

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Padi (*Oryza sativa*) adalah salah satu tanaman pangan utama yang menempati posisi ketiga di antara semua jenis biji-bijian, setelah jagung dan gandum. Beras, yang dihasilkan dari padi, menjadi salah satu sumber makanan pokok dunia. Permintaan dan konsumsi beras terus meningkat seiring pertumbuhan populasi manusia. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut, produksi beras perlu ditingkatkan lebih dari 40%, yang berhubungan dengan keamanan produksi padi, stabilitas sosial, dan pembangunan nasional.

Oleh karena itu, padi menjadi salah satu sektor pertanian yang harus diprioritaskan di setiap daerah di Indonesia. Khusus di Asia Tenggara, sebanyak 80% masyarakat Indonesia menjadikan nasi sebagai makanan pokok, menunjukkan bahwa Indonesia adalah negara agraris [1]. Dengan pentingnya peran produksi beras, masyarakat Indonesia dituntut untuk lebih kreatif dalam meningkatkan hasil panen padi, atau setidaknya menjaga stabilitas produksinya, demi memastikan ketahanan pangan nasional.

Produksi padi mengalami penurunan akibat serangan hama dan penyakit pada tanaman padi. Di Kabupaten Madiun, Jawa Timur, pada tahun 2022, produksi padi menurun karena serangan Organisme Pengganggu Tanaman (OPT) [2]. Penyakit pada tanaman padi, terutama yang menyerang bagian daun, umumnya disebabkan oleh bakteri dan jamur. Namun, masyarakat sering kesulitan membedakan jenis penyakit yang menyerang daun padi, terutama jika gejala penyakit sudah dalam tahap lanjut. Identifikasi penyakit secara manual menggunakan penglihatan mata memiliki keterbatasan, karena bentuk gejala penyakit pada daun padi sering kali serupa. Penurunan hasil panen padi dapat dicegah dengan menerapkan metode pengendalian penyakit yang tepat, karena setiap jenis penyakit membutuhkan penanganan yang berbeda. Oleh karena itu, diperlukan teknologi berbasis pengolahan citra untuk membantu membedakan penyakit yang menyerang daun tanaman padi secara lebih akurat. Karena mayoritas petani di Indonesia telah menggunakan smartphone untuk mendukung aktivitas pertanian, aplikasi mobile dibutuhkan agar solusi ini lebih mudah diakses dan diterapkan langsung di lapangan [3].

Seiring dengan perkembangan teknologi, metode deep learning semakin banyak dimanfaatkan dalam bidang pertanian, khususnya untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit tanaman secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penelitian sebelumnya telah menerapkan metode deep learning dengan arsitektur EfficientNetB0 untuk klasifikasi penyakit pada daun jagung dan berhasil mencapai akurasi sebesar 96% dalam mendeteksi penyakit berdasarkan citra pelepah daun [4]. Hasil ini menunjukkan bahwa metode ini memiliki potensi besar dalam membantu petani melakukan deteksi dini dan pengendalian penyakit tanaman secara lebih efektif.

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh [5] yang menggunakan model ResNet50 untuk mengklasifikasikan daun apel menjadi dua kategori, yaitu sehat dan busuk. Dengan dataset sebanyak 1545 gambar untuk pelatihan dan 661 gambar untuk pengujian, model ini mencapai akurasi 91% setelah dilatih selama 50 epoch. Hasil ini menunjukkan bahwa ResNet50 efektif dalam klasifikasi citra tanaman dan mampu membedakan kondisi kesehatan daun apel dengan akurasi yang cukup tinggi.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [6] yang membandingkan performa arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50 dalam mendeteksi penyakit pada buah kakao. Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 3344 citra buah kakao sehat, 943 citra buah yang terkena penyakit black pod rot, dan 103 citra buah yang terserang pod borer. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua model CNN memiliki akurasi yang sama, yaitu sebesar 96%. Namun, dari segi metrik evaluasi lainnya, EfficientNetB0 lebih unggul dalam presisi dengan nilai 95,7%, sementara ResNet50 lebih baik dalam recall dan F1-score dengan nilai masing-masing 94,7% dan 93,3%. Confusion matrix menunjukkan bahwa ResNet50 lebih akurat dalam mengklasifikasikan penyakit pod borer, tetapi membutuhkan lebih banyak parameter dibandingkan EfficientNetB0, sehingga lebih cocok digunakan untuk dataset yang lebih besar. Sebaliknya, EfficientNetB0 lebih efisien dalam pemrosesan dan lebih sesuai untuk dataset yang lebih kecil.

Kemudian, penelitian yang dilakukan oleh [7] membandingkan performa arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dalam klasifikasi kanker serviks menggunakan citra pap smear. Dengan dataset sebanyak 4049 citra yang dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji, penelitian ini menunjukkan bahwa ResNet50 memiliki akurasi lebih tinggi, yaitu 91%, dibandingkan dengan ResNet101 yang hanya mencapai 89%. Meskipun ResNet101 memiliki arsitektur yang lebih kompleks, hasil penelitian ini

menunjukkan bahwa model yang lebih dalam tidak selalu memberikan akurasi lebih baik, terutama jika dataset yang digunakan relatif kecil. Oleh karena itu, penelitian ini merekomendasikan penggunaan ResNet50 sebagai model yang lebih optimal untuk klasifikasi citra pap smear.

Kemudian, penelitian terkait dilakukan oleh [8] yang menerapkan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur EfficientNet-B1 untuk klasifikasi motif batik. Model ini dilatih menggunakan dataset 300 gambar dari berbagai motif batik dan diuji dalam aplikasi berbasis Android. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model EfficientNet-B1 mencapai akurasi training sebesar 89% dengan loss 0,33, serta akurasi testing sebesar 98% dengan loss 0,70. Faktor seperti jumlah strides, nilai dropout, dan pemilihan fungsi aktivasi sangat berpengaruh terhadap performa model. Penelitian sudah pernah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 yang hanya mencapai akurasi 79,62%, sehingga penelitian ini membuktikan bahwa penggunaan arsitektur yang lebih kompleks dapat meningkatkan akurasi klasifikasi motif batik

Beragam arsitektur Convolutional Neural Network serta perbedaan dataset yang digunakan dalam penelitian sebelumnya menyebabkan kesulitan dalam melakukan perbandingan. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi penyakit daun padi ke dalam empat kategori, yaitu Bacterial leaf blight, Brown spot, Blast, dan Tungro. Untuk melakukan klasifikasi, digunakan dua arsitektur jaringan saraf, yaitu ResNet50 dan EfficientNetB0. Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengevaluasi performa arsitektur ResNet50 dan EfficientNetB0 dalam mengklasifikasikan dataset yang tersedia. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menganalisis pengaruh lima jenis optimizer, yaitu Adam, Nadam, Adamax, SGD, dan RMSprop, dalam proses pelatihan model. Diharapkan hasil penelitian dapat mengidentifikasi kombinasi terbaik antara arsitektur Convolutional Neural Network dan optimizer yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi dalam klasifikasi penyakit daun padi. Lebih lanjut, kombinasi terbaik tersebut akan diimplementasikan dalam aplikasi berbasis Android/mobile agar dapat dimanfaatkan secara praktis oleh petani atau pihak terkait untuk mendeteksi penyakit daun padi.

## 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan didapatkan rumusan masalah yaitu :

- 1) Bagaimana cara mengklasifikasikan penyakit daun padi menggunakan arsitektur ResNet-50 dan EfficientNetB0 dengan menerapkan lima jenis optimizer, yaitu Adam, Nadam, Adamax, SGD, dan RMSprop?
- 2) Bagaimana hasil analisis perbandingan performa arsitektur ResNet-50 dan EfficientNetB0 dengan lima optimizer tersebut dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi?
- 3) Bagaimana implementasi kombinasi arsitektur dan optimizer terbaik ke dalam aplikasi Android/mobile untuk klasifikasi penyakit daun padi?

## 1.3. Batasan Masalah

Dalam konteks penelitian ini batasan-batasan masalah dapat ditentukan untuk memfokuskan ruang lingkup penelitian. Berikut adalah beberapa batasan yang dapat diterapkan:

- 1) Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil dari dataset *Rice Leaf Disease Images* yang tersedia di platform Kaggle.
- 2) Penelitian ini hanya menggunakan data daun padi yang telah ditentukan jenisnya, yaitu 'Bacterialblight', 'Blast', 'Brownspot', dan 'Tungro'.
- 3) Penelitian ini membandingkan performa berbagai optimizer pada arsitektur ResNet50 dan EfficientNetB0 tanpa mengintegrasikan algoritma lain.
- 4) Implementasi model terbaik akan dilakukan dalam bentuk aplikasi Android/mobile untuk mempermudah klasifikasi penyakit daun padi.

## 1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari rumusan masalah penelitian yakni :

- 1) Membangun model klasifikasi penyakit daun padi menggunakan arsitektur ResNet-50 dan EfficientNetB0 dengan lima jenis optimizer, yaitu Adam, Nadam, Adamax, SGD, dan RMSprop.
- 2) Menganalisis dan membandingkan performa kombinasi arsitektur CNN dan optimizer dalam klasifikasi penyakit daun padi berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

- 3) Mengimplementasikan kombinasi arsitektur dan optimizer terbaik ke dalam aplikasi Android/mobile sebagai media klasifikasi penyakit daun padi secara otomatis dan praktis.

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi pihak-pihak yang membutuhkan, baik secara teoritis maupun praktis, diantaranya:

- 1) Menjadi landasan untuk penelitian lebih lanjut dalam meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit daun padi dengan mengembangkan atau mengkombinasikan arsitektur CNN yang lebih kompleks.
- 2) Mendorong penerapan model deep learning dalam sistem berbasis *Internet of Things* (IoT) atau perangkat edge computing untuk memungkinkan deteksi penyakit daun padi secara real-time di lapangan.
- 3) Membantu dalam pengembangan aplikasi berbasis Android/mobile yang dapat dikombinasikan dengan sistem rekomendasi tindakan pengendalian penyakit berdasarkan hasil klasifikasi yang diberikan oleh model terbaik.