

Identifikasi Penyakit Tanaman Citra Daun Cabe Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine

Irene Oktaviani Duka

Teknik Informatika S1, STIKOM Uyelindo Kupang

Huan Arthur Ado

Teknik Informatika S1, STIKOM Uyelindo Kupang

Yampi R.Kaesmetan

Teknik Informatika S1, STIKOM Uyelindo Kupang

Alamat: Jl. Perintis Kemerdekaan 1, Kelurahan Kayu Putih, Kota Kupang, Nusa Tenggara Timur

Korespondensi Penulis: kaesmetanyampi@gmail.com

Abstract Disease control of chili leaf citra plants is an important aspect in modern agriculture to increase crop yields and reduce losses due to pest attacks on chili leaf citra plants. In this research, identification of chili leaf diseases uses Gray Level Co-Occurrence to obtain image features, and the Support Vector Machine (SVM) method is used to classify the feature extraction results according to leaf disease categories in the test image. Based on the disease class using the test image. As a classification tool for identifying plant pests in images of chili leaves, the dataset used in this research consists of images of leaves that represent normal conditions and conditions attacked by pests. The pest identification process consists of several stages, including image pre-processing, feature extraction, as well as training and testing. SVM model.

Keywords: GLCM, SVM, Chili Leaf Image, Feature Extraction

Abstrak Pengendalian penyakit tanaman citra daun cabe merupakan aspek penting dalam pertanian modern untuk meningkatkan hasil panen dan mengurangi kerugian akibat serangan hama tanaman citra daun cabe. Pada Penelitian Ini, Identifikasi penyakit daun cabe menggunakan Gray Level Co-Occurrence tingkat keabuan untuk memperoleh fitur citra, dan metode Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan hasil ekstraksi ciri sesuai kategori penyakit daun pada citra uji. Berdasarkan kelas penyakit daun menggunakan citra uji. Sebagai alat klasifikasi untuk mengidentifikasi hama tanaman pada gambar daun cabe dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari gambar daun yang mewakili kondisi normal dan kondisi terserang hama. Proses Identifikasi hama terdiri dari beberapa tahap, termasuk prapemrosesan gambar, ekstraksi fitur, serta pelatihan dan pengujian model SVM.

Kata Kunci: GLCM, SVM, Citra Daun Cabe, Ekstraksi fitur

PENDAHULUAN

Sektor pertanian di Indonesia sampai saat ini masih berperan sangat penting bagi pembangunan nasional. Hal ini ditunjukkan dalam pertumbuhan perekonomian nasional melalui peningkatan PDB, perolehan devisa, penyediaan bahan baku untuk industri, pengentasan kemiskinan, penyediaan lapangan pekerjaan, penyediaan bahan pangan dan peningkatan pendapatan masyarakat. Salah satu kendala dalam peningkatan produksi dibidang pertanian adalah adanya serangan hama dan penyakit[1]. Untuk lebih membantu dalam identifikasi berbagai penyakit, telah diciptakan metode identifikasi penyakit daun tanaman yang dapat membantu petani mengidentifikasi jenis penyakit daun cabe agar mendapatkan hasil

yang maksimal.[2]Gejala penyakit pada daun cabai mungkin saja berupa perubahan warna daun sebelumnya ketidak rataan perubahan waktu dan warna daun bitnik-bintik pada daun tapi gejala permulaannya relative sama dan juga banyaknya jenis penyakit pada tanaman cabai menyebabkan petani kurang bisa menentukan jenis penyakit yang menyerang tanaman pada cabai.[3]. *Support Vector Machine (SVM)* merupakan salah satu metode yang mampu mengelompokkan teks karena bekerja dengan baik pada data berdimensi tinggi dan menghindari permasalahan yang timbul pada data yang dikelompokkan seperti yang di kemukakan (Wulani dan Nugroho)[4].Oleh karena itu,pada penelitian ini penulis akan menerapkan metode Deteksi Tepi yang dipadukan dengan teknologi algoritma *matriks co-occurrence* tingkat abu-abu untuk menghilangkan noise dan metode SVM untuk mengklasifikasikan data penyakit daun cabe.Metode-metode ini akan diterapkan pada sistem pengenalan dan deteksi gambar daun cabe untuk mencapai hasil yang lebih baik dama mengidentifikasi jenis penyakit daun tanaman[5].

Dalam klasifikasi citra daun cabe prosesnya dimulai dengan ekstraksi fitur dari citra menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* untuk mengekstrak ciri-ciri tekstur dari daun. Selanjutnya, fitur-fitur tersebut dimasukkan ke dalam *Support Vector Machine (SVM)* untuk proses klasifikasi. SVM akan menghasilkan model yang dapat memisahkan daun cabe[6].Observasi tekstur merupakan suatu metode untuk mengidentifikasi ciri-ciri objek pada gambar..Komputer dapat menerapkan Teknik pemrosesan gambar untuk mengamati tekstur objek.Pengolahan citra digital digunakan untuk mengubah gambar menjadi nilai dalam bentuk matriks.Teknologi pengenalan objek menggunakan tekstur telah membuat kemajuan besar dalam pembelajaran mesin[7].Penyakit dengan menggunakan metode skala abu-abu dan histogram,segmentasi menggunakan deteksi tepi dan morfologi.[8]Ekstraksi tekstur menggunakan GLCM dengan interval 4 perspektif dan klasifikasi citra[9].Dalam Penelitian yang dilakukan oleh (Hartono dan Astuti) tentang pengelolaan pertanian,Nilai tesnya hanya 3,25 poin.Berdasarkan penelitian ini dibutuhkan sistem untuk mendeteksi penyakit daun pada cabai.Dalam sistem ini dibuat akurat dan cepat bahkan tanpa bahan habis pakai ilmu khusus. Dalam keluaran sistem berupa klasifikasi penyakit daun cabai yang terinfeksi sendiri..Dalam Penelitian ini bertujuan untuk membantu menciptakan model untuk mendiagnosis penyakit pada daun cabai dan menyediakan Solusi yang tepat dalam penelitian ini banyak peneliti melakukan penelitian sebelumnya digunakan dibidang pengenalan gambar (Pengolahan Citra)Klasifikasi penyakit daun cabai.Dalam sistem ini,ekstraksi fitur dilakukan perubahan morfologi pada daun tanaman cabai yang terserang[10].Penggunaan metode *Support Vector Machine (SVM)* masuk dalam kategori tertentu dalam penelitian ini.Konsep

dalam SVM adalah mencoba menemukan hyperplane terbaik dalam suatu fungsi, digunakan sebagai pemisah untuk satu atau lebih kelas. SVM dikenal sebagai metode klasifikasi dengan nilai akurasi yang cukup tinggi [11]. Beberapa penelitian awal menunjukkan hasil klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* mencapai 94,4% (Puspitasari, dkk, 2018), menggunakan fungsi kernel pada *Support Vector Machine (SVM)* kuadratnya juga mencapai 96,2% (Ritonga & Purwaningsi, 2018) [12].

KAJIAN TEORITIS

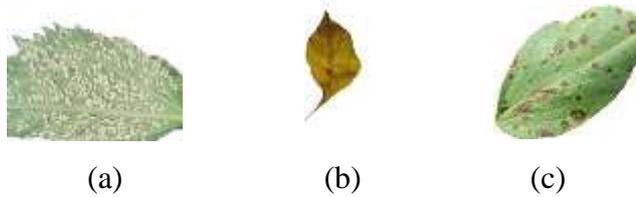
Metode grey level co-occurrence matriks (GLCM) digunakan untuk ekstraksi ciri citra dan metode support vector machine (SVM) untuk klasifikasi guna mengidentifikasi jenis penyakit pada tanaman lada. Tujuan dari penelitian ini adalah membantu petani mengidentifikasi jenis penyakit pada tanaman lada untuk meningkatkan hasil panen dan mengurangi kerugian.

Penelitian ini melibatkan beberapa tahap, antara lain akuisisi data, preprocessing citra, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Data gambar daun cabe yang sakit dan sehat telah dikumpulkan dan diolah. Proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan GLCM dengan empat arah sudut dan jarak piksel yang berbeda. Empat parameter ekstraksi fitur yang digunakan adalah kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jenis penyakit tanaman cabai dapat diidentifikasi dengan baik menggunakan GLCM dan SVM. Dibandingkan dengan kernel Gaussian, kernel polynomial menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dalam klasifikasi data uji. Untuk kedua fungsi kernel, akurasi tertinggi dicapai pada jarak piksel 1. Oleh karena itu, penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM merupakan metode yang efektif untuk identifikasi penyakit tanaman dan meningkatkan hasil panen.

METODOLOGI PENELITIAN

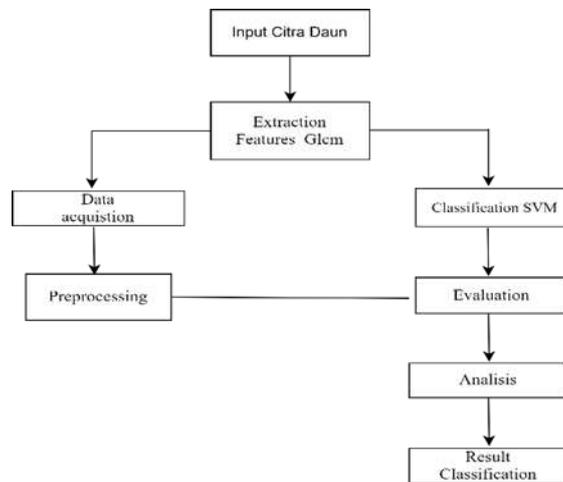
Penyakit Pada Daun Cabe Dan Tahapan Penelitian

Cabai merupakan salah satu tanaman penting dalam budidaya tanaman sayuran. Pemeliharaan tanaman cabai sering terganggu dengan adanya penyakit yang menyerang daun pada tanaman ini. Penyakit ini disebabkan oleh beberapa pathogen seperti *Anthracnose* dan *Bacterial Spot*. Gejala dari penyakit ini berupa serangan serangga kecil (*Whitefly*), Perubahan warna kuning pada daun (*Yellowish*) dan Bercak Pada daun cabai (*Leaf spot*). [13]



Gambar 1. (a) Serangan Serangga kecil, (b) Perubahan warna kuning pada daun, (c) Penyakit Bercak

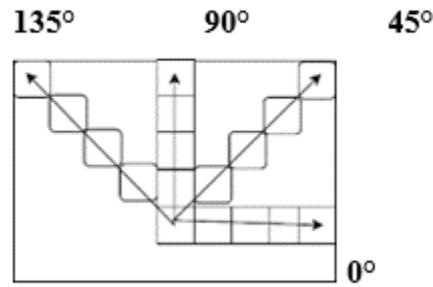
Dalam penelitian ini penyakit pada daun cabai yang menjadi object pengamatan Gambar 1 menggunakan metode *digital image processing* untuk menangkap fenomena perubahan yang terjadi pada permukaan daun secara macro. Daun Cabai yang sakit digunakan, kemudian bagian latar belakang daun diberi perlakuan awal agar latar belakang menjadi putih seragam, agar pengamatan terfokus pada bagian daun yang sakit[14]. Dalam tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2.Flowchart Tahapan Proses

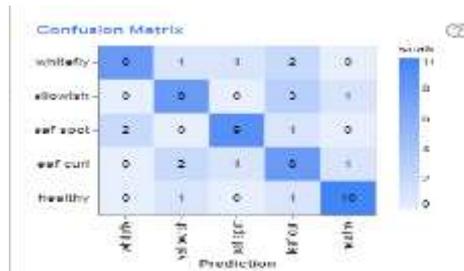
Gray Level Co-Occurrence Matrix

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur/ekstraksi ciri. Tingkat Abu-abu Matriks Co-Occurrence memiliki dua parameter penting yaitu jarak dan arah. Secara statistic, suatu objek dapat dilihat dari tekstur objek tersebut, yaitu tekstur objek dihitung dari dasar distribusi statistic antara dua pixel dengan intensitas tertentu pada jarak d dan orientasi sudut θ dalam suatu gambar[15-16]. Ekstraksi fitur GLCM dilakukan dalam 4 arah sudut, masing-masing dengan interval $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, dan 135^\circ$ seperti pada Gambar 1 dibawah ini :



Gambar 3. Sudut Orientasi Arah Vector GLCM

Posisi spasial pada block piksel selalu berhubungan dengan jarak dan sudut. Pada arah relative matriks citra akan dijumlahkan dengan piksel tetangga.[8]Selanjutnya proses simetrisasi ini akan menjumlahkan matriks hasil dari Co-Occurrence dengan dirinya sendiri agar bisa mendapatkan hasil normalisasi matriks dan akan di jadikan inputan pengukuran probabilistic yang penggunaan metodenya GLCM.[17].Gambar 4 Merupakan hasil pengamatan.



Gambar 4. Confusion Matriks

GLCM Merupakan Alat Analisis penting dalam pengolahan citra,digunakan untuk menggambarkan distribusi spasial pasangan piksel dengan tingkat keabuan yang berbeda.Dibentuk dengan menghitung peluang munculnya pasangan nilai intensitas abu-abu pada jarak dan sudut tertentu pada citra.

1. Contrast Merupakan salah satu parameter dalam ketergantungan linear untuk mengukur tingkat perbedaan intensitas terhadap lebel keabuan pixel tetangga dalam citra

$$\sum_{i,j} |i - j|^2 p(i,j) \quad (1)$$

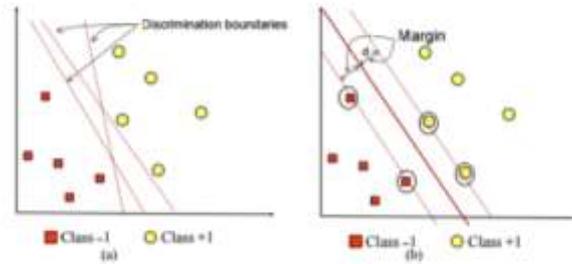
2. Corelation merupakan salah satu parameter untuk mengukur tingkat ketergantungan linear derajat keabuan dari tiap piksel tetangga dalam citra

$$\sum_i \sum_j P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (2)$$

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah model dan salah satu metode pembelajaran terawasi biasa digunakan untuk klasifikasi analisis data dan pengenalan pola. SVM diusulkan

oleh Vapnik 1992. Konsep SVM merupakan Upaya untuk mencari Solusi terhadap fungsi-fungsi yang terpisah optimal disebut hyperplane pemisah terbaik untuk dua Kumpulan data dan kelas yang berbeda. Suatu pola tersebut berfungsi sebagai perwakilan anggota dari dua kelas, yaitu kelas +1 dan kelas -1 hyperplane. Pemisah terbaik untuk memisahkan pola berdasarkan kategori dengan mengukur margin Hyperplane (Ritonga & Purwaningsih,2018)[18-19].



Gambar 5. Support Vector Machine

Gambar 5 Menunjukkan bahwa garis padat merupakan margin terbaik untuk digunakan sebagai hyperplane pemisah optimal yang terletak di antara dua kelas dan pola yang berada dalam lingkaran hitam tersebut dengan Support Vector[20].Terlihat dari gambar ini peran metode SVM adalah untuk mencari lokasi hyperplane pemisah terbaik yang akan digunakan selanjutnya sebagai proses pembelajaran.konsep dasar metode SVM untuk pengklasifikasi linier kemudian dikembangkan Kembali untuk mampu menangani masalah.

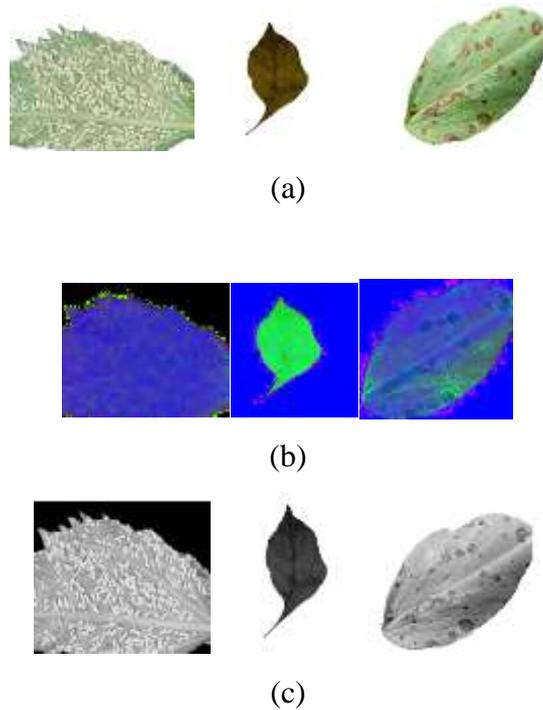
HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Acquisition

Proses akuisisi dilakukan dengan cara pengambilan sample secara langsung.Data merupakan data citra daun cabai yang terserang penyakit Bercak, Kerutan daun,Perubahan warna kuning pada daun dan Serangan Serangga kecil.Setelah data diperoleh selanjutnya data citra dilakukan penghapusan background gambar bertujuan untuk memudahkan proses ekstraksi ciri.Pada Tahapan terakhir dalam akuisisi data dilakukan resize ukuran gambar.

Pre-Processing Data

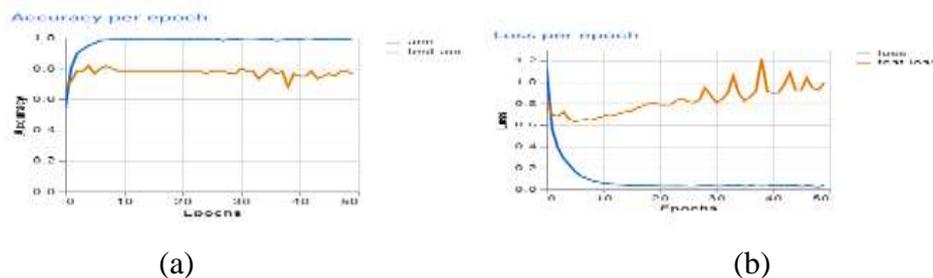
Pada penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 90 citra yang akan dibagi menjadi dua data pengolahan yaitu sebanyak 30 citra data latih dari empat jenis penyakit dan 15 citra data uji dari empat jenis penyakit,total sebaran datanya adalah 60 gambar data latih dan 30 gambar data uji.Kedua data pengolahan memiliki ukuran yang sama yaitu 95 x 95 piksel,dan dilanjutkan ke tahap preprocessing seperti terlihat pada gambar 6.



Gambar 6. Hasil Preprocessing (a) Citra asli, (b) Citra HSV, (c) Citra Grayscale

Accuracy Per Epoch dan Loss Per Epoch

Accuracy per epoch merupakan metrik untuk mengukur tingkat akurasi dari model pada setiap epoch selama proses pelatihan. Sebaran data pada Gambar 7 merupakan hasil training dari data latih untuk mengukur tingkat akurasi pada setiap model penyakit daun dengan tingkat akurasi 0.67 pada penyakit daun whitefly, tingkat akurasi 0.83 pada yellowist, tingkat akurasi 0.83 pada leaf spot dan tingkat akurasi 0.83 leaf kemudian untuk Loss Per Epoch merupakan metrik untuk mengukur seberapa baik atau buruk performa pada model dalam memprediksi label yang benar pada data latih. data latih yang dimasukan sebanyak 90 data akan memiliki 90 nilai loss yang mewakili performa model pada setiap akhir epoch



Gambar 7. Accuracy per epoch dan Loss per epoch

Proses Ekstraksi Fitur

Tahap selanjutnya adalah proses ekstraksi fitur dimana semua gambar merupakan data latih yang baik dan data uji yang telah ditetapkan skala abu-abunya, yang dimana perhitungan ekstraksi fitur akan dilakukan per gambar. Seperti yang telah dibahas pada bab sebelumnya, proses perhitungan GLCM. Menghitung matriks untuk setiap gambar dengan jarak

piksel tertentu dan empat arah sudut dan empat parameter yaitu kontras,korelasi,energy dan keseragaman.

Tabel 1. Hasil Ekstraksi Fitur GLCM menggunakan Data Latih

Orientasi Sudut				
Klasifikasi Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
1	734.5297357134032, 1236.2477463170253, 356.9739271157433, 1085.7184848484526, 247.84141858141714, 330.5105050505051,	0.8689554171496175, 0.9706917383774818, 0.869351127858351, 0.8448288312145993, 0.8550076340044299, 0.9150989397454665,	0.011859252905323471, 0.0166609849536908, 0.013304815270472378, 0.013945224757293775, 0.08040400525526933, 0.015345175337243685	0.09232752517445823, 0.16301035706252787, 0.1718208258662023, 0.144257509627715, 0.23302989587422088, 0.15999867677687574
2	241.05291666665022, 38.23463364045905, 38.23463364045905, 880.3786784561466, 216.82565513938945, 244.63774879341528,	0.8592939303611106, 0.9585059834037604, 0.8314437975712443, 0.9039913435769064, 0.9478661434964544, 0.992625144719308	0.0166609849536908, 0.018637562306910493, 0.012404378391053445, 0.016403420887445563, 0.016923843752198894, 0.012074363449741103	0.16301035706252787, 0.1634871733959289, 0.12886088357715134, 0.2000323161220233, 0.1404187618871873, 0.12193932554452155
3	687.6105050505108, 497.2100000001425, 193.46908196129368, 424.9746463677481, 327.02241002186014, 207.16278467906895,	0.8668626897235051, 0.9383835525468122, 0.9222241603113907, 0.7802709077676881, 0.8561350300218654, 0.9329353682254667	0.01898152978786457, 0.013658018243246337, 0.013658018244246737, 0.015152144775198488, 0.0135317086541927, 0.013380598133983863	0.14135971193777197, 0.14476819409251312, 0.14476819409251312, 0.16187701004359817, 0.14102226483266145, 0.15113414970494055
4	402.44525252525455, 213.8378684807556, 215.1988552510685, 212.5903287583833, 284.1171700224356, 621.8411952192577,	0.9240249358543438, 0.8262287603877049, 0.9491717397667782, 0.9551079430506405, 0.9345135497921019, 0.8435243900859763	0.015658259085417108, 0.016230575386948574, 0.015319902996975762, 0.01441305256555146, 0.018466332188278294, 0.02253917435532811	0.16855149318680365, 0.11864559761151693, 0.18198844344853862, 0.1555330776445404, 0.16584270350528382, 0.2106954776524812
5	925.1459701485284, 550.8848484848594, 289.0809421329878, 634.7855842518389, 345.9849484848594, 312.5907247583823	0.9126907225533325, 0.925297890137235, 0.8944218693357371, 0.7542259287938633, 0.7861962873041756, 0.9440522359126261	0.012590214677074387, 0.01567584165625607, 0.012928058664793109, 0.012928058664793109, 0.022657954548637338, 0.011893950742313171	0.11429502558604702, 0.15765098091735963, 0.11330870018468404, 0.11330870018468404, 0.15663339752529046, 0.12023991546927075

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur GLCM menggunakan Data Uji

Orientasi Sudut				
Klasifikasi Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
1	80.12809620676771 282.5413266622742 633.2007070707152	0.955518981806031 0.9562195846578548 0.9005879600947503	0.3635776253252962 0.015309325896167642 0.013304815270472378	0.45342689572133305 0.1823859895523934 0.1718208258662023
2	586.7104211618694 356.9739271157433 82.0612103174567	0.876175553336414 0.9341590472967993 0.8842879070120048	0.013945224757293775 0.08040400525526933 0.015345175337243685	0.144257509627715 0.23302989587422088 0.15999867677687574
3	183.24990010387617 392.60374999997094 446.8312213587962	0.9062341842540472 0.889000627260656 0.9093393898893781	0.0166609849536908 0.018637562306910493 0.012404378391053445	0.16301035706252787 0.1634871733959289 0.12886088357715134
4	651.4748834696097 1033.7359595960288 463.44331894824745	0.8819750806432393 0.913336158398315 0.8803254881881022	0.016403420887445563 0.016923843752198894 0.012074363449741103	0.2000323161220233 0.1404187618871873 0.12193932554452155
5	957.442124746484 116.58627497905314 391.28526309507595	0.9131424335654221 0.890628318474409 0.921968896038092	0.01898152978786457 0.013658018243246337 0.013658018243246337	0.14135971193777197 0.14476819409251312 0.14476819409251312

Proses Klasifikasi Citra

Setelah mendapatkan hasil perhitungan Mean dari proses perhitungan ekstraksi fitur GLCM kemudian parameternya menggunakan Support Vector Machine dukungan untuk tahap klasifikasi, diperlukan proses linier yang memerlukan data yang diproses linear atau non linier. Hal ini juga relevan membutuhkan penggunaan fungsi kernel. Data acuan yang digunakan adalah data perhitungan mean pada table 1 menunjukkan bahwa data yang diolah merupakan data nonlinier. Hal ini terkait dengan Langkah selanjutnya yaitu proses klasifikasi dengan bantuan fungsi kernel. Penggunaan konsep trik kernel membuat proses pembelajaran metode ini menjadi lebih mudah. Kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah kernel Gaussian dan kernel polynomial. Penelitian ini menggunakan dua kernel, dengan tujuan untuk membandingkan fungsi kerne mana yang lebih akurat. Pada Tabel 2, data latih ditandai dengan menggunakan jarak piksel $d = 1$, sedangkan pada data uji asli menghitung jarak piksel dari 1 hingga 5. Setelah gunakan data uji dengan jarak piksel $d = 1$ hingga di kedua fungsi kernel data uji dapat diklasifikasikan. pengujian terhadap data uji dilakukan dnegan tahapan yang sama seperti, Melatih data dan menghasilkan pengenalan penyakit berdasarkan tipe kelas, Ada empat kelas ada jenis serangga kecil, bercak daun, perubahan warna pada daun, dan kerutan pada daun yang digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit daun cabai.

Tabel 3. Hasil Pelabelan Pada Data Latih

Klasifikasi Citra	Orientasi Sudut				
	Contrast	Correlation	Energy	Homogenity	Class
1	0,329	0.8390	0.21775	0.8309	0
2	0,0956	0.5543	0.1897	0.8923	0
3	0.132	0.4655	0.2453	0.8020	0
4	0.17342	0.7554	0.4675	0.9293	0
5	0.11223	0.6786	0.3344	0.9664	0
6	0.9284	0.654	0.3459	0.9574	0
7	0.3432	0.5433	0.4686	0.9768	0
8	0.4933	0.4677	0.9568	0.9776	0
9	0.8445	0.5787	0.4213	0.9341	0
10	0.9284	0.9878	0.9087	0.9064	0
11	0.0294	0.9854	0.6543	0.9766	0
12	0.3029	0.3455	0.5896	0.9676	0
13	0.3992	0.2456	0.7964	0.9860	0
14	0.5949	0.5675	0.5654	0.9436	0
15	0.9482	0.6543	0.5678	0.3235	0
16	0.1923	0.1233	0.9877	0.3765	0
17	0.7493	0.4123	0.8589	0.3976	0
18	0.0954	0.4325	0.5654	0.2676	0
19	0.8599	0.1987	0.7854	0.1233	0
20	0.9490	0.2678	0.2334	0.2486	0
21	0.0955	0.5432	0.1543	0.2987	0
22	0.9933	0.4578	0.1957	0.2894	0
23	0.3443	0.9087	0.6876	0.1199	0
24	0.9594	0.6589	0.9894	0.3765	0
25	0.9544	0.5431	0.5049	0.3302	0
26	0.9554	0.2321	0.0904	0.3965	0
27	0.8904	0.2459	0.5533	0.7299	0
28	0.9584	0.6431	0.7774	0.3052	0
29	0.2994	0.3676	0.3322	0.9892	0
30	0.4589	0.9871	0.4678	0.2983	0

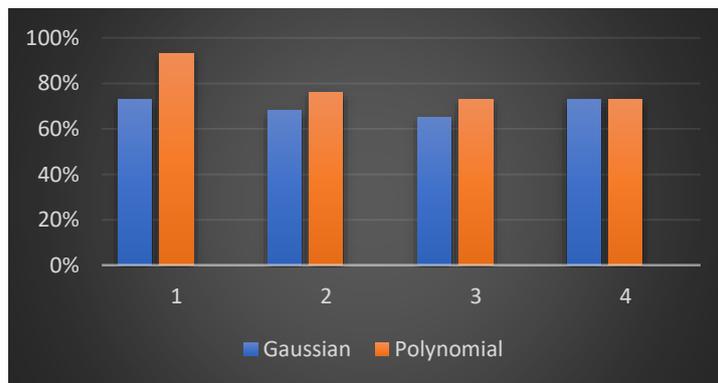
Setelah melakukan tahap klasifikasi data uji, maka akan menghasilkan identifikasi penyakit. Hasil identifikasi yang dilakukan dalam jarak piksel $d = 1$ sampai dengan 5 di kedua fungsi kernelnya harus dicari akurasi tertinggi. Perhitungan persentase pengujian ini menggunakan rumus akurasi untuk menghasilkan keakuratan dari masing-masing citra pada jenis objek.

$$\text{Akurasi } (\varphi) = \frac{\text{jumlah citra yang dikenali}}{\text{jumlah total citra keseluruhan}} \times 100\%$$

Tabel 4. Perbandingan Akurasi Pada data uji dengan fungsi kernel

Jarak Piksel	Gaussian			Polynomial			
	Benar	Salah	Persen	Jarak Piksel	Benar	Salah	Persen
1	22	8	73%	1	27	6	93%
2	23	10	68%	2	23	7	76%
3	23	10	65%	3	21	9	73%
4	22	8	73%	4	21	9	73%

Hasil analisis keberhasilan dapat dilihat melalui grafik yang ditunjukkan pada gambar 5 yaitu perbandingan akurasi klasifikasi data uji dua fungsi kernel SVM (Gaussian dan Polynomial). Kernel polynomial rata-rata menghasilkan akurasi data yang lebih tinggi dibandingkan dengan kernel gaussian. Setiap piksel dan kernel polynomial berhasil akurat dan tertinggi pada piksel 1.



Gambar 9. Perbandingan Akurasi data uji dan fungsi kernel

SIMPULAN

Parameter GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode ekstraksi fitur matriks kejadian bersama tingkat abu-abu (GLCM) dapat diterapkan menggunakan rata-rata 4 arah sudut, jarak piksel $d = 1$ sampai 5 parameter kontras, korelasi, energi dan keseragaman. Klasifikasi menggunakan SVM dapat diterapkan dan diuji dalam 2 fungsi kernel, Gaussian dan Polynomial gunanya fungsinya untuk mengubah ruang fitur ke ruang dimensi yang lebih tinggi menggunakan fungsi gaussian, Parameter penting yang harus disesuaikan yaitu gamma yang mengontrol bentuk fungsi gaussian. Svm dengan kernel gaussian bekerja dengan baik dalam berbagai jenis masalah klasifikasi, terutama ketika

hubungan antara fitur dan label bersifat kompleks atau non-linear. Begitupun dengan fungsi polynomial fungsi ini dapat memiliki derajat berbeda-beda yang memungkinkan peningkatan model *Support Vector Machine* (SVM) untuk data non-linear. Parameter utama yang perlu disesuaikan adalah derajat polynomial yang menentukan kompleksitas, model SVM dengan kernel. Polynomial berguna ketika data terstruktur secara non-linear tetapi pola kelasnya lebih jelas dalam ruang berdimensi lebih tinggi. Kemudian perbandingan nilai varians pada jarak piksel dan fungsi kernel menghasilkan akurasi tertinggi jarak pada piksel $d = 1$ menggunakan kernel polynomial dengan hasil akurasi yang cukup tinggi skor gabungan untuk kedua kategori mencapai 83%. Dalam kernel Gaussian, varians mengacu pada parameter gamma (γ). Gamma mengontrol bentuk fungsi gaussian dan sejauh mana satu titik data mempengaruhi titik lain dalam ruang fitur.

DAFTAR REFERENSI

- F.F Tampinongkol, Y Herdiyeni, E.N. Herliyana, Feature Extraction Of Jabon (*Anthocephalus* sp) leaf disease using discrete wavelet transform, *Jurnal TEKOMONIKA*, Vol.18, no.2, pp 740-750, April 2020
- Felliks Feiters Tampinongkol, Cevi Herdian, Hasan Basri, Lunardi Halim. (2023). Identifikasi Penyakit Daun Tomat Menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi* Vol.8 No : 1. [6-10]
- Gonzalez, R.C., Wood, R.E., 2004, *Digital Image Processing Second Edition*, Prentice Hall, New Jersey.
- Gunjan Mukherjee, Arpitam Chatterjee, and Bipan Tudu, "Study on the potential of combined GLCM features towards medicinal plant classification," in 2016 2nd International Conference on Control, Instrumentation, Energy & Communication (CIEC), Kolkata, India, 2016.
- Jundullah, A. (2016). Analisis dan Implementasi Deteksi Citra Spam Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Naïve Bayes Skripsi : Universitas Telkom
- Krishna Chaitanya Tatikonda, Chandra Mohan Bhuma, and Srinivas Kumar Samayamantula, "The Analysis of Digital Mammograms Using HOG and GLCM Features," in 2018 9th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT), Bangalore, India, 2018.
- Nisa'ul Hafidoh. (2022). Identifikasi Penyakit Daun Tanaman Cabai Merah Dengan Ekstraksi Fitur Dan Klasifikasi Support Vector Machine. *Journal Hasil Penelitian dan Pengabdian*. Vol.5.1. [11-13]
- Rakesh Asery, Ramesh Kumar Sunkaria, Lakhan Dev Sharma, and Aman Kumar, "Fog detection using GLCM based features and SVM," in 2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP), Pune, India, 2016.

- Ritonga,A, S dan Purwaningsi, E. S. (2018). Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kualitas Pengelasan SMAW (Shield Metal Arc Welding). Jurnal Ilmiah Edutic Vol.5, No.1, november-2018[1-5]
- Rizal Fikri, Fitri Arnia, and Rusdha Muharar, "Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Jawi Menggunakan Metode New Relative Context dan SVM," Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI), vol. 5, no. 3, pp. 233-238, 2016
- Rizaty, M. A. (2022, Juli 19). Produksi Cabai Rawit di Indonesia Turun 8,09% pada 2021 (Webpage). Retrieved from DataIndonesia.id : <https://dataindonesia.id/sektor-riil/detail/produksi-cabai-rawit-di-indonesia-turun-809-pada-2021> [14-20]
- Wibowo, A. P. W. (2017). Penerapan Teknik Computer Vision Pada Bidang Fitopatologi Untuk Diteksi Penyakit dan Hama Tanaman Cabai. Jurnal Pengembangan IT Vol 2, No 2, 102-108.
- Wijaya E.H., Hidayat N., Suprpto. (2018). Diagnosis penyakit cabai dengan menggunakan metode Forward Chaining – Demphster Shafer. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer. Vol 2(12): 7202-7208.
- Z. A. A. Feri Agustina, “Identifikasi Citra Daging Ayam Kampung dan Broiler Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi-NN,” J. Infokam, vol. XVI, no. 1, pp. 25–36, 2020
- Z. Abidin, Y. Fredyatama, P. Teknik Informasi, S. K. Tinggi Teknik Pati Jl Raya Pati-Trangkil, and P. Jawa Tengah, “Klasifikasi Daun Empon-Empo Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Algoritma K-Nn,” J. Sains, Teknol. dan Ind., vol. 18, no. 02, pp. 261–267, 2021.