

SISTEM KLASIFIKASI HAMA JAMUR PADA CITRA DAUN KENTANG BERBASIS KECERDASAN BUATAN

Nopri Santoso¹, Genrawan Hoendarto², Susana³
Informatika Fakultas Teknologi Universitas Widya Dharma Pontianak
e-mail: ¹20421348_nopri_s@widyadharm.ac.id, ²genrawan@widyadharm.ac.id,
³susana@widyadharm.ac.id

Abstract

Potatoes are one of the important food crops that are susceptible to fungal pest attacks. Classification of fungal pests on potato leaves is very susceptible to human error if done manually. This research aims to efficiently classify fungal pests on potato leaves. Research begins with data collection, data preprocessing, and model design. The model was then trained for 20 epochs using training data against validation data. Despite fluctuations, the model shows significant improvement during training, and ultimately achieves good accuracy. The results of the research evaluation show that the classification of fungal pests is greatly influenced by variations in images and the amount of data. The noise level in the image also has a significant impact. Accuracy results through model testing on test data show an accuracy level of 96.67 percent. The confusion matrix for each data also shows fairly even results, indicating that the system can classify fungal pests on potato leaves quite well. Thus, this system can help farmers to take more efficient preventive measures. Suggestions for future research are to expand the dataset to increase the diversity of potato leaf images and improve system reliability.

Keywords: Artificial intelligence, Potato Leaf Fungal Pests, Image Processing, Classification

Abstrak

Kentang merupakan salah satu tanaman pangan penting yang rentan terhadap serangan hama jamur. Pengklasifikasian hama jamur pada daun kentang sangat rentan terhadap kesalahan manusia jika dilakukan secara manual. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan hama jamur pada daun kentang secara efisien. Penelitian dimulai dengan pengumpulan dataset, preprocessing data, dan perancangan model. Model kemudian dilatih selama 20 epoch menggunakan data latih terhadap data validasi. Meskipun terjadi fluktuasi, model ini menunjukkan perkembangan yang signifikan selama pelatihan, dan pada akhirnya mencapai akurasi yang baik. Hasil evaluasi penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi hama jamur sangat dipengaruhi oleh variasi gambar dan jumlah data. Tingkat noise pada gambar juga berdampak signifikan. Hasil akurasi melalui pengujian model terhadap data uji menunjukkan tingkat akurasi sebesar 96,67 persen. Confusion matrix pada masing-masing data juga menunjukkan hasil yang cukup merata, menunjukkan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan hama jamur pada daun kentang dengan cukup baik. Dengan demikian, sistem ini dapat membantu petani untuk mengambil tindakan pencegahan yang lebih efisien. Saran untuk penelitian mendatang adalah memperluas dataset untuk meningkatkan keberagaman gambar daun kentang dan meningkatkan keandalan sistem.

Kata Kunci: Kecerdasan buatan, Hama Jamur Daun Kentang, Pemrosesan Gambar, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Penelitian ini berorientasi pada perancangan dan pengembangan sistem pemrosesan gambar berbasis kecerdasan buatan yang dapat mengklasifikasikan hama jamur pada citra daun kentang dengan tingkat akurasi yang baik. Produk kentang memiliki peran yang signifikan dalam industri pertanian di Indonesia namun rentan terhadap serangan hama jamur. Proses klasifikasi hama jamur secara manual rentan terhadap kesalahan manusia dan membutuhkan waktu yang cukup lama. Oleh karena itu, pengembangan sistem klasifikasi hama jamur pada citra daun kentang dengan berbasis kecerdasan buatan yakni melalui teknologi jaringan syaraf tiruan diharapkan dapat memenuhi kebutuhan pengguna dalam mengidentifikasi hama jamur pada tanaman kentang dengan lebih efisien dan tepat, serta mengurangi risiko kesalahan manusia dalam pengklasifikasian.

Penelitian ini juga menggambarkan pentingnya pendekatan inovatif dalam pengelolaan pertanian, khususnya dalam konteks pengendalian hama jamur pada tanaman kentang. Seiring dengan kemajuan teknologi, terdapat peluang besar untuk mengembangkan sistem otomatis yang mampu memberikan solusi yang lebih efisien dan akurat dalam mengatasi masalah ini. Penggunaan kecerdasan buatan, seperti jaringan saraf tiruan dan deep learning, memberikan potensi untuk menciptakan sistem yang adaptif dan dapat belajar, sehingga mampu mengidentifikasi hama jamur dengan lebih baik dari waktu ke waktu. Dengan adanya pengembangan teknologi ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan kesejahteraan petani dan keberlanjutan sektor pertanian di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode deskriptif untuk mengembangkan sistem pemrosesan gambar berbasis kecerdasan buatan, terutama dengan menggunakan jaringan saraf tiruan, untuk mengklasifikasikan hama jamur pada tanaman kentang. Metode deskriptif digunakan untuk memerinci karakteristik hama jamur yang umumnya ditemukan pada daun kentang. Data citra daun kentang diambil dari *platform online* seperti Kaggle.

Analisis deskriptif kualitatif digunakan untuk mengamati dan menggambarkan secara visual hama jamur dengan mendalam. Selain itu, pendekatan kecerdasan buatan, khususnya dengan algoritma deep learning, diterapkan untuk mengembangkan model yang efisien dan akurat dalam mengidentifikasi hama jamur pada citra daun kentang. Kombinasi metode ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan sistem yang dapat mengenali hama jamur pada tanaman kentang secara baik dan akurat.

Teknik analisis sistem menggunakan analisis berorientasi objek dan permodelan sistem berbasis *Unified Modelling Language* (UML) untuk memberikan gambaran alur kerja sistem yang dirancang. Langkah awal dalam penelitian ini adalah melakukan studi literatur untuk memastikan landasan teoretis yang kuat dengan mengidentifikasi metode yang telah teruji dan pendekatan terbaru dalam pengenalan gambar hama jamur pada citra daun kentang. Selanjutnya, *dataset* relevan dikumpulkan dari sumber seperti Kaggle.

Dalam perancangan model klasifikasi hama jamur pada daun kentang, beberapa langkah penting harus diikuti dengan cermat. Langkah-langkah tersebut mencakup pengumpulan *dataset*, pra-pemrosesan data, perancangan model klasifikasi, pelatihan dan validasi model, pengujian dan evaluasi model, serta implementasi model. Pertama, pengumpulan *dataset* melibatkan pengumpulan data citra daun kentang dari tiga kelas yang berbeda, yaitu *early blight*, *late blight*, dan *healthy*, untuk digunakan dalam pelatihan, validasi, dan pengujian model. Kedua, pra-pemrosesan data melibatkan persiapan data sesuai dengan format yang dibutuhkan, seperti menetapkan dimensi gambar, normalisasi gambar, dan augmentasi data. Selanjutnya, perancangan model klasifikasi dilakukan dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang relevan untuk klasifikasi data gambar. Setelah itu, model dilatih dan divalidasi menggunakan *dataset* yang sesuai untuk memvalidasi performa model dalam menggeneralisasi pola pada data baru. Pengujian dan evaluasi model dilakukan menggunakan *dataset* uji yang terpisah, dan hasilnya dievaluasi menggunakan metrik yang relevan seperti akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score. Terakhir, setelah berhasil diuji dan dievaluasi, model klasifikasi diimplementasikan ke dalam aplikasi dengan mengintegrasikan model ke dalam aplikasi yang sudah ada untuk digunakan oleh pengguna akhir dalam mengklasifikasikan gambar daun kentang.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Dataset

Dataset merupakan suatu kumpulan dari data-data yang disusun secara terorganisir yang sering untuk proses analisis. Dataset dapat berupa jenis data seperti angka, teks, gambar, audio, dan video^[1,2].

2.2.2 Pemrosesan Gambar

Pemrosesan gambar adalah proses mengubah gambar menjadi format digital dan dapat melakukan berbagai fungsi di dalamnya, dengan maksud untuk meningkatkan kualitas gambar atau mengekstrak informasi yang berharga. Ini mencakup transformasi foto dan gambar untuk mencapai hasil yang diinginkan^[3,4].

2.2.3 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan langkah penting dalam *data mining* yang bertujuan untuk mengelompokkan data ke dalam kelas-kelas berdasarkan atribut-atribut tertentu. Klasifikasi juga dapat didefinisikan sebagai proses penciptaan model atau fungsi yang dapat menjelaskan atau memisahkan konsep atau kelas data, dengan maksud untuk memprediksi kelas suatu objek yang tidak memiliki label^[5,6].

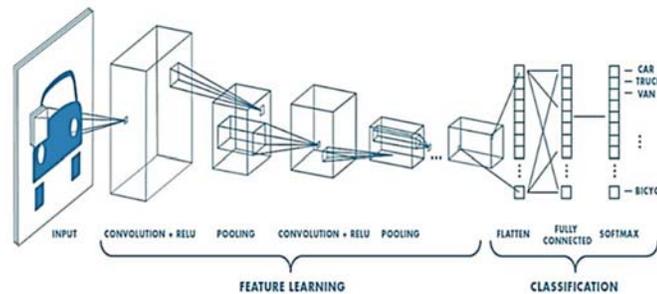
2.2.4 Early Blight dan Late Blight

Early blight merupakan keadaan patologis pada tanaman yang disebabkan oleh infeksi jamur *Alternaria tomatophila* untuk tanaman tomat dan *Alternaria solani* untuk tanaman kentang. Manifestasinya mencakup perubahan warna pada daun, dimulai dari bintik hitam kecil yang umumnya berwarna coklat, hingga perubahan yang lebih serius seperti daun yang berubah menjadi coklat dan tanaman yang rontok. Asal utama dari kondisi ini adalah dampak asam *altenarat*, suatu racun yang dihasilkan oleh jamur tersebut^[7,8]. Sedangkan *late blight* adalah suatu penyakit yang disebabkan oleh jamur patogen dari *genus Phytophthora*. Penyakit ini menyerang tanaman seperti kentang dan tomat, dan juga dapat menyebabkan penyakit pada tanaman lain seperti kakao dan lada. Secara khusus, *Phytophthora infestans* adalah jamur utama yang menjadi penyebab *late blight*, yang memiliki *miselium aseptat* yang bercabang dan dapat ditemukan di umbi tanaman yang terinfeksi.^[9,10]

2.2.5 Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah salah satu jenis jaringan saraf yang umumnya digunakan untuk menganalisis data gambar. CNN berperan dalam mengidentifikasi dan memahami objek dalam sebuah gambar. Lebih lanjut, CNN merupakan sebuah algoritma dalam ranah pembelajaran mendalam yang mampu menerima gambar sebagai input, memfasilitasi proses pembelajaran mesin untuk mengenali berbagai aspek atau objek dalam gambar, serta membedakan satu gambar dari yang lainnya. Struktur dari CNN terdiri dari beberapa komponen penting yakni input, proses ekstraksi fitur, proses klasifikasi, dan *output* yang tiap komponennya saling terhubung. Pada proses

ekstraksi fitur, terdapat beberapa lapisan seperti lapisan konvolusi dan lapisan pooling dan pada masing-masing lapisan konvolusi diberikan fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU). Pada proses klasifikasi, terdapat lapisan dense sebagai lapisan *fully connected* yang diberikan fungsi aktivasi *softmax* untuk jenis klasifikasi multi kelas. Berikut pada Gambar 1 merupakan gambaran dari komponen-komponen dalam CNN^[11,12].



Gambar 1. Arsitektur CNN^[11]

2.2.6 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah metode evaluasi kinerja sistem klasifikasi yang menghasilkan tabel berbentuk matriks. Ini merupakan sebuah metrik evaluasi yang digunakan dalam algoritma pembelajaran mesin untuk mengevaluasi ketepatan model dengan menunjukkan kombinasi antara kelas aktual dan kelas prediksi^[13,14]. Berikut adalah beberapa metrik yang terdapat dalam *Confusion Matrix*.

2.2.6.1 Accuracy

Akurasi merupakan hasil dari jumlah total prediksi benar dibagi dengan jumlah total kumpulan data. Berikut pada persamaan (1) adalah bentuk persamaan dari metrik akurasi.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

2.2.6.2 Precision

Presisi merupakan tingkat ketepatan antara data dengan hasil prediksi yang dibuat oleh model dengan persamaan jumlah prediksi benar positif dibagi dengan jumlah total positif benar. Berikut pada persamaan (2) adalah bentuk persamaan dari metrik presisi.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

2.2.6.3 Recall

Recall adalah tingkat model dalam memprediksi data yang memberi indikasi seberapa baik model tersebut dalam menemukan semua *instance* dari kelas yang diinginkan dalam *dataset*. Bentuk persamaan dari *recall* adalah jumlah prediksi benar positif dibagi dengan jumlah keseluruhan sampel yang sebenarnya positif dalam dataset. Recall dapat dinyatakan dalam persamaan (3) berikut.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

2.2.6.4 Error Rate

Error rate atau tingkat kesalahan merupakan rasio dari tingkat kesalahan model dalam memprediksi data. Berikut pada persamaan (4) adalah bentuk persamaan dari *error rate*.

$$Error Rate = 1 - Accuracy \quad (4)$$

2.2.7 Unified Modeling Language (UML)

UML adalah standar bahasa untuk merancang dan mendokumentasikan perangkat lunak. Melalui notasi grafisnya, UML memungkinkan penggambaran struktur dan perilaku komponen-komponen sistem. Dengan demikian, UML berfungsi sebagai sarana visual untuk berkomunikasi, merancang, dan mendokumentasikan arsitektur sistem perangkat lunak^[15,16].

2.2.7.1 Use Case Diagram

Use case diagram adalah suatu bentuk pemodelan yang menggambarkan perilaku sistem informasi yang akan dikembangkan. Use case menjelaskan interaksi antara aktor-aktor yang terlibat dengan sistem informasi tersebut. Secara umum, use case digunakan untuk mengidentifikasi fungsi-fungsi yang ada dalam sistem informasi serta aktor-aktor yang memiliki hak untuk menggunakan fungsi-fungsi tersebut. Dengan kata lain, diagram usecase membantu dalam memahami bagaimana aktor-aktor berinteraksi dengan sistem informasi dan fungsi-fungsi apa yang dapat mereka akses.

2.2.7.2 Activity Diagram

Activity diagram adalah representasi grafis dari alur kerja atau serangkaian aktivitas dalam sebuah sistem, proses bisnis, atau menu dalam perangkat lunak. Penting untuk dicatat bahwa diagram aktivitas menunjukkan aktivitas yang dilakukan oleh sistem itu sendiri, bukan aktivitas yang dilakukan oleh aktor. Dengan kata lain,

diagram aktivitas menggambarkan alur kerja sistem atau proses bisnis, serta aktivitas yang dapat dilakukan oleh sistem tersebut.

2.2.7.3 Sequence Diagram

Sequence diagram adalah representasi grafis dari interaksi antara objek-objek dalam sebuah skenario *use case*. Diagram ini menggambarkan urutan waktu hidup objek dan pesan-pesan yang dikirimkan dan diterima di antara objek-objek tersebut. Dengan menggunakan *sequence diagram*, kita dapat memvisualisasikan bagaimana objek-objek berkomunikasi satu sama lain dalam konteks spesifik dari sebuah *use case*, sehingga membantu dalam pemahaman terhadap alur kerja sistem dan interaksi antar objek dalam lingkungan yang dinamis.

2.2.8 Dataset

Dataset adalah kumpulan data yang terorganisir, disimpan dalam format digital, dan direkam untuk tujuan analisis, penelitian, serta pengembangan sistem. *Dataset* yang digunakan harus memiliki kualitas yang baik serta representatif karena dapat mempengaruhi tingkat akurasi serta keandalan sistem dalam mengidentifikasi pola. Sistem aplikasi klasifikasi serangan hama jamur pada tanaman kentang akan menggunakan *dataset* citra daun tanaman kentang yang terdiri dari 3 kelas, yakni kelas *late blight*, *early blight*, dan *healthy*.



Gambar 2. Contoh Gambar Late Blight pada Daun Kentang

Gambar 2 merupakan data gambar dari tanaman kentang yang terkena *late blight*. Jumlah data pada kelas ini terdiri dari 300 gambar untuk data pelatihan dan 100 gambar pada masing-masing data validasi dan pengujian. Rentang dimensi pada gambar yakni 256×256 pixels dan direpresentasikan dalam format JPG.



Gambar 3. Contoh Gambar Early Blight pada Daun Kentang

Gambar 3 merupakan data gambar dari tanaman kentang yang terkena *early blight*. Jumlah data pada kelas ini terdiri dari 300 gambar untuk data pelatihan dan 100 gambar pada masing-masing data validasi dan pengujian. Rentang dimensi pada gambar yakni 256×256 pixels dan direpresentasikan dalam format JPG.



Gambar 4. Contoh Gambar Daun Kentang Sehat

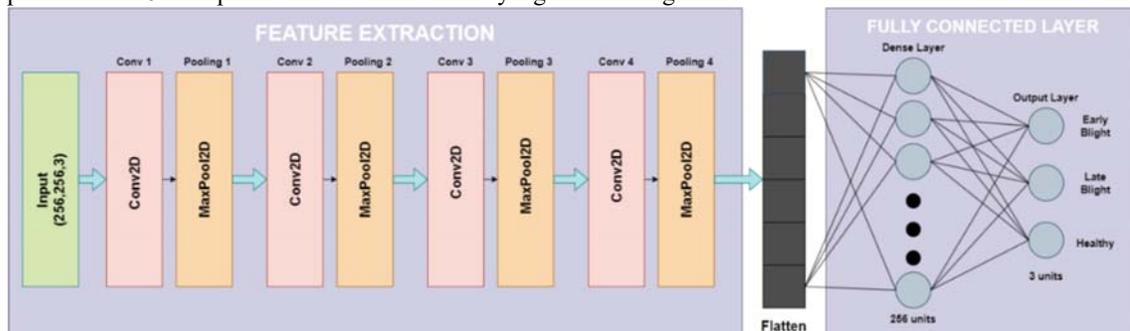
Gambar 4 merupakan data gambar dari tanaman kentang dalam kondisi sehat. Jumlah data pada kelas ini terdiri dari 300 gambar untuk data pelatihan dan 100 gambar pada masing-masing data validasi dan pengujian. Rentang dimensi pada gambar yakni 256×256 pixels dan direpresentasikan dalam format JPG.

Data yang seimbang dan ukuran yang konsisten pada setiap kelas memperbaiki pelatihan model dengan meratakan pemahaman terhadap karakteristik setiap kelas. Keseimbangan data menghindarkan preferensi pada kelas mayoritas, mendorong model untuk mengenali pola kelas secara merata. Ukuran yang seragam memastikan informasi yang konsisten dari setiap sampel, memungkinkan model mengenali pola tanpa distorsi. Ini menghasilkan model yang stabil dan akurat dalam memberikan prediksi pada data baru.

2.2.9 Pengembangan Model

Pengembangan model sistem klasifikasi hama jamur tanaman kentang dibangun dengan menggunakan Tensorflow-Keras. Proses pengembangan model terdiri dari beberapa tahapan penting. Tahapan pertama adalah mempersiapkan *dataset* citra daun kentang yang terdiri atas 3 bagian yakni data pelatihan, data validasi, dan *dataset* pengujian dengan ratio (60:20:20). Pada data pelatihan jumlah data pada masing-masing kelas terdiri atas 300 gambar, pada *dataset* validasi dan pengujian jumlah data pada masing-masing kelas adalah 100 gambar. Sebelum data diproses, ukuran citra *input* akan diatur dan ditetapkan menjadi (256,256,3), yakni resolusi 256×256 pixels dengan 3 saluran warna (RGB). Tahap kedua adalah tahapan pra pemrosesan gambar dengan augmentasi data yang menerapkan beberapa modifikasi pada data seperti *vertical flipping*, *horizontal flipping*, *rotation range*, dan *rescale* atau normalisasi gambar untuk memberikan variasi data pada *dataset*.

Setelah data telah disiapkan, maka tahapan selanjutnya adalah merancang model CNN dengan menggunakan model Sequential yang memungkinkan untuk dapat menambahkan berbagai jenis lapisan seperti lapisan konvolusi (Conv2D), lapisan *pooling* (MaxPooling2D), lapisan *fully connected* (Dense), dan lainnya. Lapisan ditambahkan secara berurutan pada model Sequential. Pada lapisan *output*, lapisan menggunakan fungsi aktivasi *softmax* dengan jumlah *units* sebanyak 3 *unit* yang mewakili jumlah kelas hasil klasifikasi. Model kemudian akan di latih dan dilakukan *hyperparameter tuning* hingga mencapai performa yang terbaik. Berikut pada Gambar 5 merupakan arsitektur dari model yang telah dibangun.



Gambar 5. Arsitektur Model Klasifikasi Hama Jamur pada Citra Daun Kentang

Setelah performa model telah dievaluasi dengan menggunakan metrik-metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan F1-Score sudah stabil dan maksimal, maka model kemudian akan di simpan dengan format h5 untuk kemudian digunakan pada aplikasi yang telah dirancang.

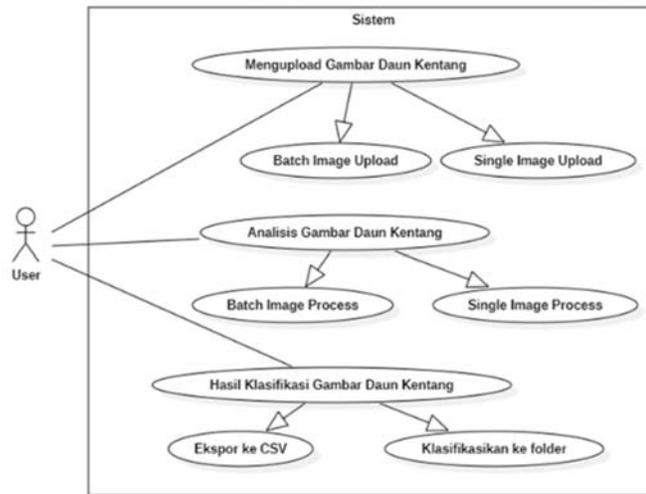
2.2.10 Lingkungan Pengembangan Sistem

Dalam perancangan sistem, sistem klasifikasi hama pada citra daun kentang berbasis *desktop* dirancang dengan menggunakan Pycharm Community Edition sebagai *code editor*, dan Python sebagai bahasa pemrograman yang digunakan. *Library* yang digunakan dalam perancangan antarmuka pengguna adalah menggunakan Tkinter. Anaconda dan Jupyter Notebook akan digunakan dalam perancangan model klasifikasi dengan menggunakan metode CNN.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

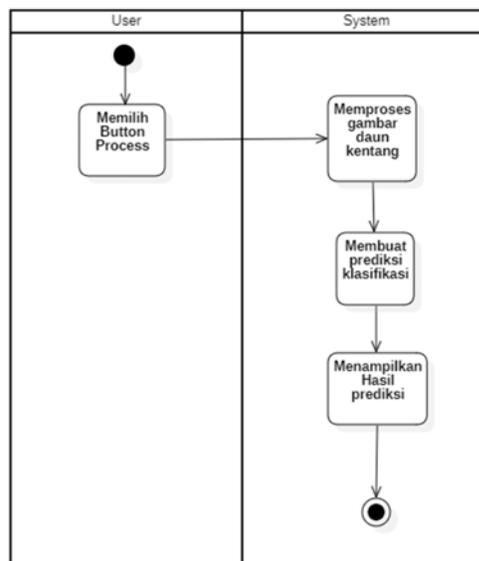
3.1 Perancangan UML Sistem Pemrosesan Gambar

Use Case Diagram *Use case diagram* pada Gambar 6 bagaimana pengguna berinteraksi dengan sistem. Interaksi tersebut mencakup pengguna mengunggah gambar daun kentang secara individu atau dalam jumlah besar (*batch*), serta menyimpan hasil laporan klasifikasi atau mengorganisasi hasil klasifikasi ke dalam *folder*. Sistem pengenalan gambar memiliki dua fungsi utama, yaitu menganalisis gambar daun kentang dan menghasilkan klasifikasi gambar tersebut.



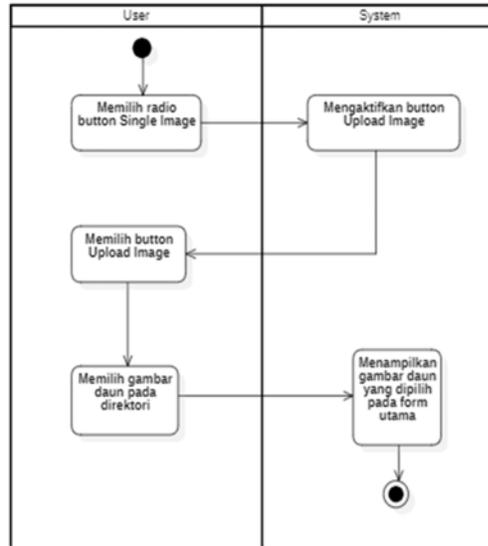
Gambar 6. Use Case Diagram Sistem Klasifikasi Hama Jamur pada Citra Daun Kentang

3.1.1 Activity Diagram



Gambar 7. Activity Diagram Single Image Upload

Activity diagram pada Gambar 7 menggambarkan tentang proses *upload* gambar tunggal. Proses ini melibatkan beberapa langkah, termasuk memilih opsi "*Single Image*" yang memungkinkan tombol "Upload Image" untuk diaktifkan, mengunggah gambar daun kentang dari direktori yang dipilih oleh pengguna, dan sistem akan merespons dengan menampilkan gambar yang dipilih pada formulir utama.

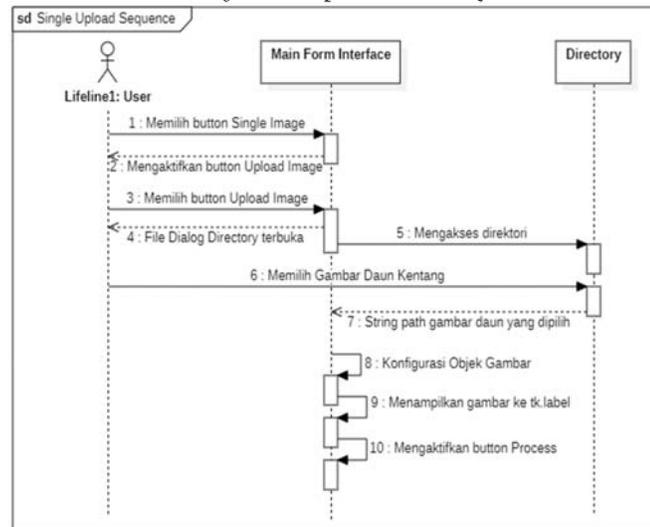


Gambar 8. Activity Diagram Single Image Process

Activity diagram pada Gambar 8 menggambarkan tentang proses pemrosesan gambar tunggal. Proses ini melibatkan beberapa langkah seperti menekan tombol "Process", di mana sistem akan memproses gambar daun kentang dengan melakukan pra-pemrosesan seperti penyesuaian ukuran dan dimensi gambar, serta transformasi objek gambar menjadi *array*. Selanjutnya, sistem akan melakukan prediksi klasifikasi dan menampilkan hasil prediksi pada formulir utama.

3.1.2 Sequence Diagram

Sequence diagram pada Gambar 9 menggambarkan interaksi pengguna dengan tombol "Upload Image" untuk mengunggah gambar secara individual. Pengguna memilih opsi "Single Image" untuk mengaktifkan tombol "Upload Image", kemudian memilih gambar dari direktori yang ditunjukkan oleh *dialog file*. Sistem mengambil jalur direktori gambar, menyesuaikan ukuran dan format gambar, lalu menampilkannya dalam antarmuka. Setelah itu, tombol "Process" diaktifkan untuk melanjutkan ke proses berikutnya.

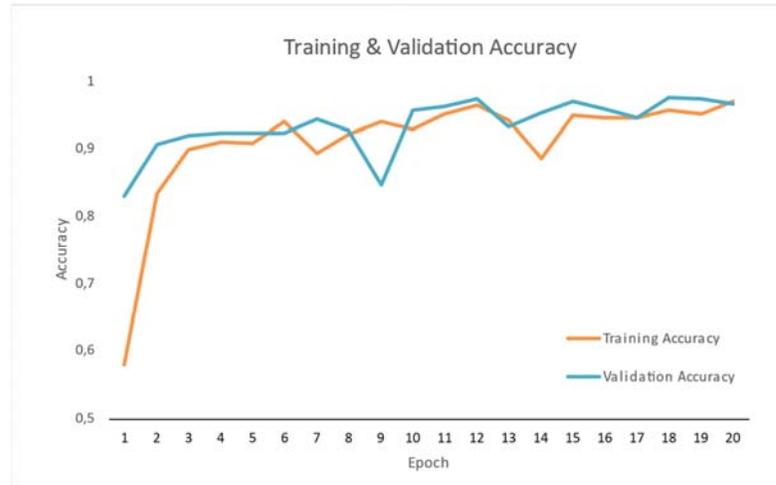


Gambar 9. Sequence Diagram Single Image Upload

Pada Gambar 9, interaksi pengguna dengan tombol "Process" untuk memproses gambar dipaparkan. Setelah tombol ditekan, sistem memuat model CNN dan memulai pra-pemrosesan gambar. Ini melibatkan penyesuaian ukuran, konversi ke *array*, penambahan dimensi, dan normalisasi. Prediksi dibuat dan ditampilkan kepada pengguna untuk interpretasi terkait gambar daun kentang yang dipilih.

3.1.3 Evaluasi Hasil Penelitian

Grafik akurasi pelatihan dan validasi pada Gambar 10 menampilkan performa model selama proses *pelatihan* dengan dua metrik utama, yakni akurasi pelatihan dan akurasi validasi. Akurasi pelatihan mengukur kemampuan model dalam mempelajari data pelatihan, sementara akurasi validasi mengevaluasi kemampuan model dalam generalisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Awalnya, kedua metrik menunjukkan tingkat akurasi yang berbeda, dengan akurasi validasi yang lebih tinggi dari akurasi pelatihan. Namun, seiring bertambahnya jumlah *epoch*, kedua metrik mengalami peningkatan. Pada akhirnya, kedua metrik, menunjukkan bahwa model telah mencapai tingkat kestabilan dan konvergensi yang baik. Grafik tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik.



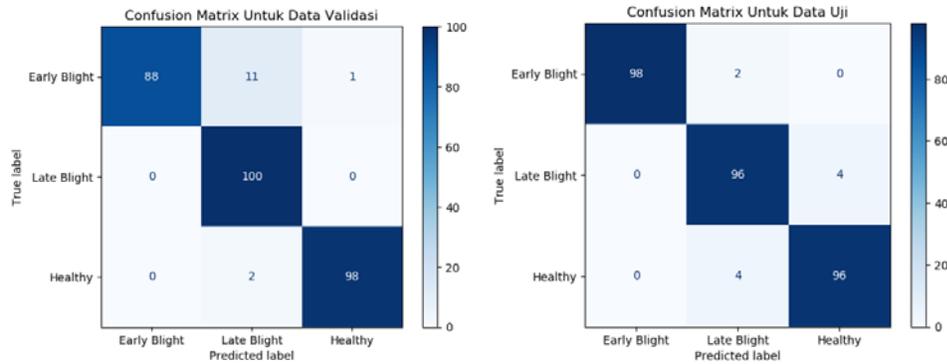
Gambar 10. Grafik Evaluasi Akurasi Pelatihan dan Validasi terhadap Epoch

Grafik *loss* pelatihan dan validasi pada Gambar 11 menyajikan evaluasi terhadap tingkat kesalahan dalam *pelatihan* model, yang direpresentasikan dalam bentuk nilai *loss*. *Loss* ini menunjukkan seberapa besar perbedaan antara prediksi model dan nilai sebenarnya dalam data pelatihan dan validasi. Pada awalnya, *loss* pada kedua metrik cenderung tinggi, menandakan model belum mampu menangkap pola data dengan baik. Namun, seiring berjalannya iterasi, model mulai memperbaiki kesalahannya, tercermin dari penurunan bertahap dan konsisten dalam nilai *loss* pada kedua metrik. Ketika *loss* pelatihan dan validasi mendekati minimum, perhatian terutama diberikan pada kedekatan kedua kurva tersebut. Jarak yang minimal menunjukkan kemampuan model dalam menggeneralisasi dari pelatihan ke validasi, mencerminkan keandalan dan kemampuan model dalam memprediksi data baru. Kesamaan antara kedua *loss* ini menunjukkan tingkat generalisasi yang baik, menandakan stabilitas dan konsistensi model dalam memberikan prediksi yang akurat. Semakin kecil perbedaan antara kedua *loss* tersebut menandakan kemampuan model dalam menangkap pola-pola yang lebih kompleks dalam *dataset*.



Gambar 11. Grafik Evaluasi Loss Pelatihan dan Validasi terhadap Epoch

Confusion matrix untuk tahap validasi pada Gambar 12 (a) menunjukkan tingkat akurasi yang baik dalam mengklasifikasikan data pada setiap kelas, dengan sebagian besar prediksi yang benar. Meskipun demikian, terdapat beberapa kesalahan prediksi, terutama pada kelas *late blight*, yang menunjukkan adanya kesulitan dalam mengidentifikasi beberapa gambar *late blight* dan *early blight*.



Gambar 12. Confusion Matrix terhadap (a) Data Validasi (b) Data Uji

Sedangkan pada tahap uji pada *confusion matrix* Gambar 12 (b) menunjukkan sedikit peningkatan dalam mengklasifikasikan gambar pada masing-masing kelas. Dapat terlihat bahwa model dapat membedakan gambar daun kentang pada kelas *late blight* dan *early blight* dengan lebih baik meskipun masih terdapat sedikit kesalahan pada kedua kelas. Berdasarkan kedua *confusion matrix*, mengindikasikan bahwa model memiliki kesulitan dalam mengidentifikasi gambar daun *late blight* dan *early blight*. Beberapa faktor seperti kurangnya jumlah data, *noise*, dan variasi data gambar daun yang terinfeksi penyakit pada tingkatan tertentu menyebabkan gambar sulit untuk dikenali. Evaluasi yang mendalam diperlukan untuk memastikan bahwa model dapat menghasilkan hasil yang sesuai dan dapat diandalkan pada kasus-kasus nyata

Tabel 1 mencatat hasil pelatihan model selama 20 *epoch*, menunjukkan peningkatan kinerja seiring waktu. Awalnya, terjadi penurunan signifikan dalam nilai *loss* pada data pelatihan, dari 0,9712 pada *epoch* pertama menjadi 0,0735 pada *epoch* ke-20, menunjukkan pemahaman yang semakin baik terhadap pola data. Akurasi model pada data pelatihan juga meningkat dari 57,89% menjadi 97,11% selama periode tersebut. Hasil validasi juga menunjukkan peningkatan kinerja model. Nilai *loss* pada data validasi menurun dari 0,3874 menjadi 0,1111, menunjukkan kemampuan model untuk menggeneralisasi dengan baik. Akurasi model terhadap data validasi meningkat dari 83% menjadi 96,67%, dengan puncaknya pada 97,67%. Fluktuasi teramati selama proses validasi, namun demikian, hasil pelatihan menunjukkan kemajuan yang signifikan dalam pengembangan model klasifikasi yang dapat diandalkan.

Pada pengujian dengan data uji pada Tabel 2 menunjukkan bahwa model klasifikasi jenis hama jamur pada daun kentang berhasil mencapai akurasi yang tinggi sebesar 96,67%, presisi sebesar 97,03%, *recall* sebesar 97,00%, dan *F1-Score* mencapai 97,01%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan hama jamur pada citra daun kentang yang belum pernah dilihat oleh model dengan baik.

Tabel 1. Hasil Training Model

Epoch	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy
1.	0,9712	57,89%	0,3874	83,00%
2.	0,4063	83,44%	0,2628	90,67%
3.	0,2735	89,89%	0,2219	92,00%
4.	0,2239	91,00%	0,1804	92,33%
5.	0,2318	90,89%	0,1563	92,33%
6.	0,1477	94,00%	0,1457	92,33%
7.	0,2793	89,44%	0,1468	94,33%
8.	0,2067	92,22%	0,1506	92,67%
9.	0,1577	94,00%	0,3196	84,67%
10.	0,1748	93,00%	0,1218	95,67%
11.	0,1305	95,22%	0,1012	96,33%
12.	0,0994	96,56%	0,0780	97,33%
13.	0,1472	94,22%	0,1685	93,33%
14.	0,2668	88,67%	0,1680	95,33%
15.	0,1437	95,00%	0,0987	97,00%
16.	0,1229	94,56%	0,1077	96,00%
17.	0,1325	94,56%	0,1315	94,67%
18.	0,1005	95,78%	0,0754	97,67%
19.	0,1020	95,11%	0,0996	97,33%
20.	0,0735	97,11%	0,1111	96,67%

Tabel 2. Hasil Training Model pada Data Uji

Loss	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
0,0763	96,67%	97,03%	97,00%	97,01%

4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah:

- Penerapan metode CNN pada perancangan aplikasi klasifikasi hama jamur pada daun tanaman kentang memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan jenis serangan hama jamur pada citra daun kentang.
- Berdasarkan hasil pengujian *Black Box* untuk menguji fungsionalitas aplikasi, antarmuka pengguna aplikasi dapat berfungsi dengan baik dan dapat digunakan dengan mudah oleh pengguna, serta dapat memberikan umpan balik berupa hasil klasifikasi dari masukan gambar yang diberikan.
- Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan dengan menggunakan data baru tanpa diubah ke skala hitam putih (*grayscale*), model mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan gambar daun yang terkena *late blight* ataupun *early blight*.
- Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan dengan gambar yang tidak relevan dengan objek penelitian yakni citra daun kentang, model tidak dapat membatasi gambar yang tidak relevan dengan gambar daun kentang, yang menyebabkan model mengklasifikasikannya sebagai kelas tertentu.
- Dataset* validasi sangat membantu dalam mencari performa model yang baik. Dengan memisahkan sebagian data untuk validasi, performa model dapat ditingkatkan dengan *melakukan hyperparameter tuning* yang tepat seperti pengaturan jumlah *layer*, *unit*, *filter*, dan *hyperparameter* lainnya.
- Jumlah data dan variasi data sangat mempengaruhi proses pelatihan model dalam klasifikasi. Semakin banyak data yang tersedia dan semakin bervariasi data yang digunakan dalam pelatihan, maka semakin baik model dapat belajar dan beradaptasi dengan berbagai situasi dalam mengklasifikasi serangan hama jamur.
- Akurasi yang dihasilkan model klasifikasi serangan hama jamur pada citra daun kentang dengan menggunakan data uji atau data yang belum pernah dilihat oleh model adalah sebesar 96,67%

5. SARAN

Terdapat beberapa sarana yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan sistem lebih lanjut, seperti:

- Ekspansi Dataset
Memperluas dataset dengan mencakup lebih banyak variasi citra daun kentang dapat dilakukan untuk meningkatkan kemampuan sistem untuk mengenali pola-pola yang lebih kompleks. Penambahan jumlah data juga dapat dilakukan untuk mengembangkan sistem yang dapat mengklasifikasikan hingga kategori tingkat persentase infeksi pada daun kentang.
- Penanganan Gambar yang tidak Relevan
Menambahkan mekanisme dalam menangani gambar yang tidak relevan dengan objek penelitian. Dengan demikian, gambar yang tidak relevan dapat diklasifikasikan sebagai "tidak dikenali" atau "tidak valid", sehingga mengurangi kemungkinan kesalahan klasifikasi dan meningkatkan akurasi keseluruhan sistem.
- Penerapan Grayscale pada Gambar
Metode grayscale diperlukan dalam tahapan pra-pemrosesan untuk menyederhanakan data pada gambar dan meningkatkan kontras pada gambar agar model dapat mengekstraksi fitur-fitur yang ada pada gambar dengan lebih mudah, serta memungkinkan model untuk dapat mengklasifikasikan model dengan lebih baik.
- Pengembangan Sistem Multi-Platform
Mengembangkan sistem klasifikasi yang dapat diimplementasikan dan diakses melalui berbagai platform, seperti perangkat mobile atau web. Hal ini akan memperluas jangkauan sistem dan memungkinkan petani atau pengguna lainnya untuk dengan mudah mengakses dan menggunakan alat ini.
- Mempertimbangkan Sumber Daya Perangkat
Mengoptimalkan sistem klasifikasi untuk mempertimbangkan keterbatasan sumber daya perangkat yang mungkin digunakan, seperti daya komputasi atau kapasitas penyimpanan. Hal ini penting agar sistem dapat berjalan secara efisien dan dapat diimplementasikan di lingkungan dengan berbagai tingkat infrastruktur teknologi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dalam penulisan jurnal penelitian ini, peneliti telah banyak mendapatkan bantuan berupa bimbingan, petunjuk, dan saran dari berbagai pihak, maka pada kesempatan ini peneliti mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak

yang telah membantu dan mendukung penelitian ini dari awal sampai selesainya penelitian ini. Akhir kata, peneliti sangat mengharapkan masukan dan saran yang dapat mengembangkan penelitian ini

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ramdani, Fatwa, and Ika Qutsiati Utami. 2022. Pengantar Data Science. Bumi Aksara 2.
- [2] Budiman, Saiful Nur, Sri Lestanti, and Haris Yuana. 2023. Klasifikasi Alfabet Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Menggunakan Computer Vision dan Deep Learning. Penerbit NEM.
- [3] Iskandar, Akbar, (2023), Pengantar Analisis Data Dengan R Studio, Makassar: Yayasan Cendekiawan Inovasi Digital Indonesia.
- [4] Syafitri, Yuli, Guna Yanti Kemala Sari Siregar, Sita Muharni, Tri Aristi Saputri, Ika Arthalia Wulandari, Wulandari, Indah Lia Puspita, Muhammad Adie Syaputra, Ferly Ardhy, Eka Sariningsih, Erlangga, Didi Susianto, (2022), Sistem Informasi Manajemen, Jawa Barat: Penerbit Adab.
- [5] Nasution, Ayu Lestari, dan Rd Nuraini Siti Fathonah. (2023). Klasifikasi Kondisi Peralatan Elektronik Metode Gaussian Naive(p. 4). Bandung: Buku Pedia.
- [6] Ardiansyah, Maulana, Nurjaya dan Muhammad Indra Rizaldi. (2022). Data Mining Dan Implementasinya Untuk Klasifikasi Loyalitas Pelanggan(p. 40). Tangerang Selatan: Pascal Books.
- [7] Stark, Jeffrey C., Mike Thornton dan Phillip Note. (2020). Potato Production Systems(p. 237). Idaho: Springer International Publishing.
- [8] Liana, Misilla Dela. (2022). Four-Season Food Gardening(p. 97). Cool Springs Press.
- [9] Djojsumarto, Panut. (2020). Pengetahuan Dasar Pestisida Pertanian dan Penggunaannya(p. 137). Jagakarsa: PT {Bibliography}. AgroMedia Pustaka.
- [10] Kaushal, Manoj, dan Ram Prasad. (2021). Microbial Biotechnology in Crop Protection(p. 254). Springer Nature Singapore.
- [11] Batubara, Nur Arkhamia, dan Rolly Maulana Awangga. (2020). Tutorial Object Detection Plate Number With Convolution Neural Network (CNN)(p. 41). Bandung: Kreatif.
- [12] Putro, Eko Cahyono, Rolly Maulana Awangga dan Roni Andarsyah. (2020). Tutorial Object Detection People With Fasterregion-Based Convolutional Neural Network(Faster R-CNN)(p. 84). Bandung: Kreatif.
- [13] Werdiningsih, Indah, Dian Candra Rini Novitasari dan Dina Zatusiva Haq. (2022). Pengelolaan Data Mining dengan Pemrograman Matlab(p. 194). Surabaya: Airlangga University Press.
- [14] Kahlil, Muhammad Rizky Munggaran, Laksono Kurnianggoro, Adhiguna Mahendra, Nona Zarima, Fina Noviantika, Alifya Febriana. (2023). Computer Vision Berbasis Deep Learning untuk Aplikasi Pertanian: Teori dan Praktik(pp. 102-103). Syiah Kuala University Press.
- [15] Sukamto, Rosa Ariani dan Muhammad Shalahuddin. (2019). *Rekayasa Perangkat Lunak Edisi Revisi*(p. 133). Bandung: Penerbit Informatika.
- [16] Destriana, Rachmat, Syepri Maulana Husain, Nurdiana Handayani dan Aditya Tegar Prahara Siswanto. (2021). *Diagram UML Dalam Membuat Aplikasi Android Firebase "Studi Kasus Aplikasi Bank Sampah"*(p. 3). Yogyakarta: Deepublish.