JURNAL ILMIAH SISTEM INFORMASI (JUSI)
VOL 4, No. 2, Mei 2025, pp. 276 - 287
p-ISSN : 2803-1507 (media cetak) | e-ISSN : 2803-1531 (media online)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JUISI/issue/view/134

Coffee Bean Quality Classification Using the ResNet50 Convolutional Neural Network Model

Munir*[1], Nur Nafiiyah[2], Agus Setia Budi[3]
[1,2,3] Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Lamongan
Jl. Veteran No.53A, 62211, Jetis, Lamongan, Kabupaten Lamongan, Jawa Timur, Indonesia
e-mail: munier250402@gmail.com*[1], mynaff@unisla.ac.id[2], geniusbudi@unisla.ac.id[3]

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 21-08-2025
Revised: 09-09-2025
Accepted: 10-10-2025
Published: 21-11-2025

ABSTRACT

Classification of coffee bean quality is a crucial step in maintaining the consistency and standard of coffee products, particularly in the industrial and agribusiness sectors. Manual quality assessment was often subjective, highlighting the need for a technology-based approach to provide more objective results. This study proposed using the ResNet50 Convolutional Neural Network (CNN) architecture to classify coffee bean images into Dark, Medium, Light, and Green roasting levels. The dataset consists of 1,600 coffee bean images, split into training (1,200) and validation (400) sets. The model was developed using pretrained ResNet50 weights from ImageNet, with all base layers frozen. Additional layers, including GlobalAveragePooling2D, Dense, BatchNormalization, Dropout, and a softmax output layer, were added. Training was conducted without any preprocessing or data augmentation. The study found that the model achieved 99% accuracy, with high and balanced precision, recall, and F1 Scores across all classes. The model was then implemented in a web-based application using Streamlit, allowing users to upload coffee bean images and receive classification results automatically. These findings demonstrated that the ResNet50 approach was practical in supporting intelligent coffee bean quality assessment and has the potential to be further developed for industrial applications.

Keywords: *Coffee Bean Classification, Convolutional Neural Network, ResNet50, Deep Learning, Streamlit.*

Abstrak

Klasifikasi kualitas biji kopi merupakan langkah penting dalam menjaga mutu dan konsistensi produk kopi, terutama di sektor industri dan agribisnis. Penilaian kualitas secara manual seringkali bersifat subjektif, sehingga dibutuhkan pendekatan berbasis teknologi untuk memberikan hasil yang lebih objektif. Penelitian ini mengusulkan penggunaan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) ResNet50 untuk mengklasifikasikan citra biji kopi berdasarkan tingkat sangraian, yaitu *Dark, Medium, Light*, dan *Green*. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.600 citra biji kopi, dibagi menjadi data pelatihan (1.200 gambar) dan validasi (400 gambar). Model dikembangkan dengan memanfaatkan bobot pralatih ResNet50 dari ImageNet dengan seluruh layer dasar dibekukan, dan ditambahkan lapisan *GlobalAveragePooling2D*, *Dense*, *BatchNormalization*, *Dropout*, serta output layer softmax. Pelatihan dilakukan tanpa *preprocessing* atau augmentasi data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 99%, dengan *precision, recall*, dan *f1-score* yang tinggi dan seimbang pada seluruh kelas. Model kemudian

DOI: https://doi.org/10.51903/7cwf7662

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit yang memungkinkan pengguna mengunggah citra biji kopi dan memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan ResNet50 efektif untuk mendukung proses penilaian kualitas biji kopi secara cerdas, serta dapat dikembangkan lebih lanjut untuk penerapan di industri.

Kata Kunci: *Klasifikasi Biji Kopi, Convolutional Neural Network, ResNet50, Deep Learning, Streamlit.*

1. PENDAHULUAN

Kata 'kopi' kemungkinan berasal dari Kerajaan Kaffa yang dahulu (sekarang bagian dari Ethiopia), dimana kopi (*Coffea sp.)* pertama kali dibudidayakan sekitar abad kelima hingga kedelapan. merupakan salah satu komoditas perkebunan penting yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan sejarah panjang sejak pertama kali dibudidayakan di wilayah Ethiopia pada abad ke-5 hingga ke-8 [1]. Dari asalnya yang legendaris di dataran tinggi Ethiopia, kopi menyebar ke dunia Arab melalui Mesir dan Yaman, hingga akhirnya diperkenalkan ke Eropa melalui jalur perdagangan Venesia. Spesies *Coffea arabica* dan *Coffea canephora* (robusta) menjadi varietas komersial utama yang mendominasi pasar global, sedangkan spesies lain seperti *Coffea liberica* dan Coffea eugenioides lebih banyak digunakan untuk pemuliaan karena ketahanannya terhadap kekeringan dan hama [1].

Di Indonesia, kopi memiliki peranan penting baik secara sosial maupun ekonomi. Budidaya kopi pertama kali diperkenalkan oleh Belanda pada abad ke-17, dan hingga kini Indonesia dikenal sebagai salah satu produsen kopi terbesar di dunia [2]. Kopi tidak hanya menjadi komoditas ekspor unggulan, tetapi juga telah menjadi bagian dari budaya masyarakat. Tren konsumsi kopi di Indonesia terus meningkat, tidak lagi terbatas pada kelompok usia tertentu, melainkan dinikmati oleh berbagai kalangan tanpa memandang gender maupun usia [3]. Data dari *International Coffee Organization* (ICO) menunjukkan bahwa konsumsi kopi nasional tumbuh rata-rata 8% per tahun dalam satu dekade terakhir, seiring meningkatnya popularitas kedai kopi modern dan variasi produk olahan berbasis kopi [2].

Dalam konteks pengolahan, penyangraian (roasting) merupakan tahapan krusial yang sangat memengaruhi kualitas kopi [4]. Proses ini menyebabkan perubahan fisik dan kimia pada biji kopi yang menentukan cita rasa, aroma, dan warna [5]. Warna biji kopi, yang biasanya diukur menggunakan skala Agtron atau sistem warna tristimulus C.I.E., menjadi indikator penting dalam menentukan tingkat sangrai. Perubahan warna coklat akibat reaksi pencoklatan menandakan perkembangan aroma dan cita rasa khas kopi [6]. Namun, metode penilaian mutu kopi secara manual masih memiliki kelemahan, karena bersifat subjektif dan dipengaruhi oleh pengalaman penilai, sehingga hasilnya kurang konsisten.

ResNet50 merupakan salah satu jenis jaringan saraf konvolusional (CNN) yang sering digunakan dalam berbagai aplikasi pengolahan citra digital. Jaringan ini terdiri atas 50 lapisan dan termasuk dalam arsitektur *Residual Networks* (ResNet), yang dikenal sebagai model jaringan klasik dalam bidang visi komputer [7]. ResNet50 memiliki keunggulan dibandingkan VGG karena arsitekturnya yang jauh lebih dalam mampu menangkap fitur hierarkis yang lebih kompleks pada citra. Jaringan ini menggunakan skip connection untuk mengatasi masalah vanishing gradient dan desain bottleneck 1×1 yang membuat pelatihan lebih efisien dan stabil [8].

Klasifikasi manual biji kopi memiliki keterbatasan seperti subjektivitas dan inkonsistensi. Pemanfaatan *deep learning* dan *computer vision* memungkinkan ekstraksi fitur penting dari citra biji kopi sangrai, seperti warna, tekstur, dan tingkat kecerahan, untuk membedakan kelas light, medium, dan dark roast. Citra melalui pra-pemrosesan seperti normalisasi, pengurangan noise, dan augmentasi untuk membentuk dataset yang representatif. Berdasarkan uraian tersebut, dapat diidentifikasi adanya kesenjangan penelitian, yaitu terbatasnya pemanfaatan model CNN khususnya ResNet50 dalam klasifikasi kualitas biji kopi, padahal teknologi ini berpotensi meningkatkan objektivitas penilaian mutu.

Berdasarkan hal tersebut, rumusan masalah penelitian ini adalah bagaimana cara mengklasifikasikan citra biji kopi menggunakan model ResNet50 CNN. Penelitian ini memiliki beberapa batasan, antara lain: dataset hanya mencakup empat jenis kematangan biji kopi; hanya menggunakan CNN tanpa membandingkan metode lain; dan hanya menggunakan model ResNet50. Tujuan penelitian ini adalah mengklasifikasikan citra biji kopi menggunakan ResNet50 CNN. Manfaat yang diharapkan meliputi mendorong inovasi teknologi pengolahan kopi, menjadi referensi untuk penelitian citra digital di produk agrikultur lain, dan meningkatkan efisiensi serta konsistensi penilaian kualitas biji kopi.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai klasifikasi mutu biji kopi berbasis pengolahan citra dan *deep learning* telah banyak dilakukan untuk meningkatkan akurasi penentuan tingkat sangrai maupun kualitas biji. Menurut [9], penggunaan *Convolutional Neural Network (CNN)* mampu mengidentifikasi tingkat kematangan biji kopi selama proses sangrai secara lebih akurat dibandingkan pengamatan manual. Model CNN yang diimplementasikan dalam aplikasi *Android* dengan ekstraksi fitur warna RGB tersebut berhasil mencapai akurasi pengujian sebesar 85,83%, menunjukkan potensi CNN dalam mendeteksi tingkat sangrai secara *real-time*. Temuan serupa dijelaskan oleh [10], yang mengembangkan aplikasi *mobile* "Cafeon" untuk membantu pelaku UMKM kopi dalam mengklasifikasikan kualitas biji kopi sesuai standar SNI. Dengan menggunakan arsitektur *ResNet-152*, penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* dapat membantu otomasi penilaian kualitas biji kopi pada skala industri kecil. Proses sangrai diketahui mempengaruhi warna, aroma, dan cita rasa kopi melalui reaksi *Maillard* dan karamelisasi [6], sehingga analisis berbasis citra menjadi penting untuk menjaga konsistensi mutu produk.

Studi [11] memperluas penerapan CNN dengan membandingkan arsitektur *MobileNetV2* dan *VGG19* pada dataset citra biji kopi dari Kaggle. Hasil menunjukkan bahwa *MobileNetV2* menghasilkan akurasi 94,79% dengan nilai *precision* 0,89 dan *recall* 0,91, menandakan kinerja optimal untuk implementasi aplikasi berbasis *mobile*. Sementara itu, penelitian [12], [13] fokus pada pengembangan sistem inspeksi kualitas biji kopi menggunakan *Deep CNN* dengan teknik *knowledge distillation* untuk mengoptimalkan performa pada perangkat terbatas. Model *ResNet-18* yang dikompresi menjadi versi ringan menunjukkan akurasi hingga 91% dengan penggunaan memori jauh lebih rendah, serta dilengkapi fitur *explainability* melalui LIME untuk meningkatkan transparansi hasil klasifikasi. Kedua penelitian tersebut menegaskan bahwa *deep learning* tidak hanya meningkatkan akurasi tetapi juga efisiensi dan interpretabilitas sistem klasifikasi mutu kopi.

Penelitian pada [14], [15] menyoroti efektivitas *CNN* dalam mengenali pola visual kompleks tanpa perlu ekstraksi fitur manual, menjadikannya sangat relevan untuk klasifikasi citra biji kopi. Arsitektur *ResNet50* dalam [7] terbukti mampu memperbaiki degradasi kinerja pada jaringan yang dalam melalui *residual blocks*, sehingga meningkatkan stabilitas pelatihan dan efisiensi proses *transfer learning*. Pendekatan *Adam optimizer* yang digunakan dalam penelitian [16], [17] juga terbukti meningkatkan konvergensi model serta mengurangi risiko *overfitting* pada dataset besar. Selain itu, penelitian [18] menjelaskan bagaimana lapisan konvolusi berperan penting dalam mengekstraksi pola visual seperti tekstur dan bentuk biji, sedangkan [19], [20] menunjukkan bahwa kombinasi fungsi aktivasi *ReLU* dan *SoftMax* memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat dalam konteks multi-kelas.

Lebih lanjut, penelitian [21] menekankan peran *feature extraction* pada model *deep learning* dengan memanfaatkan *pretrained network* seperti *ResNet50* untuk meningkatkan efisiensi pelatihan pada dataset terbatas. *Global Average Pooling (GAP)* sebagaimana dijelaskan dalam [22] juga digunakan untuk mengurangi jumlah parameter model, mempercepat pelatihan, dan mempertahankan informasi semantik global dari citra kopi sangrai. Teknik regularisasi *Dropout* yang dikaji pada [23] terbukti efektif dalam mengurangi *overfitting* serta menjaga stabilitas prediksi. Melalui kombinasi teknik ini, sistem klasifikasi citra biji kopi menjadi lebih efisien, akurat, dan stabil untuk diimplementasikan pada perangkat berbasis *deep learning* modern.

Dalam konteks pengembangan sistem berbasis *deep learning* untuk industri pangan, penelitian pada [24] membahas penerapan *ResNet50 CNN* dalam klasifikasi mutu biji kopi dengan akurasi hingga 99%, menunjukkan efektivitas *transfer learning* pada domain visual industri. Studi [25] menunjukkan bahwa pendekatan *Naïve Bayes* dan CNN dapat diadaptasi dalam sistem klasifikasi berbasis citra dengan hasil yang kompetitif pada dataset nyata. Sementara itu, penelitian [26] mengeksplorasi penerapan *machine learning* berbasis CNN dalam menganalisis data visual untuk prediksi mutu produk secara otomatis. Ketiga penelitian tersebut menegaskan pentingnya integrasi metode *deep learning* dalam sistem klasifikasi berbasis citra yang efisien dan kontekstual bagi industri, termasuk pada bidang pengolahan dan penilaian mutu biji kopi.

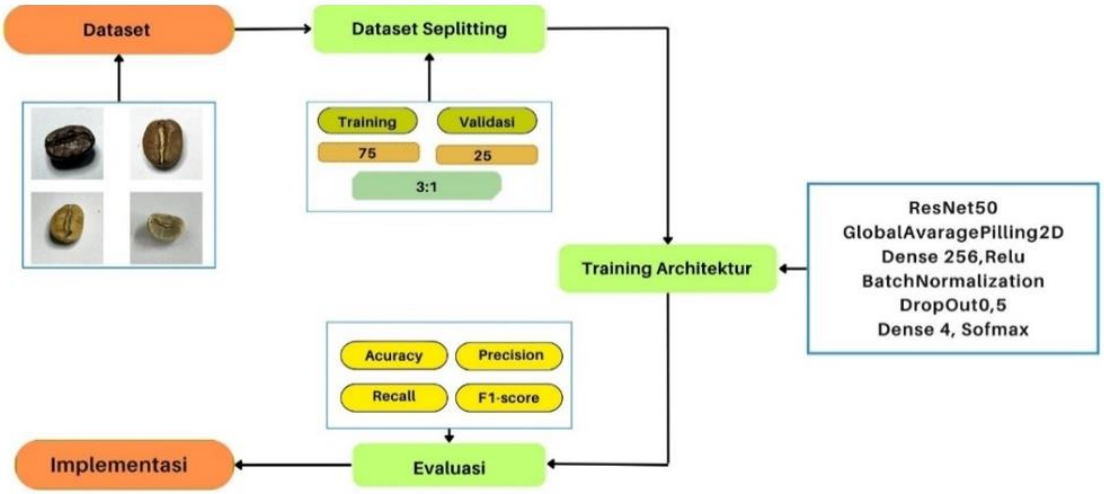
3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. *Metode Penelitian*

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi tingkat sangrai biji kopi menggunakan deep learning dengan arsitektur ResNet50. Proses penelitian dilakukan melalui lima tahapan utama, yaitu

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

pengumpulan dataset, pembagian dataset, pelatihan model, evaluasi kinerja, dan implementasi sistem berbasis web. Dataset digunakan untuk melatih dan menguji model agar mampu mengenali empat kelas tingkat sangrai dengan baik. Alur tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1 yang memperlihatkan urutan proses dari pengunduhan data hingga implementasi sistem klasifikasi otomatis.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

3.2. *Rancangan Data*

Rancangan data dalam penelitian ini disusun secara sistematis untuk memastikan seluruh proses pelatihan dan evaluasi model klasifikasi citra biji kopi dapat berjalan secara optimal. Dataset yang digunakan [27], [28] terdiri dari 1.600 citra biji kopi sangrai yang telah diklasifikasikan ke dalam empat kelas berdasarkan tingkat pemanggangan: *Dark, Medium, Light*, dan *Green*, masing-masing berjumlah 400 gambar. Pemilihan gambar dilakukan secara hati-hati dari sumber terbuka, dengan memperhatikan kualitas visual yang baik, termasuk pencahayaan, ketajaman, fokus pada objek utama, serta kesesuaian citra dengan kelas yang ditentukan. Karakteristik visual seperti warna, tekstur, dan pola permukaan biji kopi menjadi elemen penting yang memungkinkan model dapat mempelajari pola-pola visual secara efektif dan membedakan tingkat pemanggangan dengan akurat.

Setelah pemilihan data, dataset dibagi menjadi dua subset utama, yaitu data pelatihan (1.200 gambar, 75%) dan data validasi (400 gambar, 25%), menggunakan metode *stratified split* [29] untuk menjaga proporsi kelas tetap seimbang. Pembagian ini memastikan setiap kelas memiliki representasi yang merata, dengan masing-masing kelas memiliki 300 gambar untuk pelatihan dan 100 gambar untuk validasi. Pendekatan ini sangat penting untuk mencegah ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*), di mana jumlah data yang tidak seimbang dapat menyebabkan model memprioritaskan pembelajaran pada kelas dominan dan mengabaikan kelas lainnya. Dengan distribusi yang proporsional, model memiliki kesempatan belajar yang adil untuk semua kelas, sehingga diharapkan meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi terhadap data baru.

Tabel 1 merangkum distribusi *dataset* untuk masing-masing kelas, menampilkan jumlah data pelatihan dan validasi secara jelas. Informasi ini memberikan gambaran tentang proporsi data yang digunakan dalam tiap tahap, memudahkan analisis performa model, dan memastikan bahwa setiap kelas biji kopi memperoleh representasi yang cukup dalam proses pelatihan. Struktur data yang terencana dengan baik juga membantu dalam proses validasi model agar hasil pengujian lebih terukur dan konsisten. Dengan rancangan data yang terstruktur, proporsional, dan seimbang, penelitian ini menyediakan dasar yang kuat bagi pengembangan sistem klasifikasi citra berbasis *deep learning* yang andal.

Tabel 1. Tabel Dataset

No	Kelas	Training	Validasi	Total
1	*Dark*	300	100	400
2	*Medium*	300	100	400
3	*Light*	300	100	400
4	*Green*	300	100	400

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Secara keseluruhan, perancangan *dataset* yang matang menjadi langkah awal yang krusial dalam membangun model klasifikasi. Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan efektivitas pelatihan, tetapi juga menjamin bahwa model dapat mengenali karakteristik visual tiap kelas biji kopi secara objektif. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan diharapkan mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat, adil, dan memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi terhadap citra biji kopi baru di dunia nyata. Proses ini juga menjadi fondasi yang mendukung keberhasilan tahap pelatihan model secara menyeluruh.

3.3. *Bahan dan Peralatan*

Penelitian ini menggunakan berbagai bahan dan peralatan yang mendukung seluruh tahapan, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model klasifikasi citra biji kopi. Kebutuhan fungsional meliputi perangkat lunak dan platform pengembangan seperti Python, TensorFlow 2.0, *Google Colaboratory*, dan *Visual Studio Code* untuk membangun sistem, melatih model, dan memvisualisasikan hasil, sedangkan kebutuhan Non fungsional mencakup perangkat keras seperti laptop Acer Aspire A314-22 dengan prosesor AMD Ryzen 3 3250U 2.60 GHz, memori 12 GB, sistem operasi Windows 11, serta koneksi internet dan penyimpanan cloud untuk kelancaran proses. Kombinasi ini memastikan penelitian dapat berjalan secara efisien, fleksibel, dan bebas kendala teknis, serta mendukung mobilitas kerja dan kolaborasi dengan tim atau pembimbing.

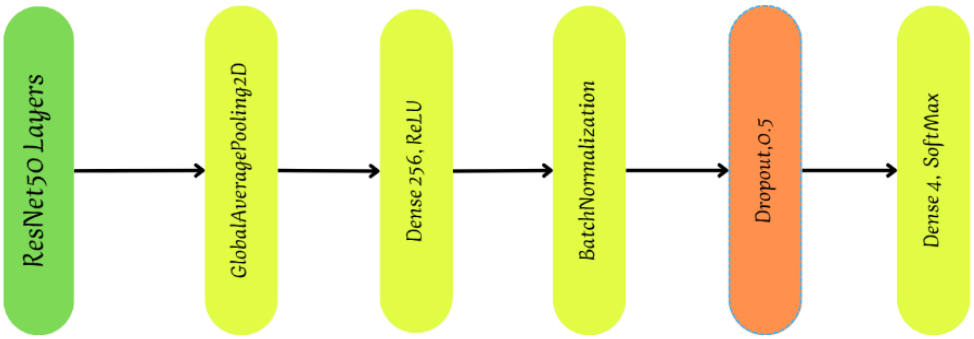
3.4. *Tahapan Penelitian*

Pelaksanaan penelitian ini dilakukan secara terstruktur untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra biji kopi berbasis deep learning menggunakan arsitektur ResNet50. Dataset yang digunakan terdiri dari citra biji kopi sangrai yang dibagi ke dalam empat kelas: *Green, Light, Medium,* dan *Dark*, dengan kualitas visual yang diperiksa untuk memastikan konsistensi pencahayaan, fokus, dan representasi setiap kelas. Data kemudian dibagi menjadi 75% untuk pelatihan dan 25% untuk validasi agar model dapat belajar pola visual dari berbagai kelas secara seimbang. Pada tahap perancangan model, ResNet50 digunakan sebagai base model dengan lapisan awal yang tetap dan lapisan akhir yang disesuaikan agar mampu melakukan klasifikasi sesuai jumlah kelas penelitian.

Tahap berikutnya meliputi pelatihan model menggunakan data pelatihan di platform Google Colab, dengan penyesuaian parameter seperti *epoch, batch size*, dan *learning rate* untuk mencegah *overfitting* atau underfitting. Evaluasi dilakukan menggunakan data validasi dengan metrik akurasi, loss, precision, dan *confusion matrix* untuk menilai kemampuan model mengenali citra yang belum pernah dilihat. Hasil pelatihan dan evaluasi kemudian didokumentasikan melalui grafik dan interpretasi hasil, sehingga keseluruhan tahapan penelitian mulai dari pengumpulan data, desain model, pelatihan, hingga evaluasi dapat menghasilkan sistem klasifikasi citra biji kopi yang andal, akurat, dan dapat diterapkan dalam industri kopi, khususnya pada *quality control*.

3.4.1. *Perancangan Model*

Setelah data citra biji kopi dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian, model dilatih dari awal (*training from scratch*) menggunakan optimizer Adam, yang dipilih karena kemampuannya mempercepat proses pembelajaran sekaligus menjaga kestabilan saat pembaruan bobot. Tujuan dari pelatihan ini adalah agar model mampu mengenali dan mengklasifikasikan berbagai tipe citra biji kopi secara akurat. Setelah proses pelatihan selesai, model yang telah terlatih disimpan dalam format file (.h5) untuk digunakan pada tahap implementasi. Struktur arsitektur yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 2, dengan penjelasan rinci mengenai fungsi dan peran tiap lapisan diberikan pada bagian berikutnya.



Gambar 2. Desain Arsitektur

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Model memanfaatkan ResNet50 sebagai *feature extractor* dengan seluruh layer dibekukan (*freeze*) agar bobot yang telah dilatih sebelumnya tidak diperbarui selama pelatihan. Output dari ResNet50 diproses melalui lapisan *GlobalAveragePooling2D* untuk meratakan hasil ekstraksi fitur, kemudian dilanjutkan dengan Dense 256 unit dengan fungsi aktivasi ReLU, *BatchNormalization*, dan Dropout 0,5 untuk menstabilkan distribusi data dan mengurangi risiko *overfitting*. Lapisan terakhir berupa Dense 4 unit dengan fungsi aktivasi Softmax menghasilkan prediksi klasifikasi ke dalam empat kelas biji kopi: *Dark, Medium, Light,* dan *Green*. Dengan susunan lapisan ini, arsitektur dirancang untuk mengoptimalkan performa model dalam mengenali dan membedakan tingkat sangrai biji kopi secara otomatis, sehingga siap diterapkan pada data nyata maupun sistem klasifikasi otomatis.

Dalam proses pelatihan, *learning rate* sebesar 0.00001 diterapkan untuk menjaga kestabilan pembelajaran dan mencegah lonjakan bobot yang berlebihan. Kombinasi antara optimizer Adam dan *learning rate* kecil ini memungkinkan model untuk belajar secara efisien, akurat, serta lebih general terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Setiap tahapan pelatihan difokuskan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola visual dan klasifikasi biji kopi dengan tepat, sehingga hasil akhir dapat diterapkan dalam sistem klasifikasi otomatis yang andal.

3.4.2. *Evaluasi*

Berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan skor F1 dipertimbangkan untuk perbandingan yang adil dari hasil eksperimen [30]. Akurasi didefinisikan sebagai rasio antara jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap total seluruh data yang diuji. Data yang diklasifikasikan dengan benar terdiri dari dua jenis, yaitu positif yang tepat dan negatif yang tepat. Nilai positif yang tepat disebut *True Positive* (TP), sedangkan negatif yang tepat disebut *True Negative* (TN). Sementara itu, *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN) merepresentasikan data yang diklasifikasikan secara salah sebagai positif maupun negatif, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

Presisi merupakan rasio antara jumlah data positif yang benar-benar terdeteksi dengan tepat terhadap total data yang diprediksi sebagai positif oleh model. Nilai ini menunjukkan seberapa andal model dalam menghindari kesalahan saat memprediksi data positif. *True Positive* (TP) merepresentasikan jumlah data positif yang diprediksi dengan benar. Sedangkan *False Positive* (FP) menggambarkan jumlah data negatif yang keliru diprediksi sebagai positif, sehingga memengaruhi nilai presisi, seperti ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Recall adalah rasio antara jumlah data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap seluruh data yang sebenarnya positif. Ukuran ini menunjukkan sejauh mana model mampu menemukan atau menangkap semua data positif yang ada. *True Positive* (TP) merepresentasikan jumlah data positif yang diprediksi dengan benar oleh model. Sedangkan *False Negative* (FN) adalah jumlah data positif yang keliru diprediksi sebagai negatif, sehingga menurunkan nilai *recall*, seperti dijelaskan dalam Persamaan (3).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

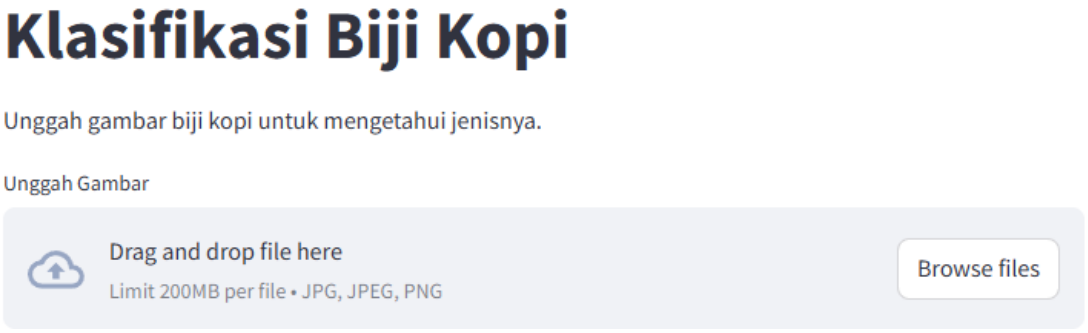
Skor F1 merupakan ukuran yang menggabungkan presisi dan *recall* ke dalam satu metrik yang seimbang. Nilai ini dihitung sebagai rata-rata harmonik dari presisi dan *recall*, sehingga lebih adil dalam menilai performa model saat data tidak seimbang. *F1-Score* memberikan gambaran seberapa baik model menjaga keseimbangan antara kemampuan mendeteksi data positif dengan menghindari prediksi positif yang salah. Dengan demikian, skor ini sering digunakan sebagai indikator utama dalam evaluasi model klasifikasi. Skor F1 dapat dirumuskan dalam Persamaan (4).

$$F_{1\,score} = 2\,X\,\frac{precisoin.recal}{precisoin + recal} \quad (4)$$

3.5. *Implementasi Sistem*

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Implementasi model klasifikasi biji kopi berbasis ResNet50 dilakukan melalui aplikasi web interaktif yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar biji kopi dalam format JPG, JPEG, atau PNG. Setelah diunggah, citra diproses melalui model deep learning yang telah dilatih, dengan ResNet50 sebagai feature extractor dan beberapa layer tambahan untuk mengklasifikasikan ke dalam empat jenis biji kopi. Proses klasifikasi berjalan otomatis, menampilkan hasil prediksi beserta tingkat kepercayaan (*confidence score*) secara *real-time*. Aplikasi ini dibangun menggunakan Streamlit, framework Python *open-source* yang memungkinkan integrasi langsung dengan model deep learning tanpa pengaturan backend yang kompleks, sehingga pengembangan menjadi lebih efisien. Antarmuka dirancang sederhana dan intuitif, mempermudah pengguna dari berbagai kalangan, baik untuk penelitian, edukasi, maupun industri, sekaligus menjadi alat edukatif yang mendorong pemanfaatan AI di agribisnis Gambar 3.



Gambar 3. Implementasi Aplikasi

Selain mempermudah klasifikasi biji kopi, aplikasi ini memiliki potensi pengembangan lebih lanjut, seperti penambahan kategori tingkat sangrai yang lebih detail atau identifikasi biji kopi dengan cacat visual. Dengan menggabungkan data tambahan dan teknik augmentasi, akurasi model dapat ditingkatkan untuk menghadapi variasi citra yang lebih kompleks, sehingga sistem lebih aplikatif dalam quality control industri kopi. Aplikasi ini juga dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem klasifikasi cerdas untuk produk pertanian lain, mendukung efisiensi, standarisasi, dan adopsi teknologi AI secara lebih luas di sektor agribisnis, serta membuka peluang inovasi untuk transformasi digital di bidang pertanian. Pendekatan pengembangan berkelanjutan ini memungkinkan sistem terus beradaptasi dengan kebutuhan industri dan kemajuan teknologi pengolahan citra.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. *Hasil Penelitian*

Penelitian ini berfokus pada pemanfaatan arsitektur *deep learning* ResNet50 untuk klasifikasi citra biji kopi berdasarkan tingkat kualitasnya, yaitu *green, light, medium*, dan *dark.* ResNet50 dipilih karena kemampuannya menangani masalah vanishing gradient pada jaringan yang sangat dalam melalui *residual connections*, sehingga efektif mengenali pola visual kompleks seperti variasi tekstur dan warna pada biji kopi. Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan CNN dengan berbagai arsitektur seperti VGG16, VGG19, MobileNetV2, ResNet-18, dan ResNet-152. Hasil akurasi yang dicapai berkisar antara 73,3% hingga 94,79% tergantung model dan dataset. Sebaliknya, penelitian ini dengan ResNet50 mencapai akurasi 99% pada klasifikasi tingkat sangrai biji kopi. Hal ini menunjukkan ResNet50 lebih unggul dibandingkan arsitektur lain yang telah diteliti sebelumnya.

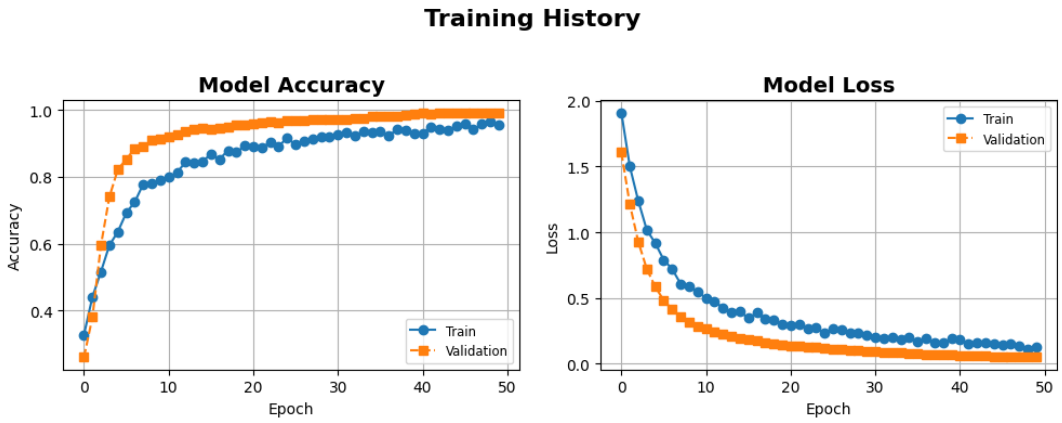
Model dilatih langsung menggunakan dataset citra biji kopi tanpa proses augmentasi maupun pra-pemrosesan tambahan. Pendekatan ini bertujuan mengevaluasi kemampuan ResNet50 secara murni dalam mempelajari informasi visual dari data asli, mencerminkan kondisi nyata di mana citra belum mengalami penyesuaian teknis, seperti yang mungkin terjadi dalam implementasi dengan sumber daya terbatas. Proses pelatihan melibatkan pembagian dataset sesuai kategori kematangan biji kopi, penyesuaian *fully connected layer,* serta penggunaan fungsi aktivasi dan metode optimisasi standar. Parameter pelatihan seperti *epoch*, *batch size*, dan *learning rate* ditetapkan konsisten untuk memastikan kestabilan dan kemampuan model dalam beradaptasi terhadap data. Evaluasi performa dilakukan menggunakan akurasi, presisi, *recall,* dan *F1-score,* sehingga kinerja model dapat dianalisis secara komprehensif, baik secara keseluruhan maupun per kelas.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Hasil menunjukkan bahwa ResNet50 mampu memberikan performa sangat baik dengan data asli tanpa perlakuan tambahan. Akurasi tinggi serta presisi dan recall yang stabil menunjukkan model dapat membedakan antar kelas biji kopi dengan tepat. Temuan ini menegaskan bahwa ResNet50 memiliki kapasitas generalisasi yang tinggi dan dapat digunakan secara andal dalam penelitian maupun implementasi industri, terutama untuk mempercepat dan menstandarkan penilaian kualitas biji kopi secara otomatis. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa ResNet50 merupakan model yang andal untuk digunakan dalam klasifikasi citra biji kopi.

4.1.1. *Training History ResNet50*

Gambar 4 menampilkan visualisasi training history dari model klasifikasi selama 50 *epoch*, yang terdiri atas grafik akurasi dan grafik *loss* terhadap *epoch*. Grafik ini menunjukkan performa model pada data pelatihan (*training*) dan validasi (*validation*) untuk mengevaluasi kemampuan pembelajaran serta generalisasi. Uraian didasarkan pada model hasil pelatihan kelima yang dipilih karena memiliki kestabilan terbaik. Model ini terbukti konsisten dibanding percobaan sebelumnya.



Gambar 4. Grafik Akurasi dan Loss Model ResNet50

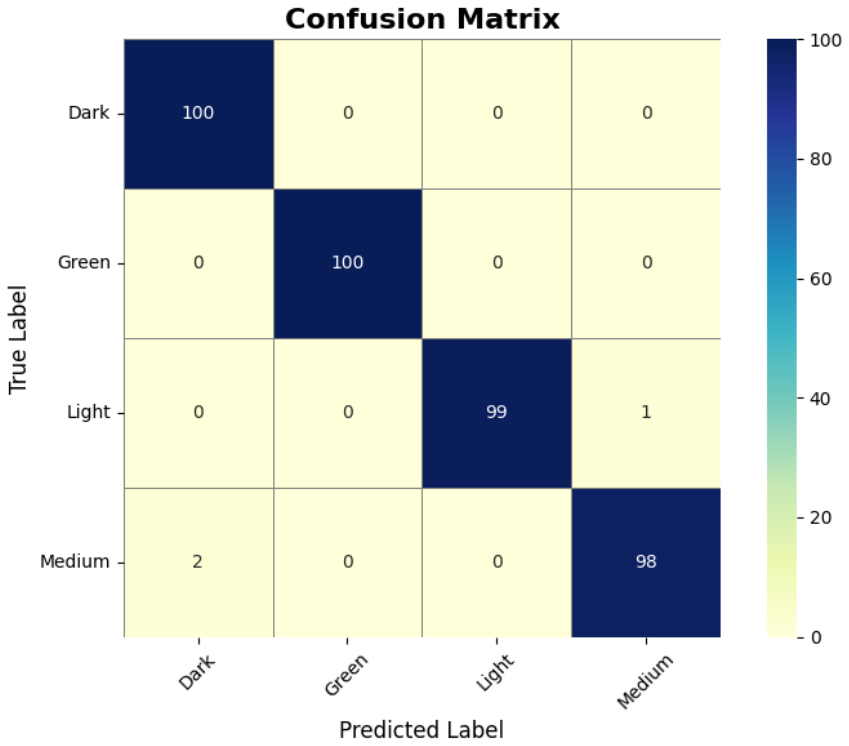
Pada grafik akurasi, terlihat peningkatan nilai akurasi yang konsisten baik pada data pelatihan maupun validasi. Hal ini membuktikan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik. Menariknya, akurasi validasi justru lebih tinggi dibanding akurasi pelatihan pada sebagian besar epoch. Kondisi ini bisa terjadi karena data validasi lebih mudah dipelajari atau distribusi kompleksitas dataset yang tidak seimbang.

Grafik loss menunjukkan penurunan yang stabil pada data pelatihan maupun validasi. Nilai loss validasi juga lebih rendah daripada loss pelatihan sepanjang *epoch*. Pola ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* dan memiliki generalisasi yang baik. Secara keseluruhan, model mencapai akurasi tinggi, loss rendah, dan layak digunakan untuk tahap pengujian lebih lanjut.

4.1.2. *Evaluasi Model*

Model ResNet50 berhasil menunjukkan kinerja yang optimal dan stabil selama proses pelatihan dan pengujian. Hal ini terlihat dari hasil evaluasi yang konsisten, di mana akurasi antara data pelatihan dan validasi tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan, sehingga menandakan bahwa model tidak mengalami *overfitting*. Untuk menilai kemampuan model dalam mengenali data yang belum pernah dilihat sebelumnya, dilakukan pengujian terhadap data uji. Gambar 5 menunjukkan hasil pengujian model komputer dalam mengenali empat jenis biji kopi sangrai, yaitu *Dark, Green, Light*, dan *Medium.*

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531



Gambar 5. Confusion Matrix Model ResNet5

Pengujian dilakukan menggunakan 400 gambar uji, masing-masing 100 untuk tiap jenis biji kopi. Dari hasil *confusion matrix*, terlihat bahwa semua gambar *Dark* dan *Green* dikenali dengan benar tanpa kesalahan. Untuk *Light*, satu gambar salah diklasifikasikan sebagai *Medium*, sedangkan pada *Medium* terdapat dua gambar yang salah dikenali sebagai *Dark*. Kesalahan ini kemungkinan terjadi karena kemiripan warna atau tingkat sangrai, namun jumlahnya sangat sedikit sehingga model tetap menunjukkan akurasi tinggi. Secara keseluruhan, model ResNet50 terbukti sangat akurat dan andal dalam mengenali keempat jenis biji kopi sangrai Gambar 5. Model mampu membedakan tiap jenis dengan baik, hanya dengan sedikit kesalahan. Dengan performa ini, model dapat diterapkan untuk penelitian, industri kopi, maupun sistem otomatis yang memerlukan pengenalan jenis biji kopi secara cepat dan tepat.

Lebih jauh, hasil evaluasi kuantitatif ditampilkan pada Tabel 2. Kelas *Dark* memperoleh nilai *Precision* sebesar 98% dan *Recall* 100%, menghasilkan F1-score 99%. Kelas *Green* memiliki performa sempurna dengan *Precision, Recall,* dan *F1-score* sebesar 100%. Kelas *Light* mencapai Precision 100% dengan Recall 99%, menghasilkan *F1-score* 99%. Adapun kelas *Medium* memperoleh *Precision* 99% dan *Recall* 98%, dengan *F1-score* 98%. Secara keseluruhan, model ResNet50 mencapai akurasi 99% dengan capaian *F1-score* di atas 98% pada semua kelas, model ResNet50 terbukti memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik, seimbang, dan konsisten.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

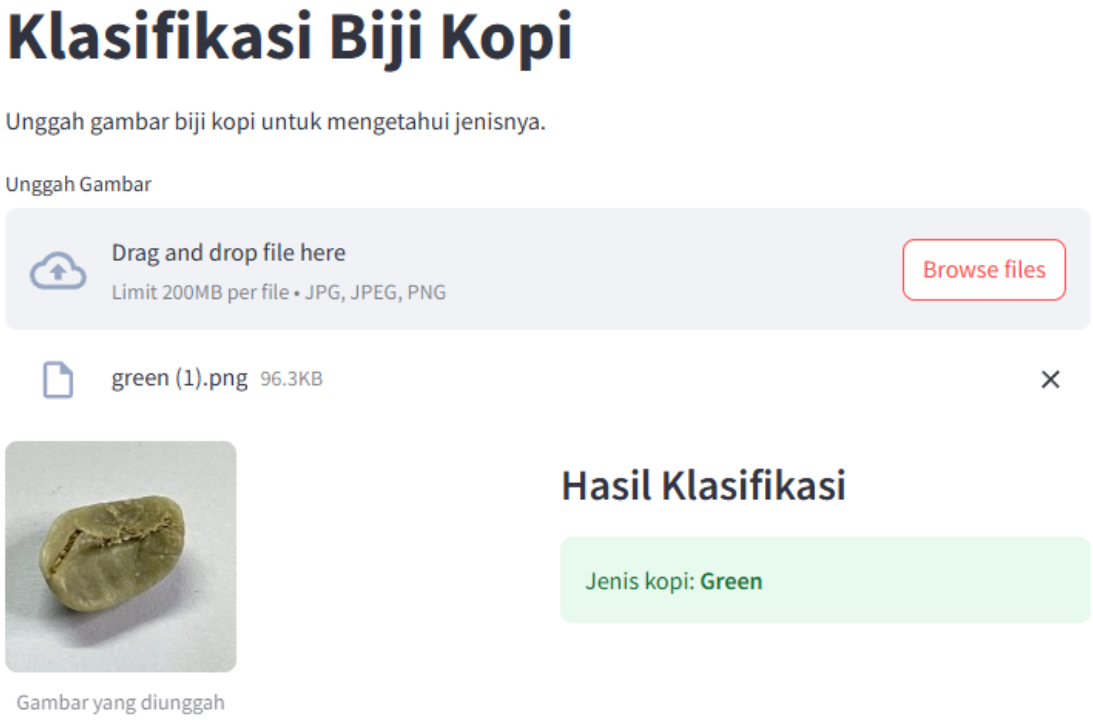
Class	Precision	Recal	F1-score
Dark	98	100	99
Green	100	100	100
Light	100	99	99
Medium	99	98	98
accuracy			99

4.2. *Implementasi Aplikasi*

Sebagai tahap akhir, model diintegrasikan dalam aplikasi berbasis Streamlit. Pengguna dapat mengunggah gambar biji kopi, dan sistem secara otomatis mengklasifikasikan ke dalam empat kategori: *Dark, Green, Light,* dan *Medium*. Uji coba Gambar 6 menunjukkan sistem mampu mengklasifikasikan citra biji kopi dengan benar, menampilkan hasil klasifikasi beserta tingkat kepercayaan. Antarmuka aplikasi dibuat

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

sederhana dengan dua kolom: sisi kiri menampilkan pratinjau gambar input, sisi kanan menampilkan hasil prediksi.



Gambar 6. Hasil Uji Coba Aplikasi Klasifikasi Biji Kopi

5. DISKUSI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa modifikasi ResNet50 pada bagian *fully connected layer* berhasil meningkatkan akurasi dan stabilitas klasifikasi citra biji kopi. Akurasi yang konsisten antara data pelatihan dan validasi membuktikan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik serta terbebas dari *overfitting*. *Confusion matrix* memperlihatkan bahwa kelas *Dark* dan *Green* paling mudah dikenali, sedangkan kelas *Light* dan *Medium* mengalami sedikit tumpang tindih. Hal ini wajar karena perbedaan visual antara kedua kelas tersebut lebih halus, terutama pada gradasi warna dan tingkat kilap biji kopi, sebagaimana dijelaskan dalam penelitian [9], [19] yang menunjukkan tantangan serupa pada klasifikasi berbasis warna dan tekstur.

Temuan ini memperkuat hasil penelitian [10], [11], [24] yang menunjukkan bahwa arsitektur ResNet mampu memberikan akurasi tinggi pada klasifikasi citra dengan kompleksitas visual tinggi. Keberhasilan model juga menunjukkan bahwa *transfer learning* dari bobot pralatih ImageNet memberikan kontribusi besar terhadap efisiensi dan stabilitas proses pelatihan. Nilai *precision* dan *recall* yang seimbang menunjukkan kemampuan ResNet50 dalam mempertahankan performa di setiap kelas, yang konsisten dengan temuan [12], [16] mengenai keunggulan residual blocks dalam mencegah degradasi performa jaringan yang dalam. Hasil ini menegaskan bahwa pendekatan residual connection dan *batch normalization* berperan penting dalam menjaga konvergensi dan keandalan model selama pelatihan.

Dari sisi implementasi, hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berbasis *web* dengan framework Streamlit mampu mengintegrasikan model klasifikasi secara efisien untuk digunakan dalam proses *quality control* biji kopi. Implementasi ini sejalan dengan studi [10], [24] yang membahas penerapan *machine learning* dalam aplikasi interaktif berbasis *cloud* untuk mendukung pengambilan keputusan industri. Respons sistem yang cepat dalam memberikan hasil klasifikasi menandakan bahwa model memiliki potensi praktis untuk menggantikan inspeksi manual yang subjektif dan memakan waktu. Integrasi teknologi ini juga mendukung digitalisasi proses industri kopi, terutama dalam meningkatkan konsistensi dan objektivitas penilaian mutu.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Secara teoretis, hasil penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pemahaman efektivitas arsitektur ResNet50 dalam konteks klasifikasi citra dengan perbedaan visual yang halus. Secara praktis, sistem yang dihasilkan menunjukkan potensi penerapan langsung dalam sektor agribisnis, khususnya pada standar mutu industri kopi yang membutuhkan proses evaluasi visual yang cepat dan konsisten. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan karena model dilatih tanpa *data augmentation*, sehingga sensitif terhadap variasi pencahayaan atau *noise*. Selain itu, penggunaan dataset tunggal dapat membatasi kemampuan model untuk menangani variasi kondisi nyata, sehingga diperlukan pengujian lintas dataset untuk memperkuat validitas performa model pada berbagai sumber data.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. *Kesimpulan*

Kopi, yang berasal dari biji tanaman *Coffea*, memiliki peran penting secara budaya dan ekonomi, terutama di Indonesia, sehingga kebutuhan untuk menilai kualitas biji kopi secara objektif dan efisien semakin meningkat. Penelitian ini memanfaatkan arsitektur *ResNet50* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu mengenali ciri visual seperti warna, tekstur, dan tingkat sangrai pada citra biji kopi, menggantikan metode manual yang bersifat subjektif. *Dataset* diperoleh dari *Kaggle* dan dibagi menjadi data pelatihan dan validasi dengan rasio 75:25, sehingga model dapat belajar dari data representatif serta diuji pada data yang belum pernah dikenali sebelumnya untuk mengukur kemampuan generalisasi secara objektif. Bagian akhir arsitektur *ResNet50* dimodifikasi dengan penambahan lapisan *GlobalAveragePooling2D*, *Dense* dengan aktivasi *ReLU*, *BatchNormalization*, *Dropout* sebesar 0,5 untuk mengurangi risiko *overfitting*, serta *output Dense* dengan aktivasi *Softmax* untuk empat kelas biji kopi: Dark, Green, Light, dan Medium.

Evaluasi model dilakukan menggunakan matrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* untuk menilai performa secara komprehensif, baik dari aspek ketepatan klasifikasi maupun keseimbangan pengenalan tiap kelas. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa tanpa melalui tahap pra-pemrosesan atau *augmentasi data*, model berhasil mencapai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 99%, yang mengindikasikan kemampuan model dalam mengenali pola visual secara akurat dan sensitif terhadap semua kelas, serta menunjukkan generalisasi yang baik terhadap data baru. Kinerja tinggi ini menunjukkan bahwa model mampu mengekstraksi fitur visual penting meskipun tanpa proses peningkatan kualitas citra yang kompleks. Temuan ini memperkuat potensi *ResNet50* untuk diterapkan dalam sistem otomatis penilaian kualitas biji kopi, baik pada konteks industri maupun penelitian lebih lanjut, dengan harapan mempercepat, menstandarkan, dan meningkatkan objektivitas proses klasifikasi biji kopi.

6.2. *Saran*

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, meskipun model ResNet50 yang dimodifikasi telah menunjukkan akurasi sangat tinggi tanpa menerapkan preprocessing atau augmentasi, disarankan untuk mengeksplorasi pengaruh teknik tersebut terhadap kinerja model, terutama dalam menghadapi variasi citra yang lebih kompleks dan beragam di kondisi nyata. Kedua, karena penelitian ini hanya menggunakan satu arsitektur CNN, yakni ResNet50, studi komparatif dengan arsitektur lain seperti DenseNet atau EfficientNet diperlukan untuk mengetahui apakah terdapat model yang lebih ringan namun tetap memberikan performa sebanding atau lebih baik, terutama jika sistem diterapkan dalam lingkungan dengan keterbatasan sumber daya komputasi. Ketiga, penelitian selanjutnya dapat memperluas skala klasifikasi dengan menambahkan kategori tingkat sangrai biji kopi yang lebih banyak atau memperkenalkan kelas cacat visual, seperti biji retak, gosong, atau tidak merata dalam sangraian, sehingga model menjadi lebih aplikatif dalam proses *quality control* yang kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

[1] R. M. Souza, Ed., *Plant-Parasitic Nematodes of Coffee*. in SpringerLink Bücher. Dordrecht: Springer Netherlands, 2008. doi: 10.1007/978-1-4020-8720-2.

[2] E. Wahyudi, R. Martini, and T. E. Suswatiningsih, "Perkembangan Perkebunan Kopi Di Indonesia," *Jurnal Masepi*, vol. 3, no. 1, pp. 84-92, 2018. [Online]. Available: https://agrisevika.upnjatim.ac.id/index.php/agrisevika/article/download/5/5/26

[3] D. P. Arisandi et al., "Organoleptic Quality Analysis of Arabica Coffee (Coffea arabica L.) Brews at Different Roasting Levels," *International Journal of Agricultural Industry and Food Technology*, vol.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

1, no. 1, pp. 47-51, 2025. [Online]. Available: https://jaiftech.sinergis.org/index.php/ainfoty/article/view/8

[4] Y. Prastyaningsih and W. Kusrini, "Sistem Temu Kembali Citra pada Level Roasting Biji Kopi Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna," *ISI*, vol. 6, no. 2, p. 222, Nov. 2021, doi: 10.35314/isi.v6i2.2086.

[5] Y. Herlina, "Pengaruh Suhu dan Lamanya Penyangraian Terhadap Kualitas Biji Kopi Robusta," *Agrica*, vol. 16, no. 2, pp. 49–56, Dec. 2022, doi: 10.55127/ae.v16i2.118.

[6] S. E. Yeager *et al.*, "Roast Level and Brew Temperature Significantly Affect the Color of Brewed Coffee," *Journal of Food Science*, vol. 87, no. 4, pp. 1837–1850, Apr. 2022, doi: 10.1111/1750-3841.16089.

[7] J. Y. I. Alzamily, S. B. Ariffin, and S. S. A. Naser, "Classification of Encrypted Images Using Deep Learning – Resnet50," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 100, no. 21, pp. 6610-6620, 2022. [Online]. Available: http://www.jatit.org/volumes/vol100no21/28vol100no21.pdf

[8] M. Ibrahim, "The Basics of ResNet50," *The Basics of ResNet50*. [Online]. Available: https://wandb.ai/mostafaibrahim17/ml-articles/reports/the-basics-of-resnet50---vmlldzo2ndkwndq16

[9] D. Herman Suryana and W. Kusuma Raharja, "Applying Artificial Intelligence to Classify the Maturity Level of Coffee Beans During Roasting," *Int. J. Eng. Scie. and Inform. Technology.*, vol. 3, no. 2, pp. 97–105, Sept. 2023, doi: 10.52088/ijesty.v3i2.461.

[10] R. Janandi and T. W. Cenggoro, "An Implementation of Convolutional Neural Network for Coffee Beans Quality Classification in a Mobile Information System," in *2020 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, Bandung, Indonesia: IEEE, Aug. 2020, pp. 218–222. doi: 10.1109/icimtech50083.2020.9211257.

[11] H. S. Metha, K. Kusrini, and D. Ariatmanto, "Classification of Types Roasted Coffee Beans using Convolutional Neural Network Method," *SinkrOn*, vol. 8, no. 2, pp. 846–851, Mar. 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i2.13517.

[12] P. Wang, H.-W. Tseng, T.-C. Chen, and C.-H. Hsia, "Deep Convolutional Neural Network for Coffee Bean Inspection," *Sensors and Materials*, vol. 33, no. 7, p. 2299, July 2021, doi: 10.18494/sam.2021.3277.

[13] M Mesran, Sitti Rachmawati Yahya, Fifto Nugroho, and Agus Perdana Windarto, "Investigating the Impact of ReLU and Sigmoid Activation Functions on Animal Classification Using CNN Models," *J. RESTI (Rekayasa Sist. Teknol. Inf.)*, vol. 8, no. 1, pp. 111–118, Feb. 2024, doi: 10.29207/resti.v8i1.5367.

[14] Y. Zhou *et al.*, "Optimization of Automated Garbage Recognition Model Based on ResNet-50 and Weakly Supervised CNN for Sustainable Urban Development," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 108, pp. 415–427, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.aej.2024.07.066.

[15] N. Nafi'iyah and A. Yuniarti, "A convolutional Neural Network for Skin Cancer Classification," *IJ-ICT*, vol. 11, no. 1, p. 76, Apr. 2022, doi: 10.11591/ijict.v11i1.pp76-84.

[16] D. O. Melinte and L. Vladareanu, "Facial Expressions Recognition for Human–Robot Interaction Using Deep Convolutional Neural Networks with Rectified Adam Optimizer," *Sensors*, vol. 20, no. 8, p. 2393, Apr. 2020, doi: 10.3390/s20082393.

[17] N. Nafi'Iyah, R. Wardhani, and E. Prakasa, "Identification of Banana Ripeness Using Convolutional Neural Network Approaches," in *2023 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA)*, Bandung, Indonesia: IEEE, Oct. 2023, pp. 330–335. doi: 10.1109/ic3ina60834.2023.10285749.

[18] Md. A. Hossain and Md. S. Alam Sajib, "Classification of Image Using Convolutional Neural Network (CNN)," *GJCST*, pp. 13–18, May 2019, doi: 10.34257/gjcstdvol19is2pg13.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[19] G. Vilcamiza, N. Trelles, L. Vinces, and J. Oliden, "A Coffee Bean Classifier System by Roast Quality Using Convolutional Neural Networks and Computer Vision Implemented in an NVIDIA Jetson Nano," in *2022 Congreso Internacional de Innovación y Tendencias en Ingeniería (CONIITI)*, Bogota, Colombia: IEEE, Oct. 2022, pp. 1–6. doi: 10.1109/coniiti57704.2022.9953636.

[20] M Mesran, Sitti Rachmawati Yahya, Fifto Nugroho, and Agus Perdana Windarto, "Investigating the Impact of ReLU and Sigmoid Activation Functions on Animal Classification Using CNN Models," *J. RESTI (Rekayasa Sist. Teknol. Inf.)*, vol. 8, no. 1, pp. 111–118, Feb. 2024, doi: 10.29207/resti.v8i1.5367.

[21] A. O. Salau and S. Jain, "Feature Extraction: A Survey of the Types, Techniques, Applications," in *2019 International Conference on Signal Processing and Communication (ICSC)*, NOIDA, India: IEEE, Mar. 2019, pp. 158–164. doi: 10.1109/icsc45622.2019.8938371.

[22] Ety Sutanty, Maukar, Dina Kusuma Astuti, and Handayani, "Penerapan Model Arsitektur VGG16 untuk Klasifikasi Jenis Sampah," *Decode*, vol. 3, no. 2, pp. 407–419, Sept. 2023, doi: 10.51454/decode.v3i2.331.

[23] L. Shi, C. Copot, and S. Vanlanduit, "Evaluating Dropout Placements in Bayesian Regression Resnet," *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, vol. 12, no. 1, pp. 61–73, Jan. 2022, doi: 10.2478/jaiscr-2022-0005.

[24] H. Rohman, N. Nafi'iyah, and A. A. Bettaliyah, "Tomato Ripeness Classification Using Transfer Learning Approach with ResNet50 CNN Model," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 4, no. 3, pp. 646–659, Nov. 2025, doi: 10.51903/zkncwx43.

[25] D. Z. Sholekhah and D. Noviar, "Integrative Deep Learning Architecture for High-Accuracy Medical Image Segmentation: Combining U-Net, ResNet, and Transformers," *Journal of Technology Informatics and Engineering*, vol. 4, no. 1, pp. 115–134, Apr. 2025, doi: 10.51903/jtie.v4i1.288.

[26] D. A. S. Rahardjo, M. Andriana, and S. H. Prasastono, "Consumer Behavior and Purchase Intentions: A Machine Learning-Based Sentiment Analysis of Social Media Data," *Journal of Management and Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 157–173, Apr. 2024, doi: 10.51903/jmi.v3i1.45.

[27] H. S. Metha, K. Kusrini, and D. Ariatmanto, "Classification of Types Roasted Coffee Beans Using Convolutional Neural Network Method," *SinkrOn*, vol. 8, no. 2, pp. 846–851, Mar. 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i2.13517.

[28] Gerry, "Coffee Bean Dataset Resized." Kaggle, 2022. Accessed: June 24, 2025. [Online]. Available: https://www.kaggle.com/datasets/gpiosenka/coffee-bean-dataset-resized-224-x-224

[29] K. Marzuki, Apriani, and M. Qulub, "Coffee Roaster Maturity Level Classification Based on Convolutional Neural Network," *MMEP*, vol. 12, no. 1, pp. 46–54, Jan. 2025, doi: 10.18280/mmep.120106.

[30] L. Ali, F. Alnajjar, H. A. Jassmi, M. Gocho, W. Khan, and M. A. Serhani, "Performance Evaluation of Deep CNN-Based Crack Detection and Localization Techniques for Concrete Structures," *Sensors*, vol. 21, no. 5, p. 1688, Mar. 2021, doi: 10.3390/s21051688.