KLASIFIKASI PENYAKIT UBI JALAR BERBASIS CITRA DAUN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN METODE TRANSFER LEARNING

Guntur[1], Matalangi[3], Andy Lukman Affandy[3], Yumika Sebriyova Yunus[4]
[1,2,3,4]Fakultas Ilmu Komputer Universitas Handayani Makassar
[1]guntur@handayani.ac.id, [2]matalangi@handayani.ac.id, [3]luckyxco@gmail.com,
[4]Yumikayunus1212@gmail.com

ABSTRAK

Ubi jalar (Ipomoea batatas) merupakan tanaman bernilai gizi tinggi yang dapat tumbuh dalam berbagai kondisi tanah dan iklim, namun rentan terhadap penyakit daun yang dapat menurunkan produksi dan kualitasnya. Penelitian ini menggunakan teknologi berbasis kecerdasan buatan, yakni algoritma Convolutional Neural Network (CNN), untuk mengenali gejala penyakit daun ubi jalar guna mendukung tindakan pengendalian dini. Desain penelitian memanfaatkan Unified Modeling Language (UML) yang mencakup Use Case Diagram, Activity Diagram, dan Sequence Diagram, serta dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework Flask dan basis data MySQL. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20, dan klasifikasi penyakit mencakup Penyakit Ceratoma Trifurcata, Penyakit Daun Bintik, Penyakit Daun Kuning, Penyakit Daun Malformasi, dan Daun Sehat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa percobaan kesembilan dengan konfigurasi batch 64 dan epoch 30 memberikan akurasi terbaik sebesar 67%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi. Pengujian akhir menggunakan Confusion Matrix mengungkapkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi 88%, dengan 22 dari 25 prediksi sesuai dengan kelas aktual.

Kata kunci: Daun Ubi Jalar, CNN, Citra, Python, Transfer Learning.

1. PENDAHULUAN

Ubi jalar, atau dikenal secara ilmiah sebagai Ipomoea Batatas, merupakan jenis tanaman palawija yang memiliki umbi yang dapat dimanfaatkan sebagai sumber karbohidrat yang kaya dan bernutrisi. Tanaman ini berasal dari keluarga Convolvulaceae dan umumnya ditanam untuk diambil umbinya yang berwarna oranye hingga ungu [1]. Umbi ubi jalar mengandung sejumlah nutrisi penting, termasuk vitamin A, vitamin C, mangan, dan serat diet, sehingga memiliki nilai gizi yang tinggi. Selain itu, ubi jalar juga dikenal karena kemampuannya untuk tumbuh dalam berbagai kondisi iklim dan tanah, membuatnya menjadi pilihan yang ideal untuk ditanam di berbagai wilayah di seluruh dunia. Tanaman ini memiliki sistem akar yang kuat dan dapat menahan kekeringan serta tahan terhadap serangan hama dan penyakit tertentu. Karena kandungan gizi yang tinggi dan adaptabilitasnya, ubi jalar sering kali menjadi bagian penting dari diet manusia, terutama di daerah-daerah yang bergantung pada sumber pangan lokal untuk pemenuhan kebutuhan nutrisi [2], [3].

Ancaman penyakit pada tanaman ubi jalar merupakan salah satu aspek yang sangat penting dalam pertanian ubi jalar. Penyakit-penyakit seperti penyakit daun, busuk akar, dan berbagai penyakit lainnya dapat memberikan dampak yang merugikan terhadap produksi dan kualitas ubi jalar. Penyakit pada tanaman ubi jalar, seperti busuk lunak, busuk hitam, busuk permukaan, dan busuk arang, dapat menjadi ancaman serius baik selama penyimpanan maupun di lahan pertanian. Gejala serangan busuk lunak pada saat penyimpanan terlihat jelas dengan umbi yang menjadi lunak, basah berair, dan mengeluarkan cairan jernih jika jaringan yang busuk

pecah. Sebaliknya, busuk hitam dapat terjadi baik di lahan maupun saat penyimpanan. Gejala awalnya mungkin tidak terlihat dengan jelas oleh mata telanjang karena serangan belum mencapai tingkat yang parah, tetapi pada kondisi ertentu, penetrasi sudah banyak terjadi di lapangan. Busuk permukaan, yang juga merupakafn masalah umum, ditandai dengan munculnya bercak hampir bulat dengan berbagai ukuran dan jumlah pada permukaan umbi.Dalam skala yang lebih luas, jika penyakit ini tidak diidentifikasi dan ditangani dengan tepat dan cepat, dapat mengakibatkan kerugian yang signifikan bagi petani serta mengancam ketahanan pangan di tingkat lokal maupun nasional [4], [5].

Deteksi dini penyakit pada tanaman ubi jalar memiliki peranan yang sangat penting dalam menjaga produktivitas dan kesehatan tanaman. Kehadiran penyakit, seperti penyakit daun, busuk akar, atau infeksi jamur, dapat menyebabkan kerugian besar dalam produksi tanaman ubi jalar jika tidak diidentifikasi dan ditangani dengan cepat. Deteksi dini memungkinkan petani untuk mengambil langkah langkah pencegahan yang tepat, seperti penggunaan pestisida atau tindakan kultural, untuk mengendalikan penyebaran penyakit sebelum mencapai tingkat yang merugikan. Dengan adanya sistem otomatisasi berbasis teknologi pengolahan citra atau kecerdasan buatan, seperti Convolutional Neural Network (CNN), proses deteksi penyakit pada tanaman ubi jalar dapat dilakukan secara efisien dan akurat. Hal ini akan membantu petani untuk merespons penyakit dengan cepat dan efektif, sehingga meminimalkan kerugian dalam produksi tanaman ubi jalar dan meningkatkan keberlanjutan usaha pertanian [6]. Pada penelitian ini digunakan deteksi dini berfokus pada daun. Hal ini dikarenakan untuk mendeteksi umbi tanaman ubi jalar akan terasa sulit dan memakan waktu lama sebab umbi tanaman ubi jalar berada dalam tanah. Dengan adanya deteksi dini melalui daun maka kita dapat memprediksi umbi tanaman ubi jalar masih sehat atau sudah busuk.

Peran teknologi pengolahan citra dalam deteksi penyakit tanaman telah menjadi semakin signifikan dengan kemajuan teknologi. Penggunaan teknologi ini menjanjikan solusi otomatis yang efisien dalam mendeteksi penyakit pada tanaman, termasuk ubi jalar. Dengan memanfaatkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN), komputer dapat memproses dan menganalisis gambar daun ubi jalar secara cepat dan akurat [7]. Penggunaan transfer learning dalam konteks pengklasifikasian gambar tanaman ubi jalar menawarkan pendekatan yang efisien dan efektif dalam mengoptimalkan kinerja model Convolutional Neural Network (CNN) [8]. Konsep transfer learning melibatkan pemanfaatan pengetahuan yang telah dimiliki oleh model CNN dari dataset yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar-gambar baru, dalam hal ini gambar-gambar daun ubi jalar yang terinfeksi penyakit [9]. Dengan menerapkan transfer learning, kinerja model dapat ditingkatkan secara signifikan karena model telah belajar fitur-fitur umum yang dapat diterapkan pada kasus pengklasifikasian tanaman ubi jalar tertentu. Pada penelitian ini akan di cari Batch dan Epoch terbaik. Keduanya digunakan untuk mengontrol proses training CNN untuk memastikan model belajar secara efisien, stabil, dan mencapai performa optimal.

2. METODE PENELITIAN

2.1 *Convolutional Neural Network*

Sub bab ditulis dimulai dari angka 2.1 dan seterusnya sama pada bab lainnya. Jenis font Times New Roman dengan size 10. Jarak antara baris setiap paragraf menggunakan 1 spasi.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode Deep Learning, dimana metode ini merupakan hasil dari pengembangan dari algoritma Multilayer Perceptron (MLP). Gagasan dasar Convolutional Neural Network (CNN) terinspirasi oleh konsep bidang reseptif dalam biologi, dimana bidang reseptif merupakan fitur dari neuron visual cortex pada hewan yang bertindak sebagai detektor yang peka terhadap rangsangan pada jenis tertentu [7].

a. *Convolution Layer*

Convolution layer merupakan bagian dari tahap pada arsitektur CNN. Tahap ini melakukan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya. Layer tersebut adalah proses utama yang mendasari jaringan arsitektur CNN. Convolution (konvolusi) didefinisikan sebagai operasi dua fungsi. Dalam menganalisis citra, fungsi pertama merupakan nilai masukan atau nilai piksel di suatu posisi dalam citra. Sedangkan fungsi kedua merupakan menjadikan sebuah matriks filter atau kernel. Nilai keluaran diperoleh dari perkalian titik dua fungsi. Filter kemudian digeser ke posisi berikutnya pada citra, yang kemudian disebut sebagai panjang stride. Untuk mendapatkan hasil akhir dari proses konvolusi menggunakan rumus sebagai berikut :

$$Output = \frac{W-F+P}{S} \quad (1)$$

Dimana :

W= ukuran gambar

F= ukuran filter

P= Padding
S= Stride

b. *Pooling Layer*
Pooling layer atau *subsampling* diletakkan di antara convolution layer dan ReLU layer dengan tujuan untuk mengurangi jumlah parameter perhitungan, seperti lebar dan tinggi citra, tetapi bukan kedalaman citra. Fungsi dari pooling ini adalah untuk mereduksi input secara spasial (mengurangi jumlah parameter) dengan operasi down-sampling. Umumnya, metode pooling yang digunakan adalah max pooling atau mengambil nilai terbesar dari bagian tersebut. Rumus yang digunakan pada pooling layer adalah sebagai berikut

$$Output = \frac{W-F}{S} \quad (2)$$

Dimana :
W= Ukuran gambar
F= Ukuran filter
S= Stride

c. *Activation Layer*
Pada *activation layer* terdapat beberapa fungsi aktivasi yang digunakan untuk menentukan apakah neuron dari jaringan tersebut akan diaktifkan atau dinonaktifkan. Berikut beberapa fungsi aktivasi yang berbeda untuk digunakan: Sigmoid, Tanh, Rectified linear unit (ReLu).

d. *Batch*
Batch normalization merupakan sebuah fungsi untuk menormalisasikan suatu nilai masukan. Prinsip kerja batch normalization yaitu dengan menskalakan nilai agar menjadi lebih kecil. Fungsi ini digunakan agar proses komputasi menjadi lebih sederhana sehingga waktu komputasi lebih singkat. Penerapan batch normalization dapat meningkatkan kinerja pada beberapa arsitektur CNN. e. *Flatten*
Output dari proses konvolusi yaitu setelah dilakukan operasi average pooling masih berbentuk multidimensional array sehingga belum bisa dijadikan input pada neural netwok. Inputan pada neural netwok harus berbentuk vector satu dimensi. Flatten merupakan sebuah fungsi mengubah multidimensional array menjadi vector tunggal atau menjadi array satu dimensi. Output dari fungsi flatten akan menghasilkan array satu dimensi yang dijadikan input pada fully connected layer.

f. *Dropout Regulation*
Dropout merupakan sebuah teknik regulasi jaringan syaraf dengan tujuan memilih beberapa neuron secara acak dan tidak akan dipakai selama proses pelatihan, dengan kata lain neuron-neuron tersebut dibuang secara acak. Hal ini berarti bahwa kontribusi neuron yang dibuang akan diberhentikan sementara jaringan dan bobot baru juga tidak diterapkan pada neuron pada saat melakukan backpropagation. g. *Softmax Activation*
Softmax Activation adalah bentuk yang menyerupai dari Logistic Regression, berfungsi dalam proses klasifikasi lebih dari dua kelas. Softmax digunakan untuk merubah output dari lapisan terakhir menjadi distribusi probabilitas dasarnya.

2.2 *Transfer Leraning*

Transfer learning merupakan pendekatan dalam pembelajaran mesin di mana model yang sudah dilatih sebelumnya pada tugas tertentu digunakan sebagai titik awal atau dasar untuk melatih model baru pada tugas yang serupa atau berbeda. Dalam konteks ini, pengetahuan yang diperoleh oleh model dari satu tugas atau domain dapat ditransfer atau dimanfaatkan kembali untuk membantu kinerja model dalam menyelesaikan tugas lainnya [10].

2.3 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan penelitian. Adapun tahapan penelitian tersebut yaitu:

a. Identifikasi Masalah dan Studi Literatur. ada bagian ini peneliti melakukan identifikasi masalah yang menyebabkan turunnya hasil panen petani akibat penyakit daun ubi jalar. Peneliti juga melakukan studi literartur dengan topik utama: jenis penyakit pada ubi jalar, metode deteksi penyakit tanaman berbasis citra serta penerapan CNN dan transfer learning pada bidang pertanian.
b. Perumusan Tujuan Penelitian
c. Pengumpulan Data. Untuk mengumpulkan data peneliti menggunakan metode: Observasi, Wawancara dan studi kepustakaan. Peneliti juga melakukan pengumpulan dataset berupa
   1) 5 kelas: Ceratoma Trifurcata, Daun Bintik, Daun Kuning, Daun Malformasi, Daun Sehat.

2) Total 500 gambar (100 per kelas), diambil menggunakan kamera smartphone (12 MP) pada jarak 30–40 cm.

d. Pra-pemrosesan Data
e. Perancangan dan Implementasi Model
f. Proses Training Model
g. Pengujian dan Evaluasi Model
h. Implementasi Sistem Aplikasi.

2.4 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data yang digunakan dalam memperoleh data-data yang diperlukan dalam merancang sistem ini ialah :

a. Observasi
Teknik pengumpulan data dengan melakukan peninjauan secara langsung terhadap objek penelitian dan metode yang digunakan sehingga dapat diketahui informasi yang diperlukan.
b. Interview
Teknik pengumpulan data dengan melakukan tanya jawab secara langsung dengan narasumber yang berhubungan langsung dengan objek penelitian.
c. Kepustakaan
Teknik ini digunakan untuk mendapatkan data yang di perlukan melalui pemanfaatan buku, dokumen, atau arsip-arsip tentang penyakit pada umbi ubi jalar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Algoritma

Pada tahap ini, rancangan yang telah direncanakan akan di implementasikan untuk mengumpulkan datadata yang akan digunakan. Proses implementasi melibatkan serangkaian langkah yang tersusun dengan baik, mulai dari persiapan instrumen penelitian, pengumpulan data, hingga analisis hasil.

a. Pengambilan Dataset
Dalam penelitian ini dataset yang akan digunakan sebagai sampel yaitu daun dengan Penyakit Cerotoma trifurcate, Penyakit Daun Kuning, Penyakit Daun Bintik, Penyakit Malformasi, serta Daun Sehat. Dataset diambil menggunakan kamera smartphone dengan resolusi 12MP dengan jarak pengambilan foto sampel dari kamera adalah 30cm - 40cm. Gambar sampel yang diambil berjumlah 100 Gambar dari masing-masing kelas sehingga totalnya adalah 500 Gambar, yang akan praprosesing dengan teknik augmentasi untuk menambah jumlah sampel tersebut menjadi 2000 Gambar.
b. Pra prosesing
Praprosesing adalah tahapan awal dalam analisis data atau pemrosesan data, di mana dataset yang telah diambil akan diolah untuk menyesuikan keperluan dari analisis yang akan dilakukan. Dalam penelitian ini digunakan praprosesing resize citra dan augmentasi.
   1) Resize Citra
   Pra prosesing resize citra adalah proses mengubah ukuran citra ke resolusi tertentu sebelum digunakan dalam model pembelajaran mesin. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa semua citra memiliki dimensi yang seragam, sehingga dapat diproses secara konsisten oleh model. Proses ini juga membantu mengurangi beban komputasi karena citra dengan ukuran yang lebih kecil memerlukan lebih sedikit sumber daya untuk diproses. Citra yang diambi sebagai sampel dataset akan diubah menjadi 224 × 224 piksel, memastikan konsistensi dalam ukuran input untuk model klasifikasi.
   2) Augmentasi
   Augmentasi citra adalah teknik untuk meningkatkan keragaman dataset tanpa perlu mengumpulkan dataset baru. Teknik ini mencakup berbagai transformasi seperti rotasi, pemotongan, perubahan kecerahan, kontras, dan flipping.
   3) Pembagian Dataset
   Dataset yang digunakan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data train dan data test dengan rasio 80:20. Dalam pembagian dataset ini, 80% dari data digunakan sebagai data train atau pelatihan untuk melatih model dan menentukan parameter yang optimal, sementara 20% dari data digunakan sebagai data test atau pengujian untuk menguji kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini menggunakan dataset yang telah didapatkan pada masing-masing kelas setelah melakukan praprosesing berjumlah 500 gambar, dan terdapat 5 kelas sehingga total dataset yang digunakan berjumlah 2500 gambar.

Tabel 3.1. Pembagian Dataset

Total Dataset	Ratio Perbandingan 80 : 20	
	Train	Test
2500	2000	500

c. Proses Training

1) Pembuatan Model

Dalam pembuatan model ini terdapat dua layer utama yaitu, layer fitur ekstraksi yang berfungsi sebagai lapisan untuk yang mengidentifikasi dan mengekstrak fitur-fitur penting dari input gambar, kemudian setelah fitur fitur penting diekstraksi oleh layer fitur ekstraksi, hasilnya diteruskan ke layer proses klasifikasi untuk menentukan kelas dari input gambar.

Berikut adalah penjelasan dari setiap lapisan dan komponennya dari gambar arsitektur model yang digunakan

a) Input layer dimana gambar diinput dengan dimensi 224x224 piksel dengan chanel 3 atau RGB.
b) Convolutional Layer dengan beberapa lapisan konvolusi yang masing-masing menghasilkan sejumlah feature maps.
c) Flatten Layer dimana lapisan ini meratakan hasil dari lapisan konvolusi terakhir menjadi satu dimensi untuk dapat dimasukkan ke dalam lapisan fully connected.
d) Dense Layer merupakan lapisan fully connected dengan 512 unit neuron dan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit).
e) Dropout Layer dimana parameter lapisan dropout dengan tingkat dropout sebesar 0.5 untuk mencegah overfitting.
f) Output Layer merupakan lapisan fully connected dengan jumlah neuron sesuai dengan jumlah kelas (num_class) dan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas dari setiap kelas.

2) Training model

Untuk melatih model, pertama-tama model dikompilasi dengan menggunakan optimizer adam. Setelah proses kompilasi, model dilatih menggunakan data yang disediakan oleh train_generator. Proses pelatihan dilakukan selama beberapa epoch yang telah ditentukan, di mana pada setiap epoch, model akan memperbarui bobotnya berdasarkan hasil dari steps_per_epoch, yaitu jumlah batch yang diproses dalam satu epoch. Selain itu, kinerja model divalidasi menggunakan validation_generator untuk memantau seberapa baik model bekerja pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, dengan validation_steps yang menentukan jumlah batch validasi yang diproses per epoch.

Tabel 3.2. Hasil Pengujian Perameter

Percobaan	Kelas Penyakit Pada Daun Ubi Jalar	Precision	Recall	F1Score	Akurasi
1	Ceratoma Trifurcata	0.38	0.35	0.36	33%
	Daun Bintik	0.31	0.31	0.31	
	Daun Kuning	0.32	0.34	0.33	
	Daun Malformasi	0.32	0.30	0.31	
	Daun Sehat	0.33	0.35	0.34	
2	Ceratoma Trifurcata	0.38	0.36	0.37	35%
	Daun Bintik	0.34	0.35	0.35	
	Daun Kuning	0.33	0.35	0.33	
	Daun Malformasi	0.33	0.32	0.33	
	Daun Sehat	0.33	0.35	0.34	
3	Ceratoma Trifurcata	0.41	0.39	0.40	36%
	Daun Bintik	0.36	0.36	0.36	
	Daun Kuning	0.33	0.35	0.34	
	Daun Malformasi	0.35	0.34	0.34	
	Daun Sehat	0.34	0.36	0.35	
4	Ceratoma Trifurcata	0.43	0.43	0.43	38%

Percobaan	Kelas Penyakit Pada Daun Ubi Jalar	Precision	Recall	F1Score	Akurasi
	Daun Bintik	0.36	0.36	0.36	
	Daun Kuning	0.33	0.35	0.34	
	Daun Malformasi	0.38	0.37	0.38	
	Daun Sehat	0.38	0.39	0.38	
5	Ceratoma Trifurcata	0.46	0.44	0.45	40%
	Daun Bintik	0.39	0.39	0.39	
	Daun Kuning	0.35	0.37	0.36	
	Daun Malformasi	0.40	0.39	0.39	
	Daun Sehat	0.39	0.41	0.40	
6	Ceratoma Trifurcata	0.47	0.46	0.46	41%
	Daun Bintik	0.40	0.39	0.39	
	Daun Kuning	0.36	0.38	0.37	
	Daun Malformasi	0.40	0.39	0.39	
	Daun Sehat	0.39	0.42	0.40	
7	Ceratoma Trifurcata	0.47	0.46	0.46	41%
	Daun Bintik	0.40	0.39	0.39	
	Daun Kuning	0.36	0.38	0.37	
	Daun Malformasi	0.40	0.39	0.39	
	Daun Sehat	0.39	0.42	0.40	
8	Ceratoma Trifurcata	0.41	0.46	0.50	44%
	Daun Bintik	0.44	0.42	0.43	
	Daun Kuning	0.40	0.43	0.41	
	Daun Malformasi	0.44	0.41	0.42	
	Daun Sehat	0.42	0.45	0.43	
9	Ceratoma Trifurcata	0.76	0.69	0.72	67%
	Daun Bintik	0.66	0.71	0.69	
	Daun Kuning	0.63	0.71	0.67	
	Daun Malformasi	0.69	0.65	0.67	
	Daun Sehat	0.65	0.62	0.63	

Dari tabel sembilan percobaan diatas, dapat dilihat bahwa percobaan kesembilan adalah yang terbaik. Hal ini didasarkan pada nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan percobaan lainnya sehingga parameter ini yang akan dijadikan sebagai pembuatan model CNN.

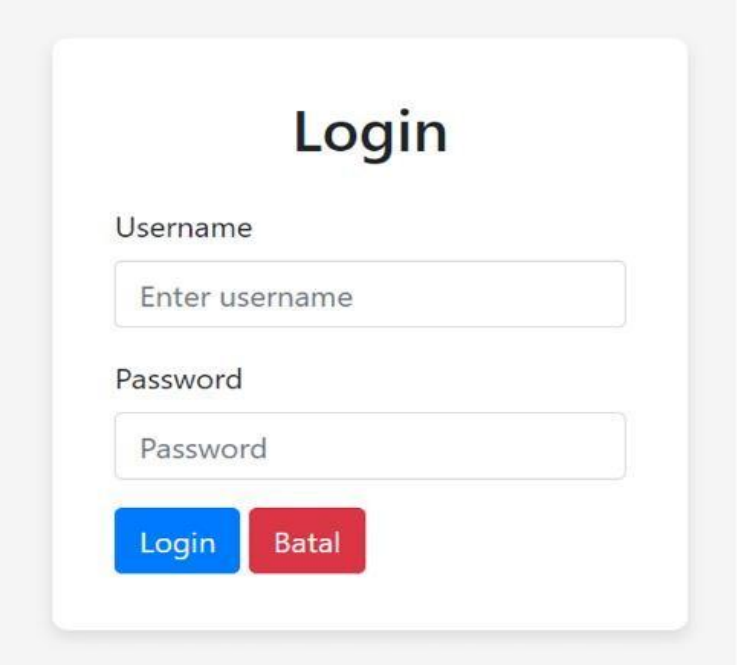
3.2 Implementasi Sistem

a. Tampilan Halaman Utama

Gambar 3.1. Tampilan Halaman Utama

Halaman ini merupakan halaman yang pertama kali tampil ketika pengguna mengakses sistem, pada halamana ini terdapat judul aplikasi dan sebuah tombol untuk mengarahkan ke form upload gambar.

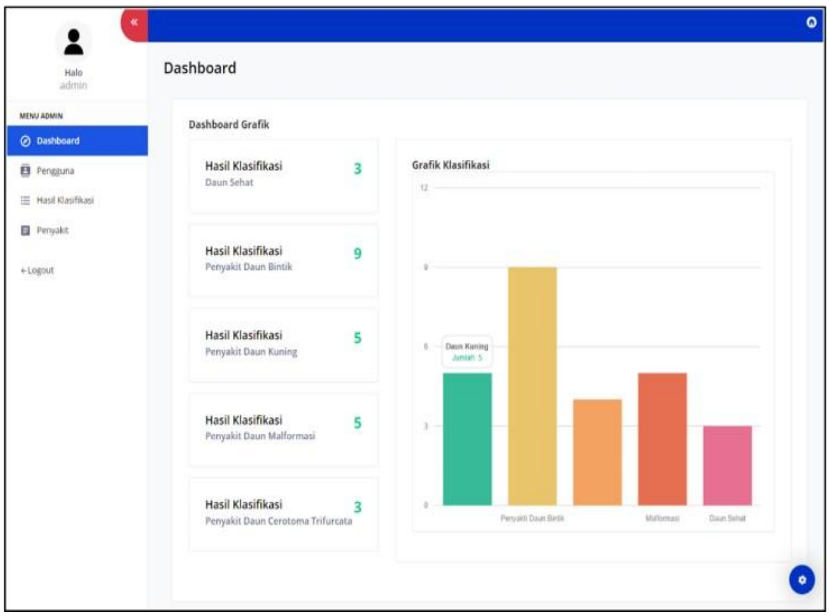
b. Tampilan Halaman Login



Gambar 3.2. Tampilan Halaman Login Admin

Halaman ini berfungsi sebagai halaman autentikasi bagi admin sebelum dapat mengakses menu admin dashboard. Pada halaman ini, admin diminta untuk mengisi form yang terdiri dari field username dan password sesuai dengan data akun yang telah terdaftar sebelumnya..

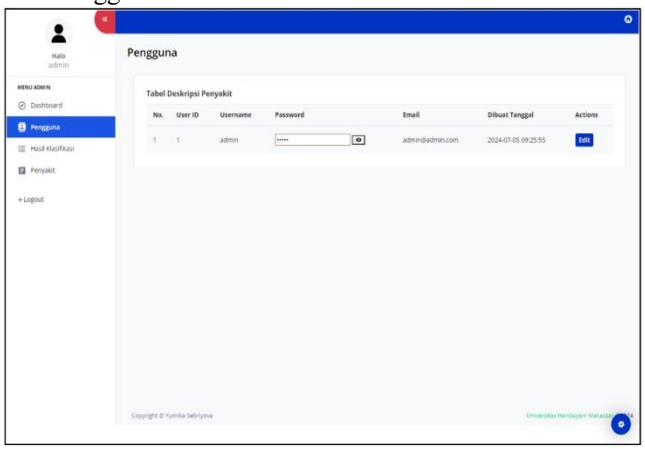
c. Tampilan Halaman Dashboard



Gambar 3.3. Tampilan Halaman Dashboard Admin

Halaman dashboard admin adalah tampilan utama yang akan muncul setelah admin berhasil melakukan login. Di dalam halaman ini, terdapat berbagai informasi penting yang disajikan dalam bentuk grafik dan card. Salah satu informasi utama yang ditampilkan adalah riwayat klasifikasi setiap kelas. Grafik tersebut memberikan gambaran visual yang memudahkan admin untuk memantau dan menganalisis perkembangan atau hasil klasifikasi secara keseluruhan. Selain itu, card yang disertakan berfungsi untuk menyoroti informasi ringkas atau statistik penting, sehingga admin dapat dengan cepat melihat data-data utama tanpa harus menggali lebih dalam ke bagian lainnya.

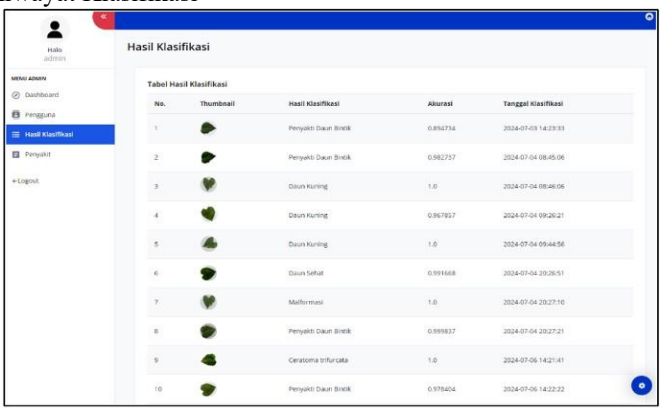
d. Tampilan Halaman Daftar Pengguna



Gambar 3.4. Tampilan Halaman Daftar Pengguna

Halaman ini merupakan halaman yang berisi tabel data akun daftar admin sistem. Pada halaman ini, pengguna yang memiliki hak akses dapat melihat informasi mengenai akun-akun admin yang terdaftar dalam sistem.

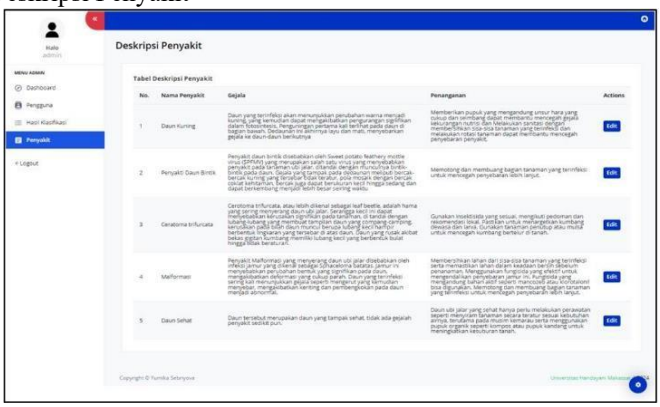
e. Tampilan Halaman Riwayat Klasifikasi



Gambar 3.5. Tampilan Halaman Riwayat Klasifikasi

Halaman riwayat klasifikasi merupakan halaman yang menyediakan informasi mengenai hasil-hasil klasifikasi penyakit daun ubi jalar yang telah dilakukan sebelumnya. Pada halaman ini, pengguna dapat melihat daftar riwayat klasifikasi yang mencakup detail seperti: tanggal klasifikasi, jenis penyakit yang terdeteksi, serta gambar daun yang digunakan dalam proses klasifikasi.

f. Tampilan Halaman Deskripsi Penyakit



Gambar 3.6. Tampilan Halaman Deskripsi Penyakit

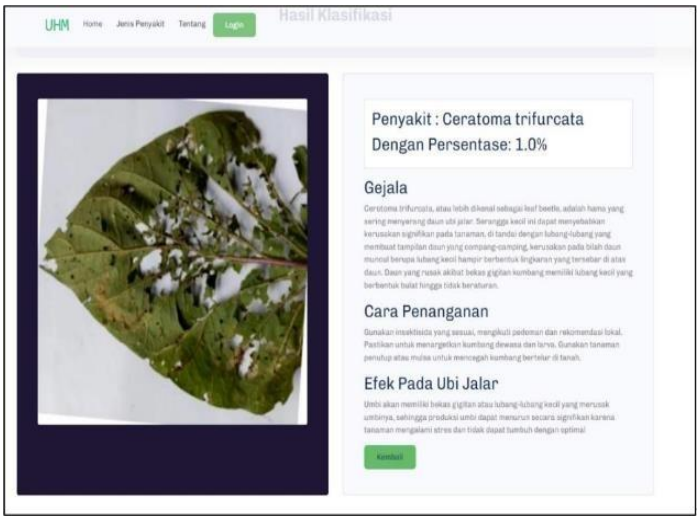
Halaman deskripsi penyakit merupakan halaman yang berisi informasi mendetail tentang berbagai jenis penyakit yang dapat menyerang daun ubi jalar. Pada halaman ini, pengguna dapat menemukan deskripsi lengkap mengenai setiap penyakit, termasuk gejala yang ditimbulkan, penyebabnya, serta cara pencegahan dan pengobatan yang disarankan.

g. Tampilan Halaman Form Upload Gambar

Gambar 3.7. Tampilan Halaman Form Upload Gambar

Halaman ini merupakan yang dapat digunakan oleh pengguna untuk melakukan klasifikasi dengan cara memilih file dari galey ataupun menggunakan camera, dan menekan tombol upload untuk memulai proses klasifikasi

h. Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi



Gambar 3.8. Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi

Halaman klasifikasi adalah halaman yang tampil ketika proses klaifikasi telah selesai, dimana pada halaman ini menampilkan jenis penyakit, gejala dan cara penaganan serta efek pada ubi jalarnya.

3.3 Pengujian *Confusion Matrix*

Confusion matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya confusion matrix mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya. Berikut ini adalah perhitungan confusion matrix untuk mencari total akurasi *akurasi*, *presisi*, dan *f1-score* dengan rumus sebagai berikut:

$$Accuracy = \left(\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}\right) \quad (3)$$

$$Precision = \left(\frac{TP}{TP+FP}\right) \quad (4)$$

$$Recall = \left(\frac{TP}{TP+FN}\right) \quad (5)$$

$$F-1\ Score = \left(\frac{2\ x\ recall\ x\ precision}{recall+precision}\right) \quad (6)$$

Keterangan :
TP = True Positive
FP = False Positive
FN = False Negative

Perhitungan *Confusion Matrix* untuk mencari *Precision, Recall,* dan *F-1 score* dan akurasi.

a. *Precision*

Ceratoma Trifurcarta

$$\frac{4}{4+0+0+0+0} = \frac{4}{4} = 1$$

Daun Bintik

$$\frac{4}{4+0+0+0+0} = \frac{4}{4} = 1$$

Daun Kuning

$$\frac{4}{4+0+0+0+0} = \frac{4}{4} = 1$$

Daun *Malformasi*

$$\frac{4}{4+1+0+0+0} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Sehat

$$\frac{5}{5+0+0+0+0} = \frac{5}{5} = 1$$

b. *Recal*

Ceratoma Trifurcarta

$$\frac{4}{4+1} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Bintik

$$\frac{4}{4+1} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Kuning

$$\frac{5}{5+0} = \frac{5}{5} = 1$$

Daun *Malformasi*

$$\frac{4}{4+1} = \frac{4}{5} = 0.8$$

Daun Sehat

$$\frac{5}{5+0} = \frac{5}{5} = 1$$

c. *F- 1 Score*

Ceratoma Trifurcarta

$$\frac{2 \times 1 \times 0.8}{1+0.8} = \frac{1.6}{1.8} = 0.89$$

Daun Bintik

$$\frac{2 \times 1 \times 0.8}{1+0.8} = \frac{1.6}{1.8} = 0.89$$

Daun Kuning

$$\frac{2 \times 1 \times 1}{1+1} = \frac{2}{2} = 1$$

Daun *Malformasi*

$$\frac{2 \times 1 \times 0.8}{1+0.8} = \frac{1.6}{1.8} = 0.89$$

Daun Sehat

$$\frac{2 \times 1 \times 1}{1+1} = \frac{2}{2} = 1$$

d. Akurasi

$$\frac{4+4+5+4+5}{25} = \frac{22}{25} = 0.88\ atau\ 88\%$$

Jadi total akurasi pada pengujian akurasi sistem menggunakan perhitungan confusion matrix didapatkan 88% dari total 25 data uji. Akurasi ini menunjukkan bahwa 88% dari prediksi yang dilakukan oleh sistem sesuai dengan kelas aktual yang benar, yaitu sebanyak 22 prediksi yang benar dari 25 data uji yang diuji. Perhitungan ini mencakup semua kelas yang diuji, termasuk penyakit Ceratoma Trifurcata, Daun Bintik, Daun Kuning, Daun Malformasi, dan Daun Sehat.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa :

a. Penelitian ini menunjukkan bahwa model klasifikasi penyakit daun ubi jalar dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki performa yang cukup stabil. Dalam penelitian ini, Penyakit Ceratoma Trifurcata, Penyakit Daun Bintik, Penyakit Daun Kuning, Penyakit Daun Malformasi, dan Daun Sehat dijadikan sebagai sampel untuk proses klasifikasi.
b. Berdasarkan hasil perhitungan Confusion Matrix, klasifikasi yang dilakukan, bahwa percobaan kesembilan adalah yang terbaik dengan batch 64 dan epoch 30. Hal ini didasarkan pada nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan percobaan lainnya dengan akurasi 67%.
c. Pada pengujian akurasi sistem menggunakan perhitungan confusion matrix didapatkan akurasi sebesar 88% dari total 25 data uji. Akurasi ini menunjukkan bahwa 88% dari prediksi yang dilakukan oleh sistem sesuai dengan kelas aktual yang benar, yaitu sebanyak 22 prediksi yang benar dari 25 data uji yang diuji

4.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, Adapun saran yang dapat diberikan demi kesempurnaan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut :

a. Sistem yang telah dibuat dapat dikembangkan agar bisa melakukan klasifikasi penyakit daun ubi jalar untuk lebih akurat menggunakan model yang lain.
b. Diharapkan ke depannya dapat melakukan klasifikasi penyakit daun ubi jalar lebih banyak.

DAFTAR PUSTAKA

[1] N. Yulia, "PEMANFAATAN UBI JALAR ORANYE (Ipomoea batatas L.) DALAM PEMBUATAN MINUMAN PROBIOTIK SEBAGAI PANGAN FUNGSIONAL," *Journal of Pharmacopolium*, vol. 5, no. 1, Apr. 2022, doi: 10.36465/jop.v5i1.868.
[2] Namirah Yasmine Raudah, Miftahul Khairani, M Rizki, and Rizka Lucy Nadia, "Analisis Kandungan Zat Gizi dalam Pembuatan Olahan Snack Dari Ubi Jalar Ungu (Ipomoea batatas L.)," *INOVED*, vol. 2, no. 1, pp. 47–55, Jan. 2024, doi: 10.59841/inoved.v2i1.734.
[3] E. Widaryanto, A. Saitama, and A. H. Zaini, *Teknologi Pengendalian Gulma*. Universitas Brawijaya Press, 2021.
[4] L. N. Bayyinah, R. N. K. Syarifah, M. Mutala'liah, and N. K. Wulansari, "IDENTIFIKASI KERAGAMAN GULMA PADA LAHAN BUDIDAYA UBI KAYU DI DESA TAMANSARI, KARANGLEWAS, BANYUMAS," *Jurnal Agro Wiralodra*, vol. 6, no. 2, pp. 61–68, July 2023, doi: 10.31943/agrowiralodra.v6i2.102.
[5] S. Suhendar, A. Purnama, and E. Fauzi, "Deteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Ubi Jalar Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, vol. 14, no. 3, pp. 62–67, Dec. 2023, doi: 10.36982/jiig.v14i3.3478.
[6] Z. Ding *et al.*, "Identification of sweetpotato virus disease-infected leaves from field images using deep learning," *Front. Plant Sci.*, vol. 15, Nov. 2024, doi: 10.3389/fpls.2024.1456713.
[7] M. Muslihati, S. Sahibu, and I. Taufik, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Jenis Sampah Organik dan Non Organik: Implementation of the Convolutional Neural Network Algorithm for Classifying Types of Organic and Non-Organic Waste," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 840–852, May 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1346.
[8] R. F. Alya, M. Wibowo, and P. Paradise, "CLASSIFICATION OF BATIK MOTIF USING TRANSFER LEARNING ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 4, no. 1, pp. 161–170, Feb. 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.1.564.
[9] M. F. Naufal and S. F. Kusuma, "Pendeteksi Citra Masker Wajah Menggunakan CNN Dan Transfer Learning," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 8, no. 6, pp. 1293–1300, Dec. 2021.
[10] R. Rismiyati and A. Luthfiarta, "VGG16 Transfer Learning Architecture for Salak Fruit Quality Classification," *Telematika*, vol. 18, no. 1, p. 37, Mar. 2021, doi: 10.31315/telematika.v18i1.4025.