

## TRANSFER LEARNING DAN FINE TUNING MOBILNETV2 UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN TANAMAN JAGUNG

Muchamad Hasan Basri<sup>1</sup>, Ir. Agung Handayanto, M.Kom<sup>2</sup>, Khoiriya Latifah, M.Kom<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Jurusan Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas PGRI Semarang, Semarang

<sup>1,2,3</sup> Jln.Sidodadi Timur Dr Cipto, No.24 Kota Semarang, 50272, Indonesia

email: <sup>1</sup>[hasanhokyajr123@gmail.com](mailto:hasanhokyajr123@gmail.com), <sup>2</sup>[agunghan@upgris.ac.id](mailto:agunghan@upgris.ac.id), <sup>3</sup>[Khoiriyalatifah@upgris.ac.id](mailto:Khoiriyalatifah@upgris.ac.id)

**Abstract –** *Corn plants have an important role in meeting global food needs, but diseases of corn leaves can cause a significant reduction in productivity. One of the main challenges is early and accurate detection of corn foliar disease. Traditional methods are often time-consuming and impractical for large-scale deployment. To overcome this problem, this research developed a corn leaf disease classification application using a deep learning method with a Convolutional Neural Network (CNN) architecture, namely MobileNetV2, through transfer learning and fine-tuning techniques. The dataset used consists of 4188 images, which are divided into training (80%), validation (10%), and test (10%) data. In the initial training stage, the model was trained for 50 epochs and achieved 89.82% accuracy and 88.02% validation accuracy. Next, fine-tuning was carried out by opening training on layers 100 to 156 of MobileNetV2, and the model was re-drilled for 25 epochs, resulting in an increase in accuracy to 94.54% and validation accuracy of 92.19%. Testing of applications is carried out using three methods, namely white box testing, black box testing, and User Acceptance Testing (UAT). White box testing shows 2 independent paths, indicating low code complexity and ease of repair. Black box testing showed 100% success results, while UAT achieved a user satisfaction level of 90%. This research shows significant performance improvements in detecting corn foliar diseases and provides an efficient and accurate solution for diagnosing diseases on a large scale.*

**Keywords:** *Corn leaf disease, CNN, deep learning, MobileNetV2, transfer learning, fine-tuning.*

Abstrak – Tanaman jagung memiliki peran penting dalam pemenuhan kebutuhan pangan global, namun penyakit pada daun jagung dapat mengakibatkan penurunan produktivitas yang signifikan. Salah satu tantangan utama adalah deteksi dini dan akurat terhadap penyakit daun jagung. Metode tradisional sering kali membutuhkan waktu dan tidak praktis untuk penerapan skala besar. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengembangkan aplikasi klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan metode deep learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu MobileNetV2, melalui teknik transfer learning dan fine-tuning. Dataset yang digunakan terdiri dari 4188 citra, yang dibagi menjadi data latih (80%), validasi (10%), dan uji (10%). Pada tahap awal pelatihan, model di-train selama 50 epoch dan mencapai akurasi 89,82% serta akurasi validasi 88,02%. Selanjutnya, dilakukan fine-tuning dengan membuka pelatihan pada lapisan ke-100 hingga 156 dari MobileNetV2, dan model dilatih ulang selama 25 epoch, menghasilkan peningkatan akurasi menjadi 94,54% dan akurasi validasi sebesar 92,19%. Pengujian terhadap aplikasi dilakukan menggunakan tiga metode, yaitu white box testing, black box testing, dan User Acceptance Testing (UAT). Pengujian white box menunjukkan 2 independent path, yang menunjukkan kompleksitas kode yang rendah dan kemudahan perbaikan. Pengujian black box menunjukkan hasil keberhasilan 100%, sementara pengujian UAT mencapai tingkat kepuasan pengguna sebesar 90%. Penelitian ini menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan dalam deteksi penyakit daun jagung dan memberikan solusi yang efisien dan akurat untuk diagnosa penyakit pada skala besar.

Kata kunci : Penyakit daun jagung, CNN, deep learning, MobileNetV2, transfer learning, fine-tuning.

### VII. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi di zaman sekarang telah memberikan banyak manfaat terhadap keberlangsungan setiap sektor bisnis termasuk sektor pertanian. Diperkirakan bahwa penggunaan teknologi modern di sektor pertanian ini dapat meningkatkan nilai pendapatan ekonomi hingga US\$ 6,6 miliar per tahun. Dengan pemanfaatan teknologi pengolahan citra digital menjadi sebuah terobosan baru yang diyakini mampu memberikan perubahan yang positif bagi para petani seperti adanya teknologi yang mampu mengidentifikasi penyakit pada tanaman secara cepat dan akurat tanpa dengan biaya operasional yang tinggi[1]. Pencegahan serangan penyakit tanaman yang terlambat akan menghambat dalam stabilitas produksi. Bukan hanya menurunkan kualitas dan produktivitas panen,

tetapi juga sering kali menimbulkan fuso bahkan berimbas pada gangguan sistem pengadaan pangan hampir seluruh dunia.

Tanaman jagung merupakan jenis tanaman serelia dan bahan pangan yang dijadikan sebagai sumber karbohidrat selain padi dan gandum. Melansir data dari Food and Agriculture Organization (FAO), produksi jagung cenderung meningkat sejak tahun 2010 - 2018 dengan mencapai 30,25 juta ton pada tahun 2018. Namun, pada 2019 produksi jagung mengalami penurunan 25% menjadi 22,59 juta ton dan pada tahun 2020 kembali mengalami penurunan 0,38% menjadi 22,5 juta ton. Tingkat produktivitas tanaman jagung selalu mengalami fluktuasi dikarenakan pengaruh jumlah penawaran dan permintaan yang terus berubah-ubah. Sebagaimana yang diketahui bahwa komoditas jagung memiliki peran strategis dalam perekonomian di Indonesia namun banyak hal yang menjadi penyebab dalam upaya peningkatan jumlah produksi jagung salah satunya adanya serangan organisme pengganggu tanaman yang bisa melanda kapan saja [2]. Sampai saat ini upaya dalam penanggulangan untuk mencegah dan menanggulangi organisme pengganggu tanaman seperti hama dan penyakit pada tanaman jagung terus dilakukan. Namun mengingat faktor lingkungan seperti halnya cuaca, suhu dan kelembaban dapat menyebabkan perkembangan penyakit pada tanaman jagung pun akan semakin berkembang [3].

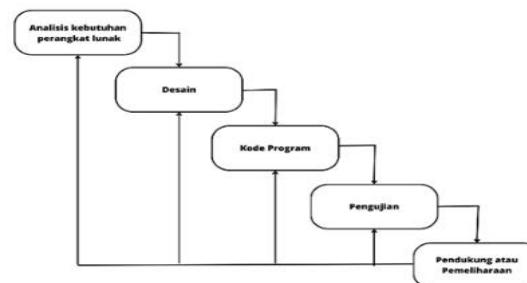
Selain itu, pola penanganan dalam upaya mengidentifikasi jenis penyakit tanaman jagung apakah berpenyakit karat daun, hawar daun, busuk batang, atau jagung sehat yang dilakukan oleh para petani saat ini masih melalui pengamatan secara manual serta membutuhkan seorang ahli penyakit tanaman dan tentu membutuhkan biaya operasional yang tinggi. Identifikasi jenis penyakit tanaman dengan tepat dan akurat menjadi sebuah tantangan sekaligus perhatian khusus untuk dapat diselesaikan. Maka diperlukan peranan teknologi yang mampu mengidentifikasi penyakit tanaman jagung dalam hal ini memanfaatkan teknologi citra daun.

Pemanfaatan teknologi khususnya dalam pengolahan citra dengan menerapkan berbagai metode kecerdasan buatan sampai saat ini terus dilakukan. Untuk klasifikasi gambar, convolutional neural network (CNN) merupakan sebuah metode dalam deep learning yang biasa digunakan dalam klasifikasi gambar dalam jumlah besar [4]. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah transfer learning dengan memanfaatkan arsitektur MobileNetV2, yang dirancang untuk efisiensi dan performa tinggi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. MobileNetV2 dapat diterapkan pada berbagai tugas klasifikasi citra, termasuk identifikasi penyakit tanaman, dengan keunggulan dalam hal ukuran model yang lebih kecil dan kecepatan komputasi yang lebih tinggi tanpa mengorbankan akurasi.

MobileNetV2 dirancang untuk mempertahankan akurasi tinggi dengan ukuran model yang lebih kecil dan waktu inferensi yang lebih cepat. Oleh karena itu, model ini sangat cocok diterapkan pada klasifikasi penyakit daun jagung, yang memerlukan kecepatan dan keakuratan tinggi untuk membantu para petani dalam mendeteksi penyakit secara dini. Untuk lebih meningkatkan performa model, dilakukan teknik fine-tuning, yang memungkinkan model untuk lebih beradaptasi dengan dataset spesifik yang digunakan, sehingga akurasi dan efektivitas klasifikasi dapat meningkat secara signifikan.[5]

### VIII. METODE PENELITIAN

Pada pendekatan penelitian ini, peneliti menerapkan pendekatan penelitian Waterfall. Metode ini diterapkan dengan cara yang sistematis, mulai dari analisis, desain, coding, pengujian/verifikasi, dan perawatan. Disebut "waterfall" karena langkah demi langkah yang dilalui harus diselesaikan satu per satu, sehingga tidak dapat meloncat ke tahap berikutnya. Algoritma MobilnetV2 sebagai algoritma untuk klasifikasi pada aplikasi prediksi penyakit daun tanaman jagung berbasis website. Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem yang dihasilkan dapat memberikan manfaat signifikan bagi pengguna.



Gambar 2.1 Metode Waterfall

## 5. Analisa Kebutuhan

Proses pengumpulan kebutuhan dilakukan secara intensif untuk mewujudkan kebutuhan perangkat lunak agar dapat dipahami perangkat lunak seperti apa yang dibutuhkan oleh user.

## 6. Desain

Desain perangkat lunak adalah proses multi langkah yang fokus pada desain pembuatan program perangkat lunak termasuk struktur data, arsitektur perangkat lunak, representasi antarmuka, dan prosedur pengodean.

## 7. Implementasi

Pada tahap ini, desain diterjemahkan ke dalam kode sumber menggunakan bahasa pemrograman yang sesuai. Para pengembang menulis kode berdasarkan spesifikasi desain untuk memastikan bahwa setiap komponen sistem digunakan sesuai dengan desain.

## 8. Pengujian

Untuk meminimalisir kesalahan pengujian fokus pada perangkat lunak secara dari segi logik dan fungsional dan memastikan bahwa semua bagian sudah diuji. Pengujian dilakukan dalam beberapa tingkatan. Pada tahapan pengujian program ini dilakukan dengan menggunakan Black Box Testing, White Box dan UAT.

## IX. HASIL DAN PEMBAHASAN

### E. Pembahasan

#### 2) *Identifikasi Kebutuhan*

Langkah ini membantu mengidentifikasi kebutuhan fungsional dan sistem yang diperlukan untuk mengembangkan aplikasi klasifikasi penyakit daun tanaman jagung.

##### a) *Analisis Kebutuhan Data*

Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini berupa dataset citra daun jagung dengan total gambar 4.188 gambar yang digunakan untuk melatih model klasifikasi. Data diperoleh dari situs Mendeley Data, diunduh dan disimpan di Google Drive. Citra dibagi ke dalam folder data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan proporsi 80%:10%:10% untuk memastikan jumlah data yang cukup dalam membangun dan mengevaluasi model.

##### b) *Analisis Kebutuhan Sistem*

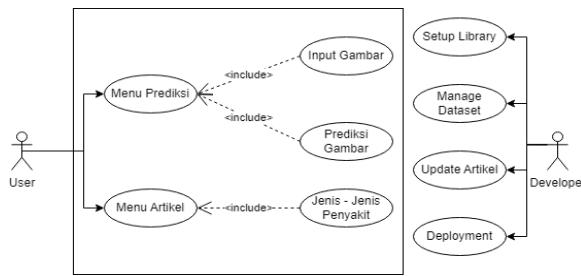
Pada tahap ini, penulis mengidentifikasi kebutuhan sistem yang mencakup perangkat keras dan perangkat lunak yang diperlukan untuk menjalankan aplikasi. Kebutuhan perangkat keras meliputi spesifikasi minimum untuk prosesor Intel Core i3-1005G1 dengan kecepatan 1.20GHz, RAM 4GB, SSD 256GB, dan grafis Intel UHD Graphics. Untuk deployment aplikasi menggunakan Streamlit, diperlukan server dengan minimal RAM 4GB, sementara perangkat klien atau pengguna akhir juga membutuhkan RAM minimum 4GB. Kebutuhan perangkat lunak mencakup beberapa alat utama, yaitu Google Colaboratory, Visual Studio Code, Streamlit, Draw.io, Mendeley Data, dan Google Drive.

#### 3) *Desain*

Desain sistem untuk pengembangan aplikasi deteksi penyakit daun tanaman jagung dibuat dengan tujuan menyediakan panduan yang jelas sebelum proses implementasi dimulai. Tujuannya adalah mempermudah penulisan kode dengan memberikan panduan yang terstruktur dan mudah diikuti.

##### a) *Desain UML*

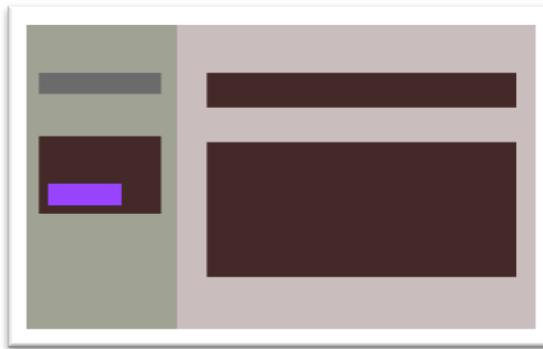
Desain UML digunakan untuk memodelkan sistem aplikasi klasifikasi penyakit daun jagung secara terstruktur. UML membantu dalam memvisualisasikan, menentukan, dan mendokumentasikan artefak dari sistem perangkat lunak yang akan dikembangkan.



Gambar 3.1 Use Case Diagram

**b) Desain User Interface**

Desain User Interface (UI) dari aplikasi klasifikasi penyakit daun jagung bertujuan untuk memberikan antarmuka yang intuitif dan mudah digunakan bagi pengguna dari berbagai kalangan. Proses desain UI melibatkan beberapa langkah kunci, termasuk pembuatan wireframe, mockup, dan pengujian pengguna untuk memastikan bahwa aplikasi memenuhi kebutuhan pengguna dengan optimal.



Gambar 3.2 Desain User Interface

**4) Membangun Model MobilNetv2**

Metode yang digunakan untuk membangun aplikasi deteksi adalah metode CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) untuk mengelola proses pengembangan perangkat lunak dalam pembuatan aplikasi ini. Metode ini terdiri dari enam fase yang memastikan setiap langkah dalam pengembangan dilakukan secara sistematis dan efisien.

**a) Bussiness Understanding**

Business Understanding adalah langkah pertama untuk memahami tujuan dan kebutuhan bisnis aplikasi deteksi penyakit daun jagung. Aplikasi ini bertujuan untuk membantu pengguna dalam mengidentifikasi penyakit pada daun jagung menggunakan algoritma CNN, khususnya MobileNetV2 dengan metode transfer learning dan fine-tuning. Tujuan bisnisnya adalah membangun aplikasi yang mampu mendeteksi penyakit dari gambar yang diambil pengguna dengan akurasi tinggi serta menyediakan antarmuka yang intuitif bagi petani dan pengelola tanaman agar mudah digunakan dalam praktik sehari-hari.

**b) Data Understanding**

Pada tahap Data Understanding, data dikumpulkan dan dieksplorasi untuk melatih model. Pengumpulan Data dilakukan dengan menggunakan dataset penyakit daun jagung dari Plant Village Dataset yang diambil dari Mendeley Data dan diunggah ke Google Drive. Distribusi Data dibagi ke dalam empat kelas: Blight (1146 gambar), Common Rust (1306 gambar), Gray Leaf Spot (574 gambar), dan Healthy (1162 gambar).

**c) Data Preparation**

Pada tahap Data Preparation, data yang telah dikumpulkan diatur dan disiapkan untuk analisis dan pelatihan model. Langkah pertama adalah pengaturan direktori dataset, di mana data diorganisasi

dalam subfolder berdasarkan kelas (Blight, Common Rust, Gray Leaf Spot, dan Healthy) menggunakan modul os untuk mengatur path yang dibutuhkan untuk data training dan validasi. Selanjutnya, parameter seperti ukuran gambar (224x224), batch size (128), dan learning rate (0.001) ditentukan, dengan optimizer Adam yang digunakan untuk pembaruan bobot model selama pelatihan.

Data augmentasi kemudian diterapkan untuk memperkaya dataset dengan variasi, seperti rotasi, geser, zoom, shear, dan flip horizontal menggunakan ImageDataGenerator dari Keras, yang membantu membuat model lebih general dan robust. Terakhir, data dinormalisasi agar nilai pixel berada dalam rentang 0-1, dengan augmentasi diterapkan pada data training, sedangkan data validasi hanya dinormalisasi tanpa augmentasi untuk evaluasi performa model.

**d) Modelling**

Dalam tahap pembangunan model klasifikasi penyakit daun jagung ini, kita menggunakan arsitektur MobileNetV2 sebagai dasar untuk ekstraksi fitur. MobileNetV2 adalah model ringan yang sangat efisien dalam menangani gambar dengan dimensi kecil, menjadikannya pilihan yang tepat untuk tugas ini.

```
def mobilenetv2():
    mobilenet_m = tf.keras.applications.mobilenet_v2.MobileNetV2(
        input_shape=(img_dims, img_dims, 3),
        include_top=False,
        weights='imagenet'
    )

    x = mobilenet_m.trainable = False
    x = mobilenet_m.output

    x = GlobalAveragePooling2D()(x)
    out = Dense(4, activation='softmax')(x)

    model = Model(inputs=mobilenet_m.inputs, outputs=out)

    model.summary()

    return model
```

Gambar 3.3 Model MobilNetv2

```
mobilenetv2_model.trainable = True

print('Number of layers in the pre-trained model: {}'.format(
    len(mobilenetv2_model.layers)
))

fine_tune_at = 100

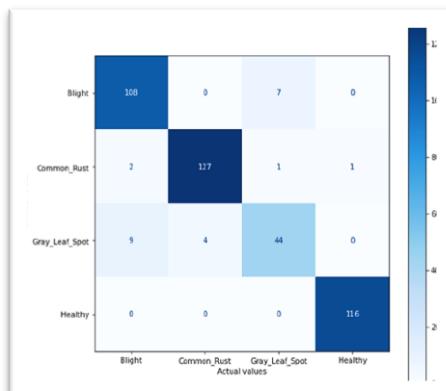
for layer in mobilenetv2_model.layers[:fine_tune_at]:
    layer.trainable = False

print(f"Trainable Layers: {len(mobilenetv2_model.trainable_variables)}")
```

Gambar 3.4 Code Fine Tuning

**e) Evaluasi Model**

Evaluasi model digunakan untuk menentukan seberapa baik model tersebut dapat menggeneralisasi pola yang telah dipelajari dari data pelatihan ke data baru yang belum dilihat sebelumnya. Confusion matrix digunakan dalam mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya dari data yang diuji.



Gambar 3.5 Confusion Matrix

5) *Implementasi Sistem*

a) *Pembuatan Sistem*

Pada tahap implementasi sistem, aplikasi deteksi penyakit daun jagung dikembangkan menggunakan framework Streamlit karena kesederhanaan dan fleksibilitasnya dalam membangun aplikasi interaktif berbasis web. Langkah-langkah pengkodean dimulai dengan menyiapkan lingkungan pengembangan, membuat lingkungan virtual, dan menginstal dependensi yang diperlukan dari file requirements.txt. Selanjutnya, aplikasi dibangun dengan membuat file utama app.py, yang mencakup beberapa bagian penting. Pertama, library yang dibutuhkan seperti Streamlit dan TensorFlow diimporkan, kemudian dibuat halaman utama untuk memungkinkan pengguna mengunggah gambar daun jagung yang akan dianalisis oleh model.

Fitur pengunggahan gambar memungkinkan pengguna menginput gambar yang akan diproses oleh model. Setelah gambar diunggah, pemetaan kelas membantu menampilkan hasil prediksi secara jelas dan terstruktur. Model yang telah dilatih dimuat menggunakan fungsi get\_model() yang memuat model dari file "model\_mobnetv2.h5" dan menyiapkannya untuk prediksi.

Proses prediksi dilakukan saat pengguna menekan tombol "Deteksi Hasil". Model mengklasifikasikan gambar yang diunggah dan menampilkan probabilitas setiap kelas dalam bentuk data frame di aplikasi Streamlit. Hasil prediksi disajikan dengan informasi relevan, sehingga pengguna dapat memanfaatkan data ini untuk pengambilan keputusan dalam mengelola tanaman jagung.

b) *Hasil Website*

Hasil Website mencakup dua halaman utama pada aplikasi deteksi penyakit daun jagung. Halaman Utama Deteksi Penyakit menampilkan judul dan informasi aplikasi dengan desain sederhana, serta menyediakan fitur unggah gambar untuk memulai proses deteksi. Setelah gambar diunggah, hasil prediksi nama penyakit dan tingkat akurasi akan muncul di bawah gambar. Halaman Artikel menampilkan informasi edukatif mengenai empat jenis penyakit daun jagung.



Gambar 3.6 Hasil Website

**F. Pengujian System**

4. Pengujian Black box

Pengujian ini dilakukan untuk menentukan sejauh mana sistem berfungsi sesuai dengan fungsionalitas yang diharapkan. Pengujian black-box ini dilakukan oleh 3 orang responden yang merupakan dosen informatika .

1). Pengujian Pertama

$$\text{Tercapai} = \frac{19}{19} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Gagal} = \frac{0}{19} \times 100\% = 0\%$$

### 2). Pengujian Kedua

$$\text{Tercapai} = \frac{19}{19} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Gagal} = \frac{0}{19} \times 100\% = 0\%$$

### 3). Pengujian ketiga

$$\text{Tercapai} = \frac{19}{19} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Gagal} = \frac{0}{19} \times 100\% = 0\%$$

$$\text{Jumlah persentase rata - rata tercapai} = \frac{300\%}{3} = 100\%$$

$$\text{Jumlah persentase rata - rata gagal} = \frac{0\%}{3} = 0\%$$

Dari hasil perhitungan diatas, presentase pengujian black box yang didapat menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan memiliki presentase 100%, sedangkan tingkat kegagalan memiliki presentase 0% maka dapat ditarik kesimpulan bahwa sistem sudah berjalan sesuai dengan yang diharapkan.

## X. KESIMPULAN

1. Dari hasil proses penelitian dataset penyakit daun jagung menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan jumlah dataset sebanyak 4188 citra. Dataset ini dibagi menjadi tiga yaitu training (80%), validation (10%), dan testing (10%). Model ini menggunakan teknik transfer learning dan di-train selama 50 epoch, menghasilkan accuracy sebesar 89,82% dan validation accuracy sebesar 88,02%.
2. Setelah dilakukan fine-tuning dengan membuka pelatihan pada lapisan MobileNetV2 dari lapisan ke-100 hingga 156, model di-train kembali selama 25 epoch dengan total pelatihan mencapai 75 epoch. Fine-tuning ini meningkatkan performance model dengan accuracy sebesar 94,54% dan validation accuracy sebesar 92,19%.
3. Penulis melakukan 3 jenis pengujian untuk memastikan kualitas aplikasi white box, black box, dan user acceptance testing (UAT). Pengujian white box yang mendapatkan hasil 2 independent path yang berarti tidak kompleks dan mudah untuk perbaikan pada code program sehingga dikatakan baik. Hasil pengujian black box menunjukkan keberhasilan 100% dan pengujian user acceptance test (UAT) berhasil mencapai 90%.

## XI. UCAPAN TERIMA KASIH

Rasa syukur atas nikmat dari Allah SWT, serta ucapan terimakasih kepada kedua dosen pembimbing, kaprodi, seluruh dosen, staff jajaran Universitas PGRI Semarang. Peneliti mengucapkan banyak terimakasih kepada kedua orang tua, keluarga, adik, serta sahabat yang senantiasa support memberi dukungan penulis.

## XII. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Iswantoro and D. Handayani UN, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, p. 900, Jul. 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i2.2065.
- [2] M. A. Ulhaq and R. Masnilah, "Pengaruh Penggunaan Beberapa Varietas dan Aplikasi Pseudomonas fluorescens untuk Mengendalikan Penyakit Bulai (Peronosclerosporamaydis) pada Tanaman Jagung (*Zea mays L.*)," *Jurnal Pengendalian Hayati*, vol. 2, no. 1,p. 1, Mar. 2019, doi: 10.19184/jph.v2i1.17131.
- [3] I. Syahriani et al., "Identifikasi Penyakit pada Batang Tanaman Jagung (*Zea Mays*) di Kecamatan Panyabungan Kabupaten Mandailing Natal, Sumatera Utara," in *Prosiding SEMNAS BIO* , 2021. [4] K. I. Sofiansyah Fadli and Maulana Ashari, "Sistem Penjadwalan Event Organizer dengan Metode Round Robin (RR)," *Sist. Penjadwalan*

*Event Organ. Dengan Metod. Round Robin*, vol. 3, no. 2, hal. 100–107, 2020. [Online]. Tersedia: <http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/misi>.

[4] H. P. Kekal and D. U. E. Saputri, “Optimization of Melanoma Skin Cancer Detection with the Convolutional Neural Network,” *Journal Medical Informatics Technology*, pp. 53–58, Jun. 2023, doi: 10.37034/medinftech.v1i2.10. Jagung Menggunakan Convolutional Neural Network,” 2021.

[5] H Wang, S Qiu, H Ye, X Liao "A Plant Disease Classification Algorithm Based on Attention MobileNet V2", 2023.