

# Pemanfaatan Metode *Multiclass Support Vector Machine* dalam Klasifikasi Penyakit Daun Kacang Tanah

Brahma Ratih Rahayu Fakhrunnia<sup>a,\*</sup>, As'ad Shidqy Aziz<sup>b</sup>, Jendra Sesoca<sup>c</sup>

<sup>a,b,c</sup> University of Wisnuwardhana Malang, Danau Sentani 99 Street, Malang, Indonesia

\*correspondence email : brahmarth@wisnuwardhana.ac.id

**Abstract**— Peanuts are one type of agricultural crop from commodity crops that can provide additional income opportunities for farmers in Indonesia. In addition, the benefits of peanuts are as a source of protein and vegetable fat for human body, so they are also much needed by the food industry. However, in increasing soil productivity there is a decrease in quality and quantity caused by one of the factors, namely plant diseases. Efforts that can be made in maintaining peanut productivity are to prevent early by applying early detection technology. This study presents the application of digital image processing application-based technology using the Multiclass SVM One-Against-One (OAO) strategy to classify the types of leaf disease of peanut plants based on texture feature extraction on the diseased parts of peanut leaves using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) method. In the classification process using the M-SVM method the OAO strategy will use three kernels, namely polynomial kernel, linear kernel and RBF kernels. Based on the experimental results, the best accuracy is obtained, namely by using GLCM texture feature extraction with a distance of  $d = 1$  and angle 90 degree of and classified using the M-SVM method, the OAO strategy with polynomial kernels provides the highest accuracy results, namely 96.39% for leaf spot class, 92.79% for leaf rust class, 96.39% for eye spot class and 100% for normal class.

**Index Terms**— Peanut; GLCM; Multiclass SVM; One-Against-One (OAO)

**Abstrak**— Kacang tanah merupakan salah satu jenis tanaman pertanian dari komoditas palawija yang dapat memberikan peluang pendapatan tambahan bagi petani di Indonesia. Selain itu manfaat kacang tanah adalah sebagai sumber lemak nabati dan protein bagi tubuh manusia, sehingga juga banyak dibutuhkan oleh industri makanan. Namun, dalam meningkatkan produktivitas kacang tanah terjadi penurunan kualitas dan kuantitas yang disebabkan oleh salah satu faktor, yaitu penyakit tanaman. Upaya yang dapat dilakukan dalam menjaga produktivitas kacang tanah adalah melakukan pencegahan lebih awal dengan menerapkan teknologi deteksi dini. Penelitian ini menyajikan penerapan teknologi berbasis aplikasi pengolahan citra digital dengan menggunakan metode *Multiclass SVM* strategi *One-Against-One* (OAO) untuk mengklasifikasikan jenis penyakit daun tanaman kacang tanah berdasarkan ekstraksi fitur tekstur pada bagian daun kacang tanah yang terkena penyakit menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Dalam proses klasifikasi menggunakan metode M-SVM strategi OAO akan digunakan tiga kernel, yaitu kernel *polynomial*, kernel *linear*, dan kernel RBF. Berdasarkan hasil percobaan diperoleh bahwa akurasi terbaik, yaitu dengan menggunakan ekstraksi fitur tekstur GLCM dengan jarak  $d = 1$  dan sudut 90 derajat serta diklasifikasikan menggunakan metode M-SVM strategi OAO dengan kernel *polynomial* memberikan hasil akurasi tertinggi, yaitu 96.39% untuk kelas bercak daun, 92.79% untuk kelas karat daun, 96.39% untuk kelas bercak mata dan 100% untuk kelas normal.

**Kata Kunci**— Kacang Tanah; GLCM; Multiclass SVM; One-Against-One (OAO)

## I. PENDAHULUAN

Sektor pertanian sangat berperan penting dalam pertumbuhan ekonomi nasional Indonesia. Salah satu komoditas pertanian yang cukup populer di Indonesia adalah palawija. Palawija merupakan tanaman yang memberikan banyak manfaat dan kegunaan, seperti sebagai alternatif bahan makanan untuk manusia ataupun hewan ternak dan bahkan digunakan sebagai bahan baku industri [1]. Selain itu manfaat lain menanam palawija bagi petani adalah dapat menambah pendapatan dari hasil panen yang dilakukan. Contoh jenis palawija yang banyak dijumpai di Indonesia adalah ubi jalar, kacang tanah, kedelai, kentang, jagung, singkong, kacang hijau, dsb. Terdapat beberapa jenis palawija yang dikategorikan dalam tanaman yang menguntungkan, baik dari segi harga maupun kecepatan panen dari tanaman tersebut. Salah satu jenis tanaman palawija yang menguntungkan adalah kacang tanah.

Kacang tanah merupakan sumber protein nabati bagi tubuh manusia. Pemanfaatan kacang tanah dapat dilakukan baik dalam skala rumah tangga maupun industri. Dalam skala rumah tangga kacang tanah biasa disajikan dalam bentuk kacang goreng, kacang rebus, kacang garing, dsb. Sedangkan, apabila kacang tanah dimanfaatkan dalam skala industri, maka olahan kacang tanah akan memiliki nilai ekonomi yang jauh lebih tinggi. Contoh produk olahan kacang tanah dari hasil pengolahan industri adalah es krim, tepung protein tinggi, minyak nabati, susu nabati dan aneka kue. Fluktuasi terhadap kualitas dan kuantitas dalam peningkatan produktivitas kacang tanah dipengaruhi oleh banyak faktor, salah satunya yaitu penyakit tanaman [2].

Penyakit pada tanaman merupakan salah satu elemen paling kritis yang bisa mempengaruhi hasil produksi kacang tanah. Dimana penyakit tanaman ini bertanggung jawab atas penurunan produktivitas ekonomi tanaman. Pada tanaman kacang tanah sebagian besar penyakit terdapat pada daerah daun, seperti bercak daun, karat daun dan bercak mata. Selama ini petani atau ahli biasanya mengenali penyakit tanaman dan mendiagnosisnya dengan mata telanjang dan berdasarkan pengalaman petani. Namun, dengan menggunakan pendekatan ini dapat memakan waktu, harganya mahal dan hasil yang kurang akurat. Oleh karena itu, dalam membantu para petani dibuatlah sistem dengan menggunakan *computer vision* untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan penyakit daun kacang tanah dengan lebih cepat dan akurat. *Computer vision* merupakan salah satu cabang ilmu dimana suatu sistem memanfaatkan teknik pengolahan citra digital yang kemudian dianalisis menggunakan kecerdasan buatan.

Teknik pengolahan citra yang bisa digunakan untuk mengidentifikasi penyakit daun tanaman kacang tanah dengan tepat adalah ekstraksi dan klasifikasi. Teknik ekstraksi yang digunakan adalah ekstraksi fitur tekstur dengan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Metode GLCM adalah deskriptor tekstur yang efektif, sederhana, mudah diaplikasikan dan memiliki waktu komputasi dan akurasi yang baik [3]. Teknik klasifikasi yang bisa digunakan adalah metode *Support Vector Machine* (SVM). Metode SVM dapat bekerja menyelesaikan permasalahan *non-linear* dengan memasukkan konsep kernel pada ruang berdimensi tinggi. Dalam ruang dimensi, pencarian *hyperplane* terbaik dilakukan dengan memaksimalkan jarak atau margin antar kelas data. Hanya sekumpulan data terpilih yang berperan dalam pembentukan model klasifikasi. Fungsi kernel adalah untuk memetakan data dari dimensi rendah ke dimensi tinggi [4]. Beberapa fungsi kernel yang dapat dipakai, yaitu kernel *polynomial*, kernel *linear* dan kernel RBF. Penelitian sebelumnya melalui ekstraksi fitur tekstur GLCM dan klasifikasi dengan SVM untuk deteksi dini penyakit daun kelapa memberikan akurasi hingga 97.3% [5]. Metode klasifikasi SVM hanya bisa melakukan klasifikasi biner (dua kelas), maka dari itu dalam penelitian ini perlu dilakukan pengembangan, agar bisa mengklasifikasikan lebih dari dua kelas, yaitu dengan metode Multiclass SVM. Penelitian sebelumnya telah menerapkan metode *Multiclass SVM* untuk klasifikasi motif tekstil ke dalam tiga kelas dengan menggunakan pendekatan *One-Against-All* (OAA), *One-Against-One* (OAO) dan *Directed Acyclic Graph Support Vector Machine* (DAGSVM) dengan hasil akurasi mencapai kisaran 90-100% [6]. Studi lain, klasifikasi fase dan jenis berbagai parasit malaria menggunakan strategi *One-Against-One* (OAO) memberikan hasil akurasi mencapai 85% hingga 95.55% [7].

Berdasarkan uraian masalah di atas, maka dalam mengidentifikasi penyakit daun tanaman kacang tanah digunakan ekstraksi fitur tekstur GLCM dan diklasifikasikan menggunakan metode Multiclass SVM strategi *One Against One* (OAO) dengan menggunakan kernel *polynomial*, kernel *linear* dan kernel RBF untuk mendapatkan hasil akurasi yang optimal.

## II. METODE

Pada penelitian ini, proses ekstraksi fitur tekstur pada bagian daun kacang tanah yang terinfeksi penyakit menggunakan metode GLCM dan diklasifikasikan menggunakan metode *Multiclass SVM* (M-SVM). Proses yang dilakukan, yaitu input citra, *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Metode penelitian yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 1.

### A. *Preprocessing*

*Preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian adalah proses *resize* dengan tujuan untuk mempermudah dalam proses perhitungan serta mengurangi kapasitas dan waktu proses. Citra RGB asli akan diatur ulang resolusinya menjadi 635x439 piksel.



Gambar 1. Metode Penelitian

### B. Segmentasi

Dalam penelitian ini dilakukan proses segmentasi untuk mendapatkan bagian *Region Of Interest* (ROI) pada citra daun tanaman kacang tanah dengan beberapa tahapan sebagai berikut :

1. Mengubah citra daun kacang tanah dari format RGB menjadi LAB.
2. *Clustering* menggunakan metode K-means pada komponen  $a^*$  dan  $b^*$  pada ruang warna LAB. Pada penelitian ini perhitungan jarak dari setiap data ke *centroid* dihitung menggunakan perhitungan *Euclidean distance* dengan menggunakan persamaan 1 [8].

$$d(p, q) = |p - q| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (1)$$

dimana  $d$  adalah jarak  $p$  dan  $q$ ,  $p$  adalah data pusat *cluster*,  $q$  adalah data atribut,  $i$  adalah setiap data,  $n$  adalah jumlah data,  $p_i$  adalah data yang berada di pusat *cluster* ke- $i$ ,  $q_i$  adalah data pada setiap data ke- $i$ .

3. Mengisi objek dengan citra hasil proses *clustering* K-means. Tujuan dari proses ini adalah untuk mengisi bagian objek yang berlubang.
4. Melakukan pengurangan citra dengan mereduksi citra hasil *clustering* K-means dan citra hasil *filler* objek.
5. Melakukan operasi *bwareaopen* untuk menghapus objek dengan sejumlah kecil piksel, sehingga akan diperoleh hasil segmentasi citra.

### C. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur bertujuan mengekstraksi informasi yang relevan yang merupakan fitur dari setiap kelas. Hasil dari ekstraksi fitur nantinya akan digunakan dalam mengklasifikasikan fitur yang dimiliki oleh suatu citra. Pada penelitian ini digunakan metode GLCM untuk mendapatkan fitur tekstur pada citra daun kacang tanah yang tersegmentasi. Metode ini mengenali fitur tekstur dengan menghitung hubungan spasial antar piksel pada citra. Matriks GLCM dibuat dengan menentukan hubungan piksel dari berbagai macam orientasi sudut dan jarak. Fitur tekstur yang diekstraksi adalah ASM, IDM, *entropy*, *contrast*, *variance*, *correlation*, *sum entropy*, *sum variance*, *sum average*, *difference variance* dan *difference entropy* [9]. Tahapan dalam proses perhitungan dengan metode GLCM sebagai berikut :

1. Mengubah citra RGB hasil segmentasi menjadi *grayscale*.

2. Menyusun matriks kookurensi, yaitu *graycomatrix* dengan 4 sudut orientasi, yaitu  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  dan  $135^\circ$  dan jarak  $d = 1, 2, 3$ .
3. Membuat matriks normalisasi.
4. Melakukan ekstraksi fitur GLCM dengan jumlah 11 fitur yang diekstraksi, antara lain :

*Angular Second Moment* (ASM) adalah keseragaman sebaran tingkat keabuan pada citra. ASM dihitung dengan menggunakan persamaan 2.

$$ASM = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} P(i,j)^2 \quad (2)$$

*Inverse Difference Moment* (IDM) adalah homogenitas lokal dari citra yang diamati. IDM dihitung menggunakan persamaan 3.

$$IDM = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{P(i,j)}{1 + (i-j)^2} \quad (3)$$

*Contrast* merupakan ukuran dari berbagai intensitas kehadiran suatu citra atau ukuran penyebaran elemen abu-abu dalam suatu citra. *Contrast* dihitung dengan menggunakan persamaan 4.

$$Contrast = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i-j)^2 P(i,j) \quad (4)$$

*Correlation* merupakan ukuran ketergantungan linier atau nilai tingkat keabuan pada citra. *Correlation* menghitung korelasi antara satu piksel dengan piksel lainnya. *Correlation* dihitung dengan menggunakan persamaan 5.

$$Correlation = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{(i \times j)P(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

*Entropy* digunakan untuk mengukur ketidakteraturan tingkat keabuan citra. *Entropy* dihitung dengan Persamaan 6.

$$Entropy = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \log[p(i,j)] \quad (6)$$

*Variance* digunakan untuk mengukur penyebaran (terkait dengan rata-rata) dari distribusi tingkat keabuan. *Variance* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 7.

$$Variance = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu)^2 P(i,j) \quad (7)$$

*Sum Entropy* digunakan untuk mengukur *noise* yang terkait dengan distribusi tingkat keabuan pada citra. *Sum Entropy* dihitung dengan menggunakan persamaan 8.

$$Sum Entropy = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log \{p_{x+y}(i)\} \quad (8)$$

*Sum Variance* digunakan untuk mengukur penyebaran (mengenai *mean*) yaitu mendistribusikan jumlah *grayscale* pada citra. *Sum Variance* dihitung dengan menggunakan persamaan 9.

$$Sum Variance = \sum_{i=2}^{2N_g} \left( i - \left[ \sum_{i=2}^{2N_g} ip_{x+y}(i) \right] \right)^2 \quad (9)$$

*Sum Average* digunakan untuk mengukur distribusi rata-rata jumlah tingkat keabuan pada citra. *Sum Average* dihitung dengan menggunakan persamaan 10.

$$Sum Average = \sum_{i=2}^{2N_g} ip_{x+y}(i) \quad (10)$$

*Difference Variance* digunakan untuk mengukur *spread* (mengenai *mean*) dalam mendistribusikan perbedaan *grayscale* pada citra. *Difference Variance* dihitung dengan menggunakan persamaan 11.

$$Difference\ Variance = \sum_{i=2}^{2N_g} \left( i - \left[ \sum_{i=2}^{2N_g} ip_{x-y}(i) \right] \right) \quad (11)$$

*Difference Entropy* digunakan untuk mengukur *noise* yang berkaitan dengan distribusi perbedaan tingkat keabuan pada citra. *Difference Entropy* dihitung dengan menggunakan persamaan 12.

$$Difference\ Entropy = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log \{p_{x-y}(i)\} \quad (12)$$

$N_g$  adalah jumlah tingkat keabuan,  $P(i, j)$  adalah distribusi probabilitas bersama dari pasangan piksel dengan tingkat keabuan  $i$  dan tingkat keabuan  $j$ ,  $\mu$  adalah *mean* dari nilai piksel,  $\sigma$  adalah standar deviasi.

#### D. Klasifikasi

Klasifikasi ini bertujuan untuk mengenali citra penyakit daun kacang tanah dengan mengklasifikasikan ciri-ciri yang dimilikinya. Dalam proses klasifikasi terdapat fase pelatihan serta fase pengujian. Fase pelatihan merupakan tahapan bahwa data yang telah dikenali kelas datanya akan dipakai dalam membangun model perkiraan. Sedangkan fase pengujian adalah model yang telah terbentuk untuk diuji dengan sebagian data lain untuk mengetahui akurasi dari model tersebut.

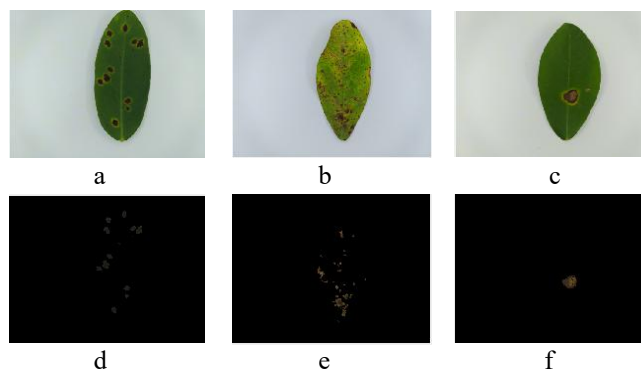
Metode klasifikasi yang digunakan adalah metode *Multiclass SVM* (M-SVM), yaitu pengembangan dari metode SVM yang hanya mampu melakukan klasifikasi dua kelas. Strategi M-SVM yang digunakan adalah *One-Against-One* (OAO). Prinsip dasar dari metode OAO adalah membangun  $k(k-1)/2$  model SVM biner ( $k$  = jumlah kelas), dimana setiap fungsi pemisah model klasifikasi dilatih dengan sampel dari dua kelas. Dengan demikian, semua kemungkinan dua pengklasifikasi kelas dievaluasi dari set pelatihan  $n$  kelas, setiap pengklasifikasi dilatih hanya pada dua dari  $n$  kelas, memberikan total  $k(k-1)/2$  pengklasifikasi. Metode *voting* adalah salah satu metode yang dapat digunakan dalam pengujian setelah semua  $k(k-1)/2$  pengklasifikasi dibuat. Pada metode *voting*, pemisah  $p^{ij}$ , apabila tanda positif mengatakan  $x$  merupakan kelas  $i$ , maka *voting* kelas  $i$  ditambah satu. Apabila tidak atau tanda positif mengatakan data  $x$  merupakan kelas  $j$ , maka *voting* kelas  $j$  ditambah satu. Selanjutnya prediksi  $x$  ditempatkan pada kelas dengan nilai suara atau *voting* terbesar [10]. Tabel 1 menunjukkan ilustrasi dari *One-Against-One* (OAO).

Tabel 1. Ilustrasi Metode *One-Against-One* (OAO)

$y_i = \mathbf{1}$	$y_i = -\mathbf{1}$	Hipotesis
Kelas 1	Kelas 2	$f^{12}(x) = (w^{12})x + b^{12}$
Kelas 1	Kelas 3	$f^{13}(x) = (w^{13})x + b^{13}$
Kelas 1	Kelas 4	$f^{14}(x) = (w^{14})x + b^{14}$
Kelas 2	Kelas 3	$f^{23}(x) = (w^{23})x + b^{23}$
Kelas 2	Kelas 4	$f^{24}(x) = (w^{24})x + b^{24}$
Kelas 3	Kelas 4	$f^{34}(x) = (w^{34})x + b^{34}$

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN


Pada penelitian klasifikasi penyakit daun tanaman kacang tanah ini, keseluruhan dataset citra yang digunakan sejumlah 372 citra. Citra ini didapatkan dari proses akuisisi citra dengan meletakkan daun kacang tanah ke dalam *lighting box* atau studio mini dan menggunakan kamera *handphone* yang diletakkan pada bagian atas *lighting box*. Proses pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan kamera utama *handphone* Samsung J8. Rincian dataset citra yang digunakan terdiri dari 100 citra untuk kelas bercak daun, 100 citra untuk kelas karat daun, 72 citra untuk kelas bercak mata dan 100 citra untuk daun kelas normal. Dataset citra ini akan di *input* ke dalam program dengan menggunakan *software* MATLAB. Citra yang sudah di *input*, kemudian akan dilakukan proses *preprocessing*, yaitu proses *resize* citra menjadi resolusi 635x439 piksel. Citra yang sudah di *resize* akan digunakan dalam proses segmentasi untuk mendapatkan *Region of Interest* (ROI), yaitu bagian berpenyakit pada citra daun kacang tanah. Proses segmentasi dilakukan dengan metode *k-means* dengan menggunakan komponen  $a^*$  dan  $b^*$  pada ruang warna LAB. Gambar 2 menunjukkan hasil dari proses segmentasi.



Gambar 2. Hasil Segmentasi

Setelah didapatkan bagian berpenyakit pada citra daun kacang tanah, selanjutnya akan dilakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM. Citra hasil segmentasi diubah ke dalam citra *grayscale* untuk digunakan dalam proses ekstraksi fitur tekstur GLCM. Dalam proses perhitungan GLCM digunakan jarak, yaitu  $d = 1, 2, 3$  dan sudut, yaitu  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  dan  $135^\circ$ . Terdapat 11 fitur yang diekstraksi, yaitu ASM, IDM, *entropy*, *contrast*, *variance*, *correlation*, *sum entropy*, *sum variance*, *sum average*, *difference variance* dan *difference entropy*. Tabel 2 menunjukkan contoh hasil ekstraksi fitur tekstur GLCM dengan jarak  $d = 1$  dan sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ .

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur GLCM

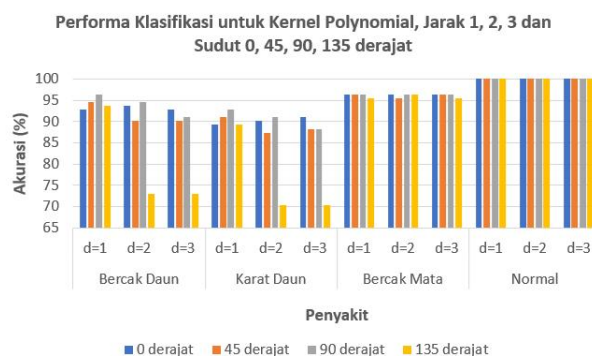
Citra	Fitur Tekstur	Sudut			
		$0^\circ$	$45^\circ$	$90^\circ$	$135^\circ$
	ASM	0.9081	0.9029	0.9094	0.9024
	IDM	0.9879	0.9853	0.9885	0.9849
	Entropy	0.2405	0.2536	0.2373	0.2550
	Contrast	0.0241	0.0294	0.0229	0.0301
	Variance	1.074	1.0743	1.074	1.0745
	Correlation	0.6469	0.5695	0.6634	0.5600
	Sum Entropy	0.2238	0.2332	0.2214	0.2341
	Sum Variance	3.5237	3.4849	3.533	3.4806
	Sum Average	2.0708	2.0709	2.0707	2.0709
	Difference Variance	0.0241	0.0295	0.0229	0.0301
	Difference Entropy	0.1136	0.1329	0.1092	0.1351

Selanjutnya adalah proses klasifikasi, kelas yang diklasifikasikan terdapat 4 kelas kondisi penyakit daun kacang tanah, yaitu bercak daun, karat daun, bercak mata dan normal. Hasil dari ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM, berupa 11 ciri akan digunakan sebagai *input* dalam proses klasifikasi. Pembagian dataset citra yaitu 70% sebagai data latih dan 30% sebagai data uji dari setiap kelas penyakit, dengan total 261 citra sebagai data pelatihan dan 111 citra sebagai data uji. Metode yang dipakai untuk klasifikasi, yaitu metode *Multiclass SVM* dengan pendekatan *One-Against-One* (OAO). Dalam penelitian ini juga membandingkan penggunaan kernel dalam proses klasifikasi menggunakan metode OAO, yaitu kernel *polynomial*, kernel *linear* dan kernel RBF. Dalam mengukur evaluasi kinerja model klasifikasi, parameter yang dihitung adalah akurasi. Akurasi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 13.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \tag{13}$$

dimana *TP* adalah *True Positive*, *TN* adalah *True Negative*, *FP* adalah *False Positive* dan *FN* adalah *False Negative*.

Grafik hasil performansi klasifikasi menggunakan metode *Multiclass SVM* strategi OAO dengan kernel *polynomial* dengan jarak  $d = 1, 2, 3$  dan sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  ditampilkan pada Gambar 3.



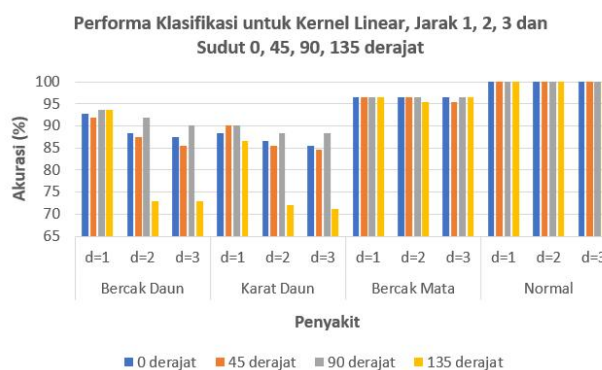
Gambar 3. Grafik Hasil Performansi Klasifikasi dengan Kernel *Polynomial*,  $d = 1, 2, 3$  dan Sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$

Berdasarkan Gambar 3 hasil klasifikasi menggunakan kernel *polynomial* pada metode M-SVM strategi OAO berdasarkan ekstraksi fitur tekstur GLCM dengan  $d = 1, 2, 3$  dan sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  didapatkan hasil terbaik, yaitu dengan menggunakan jarak  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$ . Hasil performansi klasifikasi menggunakan strategi OAO kernel *polynomial* dengan  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$  ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi untuk Kernel *Polynomial* dengan Jarak  $d = 1$  dan Sudut  $90^\circ$

Penyakit	TP	TN	FP	FN	Akurasi (%)
Bercak Daun	29	78	3	1	96.39
Karat Daun	27	76	5	3	92.79
Bercak Mata	17	90	0	4	96.39
Normal	30	81	0	0	100

Performansi hasil klasifikasi dengan metode M-SVM menggunakan strategi OAO pada kernel *linear* dengan jarak  $d = 1, 2, 3$  dan sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  ditampilkan dengan grafik pada Gambar 4.



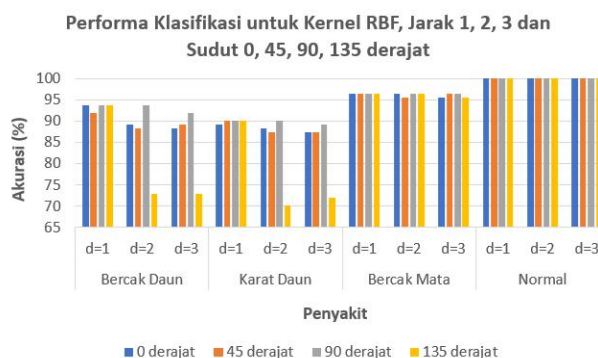
Gambar 4. Grafik Hasil Performansi Klasifikasi dengan Kernel *Linear*,  $d = 1, 2, 3$  dan Sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$

Berdasarkan Gambar 4 dengan menggunakan kernel *linear* pada metode OAO berdasarkan ekstraksi fitur tekstur GLCM dengan  $d = 1, 2, 3$  dan sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ , maka diperoleh hasil terbaik dengan  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$ . Hasil performansi klasifikasi penyakit daun kacang tanah menggunakan metode OAO dengan kernel *linear* dengan  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$  ditampilkan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi untuk Kernel *Linear* dengan Jarak  $d = 1$  dan Sudut  $90^\circ$

Penyakit	TP	TN	FP	FN	Akurasi (%)
Bercak Daun	25	79	2	5	93.69
Karat Daun	28	72	9	2	90.09
Bercak Mata	17	90	0	4	96.39
Normal	30	81	0	0	100

Grafik hasil performansi klasifikasi menggunakan metode M-SVM strategi OAO dengan kernel RBF dengan jarak  $d = 1, 2, 3$  dan sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Hasil Performansi Klasifikasi dengan Kernel RBF,  $d = 1, 2, 3$  dan Sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$

Berdasarkan Gambar 5 hasil performansi klasifikasi dengan menggunakan metode OAO dengan kernel RBF didapatkan hasil terbaik, yaitu dengan jarak  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$ . Hasil klasifikasi menggunakan metode OAO dengan kernel RBF dengan  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$  ditampilkan dalam Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi untuk Kernel RBF dengan Jarak  $d = 1$  dan Sudut  $90^\circ$

Penyakit	TP	TN	FP	FN	Akurasi (%)
Bercak Daun	26	78	3	4	93.69
Karat Daun	27	73	8	3	90.09
Bercak Mata	17	90	0	4	96.39
Normal	30	81	0	0	100

Berdasarkan analisis hasil akurasi yang sudah didapatkan, bahwa ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM dengan penggunaan variasi jarak dan sudut akan mempengaruhi identifikasi tekstur dari citra. Setiap penggunaan sudut serta jarak yang berbeda, maka menghasilkan nilai matriks serta nilai fitur tekstur yang berbeda juga, yang akan mempengaruhi dalam identifikasi penyakit daun tanaman kacang tanah. Selain itu penggunaan beberapa fungsi kernel, yaitu kernel *polynomial*, kernel *linear* dan kernel RBF dalam metode M-SVM strategi OAO untuk proses klasifikasi dapat digunakan untuk mendapatkan hasil klasifikasi terbaik.

#### IV. KESIMPULAN

Metode ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM serta klasifikasi dengan metode *Multiclass SVM* strategi OAO telah terbukti berhasil untuk mengenali dan mengklasifikasikan penyakit daun tanaman kacang tanah. Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi penyakit daun tanaman kacang tanah menggunakan kernel *polynomial* memberikan hasil akurasi terbaik dengan menggunakan jarak  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$  pada metode GLCM dengan nilai akurasi 96.39% untuk kelas bercak daun, 92.79% untuk kelas karat daun, 96.39% untuk kelas bercak mata dan 100% untuk kelas normal. Pada hasil pengujian klasifikasi



menggunakan kernel *linear* memberikan hasil akurasi tertinggi dengan GLCM jarak  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$ , yaitu 93.69% untuk kelas bercak daun, 90.09% untuk kelas karat daun, 96.39% untuk kelas bercak mata dan 100% untuk kelas normal. Sedangkan dengan menggunakan kernel RBF didapatkan hasil terbaik berdasarkan ekstraksi fitur tekstur GLCM dengan jarak  $d = 1$  dan sudut  $90^\circ$ , yaitu 93.69% untuk kelas bercak daun, 90.09% untuk kelas karat daun, 96.39% untuk kelas bercak mata dan 100% untuk kelas normal. Berdasarkan hasil akurasi yang telah diperoleh, model klasifikasi dengan strategi *One-Against-One* (OAO) menggunakan kernel *polynomial* memberikan hasil akurasi terbaik bila dibandingkan dengan penggunaan *kernel linear* dan *kernel RBF*.

## REFERENCES

- [1] Afrizal Malik, *Ekonomi Kacang Tanah*. Jakarta: IAARD Press, 2016.
- [2] Hardaningsih, S dan Sumartini, "Penyakit-penyakit yang disebabkan oleh Jamur pada Kacang Tanah dan Cara Pengendaliannya," Monograf Balitkabi Malang.
- [3] Siqueira, F.R.D, Schwartz, W.R. dan Pedrini, H, "Multiscale Gray Level Co-occurrence Matrices for Texture Description," *Neurocomputing*, vol. 120, pp. 226-345.
- [4] Mase, J., Furqon, M.T dan Rahayudi, B, "Penerapan Algoritme *Support Vector Machine* (SVM) Pada Pengklasifikasian Penyakit Kucing," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 2, No.10, hlm. 3648-3654, Oktober 2018.
- [5] Bharathi, S dan Harini, P, "Early Detection of Diseases in Coconut Tree Leaves," *International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS)*, IEEE: 1265-1268, 2020.
- [6] Ramadhani, Arnia, F dan Muharar, R, "Klasifikasi otomatis motif tekstil menggunakan *Support Vector Machine* Multi Kelas," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 7, hlm. 99-108, Februari 2020.
- [7] Permata, E., Purnama, I.K.E dan Purnomo, M.H, "Klasifikasi Jenis dan Fase Parasit Malaria *Plasmodium Falciparum* dan *Plasmodium Vivax* dalam Sel Darah Merah menggunakan *Support Vector Machine One-Against-One*," SEMNASTEKNOMEDIA ONLINE.
- [8] Nishom, M, "Perbandingan Akurasi Euclidean Distance, Minkowski Distance dan Manhattan Distance pada Algoritma K-Means Clustering berbasis Chi-Square," *Jurnal Informatika : Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, vol. 04, No. 01, DOI: 10.3059/jpit.v4i1.1253, Januari 2019.
- [9] Prastyaningsih, Yunita dan Faticah, C, "Kombinasi fitur Multiscale Gray Level Co-Occurrence Matrices dan warna untuk sistem temu kembali citra gerabah di museum majapahit trowulan," Institut Teknologi Surabaya. Thesis.
- [10] Nur Silviah Rahmi, "Ensemble *Support Vector Machine* dengan *Random Undersampling* pada Klasifikasi Data DNA Microarray untuk menangani kasus *Multiclass Imbalance*," Institut Teknologi Surabaya. Thesis.

**Brahma Ratih Rahayu Fakhrunnia**, meraih gelar Sarjana Sains Terapan (S.ST) dari Teknik Elektronika Politeknik Negeri Malang pada tahun 2016. Kemudian melanjutkan pendidikan pascasarjana (S2) di Departemen Teknik Elektro Universitas Brawijaya dan meraih gelar Magister Teknik (M.T.) pada tahun 2021. Penulis aktif sebagai dosen pada program studi Teknik Elektro Universitas Wisnuwardhana.

**As'ad Shidqy Aziz**, meraih gelar sarjana teknik (S.T.) dari Teknik Elektro Universitas Brawijaya pada tahun 2014. Kemudian melanjutkan pendidikan pascasarjana (S2) di Departemen Teknik Elektro Universitas Brawijaya Malang pada tahun 2016 dengan minat pada Sistem Kontrol dan Elektronika dan meraih gelar Magister Teknik (M.T.) pada tahun 2019. Penulis aktif sebagai dosen pada program studi Teknik Elektro di Universitas Wisnuwardhana.

**Jendra Sesoca**, meraih gelar sarjana teknik (S.T.) dari Teknik Elektro Universitas Brawijaya pada tahun 2015. Kemudian melanjutkan pendidikan pascasarjana (S2) di Departemen Teknik Elektro Universitas Brawijaya Malang pada tahun 2016 dengan minat pada Sistem Kontrol dan Elektronika dan meraih gelar Magister Teknik (M.T.) pada tahun 2021. Penulis aktif sebagai dosen pada program studi Teknik Elektro di Universitas Wisnuwardhana.