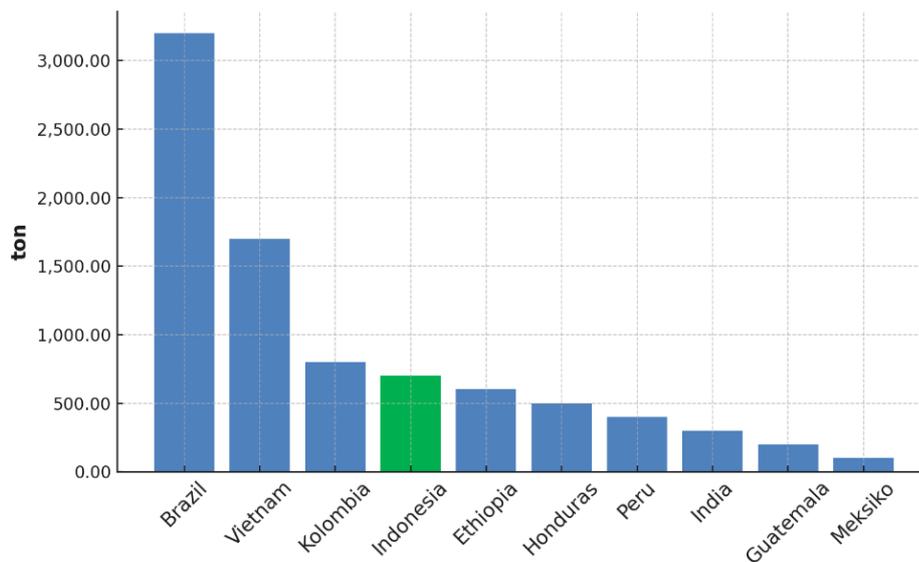


# BAB 1 PENDAHULUAN

## 1.1. Latar belakang

Indonesia merupakan salah satu negara penghasil kopi terbesar di dunia dan termasuk dalam sepuluh besar produsen kopi global. Berdasarkan data dari FAOSTAT tahun 2022, Indonesia memproduksi sekitar 711,3 ribu ton biji kopi hijau setiap tahunnya. Komoditas kopi memiliki peran yang sangat penting dalam sektor pertanian nasional serta menjadi salah satu sumber daya alam unggulan yang berkontribusi signifikan terhadap perekonomian Indonesia. Selain meningkatkan devisa negara, industri kopi juga menjadi mata pencaharian utama bagi jutaan petani di berbagai daerah [1].



Gambar 1.1 Volume Produksi Kopi di Dunia

Salah satu wilayah penghasil kopi yang cukup terkenal di Indonesia adalah Kabupaten Temanggung, yang terletak di Provinsi Jawa Tengah. Wilayah ini dikenal memiliki kondisi geografis dan iklim yang sangat mendukung untuk budidaya tanaman kopi, khususnya jenis kopi Robusta [2]. Produksi biji kopi robusta di Temanggung sangat terkenal karena cita rasa yang kompleks dan kehalusannya. Dengan menerapkan metode

klasifikasi yang cermat, petani dan produsen kopi di Temanggung dapat memastikan bahwa hanya biji kopi terbaik yang mencapai pasar. Klasifikasi biji kopi sangat penting dalam industri kopi untuk memastikan kualitas dan konsistensi produk karena itu kualitas biji kopi menjadi hal yang harus diperhatikan untuk mempertahankan dan meningkatkan nilai jual kopi di Indonesia. Secara tradisional, klasifikasi ini dilakukan secara manual oleh para ahli, sebuah proses yang memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan. Biji kopi yang paling terkenal di Indonesia adalah robusta dan arabika, rasa kedua kopi ini juga berbeda disetiap wilayah [2],[3]. *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning* yang banyak digunakan dalam bidang pengolahan citra, termasuk dalam tugas klasifikasi gambar. *Convolutional Neural Network* dirancang untuk meniru cara kerja sistem visual manusia dalam mengenali pola dan fitur dari gambar. Proses *Convolutional Neural Network* adalah dengan proses ekstraksi fitur melalui lapisan konvolusi, di mana *filter* atau kernel bergerak melintasi gambar untuk menangkap ciri-ciri penting seperti tepi, sudut, bentuk, atau pola tekstur. Setelah itu, hasil ekstraksi dilanjutkan ke lapisan *pooling*, yang berfungsi untuk mereduksi dimensi data dan mempercepat proses komputasi, sekaligus membantu menjaga fitur penting yang telah diekstraksi. Proses ini dilakukan secara bertahap, dimulai dari ekstraksi fitur sederhana pada lapisan awal hingga pengenalan pola yang lebih kompleks pada lapisan-lapisan berikutnya. *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki keunggulan dalam mengenali pola visual secara otomatis tanpa memerlukan teknik ekstraksi fitur manual, sehingga sangat efektif digunakan dalam tugas klasifikasi biji kopi berdasarkan ciri fisik seperti ukuran, bentuk, dan warna [3], [4].

Pada penelitian ini digunakan lima arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang memiliki keunggulan dan karakteristik berbeda, yaitu Vgg16, ResNet, RetinaNet, ConvNeXt, dan EfficientNet. Vgg16 merupakan arsitektur CNN yang memiliki struktur sederhana dan konsisten, terdiri dari 16 lapisan yang sebagian besar terdiri dari lapisan konvolusi berukuran 3x3 yang disusun secara berurutan [4]. Vgg16 berfokus pada

ekstraksi fitur bertahap melalui lapisan konvolusi kecil yang mampu menangkap pola visual secara detail. Model ini sederhana namun sangat efektif dalam menghasilkan akurasi tinggi untuk klasifikasi citra, sehingga cocok digunakan dalam tugas klasifikasi biji kopi [5].

ResNet, atau Residual Network, merupakan arsitektur yang memperkenalkan konsep *shortcut connection* atau *residual connection*, yaitu jalur pintas yang memungkinkan informasi melewati beberapa lapisan jaringan tanpa terhambat. Cara kerja ResNet dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada jaringan dalam, sehingga memungkinkan model untuk membangun jaringan yang jauh lebih dalam tanpa kehilangan akurasi. Dengan kemampuannya dalam mengenali pola kompleks pada data visual, ResNet sangat efektif untuk tugas klasifikasi biji kopi, terutama dalam membedakan karakteristik halus antar grade biji kopi [6], [7]. RetinaNet adalah arsitektur *deep learning* yang dirancang khusus untuk tugas deteksi objek, dengan keunggulan dalam mengenali objek berukuran kecil yang sulit terdeteksi oleh metode konvensional. RetinaNet menggunakan kombinasi *Feature Pyramid Network* (FPN) dan teknik *Focal Loss*, yang berfungsi untuk memberikan perhatian lebih besar pada objek-objek kecil atau sulit dikenali, sehingga meningkatkan akurasi deteksi [8]. RetinaNet memanfaatkan piramida fitur memungkinkan model untuk menganalisis gambar pada berbagai skala, sehingga sangat cocok untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan biji kopi yang bervariasi dalam ukuran dan kondisi visualnya [9]. ConvNext merupakan arsitektur CNN modern yang mengadopsi prinsip desain dari *Vision Transformer* (ViT) atau arsitektur jaringan saraf tiruan yang mengadaptasi prinsip kerja *Transformer*, yang awalnya digunakan untuk teks, ke dalam pengolahan gambar. ViT memproses gambar dengan membaginya menjadi potongan-potongan kecil yang disebut *patch*, lalu mempelajari hubungan antar *patch* menggunakan mekanisme yang disebut *self-attention* untuk memahami keseluruhan gambar secara global [10]. ConvNext memodifikasi struktur CNN seperti ResNet dengan menambahkan fitur-fitur modern, seperti *depthwise convolution* yaitu

teknik konvolusi yang lebih efisien dibandingkan konvolusi biasa pada metode ini, setiap saluran (*channel*) pada citra diproses secara terpisah dengan *filter* masing-masing, sehingga mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi, normalisasi lapisan yang lebih efisien, *patchify stem* adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan bagian awal dari arsitektur model (*stem*) yang memecah gambar menjadi potongan-potongan kecil atau *patch*, dan fungsi aktivasi *Gaussian Error Linear Unit* (GELU) merupakan salah satu fungsi aktivasi modern yang digunakan dalam jaringan *neural network*, yang semuanya bertujuan untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan akurasi model [11]. ConvNext berfokus pada penggabungan keunggulan CNN dan ViT, sehingga menghasilkan model yang mampu mengolah citra dengan akurasi tinggi serta efisiensi komputasi yang baik, menjadikannya sangat relevan untuk tugas klasifikasi visual seperti pengenalan biji kopi. EfficientNet adalah arsitektur CNN yang dirancang untuk mencapai keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi melalui teknik *compound scaling*, yaitu penskalaan bersama terhadap kedalaman, lebar, dan resolusi input jaringan secara proporsional. EfficientNet dimulai dari model dasar EfficientNet-B0, yang diperoleh melalui pencarian arsitektur neural secara otomatis, kemudian diperluas ke varian lain seperti EfficientNet-B1 hingga B7 [11]. Teknik ini memungkinkan peningkatan ukuran dan kapasitas model tanpa mengorbankan efisiensi penggunaan parameter dan sumber daya komputasi. Dengan keunggulannya dalam efisiensi dan akurasi, EfficientNet menjadi pilihan yang tepat untuk diterapkan dalam klasifikasi citra skala besar seperti biji kopi, terutama ketika mempertimbangkan keterbatasan perangkat keras atau kebutuhan komputasi yang ringan [12].

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan 5 arsitektur dalam mengidentifikasi model terbaik yang mampu mengklasifikasikan grade biji kopi robusta Temanggung secara akurat. Dengan penerapan teknologi klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN), diharapkan dapat meningkatkan efisiensi produksi, menjaga konsistensi kualitas

produk, memperluas daya saing kopi Indonesia di pasar internasional, serta meningkatkan kesejahteraan petani kopi lokal.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana menerapkan sistem klasifikasi otomatis untuk biji kopi Robusta Temanggung guna mempermudah proses pemilihan biji kopi yang hingga saat ini masih dilakukan secara tradisional oleh ahli secara manual.

## **1.3. Tujuan**

Tujuan penelitian pada penelitian ini adalah membandingkan performa *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan grade biji kopi robusta Temanggung berdasarkan perbandingan arsitektur pada model Vgg16, ResNet, RetinaNet, ConvNext, dan EfficientNet.

## **1.4. Batasan Masalah**

Batasan Masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa gambar biji kopi yang telah dikumpulkan dan dipersiapkan, baik berupa citra asli maupun citra hasil proses augmentasi.
2. Penelitian ini hanya membandingkan performa lima arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu VGG16, ResNet, RetinaNet, ConvNext, dan EfficientNet, dalam melakukan klasifikasi gambar biji kopi.

## **1.5. Metode Penelitian**

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan eksperimental berbasis *deep learning*, yang bertujuan untuk membandingkan model klasifikasi otomatis pada *grade* citra biji kopi robusta Temanggung. Proses penelitian diawali dengan tahap pengumpulan data berupa citra atau gambar biji kopi yang diambil dari Sinar Coffe di

wilayah Temanggung. Citra yang digunakan merupakan gambar biji kopi utuh yang telah disiapkan dengan latar belakang sama untuk memudahkan proses klasifikasi visual. Selain itu, dilakukan proses augmentasi data seperti rotasi, dan *flipping* untuk meningkatkan variasi data, memperbanyak jumlah dataset, dan mengurangi risiko *overfitting* pada model. Data yang telah terkumpul kemudian melalui tahap pra-pemrosesan. Pada tahap ini, citra biji kopi akan diubah ukurannya sesuai kebutuhan masing-masing arsitektur CNN, dinormalisasi agar nilai piksel berada dalam rentang 0 hingga 1, dan dilakukan augmentasi tambahan bila diperlukan untuk memperkaya variasi dataset. Setelah itu, lima arsitektur CNN, yaitu VGG16, ResNet, RetinaNet, ConvNext, dan EfficientNet diterapkan untuk membangun model klasifikasi otomatis. Masing-masing model dilatih menggunakan dataset yang telah dipersiapkan untuk mengenali pola visual dari biji kopi.

Dataset dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan proporsi tertentu, misalnya 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Proses pelatihan bertujuan agar model dapat belajar mengenali karakteristik biji kopi dari citra yang diberikan, sedangkan pengujian dilakukan untuk mengukur seberapa baik model dapat mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Kinerja dari masing-masing model CNN dievaluasi menggunakan beberapa parameter penting, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Parameter-parameter ini digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan dan efisiensi model dalam mengklasifikasikan *grade* biji kopi.

Hasil evaluasi dari kelima arsitektur CNN tersebut kemudian dianalisis dan dibandingkan untuk menentukan model yang paling optimal dalam hal akurasi, efisiensi, dan keandalan klasifikasi. Dari hasil analisis tersebut diambil kesimpulan mengenai arsitektur CNN terbaik yang dapat diterapkan untuk klasifikasi *grade* biji kopi robusta Temanggung secara otomatis. Selain itu, penelitian ini juga memberikan saran untuk pengembangan lebih lanjut agar sistem klasifikasi yang dihasilkan dapat

diimplementasikan secara luas dalam industri kopi guna meningkatkan efisiensi dan kualitas produk.

### 1.6 Jadwal Pelaksanaan

Setiap tahap yang telah direncanakan, mulai dari persiapan, pengumpulan data, implementasi sistem, hingga analisis hasil dan penyusunan laporan, dipetakan dalam jadwal pelaksanaan ini untuk memastikan seluruh proses berjalan sesuai waktu yang telah ditentukan. Berikut merupakan jadwal pelaksanaan.

Tabel 1. 1 Jadwal Pelaksanaan

No	Deskripsi Tahapan	Bulan 1	Bulan 2	Bulan 3	Bulan 4	Bulan 5	Bulan 6
1.	Studi Literatur						
2.	Pengumpulan Data						
3.	Perancangan dan Implementasi Model						
4.	Pengujian dan Analisis Hasil						
5.	Penyusunan Laporan TA						