

KLASIFIKASI PENYAKIT PENGOROK TANAMAN DAUN PADA TANAMAN MANGGIS MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Ramadhani Sheffi Tiara Gultom¹, Didit Widiyanto², Artambo B Pangaribuan³
Informatika / Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jakarta
Jl. Rs. Fatmawati Pondok Labu, Jakarta Selatan 12450
ramadhani.sheffi@yahoo.com¹, didit.widiyanto89@gmail.com^{*2}, artambo@upnvj.ac.id^{*3}

Abstrak. Indonesia adalah negara yang mengandalkan sektor agrikultur untuk membantu perekonomian negara. Menurut data dari kementerian pertanian tahun 2018 tanaman manggis menjadi salah satu komoditas ekspor utama Indonesia. Semuabagian dari tanaman manggis memiliki manfaat yang banyak dan baik untuk kesehatan tubuh. Namun, hama pengorok menjadi ancaman bagi para petani manggis. Hama ini dapat menyebabkan daun manggis rusak dan menurunkan kualitas dari daun sehingga daun sulit untuk diekspor dan dikonsumsi. Hama ini dapat dilihat oleh mata dimana ciri-cirinya adalah bentuk keropos dan warna kecokelatan akibat hama pengerek yang tertanam di daun manggis. Penelitian pengolahan citra dilakukan untuk mendeteksi hama pengorok daun akan menggunakan ekstraksi fitur dengan *gray level co-occurrence matrix* dan *Colour moment* serta klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine*.

Kata Kunci: Penyakit pengorok, *Image Processing*, *Gray Level Co-occurrence Matrix*, *Colour Moments*, *Support Vector Machine*

1 Pendahuluan

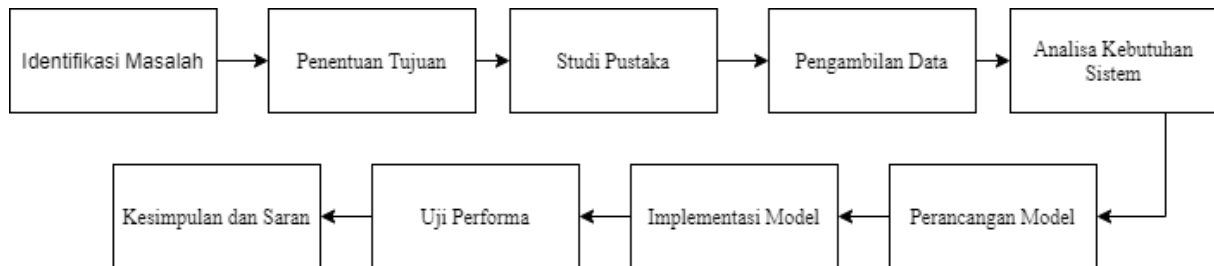
Tanaman manggis merupakan jenis tanaman tropis yang banyak ditemukan di Indonesia. Penyakit pengorok daun pada tanaman manggis merupakan penyakit dari hama pengerek (*Phyllocnistis citrella*) yang menyerang daun pada tanaman manggis. Penyakit ini dapat terlihat dengan mata telanjang dan memiliki ciri-ciri menyerupai bentuk keropos dan warna kecokelatan pada daun akibat hama pengerek yang berada di dalam daun. Penelitian ini akan berfokus dalam mendeteksi dan mengklasifikasi penyakit pengorok tanaman daun manggis.

Klasifikasi penyakit pengorok tanaman manggis akan menggunakan metode *otsu* yang berfungsi sebagai algoritma untuk segmentasi citra, metode *gray level co-occurrence matrix* dan *colour moment* sebagai ekstraksi cirinya serta algoritma *Support Vector Machine* untuk mengklasifikasi citra. Metode *otsu* diciptakan oleh Nobuyuki Otsu, algoritma ini digunakan untuk memilih background secara otomatis. Metode *otsu* mengambil nilai *global optimal threshold* dengan memaksimalkan *variance* antar kelas. *Gray Level Co-occurrence Matrix* merupakan teknik untuk mendapat nilai statistik orde ke-2 dengan melihat dan menghitung probabilitas hubungan kedekatan antara dua buah piksel pada jarak dan sudut tertentu. *Colour Moments* merupakan ukuran-ukuran yang mencirikan distribusi warna dalam citra. Metode *gray level co-occurrence matrix* akan mengekstraksi 4 fitur untuk dijadikan sebagai variabel untuk algoritma klasifikasi beserta *colour moments* yang menjadikan nilai *mean* dan standar deviasi dari channel R, G, B dan H, S dan V.

Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah *support vector machine*. Klasifikator *support vector machine* diciptakan oleh Hava Siegelmann dan Vladimir Vapnik pada tahun 1992. *Support vector machine* merupakan model yang sering digunakan untuk melakukan analisis regresi dan klasifikasi. *Support vector machine* akan mengklasifikasi kumpulan-kumpulan data yang linearnya dapat dibedakan dan data *outlier* atau yang tidak bisa dibedakan linearnya, kemudian *support vector machine* membagi kelas-kelas berdasarkan *hyperplane* dan *margin*.

2 Metodologi Penelitian

Ada tahapan-tahapan pada penelitian ini, dimana tahapan-tahapan tersebut adalah tinjauan pustaka, identifikasi masalah, pengambilan data, perancangan aplikasi, implementasi aplikasi, dan uji performa. Berikut diagram tahapan penelitian ini:



Gambar 1. Diagram Metodologi Penelitian

2.1 Identifikasi Masalah

Pada tahap ini penulis mengidentifikasi masalah yang ada pada pengidentifikasian penyakit pengorok daun manggis. Masalah pada pengidentifikasian pengorok daun manggis ini memakan waktu dan butuh ketelitian manusia untuk mendeteksi secara manual. Masalah-masalah tersebut menjadi landasan dari penelitian ini.

2.2 Penentuan Tujuan

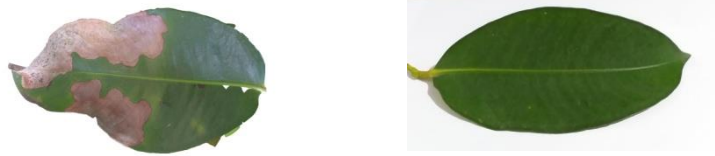
Penentuan tujuan dilakukan untuk menentukan tujuan dari penelitian klasifikasi penyakit pengorok tanaman daun manggis dan arah penelitian yang akan dilakukan.

2.3 Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka bertujuan untuk mempelajari penelitian atau studi sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian yang dibuat oleh penulis. Penulis mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan penyakit tanaman daun manggis pengorok daun, praproses, segmentasi citra, ekstraksi fitur, serta metode klasifikasi support vector machine dan informasi-informasi yang terkait dengan penelitian.

2.4 Pengambilan Data

Akuisi data yang memiliki tujuan untuk memperoleh data yang relevan dengan penelitian. Data diambil dari pohon manggis yang berada di Kebun Raya Bogor. Terdapat dua jenis citra yaitu daun sehat dan daun yang terkena hama pengerek daun manggis. Banyaknya data yang diambil sebanyak 45 daun sehat dan 45 daun yang sakit.



Gambar 2. Citra daun manggis yang terkena penyakit (kiri) dan citra daun manggis yang sehat (kanan)

2.5 Analisa Kebutuhan Sistem

Tahapan ini dilakukan untuk memahami kebutuhan sistem yang akan dibuat dan mengambil keputusan untuk menentukan apakah sub sistem yang diteliti penting atau tidak untuk pengembangan sistem.

2.6 Perancangan Mode

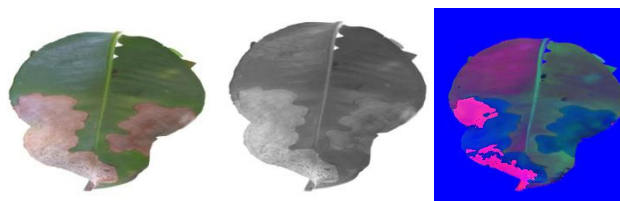
Setelah kebutuhan sistem dianalisa, penulis akan membuat model untuk mengklasifikasi pengorok daun manggis tersebut. Ada 6 tahapan yang dibagi ke dua fase. Fase pertama adalah praproses citra, segmentasi penyakit daun dari latar belakang dan *region of interest*. Fase kedua adalah ekstraksi ciri, klasifikasi citra dan uji performa.

2.6.1 Fase Pertama

Fase pertama dari model mencakup praproses, segmentasi citra dan *Region of Interest*. Berikut penjelasan dari fase pertama:

A. Praproses Citra

Praproses citra atau *Image Processing* adalah metode untuk melakukan pemrosesan citra dimana outputnya bisa menghasilkan informasi mengenai citra dan objek yang diinginkan. Praproses citra dilakukan untuk meningkatkan kualitas gambar dan menghilangkan *noise* yang tidak diinginkan pada citra [6]. Pada tahap ini, citra *original* akan dilakukan *resize* menjadi matriks berukuran 256x256. Kemudian citra akan ditransformasi warnanya ke *grayscale* dan *HSV*. Dimana citra yang diubah warnanya masing-masing akan menjadi dasar citra yang akan dilakukan *masking*.



Gambar 3. Citra daun manggis yang terkena penyakit (kiri), citra yang ditransformasi ke grayscale (tengah), dan citra yang ditransformasi ke HSV (kanan)

B. Segmentasi Citra

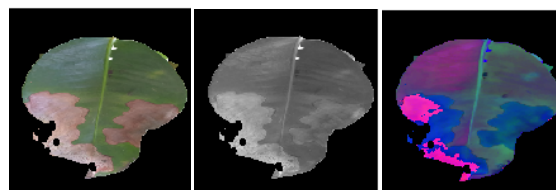
Image Segmentation atau segmentasi citra membagi citra menjadi konstituen berdasarkan wilayahnya atau objeknya. Metode segmentasi citra dikategorikan berdasarkan dua sifat diskontinuitas dan kesamaan [4]. Segmentasi citra ini digunakan untuk memisahkan citra daun dari latar belakang yang ada dan kemudian segmentasi citra untuk memisahkan daun yang terkena penyakit dan yang tidak terkena penyakit. Metode untuk segmentasi yang digunakan adalah *otsu thresholding*. Metode ini mencari nilai ambang yang paling optimal dari citra kemudian nilai ambang akan dipakai untuk memisahkan latar belakang dan daun. Kemudian citra yang telah di segmentasi di morfologi untuk menutup area yang tidak tersegmentasi dengan baik oleh metode otsu. Morfologi mempunyai 2 basis operasi yang paling sering digunakan, yaitu dilasi dan erosi [7].



Gambar 4. Citra daun manggis yang telah disegmentasi dengan otsu (kiri) dan citra setelah di morfologi (kanan)

C. Region Of Interest

Region of interest dilakukan untuk mengambil daerah spesifik yang akan diekstrak cirinya. Metode *region of interest* dilakukan dengan membuat *masking* dengan cara mengkalikan piksel biner hasil segmentasi ke piksel citra yang sudah diubah ke *grayscale*, citra yang sudah diubah warnanya ke *colour space HSV* dan citra *original RGB*. Setelah praproses, segmentasi dan *Region Of interest* dilakukan, hasilnya akan diproses pada tahap selanjutnya.



Gambar 5. Citra daun manggis setelah di masking

2.6.2 Fase Kedua

Fase kedua mencakup proses ekstraksi ciri, klasifikasi dan uji performa. Berikut penjelasan dari Fase Kedua:

A. Ekstraksi Ciri

Pada citra, fitur dideterminasikan dari distribusi statistik dari kombinasi intensitas yang dihitung di lokasi tertentu dan relatif terhadap yang lain dalam gambar. Pengaturan piksel ini membagi statistik menjadi satu titik, dua titik, dan tiga atau lebih statistik titik [2]. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan *Colour Moments*. *Gray Level Co-occurrence Matrix* adalah teknik ekstraksi ciri dengan statistik dua titik [1]. Pada *Gray Level Co-occurrence Matrix*, nilai yang diambil berdasarkan tekstur daun manggis dan warnanya. *Gray level co-occurrence matrix* memiliki 22 fitur tetapi hanya 4 di antaranya yang dianggap relevan untuk penelitian ini yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas [3]. Tiap ciri diambil dari sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°. Jarak untuk piksel ketetanggaan sebanyak 1. *Colour moment* yang digunakan adalah kalkulasi nilai *mean* dan standar deviasi dari setiap piksel citra pada *channel HSV* dan *RGB*.

Kontras digunakan untuk mengukur variasi level keabuan lokal pada *gray level co-occurrence matrix*. Rumus kontras adalah sebagai berikut:

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 G(i, j) \quad (1)$$

Keterangan:

i: matriks *gray level co-occurrence matrix* horizontal

j: matriks *gray level co-occurrence matrix* vertikal

G: nilai pada kolom.

Kolerasi adalah pengukuran linier ketergantungan piksel keabuan dengan piksel terdekatnya pada citra dan mengukur kerusakan dan kesalah-letakan.

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_i \sum_j (i * j) G(i, j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} G(i, j) (i - \mu_i)^2 \quad (3)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} G(i, j) (j - \mu_j)^2 \quad (4)$$

$$\mu_j = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} j G(i, j) \quad (5)$$

Keterangan:

oi: standar deviasi matriks horizontal

oj: standar deviasi matriks vertikal

ui: nilai *mean* dari matrix horizontal

uj: nilai *mean* dari matrix vertikal

Energi adalah pengukuran intensitas keseragaman piksel [5]. Energi pada *gray level co-occurrence matrix* adalah total dari keseluruhan matriks *co-occurrence* pangkat dua.

$$\text{Energy} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P_{ij}^2 \quad (7)$$

Homogenitas mengobservasi keseragaman nilai yang tidak nol pada matriks *GLCM*. Ketika semua piksel sama dari homogenitas memiliki nilai

maksimum, umumnya *Homogeneity* = $\sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} G(i, j)$ diagonal dari matriks *gray level co-occurrence matrix*.

(8)

B. Klasifikasi Citra

Tahap ini dilakukan menggunakan algoritma klasifikasi *support vector machine*. Pada tahap ini metode membagi data ke dua kelas kemudian mencari *hyperplane* untuk kedua kelas. Kelas-kelasnya adalah daun manggis yang terkena penyakit pengorok daun manggis dan daun manggis normal.

C. Uji Performa

Uji performa dilakukan untuk mengetahui hasil akurasi dari model dan metode yang dibuat. Saat melakukan klasifikasi citra, belum diketahui berapa citra yang bisa terklasifikasi dengan benar. Dengan uji performa ini dapat dilihat berapa hasil klasifikasi citra yang tepat.

2.7 Implementasi Model

Setelah Pembuatan program model selesai, program akan dijalankan untuk melakukan komputasi dengan proses-proses yang dijelaskan pada bagian perancangan aplikasi yaitu praproses citra, segmentasi citra, *region of interest*, ekstraksi ciri, klasifikasi dan uji performa.

2.8 Uji Performa

Tahap ini bertujuan untuk mengetahui seberapa akurat klasifikasi menggunakan algoritma SVM untuk membedakan daun yang terkena hama pengorok daun dan yang normal serta nilai akurasi.

2.9 Kesimpulan dan Saran

Tahap terakhir dari penelitian ini dimana hasil yang didapat dari menjalankan sistem secara keseluruhan ditarik kesimpulannya dan diberi saran untuk penelitian kedepannya.

3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Gray Level Co-occurrence Matrix

Fitur Pada *Gray Level Co-occurrence Matrix* yang akan digunakan untuk ekstraksi ciri ada 4 yaitu *contrast*, *homogeneity*, korelasi dan energi. Jarak yang diambil adalah $d=1$ dan derajat $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ dan 135° dengan derajat adalah arah perhitungan piksel awal atau insial dimana 0° arah timur dari piksel insial, 45° arah diagonal kanan atas dari piksel insial, 90° horizontal atas dan 135° arah diagonal kiri atas dari piksel insial. Berdasarkan hasil fitur dari tiap citra, daun yang sakit memiliki nilai *contrast* yang setiap derajatnya lebih besar dari nilai *contrast* pada daun yang sehat. Berkebalikan dengan nilai *contrast*, nilai *homogeneity* setiap derajat pada daun yang sakit menghasilkan nilai yang lebih kecil dari pada daun yang sehat. Nilai kolerasi dan energi dari tiap citra daun yang sakit dan sehat tidak memiliki perbedaan yang signifikan di antara kedua hasilnya.

Citra	Contrast 0°	Contrast 45°	Contrast 90°	Contrast 135°	Homogeneity 0°	Homogeneity 45°	Homogeneity 90°	Homogeneity 135°
Daun Sakit	0.117157	0.220715	0.169608	0.200538	0.991729	0.986589	0.988479	0.987111
Daun sehat	0.001072	0.004275	0.004259	0.004275	0.999956	0.999896	0.999896	0.999896

Tabel 1. Tabel nilai *Gray Level Co-occurrence Matrix*

3.2 Colour Moments

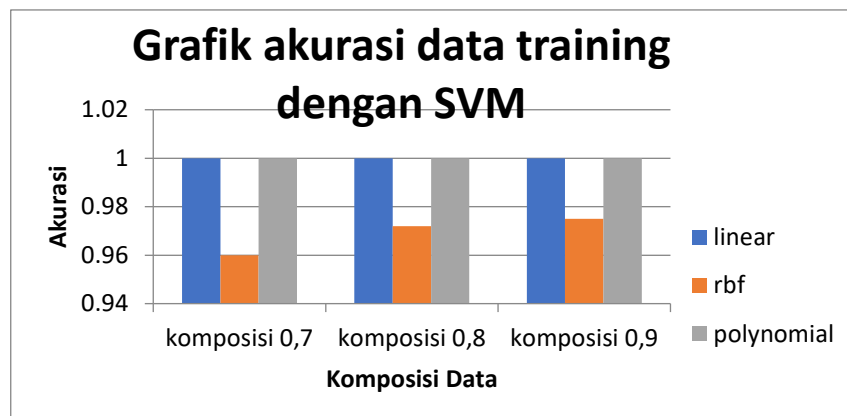
Colour moment yang akan digunakan untuk ekstraksi ciri menggunakan nilai *mean* dari masing-masing *channel* H, S dan V serta R, G dan B. Nilai *mean* dari tiap *channel HSV* pada daun yang sakit memiliki nilai yang lebih besar dari daun yang sehat. Berbeda dari *channel HSV*, nilai *mean* tiap *channel RGB* dari daun yang sakit memiliki nilai yang lebih rendah daripada daun yang sehat.

Citra	Hmean	Smean	Vmean	Rmean	Gmean	Bmean
Daun sakit	0.0386	0.006298	0.033265	53.27406	55.36865	46.21915
Daun Sehat	0.000261	1.15E-05	0.000256	40.41515	46.24742	31.38451

Tabel 2. Tabel nilai *Colour Moments*

3.3 Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine

Data yang dihasilkan pada tahap ekstraksi ciri akan digunakan sebagai fitur untuk klasifikasi dengan *support vector machine*. Untuk mengetahui performa yang paling baik dari klasifikator *support vector machine* dilakukan klasifikasi dengan cara merubah komposisi data dengan perbandingan data latih dan data uji sebesar 7:3, 8:2 dan 9:1 dari total data yang ada. *Kernel Linier*, *RBF* dan *Polynomial* akan dicoba dengan masing-masing rasio data. Pemilihan data latih dan training dilakukan secara acak. Data uji merupakan data yang tidak terpakai saat pelatihan. Komposisi pertama yang diuji coba adalah 7:3. Data latih dari komposisi tersebut akan diuji coba ke *kernel Linear*, *RBF* dan *Polynomial*. *Support vector machine* dengan *kernel linear* dan *polynomial* dapat memprediksi data dari data uji rasio 7:3 dengan sempurna. Sedangkan untuk *kernel RBF* terdapat satu misidentifikasi. atas *support vector machine* dengan *kernel linear* dan *Polynomial* dapat memprediksi data dari data training rasio 8:2 dengan sempurna juga. Untuk *kernel RBF* terdapat satu misklasifikasi. Berdasarkan prediksi dari komposisi di atas *support vector machine* dengan *kernel linear* dan *polynomial* bisa memprediksi dengan sempurna sama seperti saat komposisi-komposisi sebelumnya. Sedangkan *kernel RBF* pada pengujian ini memiliki 2 misklasifikasi.



Gambar 6. Grafik tingkat akurasi pada data training berdasarkan kernel dan komposisi datanya

3.3 Uji Performa

Uji performa dilakukan untuk melihat akurasi dari algoritma klasifikasi *support vector machine*. Label sebenarnya akan dibandingkan dengan label hasil klasifikasi. Keluaran dari tahap ini adalah performa model berupa akurasi terhadap data latih dan data uji. *Confusion Matrix* akan digunakan untuk menentukan nilai akurasi, *recall* dan *precision*.

	<i>Support Vector Machine Kernel linear</i>					
	Data Latih			Data Uji		
	70%	80%	90%	30%	20%	10%
Akurasi	1	1	1	1	1	1
<i>Precision</i>	1	1	1	1	1	1
<i>Recall</i>	1	1	1	1	1	1

Tabel 3. *Confusion Matrix* pada SVM Kernel Linear

Pada tabel di atas memuat akurasi, *precision* dan *recall* yang didapat dari hasil pada *confusion matrix* pada *kernel linear*. *Precision* atau tingkat ketepatan informasi memiliki nilai 1, sama dengan *recall* atau tingkat keberhasilan sistem dan akurasi yang berarti *kernel linear* dapat dengan sempurna mengklasifikasi data pada setiap komposisi data yang ada.

<i>Support Vector Machine Kernel RBF</i>						
	Data Latih			Data Uji		
	70%	80%	90%	30%	20%	10%
Akurasi	0,96	0,972	0,975	0,88	1	1
<i>Precision</i>	1	1	1	0,82	1	1
<i>Recall</i>	0,94	0,94	0,94	1	1	1

Tabel 4. *Confusion Matrix* pada SVM Kernel RBF

Tabel di atas memuat nilai akurasi, *precision* dan *recall* pada *kernel RBF*. Dimana akurasi pada data latih komposisi 70%, 80% dan 90% secara berurutan adalah 0.96, 0.972 dan 0.975. *Precision* pada data latih tiap komposisi memiliki nilai 1 dan *recall* pada data latih tiap komposisinya adalah 0.94. Pada data uji dengan komposisi 30% nilai akurasi nya adalah 0.88, *precision* dengan nilai 0,82 dan *recall* dengan nilai 1. Komposisi 20% dan 10% memiliki akurasi, *precision* dan *recall* sebanyak 1 atau sempurna

<i>Support Vector Machine Kernel polynomial</i>						
	Data Latih			Data Uji		
	70%	80%	90%	30%	20%	10%
Akurasi	1	1	1	1	1	1
<i>Precision</i>	1	1	1	1	1	1
<i>Recall</i>	1	1	1	1	1	1

Tabel 5. *Confusion Matrix* pada SVM Kernel Polynomial

Berdasarkan tabel di atas dapat dideskripsikan sebagai berikut, *kernel polynomial* dalam memprediksi data uji dan latih tiap komposisi memiliki tingkat akurasi, *precision* dan *recall* yang masing masing adalah 1 atau bisa disebut sempurna sama seperti *kernel linear*.

4 Penutup

4.1 Kesimpulan

Penelitian terhadap citra penyakit pengorok daun manggis untuk mengklasifikasi daun yang sehat dan daun yang terkena penyakit pengorok daun memiliki dua fase dimulai dari dua input citra, praproses citra, segmentasi citra dan *region of interest*. Fase kedua adalah ekstraksi ciri, klasifikasi dan uji performa. Pada praproses citra daun dilakukan *resize* dan ditransformasi ke 2 warna yaitu *grayscale* dan HSV, sehingga output dari praproses adalah 3 citra yang telah dilakukan *resize* dengan warna yang berbeda. Kemudian proses selanjutnya adalah segmentasi menggunakan metode otsu, pada tahap ini daun bisa tersegmentasi dengan baik dan terpisah dari latar belakangnya. *Region of interest* dapat dilakukan dengan memasking citra hasil praproses dengan citra yang tersegmentasi sehingga terdapat 3 citra hasil *region of interest*. Citra yang berwarna HSV dan RGB diekstraksi nilai *mean* dan nilai standar deviasinya, dimana nilainya menjadi salah satu fitur ciri. Citra berwarna *grayscale* akan dikalkulasi menggunakan metode *gray level co-occurrence matrix* dimana 4 fitur *gray level co-occurrence matrix* yaitu kontras, homogenitas, korelasi dan energi akan diekstrak nilainya dan dijadikan fitur. Fitur-fitur tersebut akan dimasukkan kedalam algoritma *support vector machine* sebagai variable yang akan diuji dengan tiap kernel pada *support vector machine*. Dari hasil uji akurasi yang telah dilakukan, algoritma *support vector machine* terutama dengan *kernel linear* dan *polynomial* dapat mengklasifikasi daun dengan sangat baik. Dimana akurasi tertinggi didapatkan pada semua komposisi data, dengan tingkat akurasi mencapai 1 atau 100%.

4.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian, perlu diuji coba dengan data yang lebih banyak lagi untuk mendapat akurasi yang lebih presisi. Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan penelitian mengenai segmentasi daun manggis tanpa harus dipotong terlebih dahulu, dengan menggunakan *region of interest*, ekstraksi fitur yang sama dan klasifikasi menggunakan *support vector machine* juga. Pilihan lain untuk percobaan adalah mengklasifikasi daun manggis dengan penyakit lainnya yang dapat dilihat dengan mata telanjang seperti penyakit getah kuning.

Referensi

- [1] Asery, R., dkk.2016."Fog Detection using GLCM based Features and SVM" dalam Cummins College of Engineering for women (hlm. 9-11).
- [2] Clausi, David A., Jernigan M. Ed.1998."A fast method to determine co- occurrence texture features" dalam IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing volume 36 (hlm. 298-300).
- [3] Dewi, R. K., Ginardi, R. V. H.2014."IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TEBU DENGAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN COLOR MOMENTS" dalam Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer volume 1 (hlm. 70-77)
- [4] Rafael C., Woods, Richard E.2008.*Digital Image Processing 3rd Ed.*New Jersey: Pearson prentice hall.
- [5] Honeycutt, C. E., Plotnick, R.2008."Image analysis techniques and gray-level co-occurrence matrices (GLCM) for calculating bioturbation sedimentary structures" dalam Computers & Geosciences 34 (hlm. 1461– 1472)
- [6] Singh, Malti K., Chetia, Subrat.2017."Detection and Classification of Plant Leaf Diseases in Image Processing using Matlab" dalam International Journal of Life Science Research volume 5 (hlm. 120-124)
- [7] Srisha, Ravi & Khan, Am.2013."Morphological Operations for Image Processing: Understanding and its Applications" dalam National Conference on VLSI, Signal processing & Communications (hlm. 17-19)