

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Tanaman jagung, atau yang dalam bahasa ilmiah dikenal sebagai *Zea mays* L., adalah tanaman pangan terpenting kedua di Indonesia setelah padi, sekaligus pemasok karbohidrat utama bagi masyarakat Indonesia [2]. Kebutuhan jagung secara nasional terus meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah penduduk, baik sebagai bahan pangan maupun sebagai bahan baku utama pakan ternak yang menyumbang lebih dari 55% kebutuhan industri peternakan nasional [2]. Data Badan Pusat Statistik menunjukkan bahwa produksi jagung pipilan kering Indonesia pada tahun 2025 mencapai 16,16 juta ton, meningkat 6,74% dibandingkan tahun sebelumnya (15,14 juta ton) [3]. Tingginya kontribusi jagung terhadap ketahanan pangan nasional menunjukkan pentingnya menjaga keberlanjutan dan produktivitas budidaya jagung.

Namun, di balik perannya yang strategis dalam mendukung ketahanan pangan, tanaman jagung masih memiliki ancaman serius yang kerap luput dari perhatian, yaitu serangan penyakit daun. Dave K. Berger dalam bab *Diseases of Maize/Corn* pada buku *Agrios' Plant Pathology* (2024) menyebutkan bahwa Karat Daun (*Common Rust*), Hawar Daun Utara (*Northern Leaf Blight*), dan Bercak Daun Abu-abu (*Gray Leaf Spot*) merupakan tiga jenis penyakit daun utama pada tanaman jagung yang dapat menyebabkan penurunan luas area fotosintesis, mengganggu pertumbuhan tanaman, serta menurunkan hasil panen apabila tidak dikendalikan dengan baik [4].

Dampak kerugian yang ditimbulkan oleh 3 penyakit tersebut cukup mengkhawatirkan. *Northern Leaf Blight* yang disebabkan oleh jamur *Exserohilum turcicum* dapat menghilangkan hasil panen sebesar 50–70% apabila infeksi terjadi sebelum fase *silking* (De Rossi et al., 2022, sebagaimana dikutip dalam [5]). Sementara itu, *Gray Leaf Spot* berpotensi menurunkan hasil hingga 30% terutama ketika lesi berkembang pada fase awal pertumbuhan [6]. Kemudian *Common Rust* dapat menyebabkan penurunan hasil panen sebesar 49%, menjadikan usaha petani tidak efisien bahkan berujung pada kerugian ekonomi yang besar [7].

Karena membutuhkan waktu, biaya, dan kompetensi teknis, pengenalan penyakit melalui pengamatan langsung oleh tenaga berpengalaman menjadi kurang

efisien. Ini diperparah oleh besarnya ketergantungan petani terhadap cara manual dalam mendeteksi penyakit tanaman [8]. Keterlambatan dalam mengidentifikasi jenis penyakit yang menyerang menyebabkan penanganan tidak dapat dilakukan secara tepat waktu, sehingga penyebaran penyakit semakin meluas dan kerugian panen semakin membesar. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya solusi berbasis teknologi yang dapat membantu proses identifikasi dan pengelompokan penyakit daun jagung secara lebih cepat, otomatis, dan akurat.

Perkembangan pesat kecerdasan buatan, khususnya di bidang *deep learning* dan pengolahan citra digital, membuka peluang besar untuk menjawab tantangan tersebut. *Convolutional Neural Network* (CNN) terbukti mampu mengekstraksi fitur visual secara hierarki dari citra daun tanaman dan mengklasifikasikan jenis penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi [8]. Keunggulan CNN dalam mengenali pola tekstur, warna, dan bentuk lesion pada daun menjadikannya pendekatan yang sangat relevan untuk diterapkan dalam sistem deteksi penyakit tanaman berbasis citra. Beberapa penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas pendekatan *deep learning* berbasis *transfer learning* dalam klasifikasi penyakit daun jagung.

Wahyuningrum dkk. [9] mengimplementasikan arsitektur EfficientNetV2-S berbasis *transfer learning* dari ImageNet pada dataset PlantVillage jagung dengan empat kelas penyakit, dan memperoleh akurasi sebesar 84%. Penelitian tersebut hanya menerapkan satu model tanpa adanya perbandingan dengan arsitektur lain, sehingga belum dapat diketahui apakah performa tersebut merupakan performa maksimal yang dapat dicapai pada dataset tersebut atau masih terdapat ruang untuk peningkatan menggunakan arsitektur lain. Selain itu, performa model pada kelas *Gray Leaf Spot* tercatat paling rendah dengan nilai *F1-score* sebesar 0,64, mengindikasikan adanya kesulitan model dalam mengenali kelas tersebut.

Fraiwani dkk. [10] melakukan evaluasi terhadap sepuluh model CNN berbasis *transfer learning* (di antaranya DarkNet-53, ResNet-18/101, GoogLeNet, Inceptionv3, MobileNetv2, Xception, ShuffleNet, DenseNet-201, SqueezeNet) pada dataset PlantVillage jagung dengan jumlah dan distribusi gambar yang identik dengan dataset yang digunakan oleh Wahyuningrum dkk. [9], yaitu sebanyak 3852 gambar pada empat kelas. Hasil terbaik diperoleh dari model DarkNet-53 dengan akurasi mencapai $98,6\% \pm 0,5\%$ pada skema pembagian data 90:10. Meskipun seluruh model yang diuji merupakan arsitektur CNN generasi lama maupun ringan, penelitian ini tidak melibatkan ConvNeXt maupun EfficientNetV2 sebagai pembanding. Tingkat kesalahan tertinggi teramati pada klasifikasi antara *Northern Leaf Blight* dan *Gray Leaf Spot*, yang disebabkan oleh kemiripan visual

keduanya dan ketidakseimbangan data antar-kelas.

Rajeena dkk. [11] mengusulkan pendekatan EfficientNet B0 yang dikombinasikan dengan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) serta *preprocessing* tradisional berupa konversi *grayscale*, *Otsu thresholding*, dan operasi morfologi, pada dataset gabungan PlantVillage dan PlantDoc sebanyak 3188 gambar dengan empat kelas. Pendekatan ini berhasil mencapai akurasi sebesar 98,85% dan mengungguli arsitektur klasik lain seperti Inception V3, VGG16, ResNet50, ResNet101, ResNet152, dan DenseNet121 pada seluruh metrik evaluasi. Meskipun demikian, penelitian ini menggunakan EfficientNet generasi pertama (B0) yang dikombinasikan dengan *preprocessing* manual, bukan EfficientNetV2 yang lebih efisien dan minim *preprocessing*, serta tidak menyertakan ConvNeXt sebagai pembandingan.

Menelaah ketiga riset terdahulu di atas, peneliti menemukan sejumlah celah yang masih perlu dijawab. Secara keseluruhan, ketiga penelitian tersebut telah menguji lebih dari tiga belas arsitektur CNN dan *transfer learning* yang berbeda, mulai dari arsitektur klasik seperti VGG16, ResNet50/101/152, Inceptionv3, dan DenseNet, hingga arsitektur ringan seperti MobileNetv2, SqueezeNet, ShuffleNet, DarkNet-53, serta EfficientNet generasi B0 dan V2-S, namun tidak satupun mengeksplorasi ConvNeXt, arsitektur CNN modern yang mengadopsi prinsip desain *Vision Transformer* [1]. Selain itu, EfficientNetV2-S juga belum pernah diuji secara *head-to-head* dengan arsitektur modern lain pada domain ini, karena Wahyuningrum dkk. [9] hanya mengimplementasikan satu model tanpa pembandingan dan memperoleh akurasi 84%, sementara Fraiwan dkk. [10] memperoleh akurasi hingga 98,6% menggunakan model CNN konvensional pada dataset dengan jumlah dan distribusi gambar yang identik. Kesenjangan performa yang mencolok ini mengindikasikan bahwa arsitektur modern seperti EfficientNetV2-S maupun ConvNeXt belum dieksplorasi secara optimal pada dataset penyakit daun jagung.

Di sisi lain, kelas minoritas *Gray Leaf Spot* juga secara konsisten menjadi sumber kesalahan klasifikasi pada berbagai studi, terlihat dari *F1-score* terendah pada kelas tersebut (0,64) menurut Wahyuningrum dkk. [9] dan kesalahan klasifikasi utama antara *Northern Leaf Blight* dan *Gray Leaf Spot* menurut Fraiwan dkk. [10], sehingga belum diketahui apakah arsitektur dengan kemampuan ekstraksi fitur yang lebih baik seperti ConvNeXt dapat mengurangi kesalahan tersebut.

Berdasarkan uraian permasalahan dan celah penelitian di atas, penelitian ini mengusulkan implementasi dan evaluasi model ConvNeXt-Tiny berbasis *transfer*

learning dari ImageNet untuk klasifikasi penyakit daun jagung pada empat kelas, yaitu *Healthy*, *Common Rust*, *Northern Leaf Blight*, dan *Gray Leaf Spot*.

Sebagai pembanding, dipilih arsitektur EfficientNetV2-S. Pemilihan ini didasari pertimbangan bahwa ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S sama-sama tergolong arsitektur CNN modern dengan kapasitas parameter yang sebanding, namun dibangun di atas filosofi desain yang berbeda: ConvNeXt-Tiny memodernisasi arsitektur konvolusi dengan mengadopsi prinsip desain *Vision Transformer* [1], sedangkan EfficientNetV2-S dikembangkan melalui *neural architecture search* dan *compound scaling* [12]. Dengan membandingkan keduanya secara *head-to-head* pada dataset dan kondisi eksperimen yang sama, penelitian ini tidak hanya mengisi celah ketiadaan evaluasi *head-to-head* pada domain ini, tetapi juga dapat mengidentifikasi paradigma desain arsitektur modern mana yang paling efektif untuk klasifikasi penyakit daun jagung, ditinjau dari akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Melalui penelitian ini, diharapkan tercipta kontribusi nyata bagi pengembangan sistem deteksi penyakit jagung yang lebih andal sekaligus menjadi rujukan bagi studi sejenis ke depannya.

1.2 Rumusan Masalah

Mengacu pada uraian latar belakang sebelumnya, penulis merumuskan beberapa permasalahan sebagai berikut:

- Bagaimana implementasi ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S dalam mengklasifikasikan penyakit daun jagung pada dataset 4 kelas?
- Bagaimana performa model ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S dalam mengklasifikasikan penyakit daun jagung pada dataset 4 kelas, berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*?
- Bagaimana perbandingan performa ConvNeXt-Tiny dengan EfficientNetV2-S dalam klasifikasi penyakit daun jagung?

1.3 Batasan Permasalahan

Agar kajian dalam penelitian ini tidak meluas dan tetap fokus, ditentukan sejumlah batasan sebagai berikut:

- Dataset yang digunakan adalah dataset penyakit daun jagung dari Kaggle (ndisan/corn-leaf-disease) dengan 4 kelas: *Healthy*, *Common Rust*, *Northern Leaf Blight*, dan *Gray Leaf Spot*.
- Model yang dibangun dalam penelitian ini dibatasi hanya pada dua arsitektur, yaitu ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S.
- Pendekatan yang digunakan adalah transfer learning dengan bobot pretrained dari ImageNet.
- Penilaian model mencakup lima indikator, yaitu akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*.

1.4 Tujuan Penelitian

Mengacu pada rumusan masalah yang ada, ditetapkan beberapa tujuan penelitian sebagai berikut:

- Mengimplementasikan model ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S untuk klasifikasi penyakit daun jagung.
- Mengetahui performa ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S dalam mengklasifikasi penyakit daun jagung berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*
- Membandingkan performa ConvNeXt-Tiny dengan EfficientNetV2-S sebagai arsitektur pembandingan.

1.5 Manfaat Penelitian

Terdapat beberapa manfaat yang diharapkan muncul dari penelitian ini, di antaranya:

- Bagi petani dan praktisi pertanian: menjadi dasar bagi pengembangan alat bantu yang memudahkan pengenalan penyakit daun jagung (*Common Rust*, *Northern Leaf Blight*, dan *Gray Leaf Spot*) secara cepat dan otomatis, sehingga penanganannya dapat lebih sigap dan tepat sasaran.
- Bagi akademisi dan peneliti: menambah khasanah pengetahuan mengenai penerapan dan perbandingan arsitektur ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S pada klasifikasi penyakit daun jagung.

- Bagi pengembangan ilmu pengetahuan: menjadi referensi bagi penelitian mendatang di bidang klasifikasi penyakit tanaman berbasis *deep learning*.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan penelitian ini terdiri dari lima bab, yaitu:

- Bab 1 PENDAHULUAN
Membahas latar belakang penelitian mengenai komoditas jagung bagi ketahanan pangan nasional dan ancaman penyakit daun jagung terhadap produktivitasnya, rumusan masalah, batasan permasalahan, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan laporan ini.
- Bab 2 LANDASAN TEORI
Menguraikan teori-teori yang menjadi dasar penelitian, meliputi tinjauan mengenai tanaman jagung dan penyakit-penyakit daun yang menjadi objek klasifikasi, konsep pengolahan citra digital, dasar-dasar Convolutional Neural Network (CNN), konsep transfer learning, serta penjelasan mendalam mengenai arsitektur ConvNeXt-Tiny sebagai model utama dan EfficientNetV2-S sebagai model pembanding dalam penelitian ini.
- Bab 3 METODOLOGI PENELITIAN
Menjelaskan tahapan dan alur penelitian secara rinci, mencakup pengumpulan dan persiapan dataset citra daun jagung dari Kaggle, proses pra-proses data dan augmentasi, implementasi arsitektur ConvNeXt-Tiny dan EfficientNetV2-S berbasis transfer learning, serta prosedur evaluasi untuk membandingkan performa dari kedua model.
- Bab 4 HASIL DAN DISKUSI
Menguraikan capaian hasil klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan ConvNeXt-Tiny dan membandingkannya secara komprehensif dengan EfficientNetV2-S. Pada bab ini juga dilakukan analisis dan pembahasan mendalam terhadap hasil yang diperoleh, termasuk perbandingan akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* antar model.
- Bab 5 SIMPULAN DAN SARAN
Menyimpulkan poin-poin penting dari penelitian, menjawab permasalahan yang telah dirumuskan, serta menyampaikan rekomendasi bagi riset lanjutan di bidang klasifikasi penyakit tanaman berbasis *deep learning*.