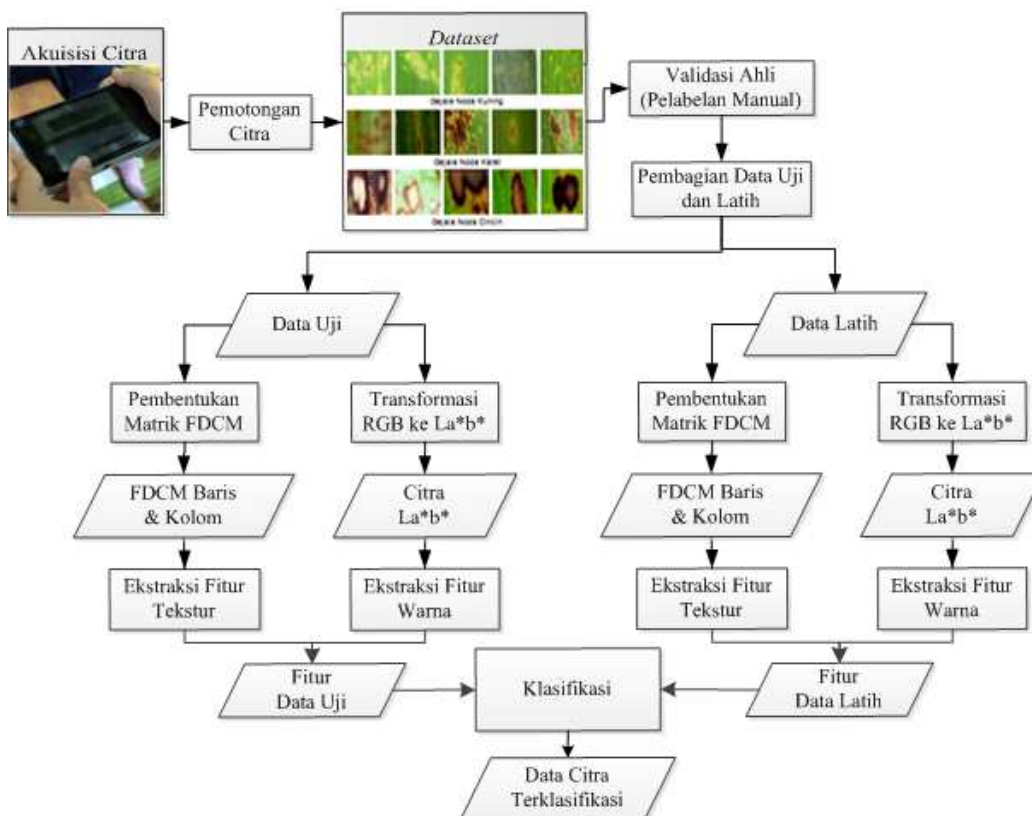


Gambar 3. Gejala Visual Penyakit Noda Noda Kuning

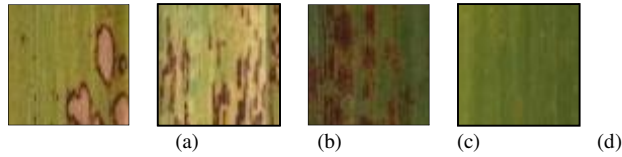
III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengenali jenis penyakit noda pada citra daun tebu berdasarkan ciri tekstur dan ciri warna. Langkah-langkah metode yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 4.

Langkah awal yang telah dilakukan yaitu pengumpulan dataset yang digunakan sebagai data uji dan data latih. Ekstraksi ciri warna dan tekstur dilakukan pada masing-masing data citra latih dan uji menggunakan FDCM dan *color moments*. Kemudian pengenalan penyakit pada citra berdasarkan informasi ciri tersebut menggunakan KNN. Penjelasan langkah-langkah metode yang ditunjukkan diagram blok tersebut yaitu sebagai berikut



Gambar 4. Diagram Blok Metode yang Diusulkan



Gambar 5. Contoh Dataset Citra pada Kelas: (a) Cincin; (b) Karat; (c) Kuning; dan (d) Non-Noda

A. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa data potongan citra berdimensi 50×50 piksel yang terdiri dari data citra dengan kelas Cincin untuk citra daun yang berlesi noda cincin, Karat untuk citra daun yang berlesi noda karat, Kuning untuk citra daun yang berlesi noda kuning dan Non-Noda untuk citra yang merupakan area daun tidak berlesi. Gambar 5 merupakan contoh potongan citra pada masing-masing jenis daun yang digunakan pada penelitian ini. Pelabelan citra menurut kelasnya dilakukan secara manual dan divalidasi oleh ahli penyakit tanaman tebu dari Pusat Penelitian Perkebunan Gula Indonesia (P3GI). *Dataset* tersebut kemudian dibagi menjadi data citra latih dan data citra uji dengan rincian yang ditunjukkan pada Tabel I.

B. Ekstraksi Ciri

Fitur yang digunakan dalam penelitian ini yaitu ciri warna dan ciri tekstur citra. Masing-masing dataset citra latih dan uji diekstraksi menggunakan metode FDCM untuk ciri tekstur dan *color moments* dari $L^*a^*b^*$ untuk ciri warna. Metode ekstraksi ciri tekstur FDCM merupakan fitur Haralick yang terdiri dari 6 fitur *Angular Second Moment (ASM)*, *kontras*, *Inverse Different Moment (IDM)*, entropi, dan korelasi yang diekstraksi dari matriks kookurensi dimensi fraktal. Langkah-langkah ekstraksi tekstur menggunakan FDCM yaitu sebagai berikut.

1. Mengubah citra masukan berupa citra RGB menjadi citra keabuan.
2. Meningkatkan kontras citra keabuan dengan mengaplikasikan *histogram equalization*.
3. Mengubah citra berkontras tinggi menjadi $N \times N$ matrix dengan menghitung *Absolute Average Deviation (AAD)* pada setiap piksel x_{ij} terhadap rata-rata nilai piksel $m(x)$ dari keseluruhan piksel $n \times n$ menggunakan persamaan (1).

$$AAD = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |x_{ij} - m(x)| \quad (1)$$

4. Menghitung dimensi fraktal (FD) dari setiap baris dan kolom pada citra sehingga terbentuk menggunakan persamaan (2).

$$FD = \frac{\log N_r}{\log r^{-1}} \quad (2)$$

dengan N_r dan n_r dihitung berdasarkan

$$N_r = \sum n_r(i) \quad (3)$$

$$n_r(i) = \text{int} \left(\frac{G_{max}}{r} \right) - \text{int} \left(\frac{G_{min}}{r} \right) + 1 \quad (4)$$

TABEL I
 JUMLAH DATASET PER-KELAS

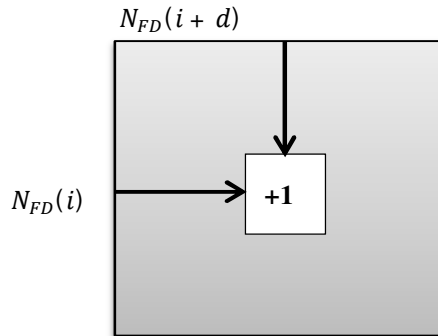
Kelas	Data Latih	Data Uji
Cincin	95 Citra	22 Citra
Karat	58 Citra	15 Citra
Kuning	80 Citra	20 Citra
Non-Noda	53 Citra	24 Citra
Jumlah total	286 Citra	81 Citra

dimana N_r merupakan jumlah segmen, r adalah ukuran segmen, G_{max} dan G_{min} masing-masing merupakan nilai keabuan minimum dan maksimum pada segmen i . Dengan demikian diperoleh nilai FD sebanyak $2N$.

5. Membentuk vektor FD yang terdiri dari nilai FD pada masing-masing baris dan kolom.
6. Mengubah elemen dari vektor FD menjadi bentuk *integer* berdasarkan persamaan (5).

$$N_{FD}(i) = round\{(FD(i) - 1) \times 100 - 1\} \tag{5}$$

7. Membentuk matriks FDCM berdasarkan persamaan (6). Sedangkan Pembentukan matriks FDCM seperti terlihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Pembentukan Matriks FDCM

$$FDCM_a(p, q) = [(i, i + d) : N_{FD}(i) = p, N_{FD}(i + d) = q] \tag{6}$$

dimana a merupakan baris dan kolom, sedangkan d merupakan suatu *displacement* antara elemen $N_{FD}(i)$.

8. Matriks FDCM diekstraksi menggunakan fitur Haralick [13] untuk mendapatkan 6 fitur tekstur menggunakan rumus seperti berikut:

a. *Angular Second Moment (ASM)*

ASM yang merupakan ukuran homogenitas citra ditunjukkan pada rumus (7). ASM menunjukkan nilai yang tinggi saat piksel-piksel gambar homogen.

$$ASM = \sum_i \sum_j \{P(i, j)\}^2 \tag{7}$$

dimana P_{ij} menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

b. *Kontras*

Kontras merupakan ukuran keberadaan variasi tingkat keabuan piksel satu dengan piksel yang berdekatan di seluruh gambar. Rumus (8) merupakan formula untuk mendapatkan fitur kontras.

$$Contrast = \sum_{n=1} n^2 \{ \sum_i \sum_j P(i, j) \} \tag{8}$$

dimana $|i - j| = n$

c. *Inverse Different Moment (IDM)*

IDM mengukur homogenitas citra yang berderajat keabu sama. Perhitungan IDM menggunakan rumus (9)

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1+(i-j)^2} \tag{9}$$

d. *Entropi*

Entropi merupakan ukuran ketidakteraturan tingkat keabuan di dalam citra yang ditunjukkan pada rumus (10).

$$Entropi = - \sum_i \sum_j P(i,j) \lim_2 P(i,j) \quad (10)$$

e. Korelasi

Korelasi yang merupakan ukuran ketergantungan linear antar nilai level keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear yang dihitung menggunakan rumus (11).

$$Korelasi = \frac{\sum_i \sum_j (ij)(P(i,j)) - (\mu_i' \mu_j')}{\sigma_i' \sigma_j'} \quad (11)$$

dimana $\mu_i' \mu_j'$ merupakan rata-rata dari $p_i' p_j'$ dan $\sigma_i' \sigma_j'$ adalah deviasi standar dari $p_i' p_j'$

Sedangkan ciri warna diekstraksi menggunakan *color moments* dari ruang warna $L^*a^*b^*$. Sebelum mengaplikasikan perhitungan *color moments*, maka citra masukan RGB terlebih dahulu ditransformasi menjadi citra $L^*a^*b^*$ [14] dengan langkah-langkah sebagai berikut:

$$L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \quad (12)$$

$$a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right] \quad (13)$$

$$b^* = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right] \quad (14)$$

dimana X_n , Y_n , dan Z_n , merepresentasikan koordinat stimulus *white point*, sedangkan XYZ didapatkan dari perhitungan berikut:

$$X = 0,412453R + 0,357580G + 0,180423B \quad (15)$$

$$Y = 0,212671R + 0,715160G + 0,072169B \quad (16)$$

$$Z = 0,019334R + 0,119193G + 0,950227B \quad (17)$$

dan $f(q)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$f(q) = \begin{cases} q^{\frac{1}{3}}, & \text{jika } q > 0,008856 \\ 7,787q + 16/116, & \text{untuk yang lain} \end{cases} \quad (18)$$

Setelah didapatkan citra pada ruang warna $L^*a^*b^*$, warna tersebut diekstraksi menggunakan *color moment* yang terdiri dari *mean*, deviasi standar, *skewness*, dan kurtosis.

1. *Mean*

Mean merupakan rata-rata nilai piksel (P_{ij}) pada masing-masing channel R, G dan B. *Mean* digunakan untuk merepresentasikan nilai rata-rata pada masing-masing komponen warna.

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (19)$$

2. Deviasi Standar

Deviasi standar adalah akar dari *variance*. Standar deviasi dihitung dengan persamaan (20).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N ((P_{ij} - \mu)^2)} \quad (20)$$

3. *Skewness*

Skewness merupakan pengukuran untuk simetri. Sebuah distribusi dikatakan simetri apabila seimbang antara kiri dengan kanan pada *center point*.

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^3}{MN\sigma^3} \quad (21)$$

4. Kurtosis

Kurtosis merupakan pengukuran apakah suatu distribusi adalah datar apabila dibandingkan dengan distribusi normal.

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^4}{MN\sigma^4} \tag{22}$$

Dimana M merupakan dimensi tinggi dari citra, N merupakan dimensi lebar citra, dan P_{ij} merupakan nilai intensitas warna pada baris i dan kolom j .

C. Pengenalan Penyakit Noda

Pengenalan penyakit noda pada citra daun tebu pada penelitian ini menggunakan klasifikasi KNN [15]. Untuk mengetahui performa klasifikasi berdasarkan ciri yang digunakan dalam penelitian ini dievaluasi menggunakan akurasi. Akurasi tersebut didapatkan dari perbandingan jumlah data yang terklasifikasi dengan benar terhadap keseluruhan jumlah data uji.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

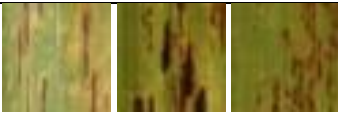


Pengujian pengenalan jenis penyakit noda dilakukan dengan menggunakan variasi jarak KNN antara lain *euclidean*, *cosine*, *correlation*, dan *cityblock* serta variasi nilai k pada 5, 7, 9, 11, dan 15. Sedangkan untuk mengetahui apakah fitur yang digunakan dalam penelitian ini dapat mempunyai performa yang baik maka dilakukan percobaan variasi kombinasi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan $L*a*b*$ *color moments* dan tekstur *Fractal Dimension Co-occurrence Matrix* (FDCM) dengan $L*a*b*$ *color moments*. Hasil yang didapatkan dari percobaan ini ditunjukkan pada Tabel II.

Berdasarkan tabel tersebut dapat diketahui bahwa pengenalan penyakit noda melalui citra daun tebu menggunakan fitur tekstur FDCM dan $L*a*b*$ *color moment* menghasilkan akurasi tertinggi 90% pada $k=5$ dengan jarak *cityblock* dan terendah akurasi sebesar 83% pada $k=11$ dengan jarak *euclidean*. Sedangkan percobaan yang mengkombinasikan tekstur GLCM dan $L*a*b*$ *color moments* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 83% pada $k=5$ dengan jarak *cityblock* dan terendah 77% pada $k=7$ dengan jarak *cosine*. Hal tersebut menunjukkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur FDCM dan $L*a*b*$ *color moment* dapat mengenali lebih baik dibandingkan kombinasi fitur GLCM dan $L*a*b*$ *color moments*.

TABEL II
HASIL AKURASI PERCOBAAN

No	Jarak	k	$L*a*b*$ +GLCM	$L*a*b*$ +FDCM
1	<i>Euclidean</i>	5	0.83	0.84
2		7	0.81	0.88
3		9	0.80	0.86
4		11	0.79	0.83
5		15	0.79	0.84
6	<i>Cosine</i>	5	0.79	0.83
7		7	0.77	0.88
8		9	0.80	0.86
9		11	0.78	0.84
10		15	0.80	0.85
11	<i>Correlation</i>	5	0.78	0.86
12		7	0.78	0.86
13		9	0.78	0.89
14		11	0.80	0.86
15		15	0.78	0.85
16	<i>Cityblock</i>	5	0.83	0.90
17		7	0.79	0.85
18		9	0.78	0.88
19		11	0.78	0.89
20		15	0.78	0.88

TABEL III
DATA CITRA YANG MENGALAMI KESALAHAN KLASIFIKASI

No	Kelas	Citra	Kelas Hasil Klasifikasi
1	Karat		Cincin
2	Karat		Kuning
3	Non-Noda		Kuning

Pengenalan yang dihasilkan dari metode tersebut yaitu pada citra berjenis penyakit noda cincin dan noda kuning dapat dikenali dengan baik menghasilkan akurasi 100% untuk masing-masing kedua jenis penyakit tersebut. Sedangkan kesalahan klasifikasi terjadi pada beberapa citra berjenis penyakit karat yang menghasilkan akurasi 66%. Akurasi tersebut disebabkan karena sebanyak 5 dari 15 data citra yang tidak terklasifikasikan sebagai penyakit karat. 3 citra dari 5 citra yang mengalami kesalahan klasifikasi dikenali sebagai penyakit noda cincin dan 2 citra lainnya dikenali sebagai penyakit kuning. Kesalahan klasifikasi tersebut dapat disebabkan karena noda karat memiliki lesi yang sama dengan lesi gejala awal noda cincin yaitu berwarna coklat memanjang. Selain itu noda karat yang tidak menampakkan lesi dengan baik, secara visual lesi tersebut seperti noda kuning yang polanya cenderung berbentuk tidak berwarna coklat memanjang. Sedangkan pada data citra kelas Non-Noda juga terdapat 3 citra yang mengalami kesalahan klasifikasi sehingga menghasilkan akurasi sebesar 88%. Pada dataset citra Non-Noda terdapat citra yang memiliki warna tidak homogen sehingga bercak yang bukan merupakan suatu lesi penyakit noda dapat dikenali sebagai suatu penyakit noda, yaitu noda kuning. Tabel III menunjukkan data citra yang mengalami kesalahan klasifikasi pada $k=5$ dan menggunakan jarak *cityblock*.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan evaluasi uji coba yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa kombinasi fitur tekstur FDCM [9] dan *L*a*b* color moments* dalam mengidentifikasi tiga penyakit noda pada citra daun tebu dapat menunjukkan performa lebih baik dengan akurasi sebesar 90% dibandingkan dengan kombinasi fitur tekstur GLCM dan *L*a*b* color moments* yang menunjukkan akurasi sebesar 83%. Metode tersebut dapat mengenali dengan baik jenis penyakit noda cincin dan kuning dengan akurasi 100%, sedangkan akurasi menurun menjadi 66% ketika mengenali citra daun berles noda kuning dan 88% pada citra non-noda. Pola lesi dari penyakit noda mempengaruhi hasil pengenalan dimana penyakit karat yang berbentuk coklat memanjang dapat dikenali sebagai noda cincin karena penyakit noda cincin pada awal gejala berbentuk coklat memanjang yang kemudian melebar dan bagian tengah lesi biasanya menjadi kekuning-kuningan dan tepi akan terlihat jelas berwarna merah kecoklatan. Selain itu, pemilihan area non-noda yang masih mengandung bercak yang bukan merupakan lesi suatu penyakit noda menyebabkan kesalahan klasifikasi. Oleh karena itu sebaiknya pada saat memilih data berupa kelas non-noda berupa bagian daun yang normal, yaitu berwarna hijau dan tidak memiliki bercak.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih disampaikan kepada Ibu Ari Kristin selaku ahli penyakit tanaman tebu dari P3GI yang bersedia menjadi validator *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sa'diyah, N. & Aeny, T. N., (2013), Keragaman dan Heritabilitas Ketahanan Tebu Populasi F1 Terhadap Penyakit Bercak Kuning di PT Gunung Madu Plantations Lampung, *Hama dan Penyakit Tumbuhan Tropika*, 12(1).
- [2] Vibhute, A., & Bodhe, S. K., (2012), Applications of image processing in agriculture: a survey. *International Journal of Computer Applications*, 52(2), 34-40.
- [3] Rathod, Arti N., Bhavesh Tanawal, dan Vatsal Shah. (2013). "Image Processing Techniques for Detection of Leaf Disease". *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering* 3(11).
- [4] Roopesh K. S., dkk, "An Automated System to Recognise Fungi-caused Diseases on Sugarcane Leaves," dalam *Proc. of Global Engineering, Science and Technology Conference*, Singapore, ISBN: 978-1-922069-32-0
- [5] K. Y. Huang, (Januari 2007). Application of artificial neural network for detecting Phalaenopsis seedling diseases using color and texture features. ScienceDirect. *Computers and electronics in agriculture*, 57(1), 3-11.
- [6] Al Bashish, D., Braik, M., & Bani-Ahmad, S., "A framework for detection and classification of plant leaf and stem diseases," dalam *Int. Conf. IEEE ICSIP*, 2010 hal. 113-118.
- [7] Kai, S., Zhikun, L., Hang, S., & Chunhong, G., "A research of maize disease image recognition of corn based on BP networks," dalam *The 3rd Int. Conf. IEEE ICMTMA*, 2011, Vol. 1, pp. 246-249.
- [8] Asfarian, A., Herdiyeni, Y., Rauf, A., & Mutaqin, K. H. "Paddy diseases identification with texture analysis using fractal descriptors based on fourier spectrum, dalam *(IC3INA)*, 2013 *International Conference on* (pp. 77-81). IEEE.
- [9] Kim, Ju Hyun, Soo Chang Kim, and Tae Jin Kang. (2006). "Fractal Dimension Co-occurrence Matrix Method for Texture Classification." *TENCON 2006*. 2006 IEEE Region 10 Conference. IEEE
- [10] Mendoza, F., Dejmek, P., & Aguilera, J. M. (September 2006). Calibrated Color Measurements of Agricultural Foods using Image Analysis. *Elsevier. Postharvest Biology and Technology*, 41(3), 285-295
- [11] Kadir, A., Nugroho, L. E., Susanto, A., & Santosa, P. I. (Agustus 2011). Leaf classification using shape, color, and texture features. *International Journal of Computer Trends and Technology*, 225-230.
- [12] Rott, Philippe. (2000). A guide to sugarcane diseases. Editions Quae
- [13] Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6), 610-621.
- [14] Busin, L., Vandenbroucke, N., & Macaire, L. (2008). "Color spaces and image segmentation". *Advances in imaging and electron physics*, 151, 65-168.
- [15] T. Cover and P. Hart. (Januari 1967). Nearest Neighbor Pattern Classification. *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27