

## IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA TANAMAN PADI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

### Rice Leaf Disease Identification using Convolutional Neural Network

<sup>1</sup>Muhammad Ulfi, <sup>2</sup>Muhammad Ibadurrahman Arrasyid Supriyanto, <sup>3</sup>Chalsi Mala Sari, <sup>3</sup>Setio Ardy Nuswantoro

<sup>1,4</sup> Ilmu Komputer, Fakultas Bisnis dan Informatika, Universitas Muhammadiyah Palangka Raya, <sup>2,3</sup> Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

<sup>1,4</sup> Jl. RTA Milono, Langkai, Kec. Pahandut, Kota Palangka Raya, Kalimantan Tengah 73111, <sup>2,3</sup> Jl. Kuaro, Gn. Kelua, Kec. Samarinda Ulu, Kota Samarinda, Kalimantan Timur 75119

<sup>1</sup>muhammad.ulfi@umpr.ac.id, <sup>2</sup>ibadurrahman@ft.unmul.ac.id, <sup>3</sup>chalsimalasari@ft.unmul.ac.id, <sup>1</sup>setioardy@gmail.com

#### **ABSTRAK**

Penurunan hasil panen padi sering kali disebabkan oleh serangan penyakit pada tanaman padi. Identifikasi dini terhadap penyakit padi menjadi langkah penting untuk mengurangi dampak kerugian. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis metode Convolutional Neural Network (CNN) yang dapat mendeteksi penyakit pada tanaman padi dengan memanfaatkan dataset dari Roboflow yang berisi 11.110 gambar. Model yang digunakan adalah Rice Plant Leaf Disease Classification, yang telah dilatih menggunakan dataset tersebut. Aplikasi ini dirancang agar petani dapat dengan mudah mengunggah gambar daun padi untuk mendapatkan diagnosis penyakit secara cepat dan akurat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN yang digunakan mampu mencapai akurasi tinggi dalam mengidentifikasi penyakit padi. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi praktis bagi petani untuk mengelola dan mencegah penyakit padi, sehingga meningkatkan produktivitas hasil panen.

***Kata kunci: Penyakit Padi, Identifikasi Dini, Convulitional Neural Network, Rice Plant Leaf Disease Classification, Dataset Roboflow***

#### **ABSTRACT**

*A decline in rice yields is often linked to disease infestations in rice plants. Timely detection of these diseases is crucial to minimize potential losses. This study focuses on developing an application that leverages the Convolutional Neural Network (CNN) method to identify rice plant diseases using a dataset from Roboflow, which includes 11,110 images. The model implemented, known as Rice Plant Leaf Disease Classification, has been trained with this dataset. The application is designed to allow farmers to easily upload images of rice leaves and receive rapid, accurate disease diagnoses. Testing results indicate that the CNN model demonstrates high accuracy in identifying various rice diseases. This research aims to offer a practical tool for farmers to effectively manage and prevent plant diseases, ultimately boosting crop productivity.*

***Keywords: Rice Leaf Disease, Early Identification, Convulitional Neural Network, Rice Plant Leaf Disease Classification, Dataset Roboflow***

#### **Pendahuluan**

Indonesia merupakan negara agraris, di mana sektor pertanian memegang peranan penting dalam menjaga kestabilan produksi pangan. Sebagian besar penduduk Indonesia masih bergantung pada beras sebagai makanan pokok, sehingga tanaman padi menjadi salah satu komoditas utama dalam sektor pertanian. Namun, menurut (Agustiani, Arifin, Junaidi, Wildah, & Mustopa, 2022) berbagai permasalahan sering terjadi pada hasil panen padi akibat faktor-faktor seperti cuaca yang tidak mendukung,

pengairan yang tidak lancar, dan terutama serangan penyakit pada daun padi. Serangan penyakit ini tidak hanya mengurangi hasil panen, tetapi juga menyebabkan kerugian ekonomi yang signifikan bagi para petani. Oleh karena itu, identifikasi dini penyakit pada tanaman padi sangat penting untuk mencegah penyebaran lebih lanjut dan meminimalkan dampaknya.

Kemajuan teknologi di bidang kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) telah membuka peluang besar dalam menganalisis citra tanaman untuk mendeteksi penyakit

secara otomatis. Pendekatan berbasis Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra, termasuk deteksi penyakit pada tanaman. Penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh (Sheila, Anwar, Saputra, Pujiyanto, & Sari, 2023), menunjukkan keberhasilan implementasi CNN untuk mendeteksi penyakit padi dengan tingkat akurasi 93,7%. Penelitian lain oleh (Milano, yasid, & Wahyuningrum, 2024) memanfaatkan transfer learning dengan model EfficientNet-B6, yang menghasilkan akurasi tertinggi pada fold kelima sebesar 77,05%, dengan presisi 77,11%, recall 77,05%, dan skor F1 sebesar 76,29%. Selain itu, penelitian dari (Hawari, Fadillah, Alviandi, & Arifin, 2022) berhasil meningkatkan performa akurasi menggunakan metode CNN hingga mencapai 95%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode CNN cukup efektif untuk identifikasi citra penyakit pada daun padi. Namun, sebagian besar penelitian tersebut masih memiliki keterbatasan pada ukuran dataset, variasi kondisi lingkungan, dan kemampuan generalisasi model.

Salah satu kendala utama yang sering dihadapi adalah ketergantungan pada dataset yang kurang representatif, seperti dataset dengan pencahayaan seragam atau gambar dengan resolusi rendah. Hal ini menyebabkan model sulit untuk diadaptasi pada kondisi nyata di lapangan. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, sistem klasifikasi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pendekatan yang menjanjikan dalam pengolahan citra. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman padi menggunakan metode CNN guna merancang model klasifikasi dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan penelitian sebelumnya. Dengan tingkat akurasi yang tinggi, proses pengenalan penyakit pada daun padi diharapkan menjadi lebih mudah, sehingga langkah penanganan dapat dilakukan dengan tepat dan cepat.

Penelitian ini juga diharapkan dapat berkontribusi pada pengembangan teknologi deteksi penyakit tanaman berbasis kecerdasan buatan yang dapat diimplementasikan secara luas untuk membantu petani meningkatkan produktivitas. Selain itu, pendekatan yang diusulkan dapat menjadi referensi penting bagi penelitian lanjutan di bidang klasifikasi citra pertanian.

## Metode

Penelitian ini menggunakan dataset penyakit daun padi yang diperoleh dari situs Roboflow diakses pada tanggal 11 Desember 2024. Dataset ini berisi 11.110 gambar daun

padi yang dikategorikan menjadi 9 kelas jenis penyakit, yaitu brown spot, hispa, leaf streak, shath blight, tungro, bacterial leaf blight, leaf blast, leaf scald, dan narrow brown spot, serta 1 kelas yang menunjukkan daun padi sehat (healthy). Detail dataset citra penyakit daun padi ditampilkan pada Tabel 1 dan Gambar 1.

Tabel 1. Pembagian Dataset

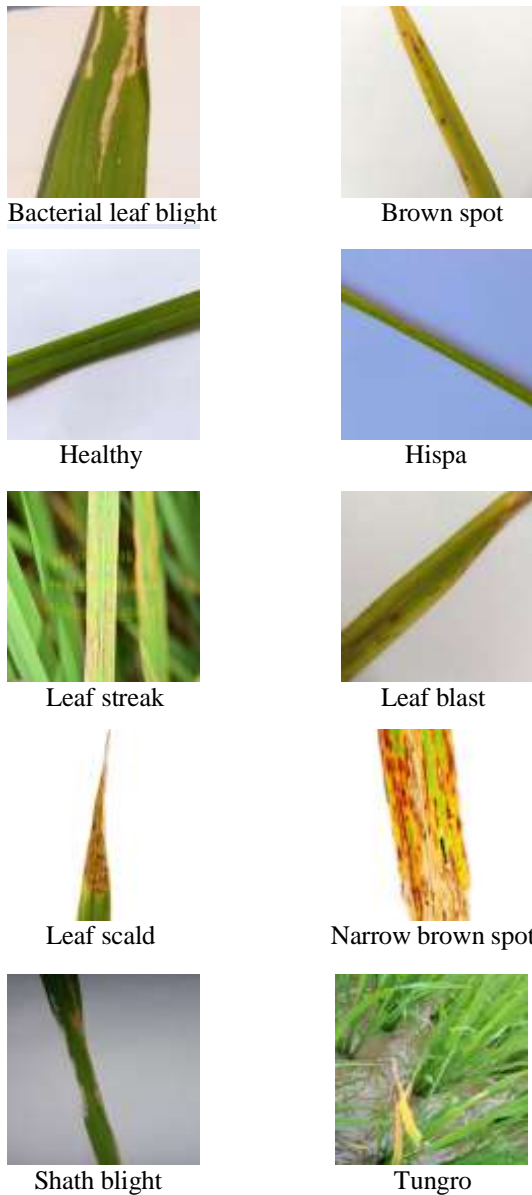
Dataset	Training	Testing	Validation
Bacterial leaf blight	735	46	70
Brown spot	795	40	87
Healthy	927	46	80
Hispa	615	23	54
Leaf streak	945	52	79
Leaf blast	915	45	70
Leaf scald	726	41	74
Narrow brown spot	849	31	94
Shath blight	462	27	38
Tungro	2.754	116	274
<b>Total</b>	<b>9.723</b>	<b>920</b>	<b>467</b>

Tabel 1. Menunjukkan pembagian dataset menjadi tiga subset utama, yaitu training, testing, dan validation. Pembagian dilakukan kesetiap kelas dataset, secara keseluruhan, dataset dibagi menjadi 9723 gambar untuk training, 920 gambar untuk testing, dan 467 gambar untuk validation.

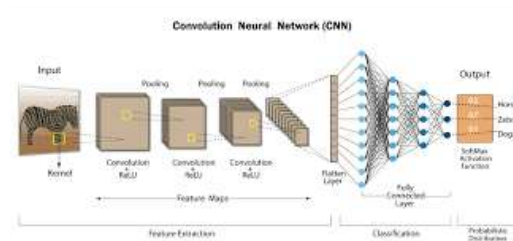
Gambar 1. Menunjukkan detail citra dari setiap kelas penyakit daun padi. Sebagai contoh, kelas bacterial leaf blight pada Gambar 1. Ditunjukan dengan ciri bercak keabu-abuan dimulai dari tepi daun dan akan meluas seiring waktu hingga menyebabkan daun menjadi kering.

Penelitian ini menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai algoritma utama dalam proses klasifikasi. CNN adalah model deep learning yang menggabungkan prinsip jaringan saraf tiruan untuk menganalisis data gambar melalui proses ekstraksi fitur secara hierarkis. Cara kerja CNN adalah dengan mengubah data input yang berupa gambar menjadi representasi fitur yang lebih sederhana, yang kemudian dapat digunakan untuk klasifikasi (Ramdhani, Maylawati, & Mantoro, 2020). Dua komponen utama CNN adalah Feature Extraction Layer dan Fully Connected Layer. Lapisan pertama bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur dari input data, yang mencakup Lapisan Convolutional

dan Pooling. Lapisan kedua menghubungkan seluruh fitur yang telah diekstrak ke neuron-neuron pada lapisan output, sehingga hasil akhirnya dapat menunjukkan label untuk data masukan (Sheila et al., 2023).

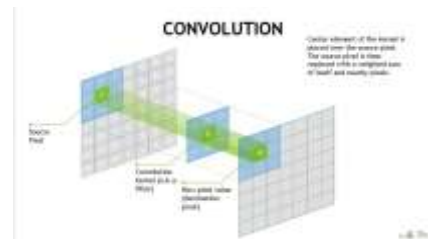


Gambar 1. Detail Citra Daun Tanaman Padi



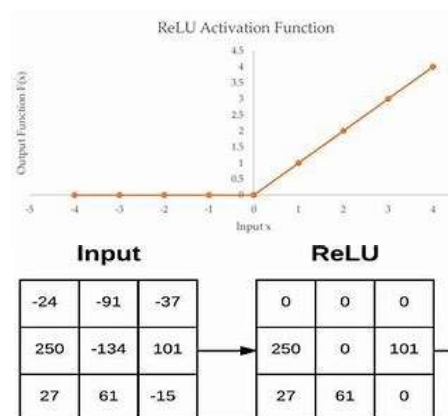
Gambar 2. Arsitektur CNN

Gambar 2. menunjukkan gambaran umum mengenai tahapan proses dalam arsitektur CNN. Proses ini melibatkan beberapa tahap utama yang dilalui oleh gambar input sebelum menghasilkan keluaran berupa klasifikasi atau prediksi. Tahapan-tahapan tersebut adalah convolutional layer, activation ReLU, pooling layer, flattening, dan fully connected layer.

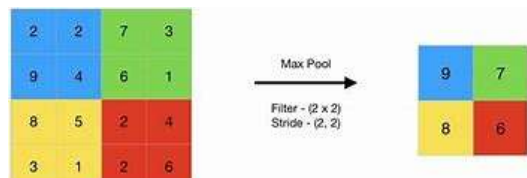


Gambar 3. Convolutional Layer

Pada gambar 3. ditunjukkan bagian utama dari arsitektur CNN yaitu Convolutinal layer. Pada tahap ini, operasi konvolusi dilakukan berulang kali untuk mengekstrak atribut penting dari data citra. Proses ini menghasilkan transformasi linier pada data input, dan bobot lapisan ini menentukan kernel konvolusi yang digunakan. Kernel tersebut dilatih berdasarkan pola yang terdapat pada data input.



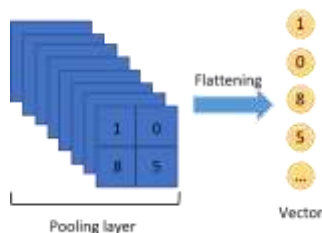
Gambar 4. Activation ReLU



Gambar 5. Pooling Layer

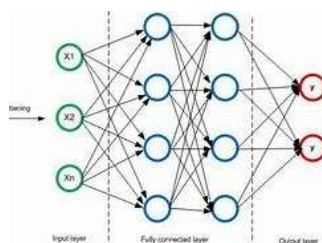
Tahap selanjutnya adalah activation ReLU, yang ditunjukkan pada Gambar 4. Activation ReLU digunakan untuk menambahkan non-linearitas pada model dengan menghilangkan nilai negatif dalam hasil konvolusi, sehingga hanya nilai positif yang dipertahankan. Tujuan dari tahap ini adalah untuk meningkatkan kemampuan jaringan untuk menangkap pola data yang kompleks.

Setelah itu proses selanjutnya adalah pooling layer yang ditunjukkan pada Gambar 5. pooling layer berfungsi untuk mengurangi dimensi fitur tanpa menghilangkan informasi penting. Salah satu teknik yang sering digunakan adalah max pooling, di mana nilai maksimum dari setiap area kecil fitur dipertahankan. Tahap ini membantu meningkatkan efisiensi model dan mengurangi kompleksitas saat melakukan komputasi.



Gambar 6. Flattening

Gambar 6. menunjukkan proses flattening yang digunakan untuk meratakan data hasil proses pooling sebelumnya. Proses ini mengubah data berbentuk matriks menjadi vektor satu dimensi, sehingga data siap untuk diproses oleh lapisan selanjutnya.



Gambar 7. Fully Connected Layer

Gambar 7. menunjukkan tahap terakhir, yaitu fully connected layer. Di lapisan ini, semua neuron dari vektor

hasil flattening terhubung dengan neuron pada output layer. Fully connected layer bertanggung jawab untuk mengolah semua data yang telah dikumpulkan untuk menghasilkan klasifikasi atau prediksi akhir dari gambar yang dimasukkan.

Evaluasi dilakukan dengan menguji hasil pengukuran confidence score untuk menilai tingkat keyakinan model dalam memprediksi kelas tertentu, yang ditampilkan dalam bentuk presentase. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi hasil prediksi model. untuk menilai sejauh mana model dapat meminimalkan kesalahan prediksi. Hasil dari confusion matrix memberikan metrik utama berupa validation accuracy, yang menunjukkan seberapa baik model dapat memprediksi kelas dengan benar pada data validasi.

## Hasil Dan Pembahasan

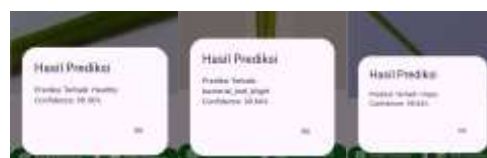
### Hasil Pelatihan CNN

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Roboflow dan telah melalui proses pre-trained sebelumnya. Dengan demikian, dataset dapat digunakan langsung dalam aplikasi tanpa memerlukan pelatihan tambahan.

Dataset ini dibagi menjadi tiga subset utama yaitu: training, validation, dan testing. Pembagian ini dilakukan untuk memastikan distribusi data yang proporsional, sehingga mendukung evaluasi performa model secara menyeluruh. Rincian pembagian dataset dapat dilihat pada Tabel 1. Dataset training digunakan untuk melatih model, validation digunakan untuk mengevaluasi performa model selama pelatihan, dan testing digunakan untuk mengukur akurasi model terhadap data baru.

Proses evaluasi dilakukan berdasarkan hasil prediksi model pada data validasi. Karena model telah melalui proses pre-trained sebelumnya, evaluasi dilakukan tanpa pelatihan ulang, dengan hasil validation accuracy sebesar 98,7%, yang menunjukkan tingkat keakuratan model dalam memprediksi kelas pada data validasi.

Selain itu, tingkat keyakinan model terhadap prediksinya diukur melalui confidence score, yang ditampilkan dalam bentuk dialog box pada data validasi. Gambar hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil Prediksi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ini bekerja dengan baik. Model dapat memprediksi kelas dengan sangat akurat dengan validation accuracy yang tinggi. Contoh hasil prediksi model ditampilkan dalam Gambar 2. di mana hasil ditampilkan dalam dialog dengan label kelas dan confidence score. Sebagai contoh, dialog menampilkan "Prediksi Terbaik: Hispa" dengan confidence score model sebesar "Keyakinan: 98.84%."

#### *Implementasi Model CNN pada Aplikasi Flutter*

Untuk menintegrasikan model ke dalam aplikasi flutter, penelitian ini menggunakan API dari model yang sudah tersedia di Roboflow. Proses ini dimulai dengan mendapatkan kredensial API dari Roboflow untuk mengakses model. Selanjutnya, permintaan API diimplementasikan di dalam kode aplikasi Flutter untuk memanfaatkan model dalam proses prediksi. Tahapan terakhir adalah menghubungkan logika prediksi dengan antarmuka pengguna sehingga hasil dapat ditampilkan secara real-time dalam aplikasi.

Hasil implementasi aplikasi dapat dilihat pada tampilan antarmuka pengguna. Untuk lebih jelasnya, dapat dilihat pada gambar 9 hingga gambar 20 di bawah ini.



Gambar 9. Halaman Get Started

Gambar 9. merupakan halaman yang akan pertama kali muncul ketika user mengakses aplikasi.



Gambar 10. Halaman Introduction

Gambar 10. menampilkan halaman berisi pengenalan singkat tentang aplikasi, yang mencakup deskripsi tujuan utamanya dan tutorial penggunaan sederhana yang membantu pengguna memahami langkah awal dalam penggunaan aplikasi.



Gambar 11. Halaman Register

Gambar 11. merupakan tampilan dari halaman register. Halaman ini memungkinkan pengguna untuk membuat akun dengan cara memilih profil dan memasukan email, username, serta password.





Gambar 12. Halaman Login

Gambar 12. merupakan tampilan dari halaman login. Pengguna dapat melakukan login dengan cara memasukkan email dan password yang telah dibuat. Jika belum memiliki akun, pengguna dapat menuju ke halaman register untuk membuat akun dengan mengklik navigasi “Register”.



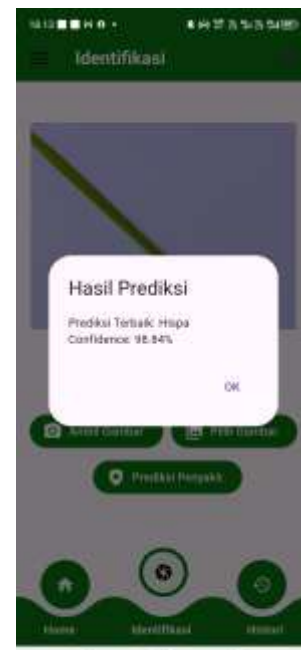
Gambar 13. Halaman Home

Gambar 13. ,menunjukkan tampilan utama aplikasi yang berisi informasi seputar padi, seperti pengenalan tentang padi dan proses pertumbuhan padi. Selain itu, terdapat kategori

seperti hama padi, penyakit padi, kondisi nutrisi, jenis varietas, serta solusi & pencegahan. Setiap kategori memberikan informasi sesuai dengan topiknya. Hal ini membantu pengguna untuk memahami lebih lanjut terkait tanaman padi.



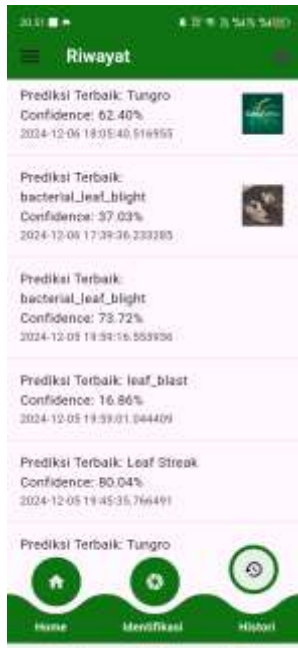
Gambar 14. Halaman Identifikasi



Gambar 15. Hasil Prediksi

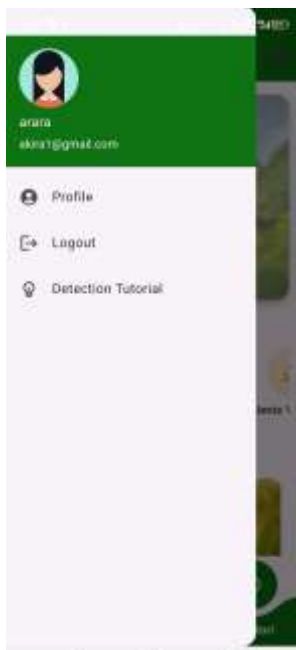
Gambar 14. menunjukkan tampilan dari halaman identifikasi. Pada halaman ini pengguna dapat mengidentifikasi penyakit

padi dengan memasukan gambar melalui kamera maupun galeri. Setelah itu pengguna dapat melihat hasil prediksi dengan menekan tombol “Prediksi Penyakit”. Hasil prediksi penyakit kemudian ditampilkan seperti Gambar 15.



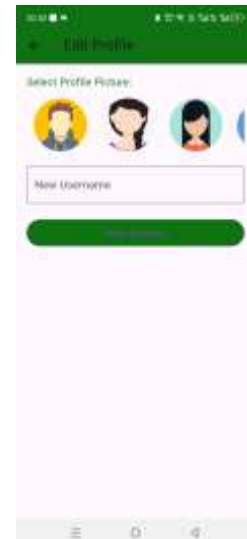
Gambar 16. Halaman Histori

Gambar 16. Merupakan tampilan halaman histori yang memuat hasil prediksi dari pengguna yang telah login. Histori berisi detail seperti nama penyakit, confidence score, gambar yang diprediksi, dan tanggal prediksi dibuat.



Gambar 17. AppBar

Gambar 17. menunjukan tampilan dari AppBar aplikasi.berisi informasi pengguna yang sedang login. AppBar juga terdapat navigasi profile untuk mengarahkan pengguna ke halaman edit profile, logout untuk keluar akun, login untuk masuk kehalaman login. Dan detection tutorial untuk mengarahkan pengguna ke halaman introduction.



Gambar 18. Halaman Edit Profile

Gambar 18. berisi halaman yang digunakan untuk mengubah foto profil maupun username akun pengguna.



Gambar 19. Halaman Pengaturan



Gambar 20. Halaman Pengaturan mode dark mode

Gambar 19. Merupakan halaman yang berisikan pengaturan untuk mengubah tema aplikasi ke mode gelap (dark mode) seperti yang ditampilkan pada Gambar 20. Selain itu, terdapat navigasi "About Us" untuk mengarahkan pengguna ke halaman informasi tentang pembuat aplikasi.

### Simpulan Dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian, metode Convolutional Neural Network (CNN) yang diimplementasikan berhasil mendeteksi penyakit pada daun padi dengan tingkat akurasi validasi mencapai 98,7%. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi penyakit dengan tingkat keyakinan yang tinggi. Integrasi model ke dalam aplikasi Flutter juga telah berhasil dilakukan menggunakan API Roboflow, sehingga

pengguna dapat memperoleh hasil prediksi secara real-time dengan antarmuka yang ramah pengguna.

Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih bervariasi dari berbagai kondisi lingkungan. Pengembangan lebih lanjut juga dapat mencakup peningkatan kecepatan prediksi dan penerapan fitur tambahan, seperti saran tindakan langsung berdasarkan hasil diagnosis. Dengan demikian, petani dapat memperoleh manfaat yang lebih besar dari aplikasi.

### Pustaka Acuan

- Agustiani, S., Arifin, Y. T., Junaidi, A., Wildah, S. K., & Mustopa, A. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color. *Jurnal Komputasi*, 66.
- Agustina, A., Yanto, F., Budianita, E., & Syafria, F. (2024). KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI MENGGUNAKAN METODE CNN. *Journal Of Information Systems And Informatics Engineering*, 125.
- Hawari, F. H., Fadillah, f., Alviandi, M. R., & Arifin, T. (2022). KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI MENGGUNAKAN ALGORITMA CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK). *Jurnal Responsif : Riset Sains dan Informatika*, 188.
- Milano, A. C., yasid, A., & Wahyuningrum, R. T. (2024). KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN MODEL DEEP LEARNING EFFICIENTNET-B6. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 557.
- Ramdhani, M. A., Maylawati, D. S., & Mantoro, T. (2020). Indonesian news classification using convolutional . *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 1000-1009.
- Sheila, S., Anwar, M. K., Saputra, A. B., Pujiyanto, F. R., & Sari, I. P. (2023). Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *MULTINETICS*, 33.
- Sitompul, P., Okprana, H., & Prasetio, A. (2022). Identifikasi Penyakit Tanaman Padi Melalui Citra Daun Menggunakan. *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, 144.