Identifikasi Penyakit Jagung Dengan Menerapkan Metode *Gray* Level *Co-Occurrence Matrix* (GLCM) Dan *Support Vector Machine* (SVM) Melalui Citra Daun

Identification Of Corn Diseases By Applying Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) And Support Vector Machine (SVM) Methods Through Leaf Image

1st Ayu Sapitri
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
[1]ayusapitri@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Jangkung Raharjo
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id

3rd Syamsul Rizal
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
syamsulrizal@telkomuniversity.ac.id

Abstrak—Di Indonesia jagung merupakan salah satu tanaman yang dimanfaatkan dalam banyak hal diantaranya untuk makanan yang dikonsumsi, diolah menjadi pakan hewan ternak, minyak, tepung jagung, gula dan turunannya. Sehingga industri yang bergerak di bidang pengolahan makanan nantinya akan terus berkembang dan permintaan jagung juga mengalami peningkatkatan. Namun terdapat kendala dalam peningkatan produksi jagung yaitu adanya gangguan biologis yang menyebabkan peningkatan jumlah jagung yang terkena penyakit tersebut. Salah satu cara melihat jagung yang sakit adalah dengan melihat daunnya. Dengan begitu dibutuhkan sistem yang apat mendetekesi penyakit pada jagung melalui daun,agar dapa dilakukan penanganan dini.Pada Tugas akhir ini merancang sistem klasifikasi untuk 4 kondisi pada daun jagung diantaranya adalah daun yang sehat, daun hawar, daun berkarat, dan bercak daun. Sistem pada tugas akhir ini menggunakan metode ektasi cir GLCM dan metode klasifikasi SVM . Pada sistem ini memanfaatkan citra daun jagung sebanyak 3.853 data citra Dari jumlah data tersebut dibagi lagi menjadi dua yaitu untuk data latih digunakan sebanyak 2.696 data dan 1.157 untuk data uji. Dari sistem klasifikasi menggunakan metode SVM dihasilkan nilai akurasi yang paling tinggi sebesar 93,08 % serta waktu komputasi berada pada 16,51 s dengan menggunakan memanfaatkan kernel berjenis polinomial orde 4 dan jenis kelas SVM OAO..

Kata Kunci — jagung, Gray Level Cooccurance Matrix (GLCM) , Support Vector Machine (SVM), RGB (Red, Green , Blue).

***Abstract*—Indonesia, corn can be used as an option to replace rice, which is processed into rice as a staple food. In Indonesia, corn is also used as food for livestock feed, so industries engaged in food processing are growing and the need for corn is increasing as well. However, there are obstacles to increasing maize production. That is, the presence of biological disorders that increase the number of corn affected by the disease. In this final project, the authors design a classification system for four conditions on corn leaves, including healthy leaves, blighted leaves,**

common rust leaves, and gray leaf spots. The feature extraction process using the Gray-Level Co-occurrence matrix (GLCM) method was passed through later to the classification method using the Support Vector Machine (SVM) method to obtain the highest accuracy value. This system uses 3,853 corn leaf image data, which can be used for training data of 2,696 and is further divided by each type. Meanwhile, the test data consisted of 1,157 items, which were also subdivided into each type. In this test, using the 4th degree polynomial kernel type of the SVM-OAO class, the SVM classification accuracy is 93.08 % and the computation time is 16.51 seconds.

Keywords— Corn, Gray Level Occurrence Matrix (GLCM, customer experience, RGB (Red, Green, Blue).

I. PENDAHULUAN

Jagung ialah termasuk menjadi salah satu jenis tumbuhan yang dapat dijadikan makanan pokok di Indonesia. Di Indonesia jagung merupakan tanaman pangan yang memiliki banyak manfaat. Jagung dapat dikatakan menjadi salah satu komoditas yang besar dan strategis. Hal tersebut dapat dilihat dari peningkatan kebutuhan jagung yang dimulai dari 10 sampai 15 persen pertahunnya [1]. Akan tetapi produksi jagung juga harus diperhatikan kualitas dari jagungnya agar dapat diperjual belikan dengan harga yang sesuai dengan kualitasnya. Dengan dibutuhkannya perhatian khusus untuk kulaitas jagung, terdapat salah satu kendala yang mampu mempengaruhi upaya peningkatan produksi jagung yaitu terdapat gangguan biotis pada tanaman jagung. Penyakit pada tumbuhan jagung dapat dilihat melalui daunya. Pada dasarnya peyakit pada tumbuhan jagung hanya diketahui oleh para petani yang biasa mengelola tanaman jagung. Namun akan menjadi masalah jika peta ni tidak mudah mendeteksi penyakit yang menyerang tanaman jagung, sehingga tidak mungkin untuk mengidentifikasi tanaman jagung yang sakit dan mengambil langkah untuk mengendalikannya. Untuk mengidentifikasi daun yang terinfeksi penyakit dibedakan dengan perubahan morfologi yang terjadi pada daun. Perubahan morfologi daun yang disebabkan oleh penyakit, dilakukan proses karakterisasi pada subjek yang sakit untuk mendapatkan informasi rinci tentang penyakit daun agar dapat diklasifikasikan [2]. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Bambang Hidayat dan teman-teman yaitu memanfaatkan metode K Nearest Neighbor (KNN) sebagai metode klasifikasi dan Gray-Level Co-occurence Matrix (GLCM) sebagai metode ekstrasi cirinya dalam merancang sistem untuk mengklasifikasikan jenis tanaman jagung dengan menggunakan 4 jenis kelas yang terdiri dari daun yang sehat , daun yang mengalami penyakit hawar daun, dau yang memngalami penyakit bercak daun, dan daun yang mengalami penyakit karat daun pada tanaman jagung. Pada penelitian yang dilakukannya mendapatkan nilai akurasi sebesar 89,375% dengan menerapkan Euclidean Distance[2]. Pada kasus selanjutnya dimana mengimplementasikan fungsi modifikasi AlexNet berbasis arsitektur CNN pada platform Android untuk memprediksi penyakit tomat berdasarkan citra daun. Sebuah kumpulan data dengan 18.345 data pelatihan dan 4.585 data pengujian digunakan untuk membuat model prediksi. Informasi dipisahkan menjadi sepuluh label untuk penyakit daun tomat, masing-masing dengan 64 × 64 piksel RGB. Model terbaik menggunakan tingkat realisasi 0,0005, jumlah epoch 75, ukuran batch 128, dan fungsi kerugian lintas-entropi tanpa kompromi, memiliki akurasi model yang tinggi dengan rata-rata 98%, tingkat keketatan 0.98, nilai recall 0.99, dan F1-count 0.98 dengan loss 0.1331, jadi bahwa hasil klasifikasi baik dan sangat presisi.[3].

II. KAJIAN TEORI

A. Jagung

Jagung termasuk salah satu golongan tumbuhan yang berasal dari negara Meksiko, kemudian menyebar ke seluruh dunia sebagai tanaman pangan utama. Pada masa terakhir dan masa awal tepat pada abad ke-16 saat itu segerombolan warga Eropa datang ke Amerika Utara dan Selatan, mereka membawa pulang jagung dan menyebarkannya ke seluruh dunia selama sisa penaklukan mereka. Jagung saat ini termasuk menjadi salah satu tanaman yang paling banyak ditumbuhkan, dan dibudidayakan dari garis khatulistiwa sampai sekitar 50 ° utara dan selatan, dan ketinggian yang ada pada permukaan laut hingga 3000 m berada pada permukaan laut [4].

B. Jenis Daun Jagung

Pada penelitian kali ini akan dilakukan identifikasi tanaman jagung berdasarkan jenis daunnya baik yang sehat maupun berpenyakit. Jenis

daun jagung yang akan di identifikasi terdiri dari empat jenis diantaranya adalah:

1. Daun sehat (Healthy)

Daun jagung yang sehat merupakan kondisi dimana permukaan daun yang bersih tanpa adanya bercak atau perubahan warna

GAMBAR 2. 1
DAUN SEHAT

2. Daun hawar (Blight)

Penyakit hawar daun merupakan penyakit yang sering dialami oleh tanaman jagung di berbagai negara, beberapa negara yang telah merasakan penyakit pada jagung jenis hawar adalah Amerika, Asia, Afrika, dan Eropa. Penyakit hawar ini dapat menimbulkan kerugian mencapai 50%. Penyakit jagung jenis hawar di awali dengan adanya infeksi daun dengan di mulainya tanda berupa bercak kecil, yang memiliki bentuk oval setelahnya bercak akan semakin melebar sampai membentuk ellips dan berubah menjadi nekrotik [12].

GAMBAR 2. 2
DAUN HAWAR

3. Daun Karat (Cummon Rust)

Penyakit daun yang karat merupakan penyakit daun yang dipengaruhi oleh jenis jamur bernama jamur Puccinia sorghi. Gejala penyakit karat diawali dengan ada nya bercak-bercak merah serta mengeluarkan butiran serbuk layaknya tepung yang memiliki pigmentasi warna coklat serta di padukan dengan warna yang sedikit kuning. Jenis penyaki daun ini mengakibatkan tumbuhan ini tidak mampu untuk melaksanakan fotosintesis secara baik dan sempurna, dengan begitu mengakibatkan di butuhkan waktu yang lebih lama, dan dapat menjadikan tumbuhan tersebut berkahir mati. Jenis jamur bernama P.sorbhi memiliki jumlah yang sangat banyak dan berada di daerah beriklim tropis dan sedang. Kerusakan akibat penyakit ini mencapai 70% [12].

GAMBAR 2. 3
DAUN KARAT

4. Daun Bercak Keabuan (Gray Leaf Spot)

Gray Leaf Spot (GLS) adalah penyakit jamur daun yang disebab oleh jenis jamur bernama Pyricularia grisea Gejala awal bercak daun abu-abu terlihat sebagai lesi bulat kecil dengan lingkaran kuning di sekitar daun. Lesi pertama ini dapat berubah menjadi coklat atau coklat sebelum sporulasi jamur dimulai. Penyakit awal pada tahap ini mungkin sulit di identifikasi sebagai bercak daun abu-abu karena menyerupai bercak mata dan karat pada umumnya [12].

GAMBAR 2. 4
DAUN BERCAK KEABUAN

C. Prose Pengolahan Citra

Secara umum, pemrosesan gambar digital mengacu pada pemrosesan gambar dua dimensi oleh komputer. Dalam konteks yang lebih lebar, pengolahan citra digital mengarah kepada pengolahan

data dua dimensi. Citra digital adalah array nilai nyata atau kompleks yang diwakili oleh urutan bit tertentu. Sebuah citra digital dapat didefinisikan secara matematis dalam 2 variabel x dan y, yang dapat ditulis sebagai f(x, y), di mana (x, y) merupakan koordinat spasial yang ada di bidang 2D permukaan dan f(x, y) adalah intensitas cahaya pada koordinat tersebut. Citra digital merupakan representasi kontinyu dari citra aslinya. Untuk mengubah citra secara terus menerus, diperlukan suatu cara untuk mengubahnya menjadi data digital. Komputer menggunakan sistem bilangan biner digunakan untuk menyelasaikan masalah ini. Melalui cara dengan menggunakan sistem penomoran biner tersebut, gambar dapat diproses di komputer dengan dilakukan ekstraksi informasi gambar analog asli dan mengirimkannya ke komputer [14].

D. Citra Grayscale

Grayscale adalah citra yang nilai setiap pikselnya adalah satu sampel. Citra yang ditampilkan oleh jenis citra ini terdiri dari warna abu-abu yang bervariasi dengan intensitas hitam yang paling rendah serta berwarna putih dalam intensitas dengan nilai yang tinggi. Gambar skala abu-abu berbeda dari gambar ”hitam putih”, di mana gambar hitam putih dalam konteks komputer hanya terdiri dari dua warna, ”hitam” dan ”putih”. Gambar skala abu-abu bervariasi dalam warna antara hitam dan putih, tetapi penyimpangan warna di antara mereka sangat besar. Gambar skala abu-abu sering dihitung intensitas cahaya pada setiap piksel dalam spektrum elektromagnetik tunggal [15].

E. Metode Gray Level Coocurrence Matrix

Metode matriks Grayscale Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan proses untuk ekstrak pada fitur statistik tingkat dua. Pendekatan ini telah digunakan dalam sejumlah aplikasi. GLCM merupakan kumpulan bilangan baris dan juga kolom atau disebut matriks dimana jumlah baris dan kolom sama dengan memiliki level keabuan, G yang ada dalam citra [16]. Pada tahun 1973, Haralick et al. Pada tahun 1973, Grayscale Co-occurrence Matrix (GLCM) diusulkan untuk dilakukan ekstrak fitur menggunakan 28 jenis fitur sebagai mewakili pola spasial. GLCM menggunakan perhitungan tekstur pada entitas kuadrat. Tekstur diukur pada fitur orde yang pertama hanya memakai hitungan statistik berdasarkan nilai piksel pada gambar, dengan menggunakan varian, dan mengabaikan jalinan antara ketetanggaan dengan piksel. Untuk fitur kuadrat, memiliki ketetanggaan antara dua piksel citra [16]. Grayscale co-occurrence matrix (GLCM) adalah teknik analisis tekstur gambar. GLCM berkaitan diantara 2 piksel yang berdekatan atau tentangga bersama intensitas, jarak dan sudut dalam skala abu-abu. Ada sudut yang dapat digunakan dalam GLCM, diantaranya sudut 0°, 5°, 90°, 135° [16].

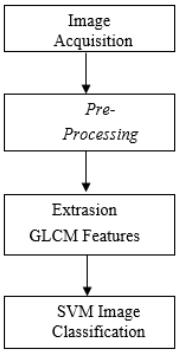
F. SVM (Support Vector Machine)

Support Vector Machine (SVM) pada mulanya di kenalkan dengan Vapnik tepatnya berada di tahun 1992 dalam rangkaian harmonisasi di bidang pengenalan pola. Jika dijadikan menjadi metode pengenalan pola, SVM masih relatif baru lahir. Namun, menilai kemampuannya dalam berbagai aplikasi menempatkannya di garis depan teknologi pengenalan pola. SVM merupakan metode machine learning yang mampu beroperasi berdasarkan structural risk reduction (SRM) dan bertujuan dalam menemui hyperplane yang paling baik dan memisahkan 2 kelas dalam ruang input[16].

III. METODE

A. Desain Sistem

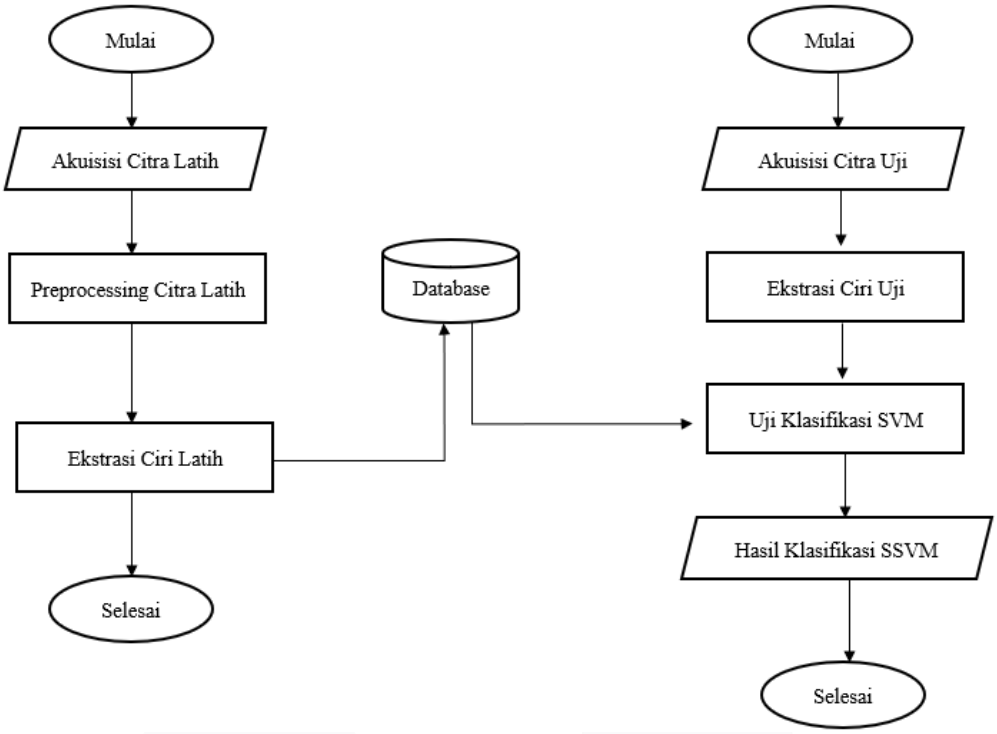
Suatu Sistem yang akan dirancang adalah mengklasifikasikan penyakit pada jagung berdasarkan keadaan daunnya dengan, menggunakan metode GLCM dengan klasifikasi SVM.



GAMBAR 3. 1
DIAGRAM BLOK DESAIN SISTEM

B. Sistem Perncangan

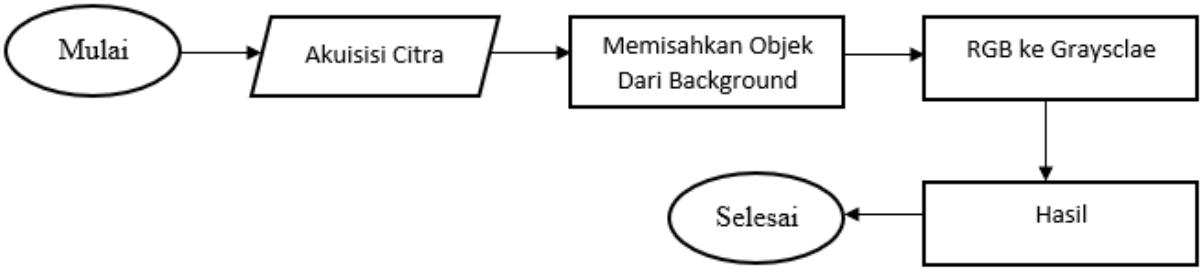
Penelitian ini membuat suatu sistem yang dirancang untuk mengklasifikasi jenis penyakit daun jagung dengan bantuan software yang Bernama Matlab serta memanfaatkan metode GLCM untuk ekstraksi cirinya sementara itu memanfaatkan metode SVM sebagai klasfikasinya. Proses pengidentifikasian terbagi menjadi dua tahapan, diantaranya adalah proses data latih dan proses data uji



GAMBAR 3. 2
DIAGRAM ALIR PERANCANGAN SISTEM

C. Preprocessing

Setelah pengambilan citra latih, dilakukan preprocessing untuk menyamakan citra yang akan masuk ke sistem utama. Preprocessing dilakukan agar meningkatkan kualitas citra sehingga memudahkan untuk tahap selanjutnya seperti ekstraksi ciri dan pengklasifikasian jenis. Pada tahap ini dilakukannya proses Color conversion (dari RGB ke greyscale) dan juga proses segmentasi citra.

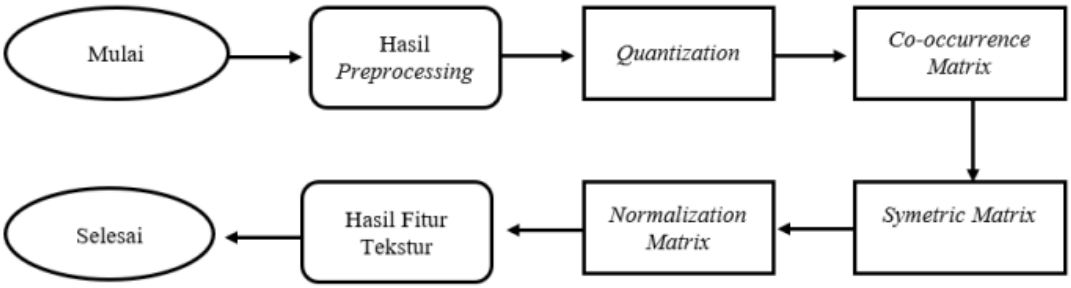


GAMBAR 3. 3
BLOK DIAGRAM PREPROCSSING

D. Ekstrasi Ciri

Pada tahap ekstraksi ciri merupakan proses pemilihan ciri untuk pengenalan pola menggunakan metode GLCM. Setelah melakukan langkah preprocessing,

langkah selanjutnya adalah melakukan ekstraksi ciri dari citra daun jagung menggunak an metode GLCM. Ekstraksi fitur berfungsi untuk mendapatkan fitur agar pola dapat dikenali diantara objek yang satu dengan objek berikutnya. Gambar 3.4 merupakan prosedur ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM



GAMBAR 3. 4
BLOK DIAGRAM EKSTRASI CIRI

E. Kriteria Pengujian

Pada pengujian ini dilakukan variasi parameter untuk dikaji pengaruhnya terhadap hasil simulasi yang di dapatkan. Variasi parameter dilakukan pada ekstraksi GLCM dan klasifikasi K-NN dan SVM. Parameter yang divariasikan adalah sebagai berikut:

1. Parameter level kuantisasi
2. Parameter jarak
3. Parameter sudut
4. Parameter kernel SVM
5. Parameter jenis SVM

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada berisikian hasil nilai akurasi dari setiap pengujian dan parameter yang berbeda sehingga akan ditemukan perbedaan nilai samapi menemukan nilai akurasi yang terbaik Adapun beberapa dari pengujian yang dilakukan antara lain :

A. Pengujian Parameter Level kuantisasi

Pengujian dengan memanfaatkan parameter level kuantisasi merupakan proses yang menampilkan hasil data pengujian terhadap level kuantisasi sehingga dapat diketahui dampak level kuantisasi kepada nilai akurasi dan waktu komputasi. Parameter level kuantisasi terdiri dari beberapa niali dainataranya 8, 16,32,dan 64. Pada pengujian ini menggunakan parameter dari GLCM memakai jarak = 1, arah sudut = 0º dan juga pengujian ini menggunakan parameter SVM dengan kelas SVM OAO dan jenis kernel RBF

TABEL 4. 1
LEVEL KUANTISASI

Kuantitas	Akurasi	Waktu
8	76,92 %	104 s
16	76,57 %	26.81 s
32	77,70%	26.070 s
64	78,22%	25.70 s

Pada tabel 4.1 dapat menjelaskan jika pengujian level kuantisasi menggunakan 4 nilai kuantiasi dimana setiap nilai memiliki perbedaan nilai akurasi dan waktu komputasi nya. Jika dilihat pada tabel bahwa dapat dikatakan nilai level kuantiasi 64 memiliki nilai akurasi dan waktu yang paling baik dengan nilai akurasi 78,22% dan waktu komputasi 25,70 s jika dibandingkan dengan nilai lainnya .

B. Pengujian Menggunakan Parameter Jarak

Setelah dilakukan pengujian menggunakan pengujian level kuantitas dan mendapatkan nilai yang terbaik dari percobaan berbagai nilai kuantisasi maka dilakukanya pengujian berdasarkan parameter jarak, dan hasil dari pengujian terhadap jarak tersebut dapat memberikan informasi tentang pengaruh jarak terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. pada pengujian parameter jarak menggunakan 5 jarak yang di uji satu persatu untuk melihat hasil terbaiknya dan jarak yang digunakan mulai dari 1,2,3,4,sampai jarak ke 5. Pada pengujian ini menggunakan parameter arah sudut = 0º, dengan nilai level kuantisasi = 64, serta

memanfaatkan ciri parameter SVM dengan jenis kelas SVM OAO dan juga menggunakan jenis kernel rbf gaussian. Jika dilihat dari 4.2 dapat menjelaskan bahwa dari pengujian jarak yang memiliki nilai akurasi paling baik yaitu 80,55 % terletak pada jarak 4 dengan waktu komputasi paling baik yaitu 24,79 s. Sehingga jarak 4 akan dijadikan parameter untuk pengujian selanjutnya.

TABEL 4. 2
PARAMETER JARAK

Jarak	AKURASI	WAKTU
1	78,22%	25.70 s
2	79,77	25.18
3	80,03	24,42
4	80,55	24,79
5	80,46	24.40

C. Pengujian Parameter Arah

Setelah mengetahui hasil data pengujian terhadap parameter jarak selanjutnya melakukan pengujian arah betujuan agar dapat melihat pengaruh arah kepada nilai akurasi dan waktu komputasi. Parameter arah sudut yang digunakan adalah 4 nilai sudut diantarnya adalah 0º,45º,90º, dan 135º. Pengujian dilakukan menggunakan level kuantisasi = 64, dengan jarak = 4, dan menggunakan parameter SVM dengan jenis kelas SVM OAO serta menggunakan jenis kernel gaussian.

TABEL 4. 3
PARAMETER ARAH

Sudut	Akurasi	Waktu Komputasi
0	80.55%	24.79s
45	79.25%	25.19s
90	78.82%	58.35s
135	79.34%	25.53s
0; 45; 90; 135	89.88%	41.69s

Jika dilihat dari tabel4.3 dapat menjelaskan bahwa dari pengujian arah yang memiliki nilai akurasi paling baik yaitu 89,88% terletak pada jarak 4 dengan waktu komputasi paling baik yaitu 41,69 s. Sehingga jarak 4 dan sudut 0º,45º,90º, dan 135º akan dijadikan parameter untuk pengujian selanjutnya.

D. Pengujian Parameter Jenis Kernel SVM

Pengujian selanjutnya adalah menggunakan parameter jenis kernel pada Klasifikasi SVM. SVM dimodifikasi dengan menambahkan fungsi kernel. Kernel berfungsi sebagai pemetaan data-data ke dimensi yang lebih tinggi[16]. Berikut adalah data pengujian terhadap parameter kelas SVM yang digunakan untuk mengetahui pengaruh kelas SVM terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. Parameter yang digunakan pada parameter kelas SVM adalah OAO dan OAA. Pengujian dilakukan dengan menggukan jarak yang sudah dipakai sebelunmnya yaitu jarak = 4, dengan pengabungan arah sudut = 0º, 45º, 90º, dan 135º serta level kuantisasi = 64, dan menggunakan RBF gaussian. Pada parameter SVM mengguji 4 jenis kernel yang terdiri dari RBF gaussian, Polinomial orde 2, Polinomial orde 3, Polinomial orde 4, Polinomial orde 4 dan Linear

TABEL 4. 4
PARAMETER JENIS KERNEL SVM

Kernel	Akurasi	Waktu Komputasi
RBF Gaussian	89.88%	41.69s
Polinomial Orde 2	87.54%	15.90s
Polinomial Orde 3	92.13%	16.12s
Polinomial Orde 4	93.08%	16.51s
Polinomial Orde 5	30.07%	14.57
Linear	78.30%	11.70s

Jika dilihat dari tabel4.4 dapat menjelaskan bahwa dari pengujian jenis kernel SVM nilai akurasi yang paling tinggi yaitu terdapat pada jenis kernel Polinomial orde 4 dengan nilai sebesar 93,08% dengan waktu komputasi 16,51 s dengan kelas SVM OAO. Dan Polinomial tersebut akan digunakan untuk pengujian di paramter sealnjutnya

E. Pengujian Parameter Kelas SVM

Pengujian selanjutnya adalah memakai parameter pada kelas SVM dan Parameter yang digunakan pada jenis kernel adalah polinomial orde 4 . Pengujian dilakukan menggunakan jarak = 4, dengan arah sudut = 0º, 45º, 90º, dan 135º serta level kuantisasi = 64, dan menggunakan polinomial orde 4 Pada parameter SVM menggunakan kelas SVM OAO dan SVM OAA ,akan tetapi dari dua jenis SVM tersebut terdapat nilai yang berbeda di keduanya.

TABEL 4. 5
PARAMETER KELAS SVM

SVM	Akurasi	Waktu Komputasi
One Against One	93.08%	16.51s
One Against All	78.30%	19.73s (919.11s)

Berdasarkan pada tabel 4.5 jenis SVM terdapat 2 jenis nilai akurasi yang berbeda dari kedua jenis SVM tersebut dan jika dilihat bahwa jenis SVM One Against One (OAO) memiliki nilai lebih tinggi jika dibandingkan dengan jenis One Against All (OAA). Dengan nilai akurasi sebesar 93,08% dan waktu komputasi 16,51s.

V. KESIMPULAN

Sistem yang dirancang pada penelitian ini menggunakan metode GLCM dan klasifikasi SVM dan telah melalui tahap pengujian dan analisis. Jika dilihat dari nilai akurasi metode yang digunakan cukup efisien jika di aplikasikan untuk sistem klasifikasi penyakit pada daun jagung. Adapun beberapa kesimpulan yang didapat melaluui hasil pengujian sistem diantarnaya adalah: 1. Penelitian ini telah melewati proses ektrasi ciri menggunakan metode GLCM serta diklasifikasikan dengan metode SVM untuk mendapatkan nilai akurasi yang terbaik. Citra yang digunakan pada penelitian ini berupa gambar daun jagung yang terdiri dari 4 kelas penyakit daun diantarnya adalah daun sehat, daun hawar, karat daun, serta bercak daun. 2. Perancangan sistem mampu mengklasifikasi jenis penyakit daun jagung dengan baik ,setelah melewati proses pengujian dan pelatihan citra dengan menggunakan metode GLCM dan Kalsifikasi SVM. Sehingga dihasilkan parameter terbaik dengan level kuantiasi 64, menggunakan jarak 4, menggunakan jenis kernel polinomial orde 4 dengan parameter SVM dengan kelas SVM OAO dan SVM OAA dengan nilai akurasi terbaik sebesar 93,08% dengan waktu komputasi 16,51 s. 3. Jika dibandingkan berdasarkan kelas klasifiki SVM maka akan ada nilai yang berbeda dari kedua jenis kelas SVM. Dan kelas yang menghasilkan nilai terbaik terdapat pada kelas SVM One Against One (OAO) sebesar 93,08% dengan waktu komputasi 16,51 s. sementara itu untuk kelas SVM One Aagaints All (OAA) hanya mendapatkan nilai akurasi sebesar 78,30 % dengan waktu komputasi 19,73s.

REFERENSI

[1] N. Nelly, Hama Utama Pada Tanaman Jagung dan Eksplorasi Beberapa Teknik Pengendalian. Nas Media Pustaka, 2022.

[2] I. P. Sari, B. Hidayat, and R. D. Atmaja, “Perancangan dan simulasi deteksi penyakit tanaman jagung berbasis pengolahan citra digital menggunakan metode color moments dan glcm,” Prosiding SENIATI, pp. 215–B, 2016.

[3] M. L. Morris, Impacts of international maize breeding research in developing countries, 1966-98. Cimmyt, 2002.

[4] L. A. Christensen, “Soil, nutrient, and water management systems used in us corn production,” Tech. Rep., 2002.

[5] A. Oktem, “Response of sweet corn (zea mays saccharata sturt) to nitrogen and intra row spaces in semi-arid region,” Pakistan Journal of Biological Sciences, vol. 8, no. 1, pp. 160–163, 2005.

[6] S. Purwanto, “Perkembangan produksi dan kebijakan dalam peningkatan produksi jagung,” Direktorat Budi Daya Serelia, Direktorat Jenderal Tanaman Pangan, 2007.

[7] E. H. Rachmawanto and H. P. Hadi, “Optimasi ekstraksi fitur pada knn dalam klasifikasi penyakit daun jagung,” Dinamik, vol. 26, no. 2, pp. 58–67, 2021.

[8] N. A. Subekti, R. E. Syafruddin, and S. Sunarti, “Morfologi tanaman dan fase pertumbuhan jagung,” Di dalam: Jagung, Teknik Produksi dan Pengembangan. Jakarta (ID): Pusat Penelitian dan Pengembangan Tanaman Pangan, 2007.

[9] M. Smith, C. Miles, and J. Van Beem, “Genetic improvement of maize for nitrogen use efficiency,” Maize research for stress environment, pp. 39–43, 1995.

[10] R. L. Paliwal, G. Granados, H. R. Lafitte, A. D. Violic et al., Tropical maize: improvement and production. Food and Agriculture Organization (FAO), 2000.

[11] G. Prasetyo, S. Ratih, I. Ivayani, and H. M. Akin, “Efektivitas pseudomonas fluorescens dan paenibacillus polymyxa terhadap keparahan penyakit

karat dan hawar daun serta pertumbuhan tanaman jagung manis (zea mays var. saccharata)," Jurnal Agrotek Tropika, vol. 5, no. 2, 2017.

[12] S. Y. Irianto, "Analisa citra digital dan content based image retrieval," Lampung: CV. Anugerah Utama Raharja (AURA), 2016.

[13] V. Tyagi, Understanding digital image processing. CRC Press, 2018.

[14] P. N. Andono and T. Sutojo, "Muljono," Pengolahan Citra Digital, pp. 1–2, 2017.

[15] P. Mohanaiah, P. Sathyanarayana, and L. GuruKumar, "Image texture feature extraction using glcm approach," International journal of scientific and research publications, vol. 3, no. 5, pp. 1–5, 2013.

[16] N. S. Anto, A. B. Witarto, and D. Handoko, "Support vector machine-teori dan aplikasinya dalam bioinformatika," dari http://ilmukomputer. com, 2003.