I. PENDAHULUAN

4.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara agraris yang sebagian besar lahannya digunakan untuk pertanian atau perkebunan. Hasil pertanian atau panen dapat dijadikan sebagai barang ekspor untuk menghidupkan kembali perekonomian negara. Salah satu tanaman dengan nilai mentah yang tinggi adalah kopi. Kopi merupakan tanaman tropis yang paling banyak diperdagangkan di dunia, dengan sekitar 25 juta rumah tangga petani yang berkontribusi hingga 80% dari produksi dunia (FAO Organizational, 2023). Produksi kopi terutama terpusat di negara-negara berkembang, di mana kopi memberikan sebagian besar keuntungan ekspor dan menjadi sumber utama pendapatan. Produksi kopi global mencapai 174.3 juta karung per 60 kg pada tahun 2022/2023.

Indonesia merupakan negara penghasil kopi terbesar ketiga di dunia setelah Brasil dan Vietnam dengan hasil produksi kopi sebanyak 11.9 juta karung periode tahun 2022/2023 (Foreign Agricultural Service, 2023). Produksi kopi di Indonesia mengalami peningkatan dari tahun sebelumnya yakni sekitar 1.1% dengan produksi kopi mencapai 794.8 ribu ton pada 2022. Pada gambar 1 ditunjukkan jumlah produksi kopi di Indonesia tahun 2017-2022 (Badan Pusat Statistik, 2023).

Gambar 1. Jumlah produksi Kopi di Indonesia

Indonesia memiliki tiga jenis kopi utama yang dibudidayakan di berbagai daerah, yaitu kopi robusta, kopi arabika, dan kopi liberika. Salah satu provinsi di Indonesia yang menjadi produsen kopi dengan tiga varietas tersebut adalah Jambi. Jambi memiliki kopi arabika yang dibudidayakan di Kabupaten Kerinci dan Tebo, Kopi robusta dibudidayakan di Kabupaten Merangin, Bungo, Kerinci

dan Tebo serta kopi liberika dibudidayakan oleh masyarakat Kabupaten Tanjung Jabung Barat (Dinas Perkebunan Provinsi Jambi, 2015).

Sebagai produsen kopi, Provinsi Jambi memiliki potensi yang besar dalam produksi kopi. Beragam varietas kopi yang ada dapat diidentifikasi berdasarkan karakteristik dari kopi tersebut. Masing-masing varietas kopi tersebut memiliki visual yang berbeda-beda misalnya seperti perbedaan warna, bentuk, ataupun tekstur. Sistem identifikasi menjadi penting karena adanya kebutuhan untuk membedakan jenis atau varietas kopi secara akurat. Biasanya, petani ataupun pemilik *coffee shop* dapat mengenali varietas kopi berdasarkan ciri-ciri tertentu seperti biji kopi. Akan tetapi, terkadang para pemilik *coffee shop* dapat melakukan kesalahan dalam mengenali varietas kopi yang dijual ataupun yang dibeli (Sebatubun & Pujiarini, 2018). Identifikasi jenis kopi secara kasat mata dapat tidak akurat atau presisi sehingga diperlukan pengembangan sistem perangkat lunak yang dapat membantu dalam mengidentifikasi jenis-jenis kopi secara visual. Hal tersebut dapat diwujudkan oleh bantuan *Artificial intelligence* (AI) dengan pengolahan citra digital.

Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan adalah era puncak teknologi industri saat ini yang berpotensi meningkatkan produktivitas dan pertumbuhan di berbagai sektor, termasuk pertanian. *Artificial Intelligence* (AI) dapat membantu meningkatkan efisiensi dalam berbagai aspek pertanian, seperti identifikasi jenis-jenis tanaman, irigasi, deteksi tanah dan pemantauan pertumbuhan (Sharma et al., 2022). Dengan memanfaatkan teknologi *Artificiall inteligence* (AI), proses identifikasi jenis-jenis kopi dapat dilakukan secara efisien, biaya rendah dan dengan tingkat akurasi yang dipercaya. Seperti yang dilakukan olehCahyono et al. (2023) yaitu mengklasifikasi jenis biji kopi menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Pada penelitian ini bahan utama yang digunakan adalah biji kopi jenis Robusta Tanggul dan Raung, serta Arabika Ijen dan Bali yang telah disangrai. Hasil yang diperoleh dari akurasi klasifikasi jenis biji kopi dengan menggunakan metode GLCM sebesar 99% untuk klasifikasi tipe kernel atau powder, 93% untuk klasifikasi jenis robusta atau arabika, dan 56% untuk klasifikasi daerah asal yaitu (Tanggul, Raung, Ijen, dan Bali) dengan citra data uji sebanyak 80 citra.

Salah satu teknologi yang menerapkan teknik pengolahan citra digital adalah *deep Learning*. *Deep Learning* dan *artificial intelligence* termasuk ke dalam bidang *computer vision* dalam penggalian informasi dari citra. *Deep Learning* menggunakan konsep cara kerja dari jaringan saraf otak manusia dalam menangkap objek gambar (Almryad & Kutucu, 2020). *Deep Learning* merupakan cabang ilmu dari *Machine learning* berbasis jaringan saraf tiruan yang

mengajarkan komputer untuk melakukan suatu tindakan yang dianggap alami oleh manusia. Dalam *Deep Learning*, sebuah komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar, teks atau suara (J. W. G. Putra, 2020).

Salah satu metode *deep Learning* yang paling banyak digunakan dalam melakukan pengolahan citra adalah metode *Convolutional neural network* (CNN). CNN merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) dan merupakan salah satu algoritma dari *Deep Learning*. Metode CNN memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra, hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia, sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra (Peryanto et al., 2020). Akan tetapi, pengembangan CNN masih terhitung mahal, mulai dari waktu yang digunakan untuk *training* model dan *hardware* yang dibutuhkan untuk menjalankan proses *training* tersebut. Untuk menghemat proses pengembangan *Convolutional neural network* (CNN), model-model CNN yang sudah mengalami proses *training* disimpan dalam bentuk arsitektur *Pre-trained* model (Pangestu & Bunyamin, 2018).

Pre-trained model biasanya sudah dilatih pada dataset yang besar, sehingga memungkinkan mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Fuadi & Suharso (2022) terkait perbandingan kinerja model arsitektur *NasNetMobile* yaitu pada penelitian "Perbandingan Arsitektur Mobilenet Dan *NasNetMobile* Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Citra Daun Kentang". Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan arsitektur MobileNet dan *NasNetMobile* dalam melakukan deteksi penyakit pada daun tanaman kentang. Kedua arsitektur tersebut digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi gambar pada perangkat mobile. Di akhir penelitian ditemukan bahwa pada skema pengujian menggunakan arsitektur *NasNetMobile* dengan perbandingan data latih dan data uji sebesar 90:10 menghasilkan *accuracy* sebesar 90.96%, *precision* sebesar 90.86%, *recall* sebesar 91.11%, dan *f1 score* sebesar 92.93%.

Para peneliti telah mengembangkan solusi *deep Learning* dengan metode CNN untuk pertanian dalam beberapa tahun terakhir dengan mengklasifikasikan ataupun mengidentifikasi jenis produk pertanian. Seperti pada penelitian sebelumnya tentang identifikasi jenis kopi yang dilakukan oleh Murinto, M. (2023), focus pada penelitian ini adalah klasifikasi jenis biji kopi menggunakan *Convolutional neural network* (CNN) dan memanfaatkan model *pre-trained yaitu VGG16 dan MobileNetV2.* Penelitian ini menggunakan 1994 gambar biji kopi arabika, robusta dan liberika sebagai dataset penelitian. Akurasi tertinggi yang dicapai dalam mengklasifikasi jenis kopi dari gambar adalah ketika menggunakan

model MobileNetV2 dengan akurasi 96%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan transfer learning dapat meningkatkan akurasi klasifikasi.

Selain itu, penelitian terkait yang dilakukan oleh M. T. Hidayat et al. (2024) tentang "Implementation of CNN Trained Model on Coffee Type Detection Android App with Photo Input of Beans, Fruits and Leaves" menggunakan NasNetMobile pada implementasi Android. Dalam penelitian ini, dikembangkan aplikasi menggunakan metode Rapid Application Development (RAD) dengan memanfaatkan framework Flutter dan model Convolutional Neural Network yang telah dilatih. Model pre-train yang digunakan adalah NasNet Mobile dengan dataset 900 foto dan 100 epoch, serta pemanfaatan early-stopping yang berhenti pada epoch ke-55 dengan akurasi 90,67%. Penelitian ini melakukan implementasi model yang telah ada ke dalam aplikasi Android dengan menggunakan framework Flutter. Proses implementasi ini menghasilkan aplikasi yang dapat membantu proses deteksi menggunakan perangkat Android. Hasil implementasi menunjukkan pengujian yang baik dengan skor 0,97.

Penelitian ini mengusulkan penggunaan model pretrained NasNet Mobile, ResNet50, dan EfficientNetV2B0 dalam arsitektur CNN untuk mengidentifikasi jenis atau varietas kopi berdasarkan citra daun, buah, dan biji. Model-model pretrained ini, yang terbukti efektif dalam tugas klasifikasi dan identifikasi citra, memiliki karakteristik khusus yang mendukung efisiensi dan akurasi. NasNet Mobile memiliki arsitektur ringan dan efisien, cocok untuk perangkat mobile. ResNet50 dengan banyak parameter dan lapisan mampu mengekstrak fitur citra yang kompleks, menghasilkan akurasi tinggi. EfficientNetV2B0 menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi, cocok untuk berbagai platform. Penggunaan model pretrained ini dalam CNN dapat meningkatkan akurasi klasifikasi dengan memanfaatkan pengetahuan dari dataset besar, mengurangi waktu dan biaya pelatihan, serta meningkatkan efisiensi model sehingga dapat digunakan pada platform dengan sumber daya terbatas.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini mengimplementasikan algoritma CNN untuk mengidentifikasi jenis atau varietas kopi dengan memanfaatkan arsitektur pretrained yang sudah terlatih. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengekstrak fitur hierarkis dari citra, mirip dengan cara manusia mengenali pola. Kontribusi utama penelitian ini adalah penggunaan tiga parameter berbeda citra daun, buah, dan biji kopi untuk mendapatkan pemodelan terbaik. Diharapkan hasil penelitian ini mampu menghasilkan pemodelan dengan akurasi tinggi untuk mengidentifikasi jenis kopi secara akurat. Selanjutnya, model ini akan diimplementasikan dalam bentuk perangkat lunak berbasis antarmuka grafis (GUI) yang memudahkan pengoperasian model

CNN, meningkatkan aksesibilitas, dan membantu petani, pengamat kopi, ahli, serta masyarakat umum dalam membedakan jenis atau varietas kopi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang penelitian ini, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah

1. Bagaimana implementasi model arsitektur *Pre-trained* pada CNN berdasarkan multi input parameter untuk identifikasi jenis kopi berbasis GUI?
2. Bagaimana hasil evaluasi terhadap performa model-model *Pre-trained* yang digunakan dalam identifikasi jenis kopi berdasarkan multi input parameter?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Dataset yang digunakan adalah citra daun, buah, dan biji kopi yang terdiri dari 3 kategori jenis kopi: jenis kopi arabika, kopi robusta, dan kopi liberika.
2. Pengujian model untuk identifikasi jenis atau varietas kopi pada penelitian ini sampai proses identifikasi jenis kopi berbasis GUI.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu untuk:

1. Mengimplementasikan model arsitektur *Pre-trained* pada CNN berdasarkan multi input parameter untuk identifikasi jenis kopi berbasis GUI.
2. Mengevaluasi performa model-model *Pre-trained* yang digunakan untuk mengetahui arsitektur mana yang paling baik dalam mengidentifikasi jenis kopi berdasarkan multi input parameter.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat yang signifikan sebagai berikut.

1. Sebagai pedoman dalam menerapkan model *pre-trained* pada CNN untuk identifikasi jenis kopi berdasarkan multi input parameter.
2. Menghasilkan pemodelan dengan nilai akurasi yang baik untuk mengidentifikasi jenis kopi dengan akurat. Model tersebut akan dikembangkan berbasis GUI, memudahkan petani, pengamat kopi, ahli atau peneliti, serta masyarakat umum dalam membedakan jenis atau varietas kopi.

3. Meningkatkan efisiensi dalam identifikasi jenis kopi berdasarkan multi input parameter dengan menggunakan model arsitektur *Pre-trained* pada CNN.
4. Hasil Penelitian ini dapat menjadi pondasi untuk penelitian lanjutan dalam bidang pengenalan citra.