

IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TEBU DENGAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN COLOR MOMENTS

Ratih Kartika Dewi¹, R.V. Hari Ginardi²

¹Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya

²Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, ITS Surabaya

Email: ¹ratihkartikad@ub.ac.id, ²hg@if.its.ac.id²

(Naskah masuk: 11 Juni 2014, diterima untuk diterbitkan: 22 Juli 2014)

Abstrak

Karat dan mosaik adalah penyakit pada tebu yang menyerang tebu di Indonesia dan menimbulkan kerugian. Teknologi informasi untuk deteksi penyakit tebu diperlukan dalam menunjang peningkatan produksi tebu yang dapat menghasilkan panen optimal. Penelitian yang berkembang dalam identifikasi penyakit tanaman melalui identifikasi citra digital daun belum ada yang khusus membahas tebu, tetapi mengenai penyakit tanaman secara umum. Penelitian ini membangun sistem identifikasi penyakit pada daun tebu melalui identifikasi citra digital daun dengan pemilihan fitur tekstur dan warna melalui *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) dan *color moments*. Tahap awal penelitian adalah pengumpulan data citra daun tebu berpenyakit dari survei lapangan. Tahap selanjutnya adalah *pre-processing* citra untuk dapat diolah ke tahap selanjutnya yaitu ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) dan ekstraksi fitur warna dengan *color moments*. Klasifikasi dilakukan berdasarkan fitur yang telah diekstraksi sebelumnya. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *support vector machine* (SVM). Pengujian dilakukan untuk mengetahui fitur yang kemunculannya menyebabkan perubahan dalam hasil klasifikasi dengan 4 skenario meliputi penghapusan fitur bentuk, pemilihan fitur tekstur, pemilihan fitur warna, dan kombinasi fitur tekstur dan warna. Kombinasi fitur tekstur dengan GLCM *correlation*, *energy*, *homogeneity* dan *variance* bersama fitur warna dengan *color moments* 1,2 dan 3 yang diuji pada skenario 4 merupakan kombinasi fitur yang direkomendasikan untuk identifikasi penyakit pada daun tebu dengan akurasi 97%.

Kata kunci: ekstraksi fitur, penyakit tebu, citra daun, GLCM, dan color moments.

Abstract

Mosaic and rust are sugarcane diseases that happen in Indonesia and has considerable economic impact. Information technology for sugarcane disease detection is useful in supporting optimal sugarcane production. Most of current researches are about plant disease identification in general. There is no specific research about identification of sugarcane disease. This research proposes a sugarcane disease identification from sugarcane leaf image with gray level co-occurrence matrix (GLCM) and color moments. This research begins with collecting data from field survey. After sugarcane leaf images are captured through a field survey, they are pre-processed in order to be used in the features extraction step. Extracted features from these images are texture and color. Texture feature extraction is conducted by GLCM while color feature extraction is conducted by color moments. Classification method which is used in this research is support vector machine (SVM). Test conducted to find distinctive feature that has a significant impact in classification, there are 4 scenario to test the effects in deletion of shape feature, selection of texture and color feature, and also combination of texture and color feature. Texture feature with GLCM correlation, energy, homogeneity and variance combined with color moments 1, 2 and 3 for color feature extraction in 4th scenario is an appropriate feature for identification of sugarcane leaf disease with 97% classification accuracy.

Keywords: feature extraction, sugarcane disease, leaf image, GLCM and color moments.

1. PENDAHULUAN

Identifikasi penyakit tebu diperlukan dalam menunjang peningkatan produksi tebu yang dapat menghasilkan panen optimal dalam masa perubahan iklim global. Identifikasi penyakit tebu secara manual dilakukan dengan mengamati gejala yang tampak pada daun. Penyakit karat dapat dideteksi dari adanya bercak berwarna kuning sampai coklat

pada daun (Raid, 2006). Gejala paling menonjol dari penyakit mosaik adalah perbedaan warna dari warna daun yang hijau (normal) dan adanya garis atau area *klorotik* berwarna hijau pucat sampai dengan kuning tua (Comstock, 2009).

Teknologi informasi mempermudah identifikasi penyakit tanaman karena tidak semua petani memiliki pemahaman detail tentang penyakit dan petani tidak perlu menghafal gejala penyakit yang merugikan dan tidak merugikan. Karat dan

mosaik adalah penyakit yang menyerang tebu di Indonesia dan menimbulkan kerugian. Penyakit karat pernah menyebabkan penurunan panen sebanyak 40% di Florida pada 1988 (Raid, 2006). Penyakit mosaik pernah mengakibatkan *collapse* nya industri gula di Louisiana pada pertengahan tahun 1920 (Comstock, 2009).

Teknologi yang berkembang untuk identifikasi penyakit tanaman tebu saat ini berkembang dalam bidang penginderaan jauh, antara lain (Apan, 2004; Abdel-Rahman, 2008; Grisham, 2010). Penelitian yang berkembang mengenai identifikasi penyakit tanaman melalui citra digital daun membahas mengenai penyakit tanaman secara umum (Camargo, 2009) yaitu pada pisang, plantain, jagung, alfalfa, kapas dan kedelai. Penelitian (Camargo, 2009) menggunakan fitur bentuk (*solidity*, *extent*, *minor axis length*, dan *eccentricity*), tekstur (*contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *fractal dimension*, dan *lacunarity*) dan warna (histogram frekuensi dan *grey level* untuk masing-masing *channel* warna).

Penelitian (Asraf, 2012) merupakan studi perbandingan *kernel SVM* pada penyakit yang menyerang kelapa sawit. Penelitian (Asraf, 2012) menggunakan fitur tekstur (histogram dan GLCM) dan warna (rata-rata RGB dan perbandingan nilai merah dan hijau dalam ruang warna RGB). Penelitian (Aduwo, 2012) membahas mengenai identifikasi penyakit mosaik pada singkong ditinjau dari citra digital daun. Penelitian (Aduwo, 2012) menggunakan fitur bentuk (*Scale Invariant Feature Transformation* dan *Speeded Up Robust Features*) dan warna (histogram warna dengan *Hue* pada ruang warna HSV).

Penelitian yang berkembang mengenai identifikasi penyakit tanaman tebu saat ini berkembang dalam bidang penginderaan jauh, sedangkan identifikasi penyakit tanaman melalui citra digital daun belum ada yang membahas mengenai penyakit pada daun tebu oleh karena itu penelitian ini membahas mengenai fitur yang tepat sehingga diharapkan cocok untuk identifikasi penyakit pada daun tebu.

Penelitian mengenai identifikasi penyakit tanaman ditinjau dari citra digital daun (Camargo, 2009) menyarankan penggunaan fitur bentuk, tekstur dan warna. Penelitian ini tidak menggunakan fitur bentuk karena bentuk penyakit karat tidak berpola, selain itu fitur bentuk lebih cocok untuk klasifikasi spesies tanaman dengan bentuk daun berbeda pola (Shabanzade, 2011) dan identifikasi penyakit tanaman dengan gejala daun berlubang atau berubah bentuk di bagian tepi daun, misalnya pada penyakit mosaik pada daun singkong (Aduwo, 2012).

Terdapat perbedaan tekstur antara daun normal, berpenyakit karat dan mosaik (Raid, 2006; Comstock, 2009) sehingga perlu adanya ekstraksi fitur tekstur. Penelitian ini memilih *gray level co-occurrence matrix* untuk fitur tekstur karena GLCM

sebagai fitur untuk mengetahui tekstur daun pernah dipakai untuk deteksi spesies tanaman dan menghasilkan akurasi yang tinggi (Shabanzade, 2011), Kompleksitas tekstur citra sulit untuk didefinisikan dan dikuantifikasi, namun GLCM bisa dipakai untuk mengkuantifikasi dan membandingkan berbagai aspek tekstur citra (Honeycutt, 2008).

Penggunaan *color moments* untuk warna karena terdapat perbedaan warna pada daun normal dan berpenyakit (Raid, 2006) dan (Comstock, 2009). *Color moments* merupakan metode ekstraksi fitur yang efektif untuk analisis citra berdasarkan warna karena metode tersebut memiliki dimensi vektor fitur yang paling rendah dan juga kompleksitas komputasional yang paling rendah jika dibandingkan dengan metode lainnya seperti *color histogram*, *color correlogram* dan *color structure descriptor* (Patil, 2011). Beberapa penelitian untuk analisis penyakit tanaman melalui citra daun menghasilkan hasil salah satunya (Daoliang Li, 2010) pada klasifikasi serat kapas menggunakan nilai rata-rata dan standar deviasi RGB.

Tahap awal penelitian adalah pengumpulan data citra daun tebu berpenyakit dari survei lapangan. Tahap selanjutnya adalah *pre-processing* citra untuk dapat diolah pada tahap ekstraksi fitur. Citra yang ditangkap kamera berada dalam format RGB. RGB tidak dapat merepresentasikan warna dalam persepsi manusia sehingga (Li-jie, 2009) menggunakan La^*b^* untuk segmentasi citra. Oleh karena itu, ruang warna yang digunakan dalam penelitian ini diubah dari RGB ke La^*b^* . Pada tahap ekstraksi fitur, fitur tekstur diekstraksi dengan GLCM dan fitur warna diekstraksi dengan *color moments*.

Klasifikasi daun tebu berpenyakit dilakukan berdasarkan fitur yang telah diekstraksi pada tahap sebelumnya. Penelitian ini menggunakan metode *support vector machine* (SVM) karena SVM cocok untuk klasifikasi yang datanya sedikit (Li, 2010). Selain itu SVM memberikan hasil akurasi yang tinggi untuk analisis penyakit tanaman (Camargo, 2009b; Asraf, 2012). Pengujian dilakukan untuk mengetahui fitur yang kemunculannya menyebabkan perubahan dalam hasil klasifikasi.

Berdasarkan paparan masalah mengenai kebutuhan identifikasi penyakit pada daun tebu melalui analisis citra digital daun, penelitian ini membentuk metode identifikasi penyakit pada daun tebu. Fitur tekstur dengan *gray level co-occurrence matrix* dan fitur warna dengan *color moments* yang dipadukan dengan metode klasifikasi SVM diharapkan cocok untuk identifikasi penyakit pada daun tebu.

2. PENYAKIT PADA DAUN TEBU

Tebu (*Saccharum Officinarum L*) merupakan tanaman perkebunan satu musim yang batangnya terdapat zat gula sehingga dapat dimanfaatkan

sebagai bahan baku gula dan vetsin. Tebu termasuk keluarga rumput-rumputan (*gramineae*). Penyakit karat tebu disebabkan oleh jamur *Puccinia Melanocephala*. Jamur tersebut kini ditemukan hampir di setiap area dimana tebu tumbuh. Penyebaran penyakit ini menyebabkan dampak ekonomi yang kuat.

Penyakit karat adalah penyakit yang gejalanya dapat dilihat dari daun. Gejala awal penyakit ini adalah bercak kecil berwarna kuning, kemudian menjadi semakin besar dan dapat menjadi berwarna coklat. Lesi dari penyakit karat berkisar antara panjang 2-10 mm, bahkan kadang dapat mencapai 30 mm. Lebar lesi penyakit karat antara 1-3 mm (Raid, 2006). Gambar 1 menunjukkan penyakit karat (Raid, 2006).



Gambar 1 Penyakit Karat

Penyakit yang disebabkan oleh *sugarcane mosaic virus* (SCMV) sering disebut mosaik. Penyakit mosaik sering terjadi pada negara di mana tebu berkembang. Penyakit mosaik dapat teridentifikasi dari gejala yang muncul dari daun. Gejala paling menonjol dari penyakit mosaik adalah perbedaan warna dari warna daun yang hijau (normal) menjadi adanya garis atau area klorotik berwarna hijau pucat sampai dengan kuning tua. Infeksi penyakit ini dapat pula menjadikan daun berwarna merah. Penyakit ini lebih mudah menginfeksi tanaman muda yang sedang berkembang daripada tanaman tebu dewasa dengan tingkat pertumbuhan yang lebih rendah (Comstock, 2009). Gambar 2 menunjukkan penyakit mosaik (Comstock, 2009).



Gambar 2 Penyakit Mosaik

3. GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM)

GLCM adalah matriks yang dibangun menggunakan histogram tingkat kedua (Albregtsen,

2008). Ketergantungan spasial dari gray level dihitung dengan 14 fitur dari co-occurrence matrix (Haralick, 1973).

Pemilihan fitur GLCM didasarkan dari analisis hasil pengujian akurasi untuk memilih fitur terbaik yang cocok untuk identifikasi penyakit pada daun tebu. Tabel 1 menunjukkan peringkat akurasi tertinggi ke terendah dari fitur GLCM.

Dari Tabel 1 diketahui bahwa dari 14 fitur GLCM, *correlation* beserta turunannya yaitu *information measures of correlation 1* dan *2* menempati 3 tempat teratas untuk pengujian akurasi, sehingga untuk pemilihan fitur GLCM yang pertama dipilih *correlation*. Hasil pengujian akurasi teratas kemudian diikuti *energy* dan *sum entropy*, *energy* dan *entropy* sama-sama merepresentasikan keseragaman pola tekstur ditinjau dari rumusnya. *Entropy* akan bernilai tinggi saat teksturnya tidak seragam, sedangkan *energy* bernilai rendah.

Tabel 1 Pengujian Akurasi per Fitur GLCM

Fitur GLCM	Akurasi
information measures of correlation 2	89,70 %
correlation	81 %
information measures of correlation 1	79 %
energy	78,67 %
sum entropy	76,67 %
homogeneity	63,67 %
contrast	63,67 %
difference variance	63,67 %
difference entropy	63,33 %
entropy	53,33 %
sum variance	45,67 %
sum average	35,33 %
sum squares	34,33 %
maximum correlation coefficient	33,33 %

Energy lebih dipilih dari *entropy* karena nilai *energy* sudah berada dalam *range* yang dinormalisasi. Oleh karena itu, pemilihan fitur GLCM kedua adalah *energy*. Peringkat selanjutnya adalah *homogeneity* dan *contrast*, keduanya sama-sama merepresentasikan konsentrasi GLCM pada diagonal sehingga nilai *homogeneity* tinggi menunjukkan perbedaan nilai gray yang kecil pada pasangan piksel, sedangkan nilai *contrast* rendah. Oleh karena itu, pemilihan fitur GLCM ketiga adalah *homogeneity*. Pemilihan fitur GLCM keempat adalah *variance* karena *variance* merepresentasikan heterogenitas pada citra, nilai *variance* yang tinggi menunjukkan nilai gray yang berbeda dengan nilai rata-rata GLCM. Selain 4 fitur GLCM yang dipilih, fitur lainnya adalah turunan dari 4 fitur GLCM terpilih.

Correlation menunjukkan ketergantungan linear gray tone pada citra. Untuk 1 sampai k jumlah piksel dalam sebuah citra, jika P_{ij} merupakan distribusi probabilitas bersama dari pasangan piksel dengan tingkat keabuan i dan tingkat keabuan j , μ adalah rata-rata nilai piksel dan σ adalah standar deviasi maka *correlation* dapat dihitung seperti Persamaan 1.

$$f1 = \frac{\sum_i \sum_j P_{ij} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (1)$$

Energy adalah pengukuran intensitas keseragaman piksel (Honeycutt, 2008) seperti terdapat dalam Persamaan 2. Sebuah keadaan homogen mengandung hanya sedikit gray level tetapi memiliki nilai piksel P_{ij} yang tinggi, oleh karena itu jumlah dari pangkat P_{ij} akan tinggi (Albregtsen, 2008).

$$f2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P_{ij}^2 \quad (2)$$

Homogeneity adalah kesamaan (*similarity*) dari *cooccurrence matrix* dan *diagonal matrix* (Shabanzade, 2011) yang dihitung sesuai Persamaan 3.

$$f3 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{P_{ij}}{1+|i-j|} \quad (3)$$

Variance mengukur heterogenitas dan berkorelasi dengan standar deviasi. Penghitungan *variance* terdapat pada Persamaan 4.

$$f4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 P_{ij} \quad (4)$$

4. COLOR MOMENTS

Color moments adalah metode pengukuran yang dapat digunakan untuk membedakan citra berdasarkan fitur warna. Dasar *color moments* adalah bahwa distribusi warna pada citra dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas distribusi. Jika warna pada citra mengikuti probabilitas distribusi tertentu, maka *moment* dari distribusi tersebut dapat digunakan sebagai fitur untuk identifikasi citra berdasarkan warna (Herdiyeni, 2012). Pemilihan fitur *color moments* didasarkan pada hasil akurasi per fitur *color moments* pada Tabel 2.

Tabel 2 Pengujian Akurasi per Fitur *Color Moments*

<i>Color moments</i>	Akurasi
<i>color moment 1</i>	52,33 %
<i>color moment 2</i>	93,67 %
<i>color moment 3</i>	67,33 %

Analisis dari hasil akurasi tersebut kembali ke konsep *color moment* yang menyaakan probabilitas distribusi warna dapat dikenali dari *moment* warna, misalnya distribusi normal yang dapat dianalisis dari

color moment 1 dan 2. Sedangkan *color moment 3* digunakan untuk mengetahui derajat ketidaksimetrisan distribusi warna sehingga dapat disimpulkan bahwa ketiganya merupakan kesatuan untuk analisis fitur warna. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan *color moments 1,2, dan 3*.

Color moment 1 (mean) merupakan rata-rata nilai piksel (P_{ij}) pada masing-masing channel warna (Kodituwakku, 2011). Jika P_{ij} merupakan piksel j pada channel warna i dan N adalah penjumlahan dari seluruh piksel pada citra, maka *moment* pertama dalam *color moments* dapat dihitung pada Persamaan 5.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{ij} \quad (5)$$

Color moment 2 adalah akar dari *variance*. *Variance* menyatakan luas sebaran distribusi yang penghitungannya terdapat dalam Persamaan 6.

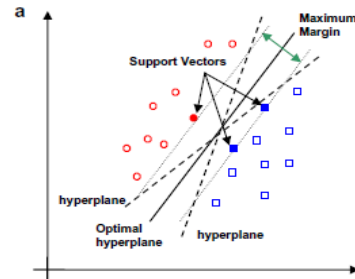
$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N ((P_{ij} - \mu)^2)} \quad (6)$$

Color moment 3 (skewness) digunakan untuk mengetahui derajat ketidaksimetrisan pada distribusi warna (Herdiyeni, 2012). *Skewness* merupakan pengukuran dimana sebuah distribusi dikatakan simetri apabila seimbang antara kiri dengan kanan pada *center point*. Penghitungan *color moment 3* terdapat pada persamaan 7.

$$\theta = \frac{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (7)$$

5. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Tujuan utama SVM adalah menemukan *hyperplane* terbaik yang dapat memisahkan 2 kelas pada input space. *Hyperplane* terbaik didapat dari menghitung margin maksimal dari *hyperplane* dengan fungsi *kernel*. *Kernel trick* membuat data yang telah dipetakan ke dimensi yang lebih tinggi dapat dipisahkan dengan *linear hyperplane*. Akurasi tinggi bisa didapatkan dengan memaksimalkan jarak antara *hyperplane* dan *support vector* (Fitriawan, 2013) seperti diilustrasikan pada Gambar 3 (Elish, 2008).

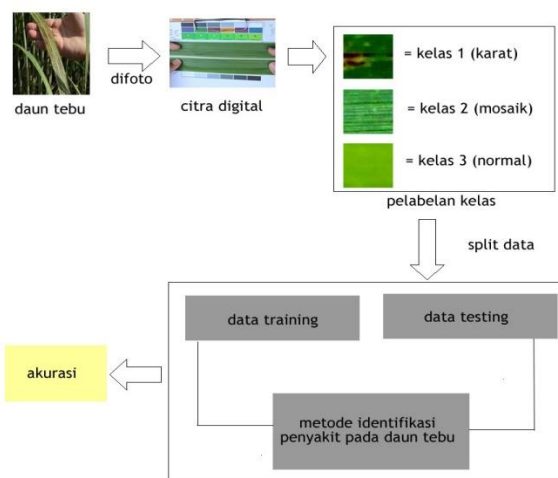


Gambar 3 Ilustrasi SVM

Dalam SVM kita berusaha menemukan fungsi pemisah, dalam hal ini *classifier/ hyperplane* yang optimal untuk memisahkan kelas berbeda.

6. METODOLOGI

Arsitektur sistem dijelaskan dalam Gambar 4. Daun tebu difoto di atas kertas menggunakan kamera digital. Spesifikasi minimum yang sebaiknya dimiliki oleh kamera digital adalah 5 Megapiksel agar dapat mengambil citra dengan kualitas yang baik. Citra digital daun tebu kemudian diberikan label sesuai kelas, yaitu kelas 1 untuk tebu dengan penyakit karat, kelas 2 untuk tebu dengan penyakit mosaik dan kelas 3 untuk tebu normal.

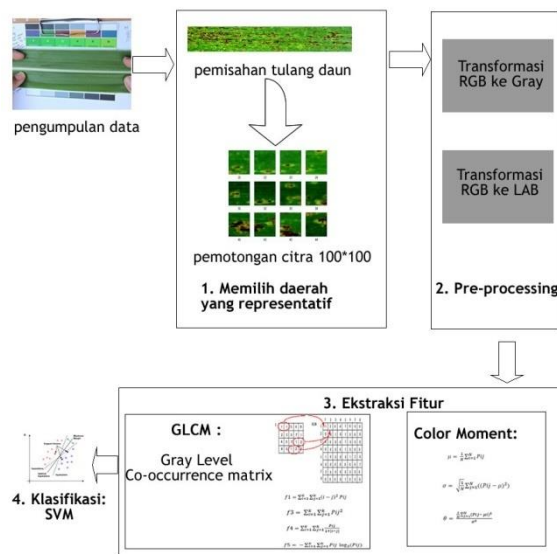


Gambar 4 Arsitektur Sistem

Proses selanjutnya adalah melakukan split data menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk pembelajaran dalam metode identifikasi penyakit pada daun tebu. Setelah itu, metode identifikasi penyakit daun tebu yang telah terbentuk dilakukan uji coba pada data testing. Hasil uji coba berupa akurasi yang menunjukkan seberapa akurat sistem yang terbentuk dari metode identifikasi penyakit daun tebu.

Metode untuk identifikasi penyakit pada daun tebu dijelaskan pada Gambar 5. Langkah pertama adalah pengumpulan data dari perkebunan tebu di Malang dan sekitarnya, data citra daun tebu baik normal, berpenyakit karat maupun berpenyakit mosaik difoto dengan kamera digital. Hasil tahap ini adalah citra digital daun tebu.

Proses selanjutnya adalah *pre-processing* citra. Tujuan proses ini adalah menyiapkan data untuk dapat diproses dalam proses selanjutnya yaitu ekstraksi fitur. Hasil dari *pre-processing* citra adalah daerah yang representatif dalam 2 bentuk, yaitu hasil transformasi RGB menjadi citra keabuan dan transformasi RGB menjadi citra dalam ruang warna CIELAB.



Gambar 5 Metode Identifikasi

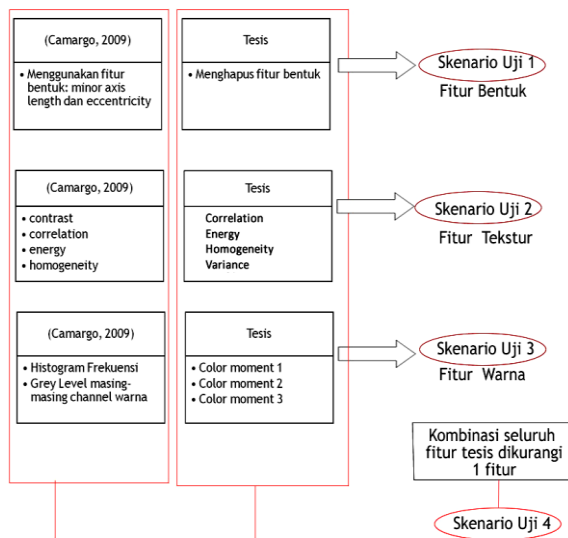
Proses berikutnya adalah ekstraksi fitur tekstur dengan GLCM dan ekstraksi fitur warna dengan *color moments*. Hasil tahap ekstraksi fitur ini adalah matriks dari masing-masing fitur yang diekstraksi. Tahap terakhir adalah klasifikasi. Klasifikasi daun tebu berpenyakit dilakukan menggunakan metode *support vector machine* (SVM).

Penelitian ini menggunakan metode *support vector machine* (SVM) karena SVM cocok untuk klasifikasi yang datanya sedikit (Li, 2010). Selain itu SVM memberikan hasil akurasi yang tinggi untuk analisis penyakit tanaman (Camargo, 2009b; Asraf, 2012). Fungsi kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah kernel linear karena kernel linear adalah kernel standar dalam SVM dan penelitian ini berfokus pada pemilihan fitur.

7. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian akurasi digunakan untuk mengetahui performa sistem dalam mengklasifikasikan tebu normal, berpenyakit mosaik, dan berpenyakit karat berdasarkan paduan fitur dan teknik klasifikasi yang diusulkan dalam metode penelitian. Skenario uji dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi fitur terhadap hasil klasifikasi. Alur skenario uji dijelaskan dalam Gambar 6.

Skenario uji dilakukan untuk mengetahui pengaruh penghapusan fitur bentuk (skenario 1), pemilihan fitur tekstur dengan GLCM (skenario 2) dan pemilihan fitur warna dengan color moments (skenario 3) serta pengaruh kombinasi fitur tekstur dan warna untuk identifikasi penyakit pada daun tebu (skenario 4) dibandingkan dengan rekomendasi fitur pada penelitian sebelumnya sehingga ditemukan paduan fitur yang akurat untuk identifikasi penyakit pada daun tebu.



Gambar 6 Skenario Uji

Data untuk pelatihan meliputi 300 data daun tebu dengan 100 normal, 100 memiliki penyakit karat dan 100 memiliki penyakit mosaik. Data uji berjumlah 300 data daun tebu dengan 100 normal, 100 memiliki penyakit karat dan 100 memiliki penyakit mosaik. Tidak ada irisan data yang digunakan untuk pelatihan dan ujicoba.

Skenario uji digunakan untuk membandingkan hasil penelitian ini dengan penelitian sebelumnya dengan menggunakan data tebu yang sama seperti dijelaskan sebelumnya.

7.1 Skenario Uji 1

Hasil pengujian akurasi yang dilakukan sesuai skenario 1 untuk mengetahui pengaruh penghapusan fitur bentuk dijelaskan dalam Tabel 3.

Tabel 3 Akurasi Skenario Uji 1

Fitur	Akurasi
Camargo, 2009	85,67 %
Camargo, 2009 - bentuk	86,33 %
Penelitian ini	97 %

Hasil uji skenario 1 menunjukkan bahwa ada pengaruh penghapusan fitur bentuk, yaitu saat menggunakan fitur bentuk pada Camargo akurasi yang didapatkan 85,67% sedangkan saat fitur bentuk dihapus akurasi semakin baik yaitu naik menjadi 86,33 %. Hasil ini juga dibandingkan dengan penelitian ini, yaitu akurasi 97 %.

Saat menggunakan fitur bentuk pada Camargo akurasi yang didapatkan 85,67% sedangkan saat fitur bentuk dihapus akurasi semakin baik yaitu naik menjadi 86,33 %. Hal ini disebabkan penelitian Camargo merekomendasikan identifikasi pola penyakit tanaman secara umum, apabila diuji coba pada tanaman yang spesifik seperti tebu maka fitur

yang diusulkan kurang cocok untuk identifikasi penyakit pada tanaman tebu, hal tersebut karena pola penyakit karat pada tebu memiliki pola bentuk yang tidak beraturan.

Hasil pengujian akurasi Camargo yang telah dihapus fitur bentuknya dibandingkan dengan hasil pengujian akurasi penelitian ini yang menghapus fitur bentuk dan memilih fitur warna dan tekstur menunjukkan bahwa akurasi penelitian ini lebih tinggi yaitu 97 % hal ini disebabkan perbedaan fitur yang dipilih untuk ekstraksi fitur tekstur dan warna.. Untuk menunjang analisis skenario uji 1, maka akan dianalisis hasil akurasi per fitur dalam Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Akurasi per Fitur

Fitur	Akurasi
Bentuk	39 %
Tekstur:	
Contrast	63,67 %
correlation	81 %
Energy	78,67 %
homogeneity	53,33 %
Warna:	
Color moments 1	52,33 %
Color moments 2	93,67 %
Color moments 3	67,33%
Histogram frekuensi	52,33 %
Grey level	52,33 %

Tabel 4 menunjukkan analisis akurasi per fitur, didapatkan kesimpulan bahwa fitur bentuk menghasilkan akurasi paling rendah jika dibandingkan dengan fitur lainnya. Oleh karena itu, fitur bentuk kurang representatif untuk identifikasi penyakit pada daun tebu sehingga dapat diusulkan fitur tekstur dan warna.

7.2 Skenario Uji 2

Hasil pengujian akurasi yang dilakukan sesuai skenario 2 untuk mengetahui pengaruh pemilihan fitur tekstur dijelaskan dalam Tabel 5

Tabel 5 Akurasi Skenario Uji 2

Fitur Tekstur	Akurasi
Camargo, 2009	90,33 %
Penelitian ini	90,33 %

Hasil pemilihan fitur tekstur pada penelitian sebelumnya menempati posisi atas dalam hal keakuratan sistem dibandingkan dengan keseluruhan fitur GLCM yang berjumlah 14 seperti diunjukkan dalam Tabel 1. Namun, analisis statistik yang digunakan dalam penelitian sebelumnya memiliki 2 fitur yang merepresentasikan hal yang sama, yaitu contrast dan homogeneity. Akurasi yang tinggi pada penelitian sebelumnya karena menggunakan fitur teratas dalam hal akurasi namun tidak menganalisis tekstur secara menyeluruh. Pada penelitian ini, menggunakan analisis tekstur GLCM yang

menyeluruh dan tetap menghasilkan akurasi yang baik, yaitu 90,33 %.

7.3 Skenario Uji 3

Pada skenario uji 3 akan diteliti pengaruh pemilihan fitur warna. Hasil pengujian akurasi skenario 3 dijelaskan dalam Tabel 6.

Tabel 6 Hasil Akurasi Skenario Uji 3

Fitur Warna	Akurasi
Camargo, 2009	52,67 %
Penelitian ini	96 %

Hasil skenario 3 menunjukkan bahwa *color moments* lebih dapat merepresentasikan warna untuk identifikasi penyakit daun tebu daripada metode ekstraksi fitur warna yang diusulkan penelitian sebelumnya. Hal tersebut ditunjukkan nilai akurasi menggunakan fitur *color moment* menghasilkan akurasi 96 %. *Color moments* menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan fitur *grey level* dan histogram frekuensi, yaitu 96 % karena 3 *moment* dari *color moment* lebih dapat merepresentasikan warna dan lebih cepat dalam proses komputasi dibandingkan metode histogram (Stricker, 1995)

7.4 Skenario Uji 4

Pada skenario uji 4 akan diteliti pengaruh pemilihan kombinasi fitur tekstur dan warna. Hasil pengujian akurasi yang dilakukan sesuai skenario 4 dijelaskan dalam Tabel 7.

Tabel 7 Hasil Akurasi Skenario Uji 4

Fitur	Akurasi
Camargo, 2009	85,67 %
Penelitian ini	97 %

Hasil uji skenario 4 menunjukkan bahwa fitur yang dipilih dalam penelitian ini lebih akurat untuk identifikasi penyakit daun tebu dibandingkan dengan kombinasi fitur yang diusulkan pada penelitian sebelumnya mengenai identifikasi penyakit tanaman secara umum. Hal ini menunjukkan bahwa penghapusan fitur bentuk, pemilihan fitur tekstur dengan GLCM (*correlation*, *energy*, *homogeneity* dan *variance*) dan pemilihan *color moment* 1, 2, 3 sebagai fitur warna merupakan kombinasi fitur yang dapat digunakan untuk identifikasi penyakit pada daun tebu.

Penyebab kenaikan akurasi pada kombinasi fitur yang diusulkan dalam penelitian ini adalah penghapusan fitur bentuk karena pola penyakit karat pada tebu memiliki pola bentuk yang tidak beraturan, selain itu pada pengujian per fitur didapatkan bahwa akurasi untuk fitur bentuk memiliki nilai yang paling rendah dibandingkan fitur lainnya seperti terdapat pada skenario uji 1.

Akurasi dengan kombinasi fitur penelitian ini yang menunjukkan angka 97 % disebabkan fitur tekstur yang diusulkan menunjukkan akurasi yang tinggi yaitu 90,33 % dikombinasikan dengan fitur warna yang lebih unggul dari penelitian sebelumnya yaitu 96 % sehingga apabila kombinasi fitur yang baik tersebut digabungkan maka dapat meningkatkan akurasi dalam identifikasi penyakit pada daun tebu.

Saat mengakuisisi citra dengan kamera digital, terdapat kondisi pencahayaan yang tidak konsisten. Hal ini memberikan pengaruh terhadap hasil klasifikasi karena menyebabkan warna menjadi tidak sesuai dengan aslinya. Oleh karena itu, koreksi warna perlu dilakukan pada penelitian selanjutnya.

8. KESIMPULAN

Penghapusan fitur bentuk dapat memperbaiki akurasi untuk identifikasi penyakit daun tebu karena bentuk kurang dapat merepresentasikan pola penyakit pada daun tebu, sehingga fitur tekstur dan warna dapat diusulkan menjadi fitur yang merepresentasikan penyakit daun tebu. Pemilihan fitur GLCM untuk fitur tekstur yang berupa *correlation*, *energy homogeneity* dan *variance* menghasilkan akurasi yang baik yaitu 90,33 %. Pemilihan fitur *color moments* 1, 2 dan 3 untuk fitur warna lebih akurat dari fitur warna menggunakan *grey level* dan histogram frekuensi dengan akurasi 96 %.

Kombinasi fitur tekstur dengan GLCM *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *variance* bersama fitur warna dengan *color moments* 1,2 dan 3 merupakan kombinasi fitur yang direkomendasikan untuk identifikasi penyakit pada daun tebu dan menghasilkan akurasi 97%. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi support vector machine (SVM) dengan kernel linear sehingga penelitian selanjutnya dapat meneliti metode klasifikasi yang lebih baik, misalnya dengan modifikasi kernel maupun penggunaan metode klasifikasi lain.

9. DAFTAR PUSTAKA

- ABDEL-RAHMAN, E. M., AND F. B. AHMED. 2008. "The application of remote sensing techniques to sugarcane (*Saccharum spp. hybrid*) production: a review of the literature." *International Journal of Remote Sensing* 29.13: 3753-3767.
- ALBREGTSEN, FRITZ. 1995. "Statistical texture measures computed from gray level cooccurrence matrices." *Image Processing Laboratory, Department of Informatics, University of Oslo* :1-14.
- ASRAF, H. MUHAMMAD, M. T. NOORITAWATI, AND M. S. B. RIZAM. 2012. "A Comparative Study in Kernel-Based

- Support vector machine* of Oil Palm Leaves Nutrient Disease." *Procedia Engineering* 41 : 1353-1359.
- CAMARGO, A., AND J. S. SMITH. 2009. "An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms." *Biosystems Engineering* 102.1: 9-21.
- CAMARGO, A., AND J. S. SMITH. 2009. "Image pattern classification for the identification of disease causing agents in plants." *Computers and Electronics in Agriculture* 66.2: 121-125.
- COMSTOCK, J.C AND R. A. GILBERT. 2009. "Sugarcane Mosaik Virus Disease". University of Florida: Florida Sugarcane Handbook.
- ELISH, KARIM O., AND MAHMOUD O. ELISH. 2008. "Predicting defect-prone software modules using support vector machines." *Journal of Systems and Software* 81.5 : 649-660.
- FITRIAWAN, ARIES, ET AL. 2013. "Classification System for Jamu Efficacy based on Formula using Support vector Machine". *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*: 291-295
- GRISHAM, MICHAEL P., RICHARD M. JOHNSON, AND PAUL V. ZIMBA. 2010. "Detecting Sugarcane yellow leaf virus infection in asymptomatic leaves with hyperspectral remote sensing and associated leaf pigment changes." *Journal of virological methods* 167.2 : 140-145.
- HARALICK, ROBERT M., KHARTIKEYAN SHANMUNGAN, AND IT'S HAK DINSTEIN. 1973. "Textural features for image classification." *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* 6 : 610-621.
- HERDIYENI, YENI, AND MAYANDA MEGA SANTONI. 2012. "Combination of morphological, Local Binary Pattern Variance and *color moments* features for Indonesian medicinal plants identification." *Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS), International Conference on. IEEE*.
- HONEYCUTT, CHRIS EBEBY, AND ROY PLOTNICK. 2008. "Image analysis techniques and gray-level co-occurrence matrices (GLCM) for calculating bioturbation indices and characterizing biogenic sedimentary structures." *Computers & Geosciences* 34.11: 1461-1472.
- KODITUWAKKU, S. R., AND S. SELVARAJAH. 2012. "Comparison of color features for image retrieval." *Indian Journal of Computer Science and Engineering* 1.3: 207-211.
- LI, DAOLIANG, WENZHU YANG, AND SILE WANG. 2010. "Classification of foreign fibers in cotton lint using machine vision and multi-class *support vector machine*." *Computers and electronics in agriculture* 74.2: 274-279.
- LI-JIE, YU, LI DE-SHENG, AND ZHOU GUAN-LING. 2009. "Automatic Image Segmentation Base on Human Color Perceptions." *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)* 1.1: 25.
- MANIVANNAN, K., ET AL. 2012. "Particulate matter characterization by gray level co-occurrence matrix based support vector machines." *Journal of hazardous materials* 223: 94-103.
- PATIL, JAYAMALA K., AND RAJ KUMAR. 2011. "Color Feature Extraction of Tomato Leaf Diseases." *International Journal of Engineering Trends and Technology* 2.2: 72-74.
- PHADIKAR, SANTANU, JAYA SIL, AND ASIT KUMAR DAS. 2013. "Rice diseases classification using feature selection and rule generation techniques." *Computers and Electronics in Agriculture* 90: 76-85.
- RAID, R. N AND J.C. COMSTOCK. 2006. "Sugarcane Rust Virus Disease". University of Florida: Florida Sugarcane Handbook.
- SHABANZADE, MALIHEH, MORTEZA ZAHEDI, AND SEYYED AMIN AGHVAMI. 2011. "Combination of local descriptors and global features for leaf recognition." *Signal and Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*. v2 i3: 23-31.
- SHAHBUDIN, S., ET AL. 2008. "Multi-class Support Vector Machine for human posture classification using a simplified shock graph". *Information Theory and Its Applications, International Symposium on. IEEE*.