

KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KAKAO MENGUNAKAN EFFICIENTNET-B7

Wilcent ¹, Novan Wijaya ²

¹ Informatika, Universitas Multi Data Palembang

² Manajemen Informatika, Universitas Multi Data Palembang

Jl. Rajawali No.14 30113 Ilir Timur II Sumatera Selatan

Wilcent_2226250120@mdp.ac.id

ABSTRAK

Kakao (*Theobroma cacao* L.) merupakan salah satu komoditas penting bagi perekonomian Indonesia karena berperan dalam sektor perkebunan dan industri olahan cokelat. Penentuan tingkat kematangan buah kakao memiliki peran penting dalam menjaga kualitas biji kakao dan hasil olahan cokelat, yang secara langsung memengaruhi nilai jual dan mutu produksi. Namun, proses penilaian kematangan buah kakao di tingkat petani masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan visual, sehingga bersifat subjektif dan sering menimbulkan ketidakkonsistenan dalam penentuan waktu panen. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah kakao yang lebih akurat, objektif, dan efisien menggunakan arsitektur EfficientNet-B7. Penelitian ini menggunakan dataset CocoaMFDB yang terdiri dari citra buah kakao dengan dua kelas, yaitu mature dan unmatore. Tahapan penelitian meliputi preprocessing citra berupa resizing, normalisasi, dan augmentasi data, kemudian dilanjutkan dengan pelatihan model menggunakan pendekatan transfer learning dan fine-tuning masing-masing selama 25 epoch. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model EfficientNet-B7 mampu mencapai akurasi sebesar 98,41% dengan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,98 pada kedua kelas. Hasil ini menunjukkan kemampuan generalisasi model yang sangat baik dan membuktikan bahwa EfficientNet-B7 efektif digunakan dalam klasifikasi tingkat kematangan buah kakao.

Kata kunci : Kakao, Kematangan, EfficientNet-B7

1. PENDAHULUAN

Kakao (*Theobroma cacao* L.) merupakan salah satu komoditas penting bagi perekonomian Indonesia [1]. Namun, dalam beberapa tahun terakhir produksi kakao mengalami penurunan akibat tingginya kerentanan tanaman terhadap serangan hama dan penyakit [2]. Selain itu, tingkat kematangan buah saat dipanen sangat memengaruhi mutu biji dan kualitas produk olahan cokelat [3]. Penentuan kematangan yang kurang tepat dapat menurunkan mutu dan nilai jual kakao [4].

Permasalahan dalam penelitian ini adalah penilaian tingkat kematangan buah kakao yang hingga saat ini masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual oleh petani, yang bersifat subjektif, bergantung pada pengalaman individu, dan berpotensi menimbulkan ketidakkonsistenan hasil panen [5]. Oleh karena itu, diperlukan sistem klasifikasi otomatis yang mampu memberikan hasil penilaian yang lebih akurat dan objektif [6].

Pemanfaatan citra digital dan metode Deep Learning menjadi pendekatan yang banyak digunakan dalam penelitian pertanian modern, khususnya untuk identifikasi dan klasifikasi objek visual [7]. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode yang efektif untuk mengekstraksi ciri dan mengenali pola pada citra [8].

EfficientNet dikenal sebagai salah satu arsitektur CNN yang memiliki performa tinggi dengan efisiensi parameter yang baik. Varian EfficientNet-B7 dipilih dalam penelitian ini karena memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang lebih kuat dibandingkan varian lainnya [9]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa

EfficientNet-B7 mampu mencapai akurasi tinggi pada berbagai tugas klasifikasi citra, seperti klasifikasi tanaman herbal dan kematangan buah tomat, dengan performa mencapai 98–100% [10].

Pada penelitian terkait kakao, metode KNN berbasis warna hanya menghasilkan akurasi 90% (Mahendra & Rachmat, 2023), sedangkan EfficientNet-B0 mencapai akurasi 99,71% [11]. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur yang lebih kuat seperti EfficientNet-B7 berpotensi memberikan hasil yang lebih optimal.

Berdasarkan permasalahan tersebut, tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah kakao berbasis citra digital menggunakan arsitektur EfficientNet-B7. Rencana penyelesaian masalah dilakukan dengan mengumpulkan dataset citra buah kakao, melakukan tahap preprocessing, menerapkan transfer learning dan fine-tuning pada model EfficientNet-B7, serta mengevaluasi performa model menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score guna menghasilkan sistem klasifikasi yang akurat, objektif, dan konsisten. Sistem ini diharapkan mampu memberikan penilaian kematangan secara lebih akurat, cepat, dan objektif, sehingga dapat membantu petani dalam menentukan waktu panen yang optimal serta meningkatkan kualitas hasil produksi kakao.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode tradisional berbasis ciri seperti warna dan tekstur masih memiliki keterbatasan dalam

mengklasifikasi kematangan buah kakao. Mahendra dan Rachmat [5] menggunakan KNN berbasis warna dan memperoleh akurasi 90%, sedangkan metode DCT dan KNN yang digunakan oleh Indriyana Naomi Clarita Sinaga, Iwan Iwut Tritoasmoro, dan Nor Caecar Kumalasari [12] hanya mencapai akurasi 83,33%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan berbasis fitur manual kurang efektif untuk menangani variasi citra kakao yang kompleks.

Pendekatan berbasis Deep Learning kemudian mulai diterapkan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Penelitian oleh Rahman Wahabi Hasibuan, Insan Taufik, Mansur As, Said Iskandar Al Idrus, dan Zulfahmi Indra [11] menggunakan EfficientNet-B0 dan memperoleh akurasi 99,71%, namun penggunaan varian B0 yang relatif ringan menunjukkan bahwa potensi model yang lebih besar seperti EfficientNet-B7 belum dieksplorasi pada komoditas kakao. Di sisi lain, EfficientNet-B7 telah terbukti menghasilkan akurasi tinggi dalam berbagai tugas klasifikasi citra lain, seperti tanaman herbal [10] dan kematangan buah tomat [13], dengan akurasi mencapai 98–100%.

Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa EfficientNet-B7 memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang lebih kuat dibandingkan metode sebelumnya, sementara penelitian aplikasi B7 pada klasifikasi kematangan buah kakao masih belum ditemukan. Hal ini menjadi celah penelitian (research gap) yang mendasari penggunaan EfficientNet-B7 dalam penelitian ini.

2.2. Kakao (*Theobroma cacao* L.)

Kakao adalah salah satu hasil perkebunan bernilai ekonomi tinggi di Indonesia yang berperan penting sebagai bahan baku utama dalam industri pengolahan cokelat [14]. Tanaman kakao umumnya dibudidayakan di wilayah tropis dengan curah hujan tinggi karena membutuhkan tingkat kelembapan serta suhu yang stabil untuk mendukung pertumbuhannya [15]. Kualitas biji kakao ditentukan oleh tingkat kematangan buah saat dipanen [16]. Buah kakao yang dipanen terlalu muda menghasilkan biji dengan kadar lemak rendah dan aroma kurang kuat, sedangkan buah yang terlalu matang cenderung mudah rusak serta menurunkan mutu fermentasi, sehingga penentuan tingkat kematangan buah kakao secara tepat menjadi hal yang krusial untuk menjaga mutu hasil panen serta kualitas produk olahannya [3].

2.3. Pengolahan dan Klasifikasi Citra

Pengolahan citra digital merupakan proses pengolahan dan analisis gambar menggunakan metode komputasi untuk memperoleh informasi visual yang relevan dari suatu objek [17]. Citra direpresentasikan dalam bentuk numerik dua dimensi yang tersusun dari piksel-piksel dengan nilai intensitas tertentu, sehingga informasi warna dan tekstur dapat dianalisis secara komputasi [18]. Tahapan utama dalam pengolahan citra meliputi preprocessing, ekstraksi fitur, dan

klasifikasi untuk menentukan kategori objek berdasarkan ciri visual yang diperoleh [19].

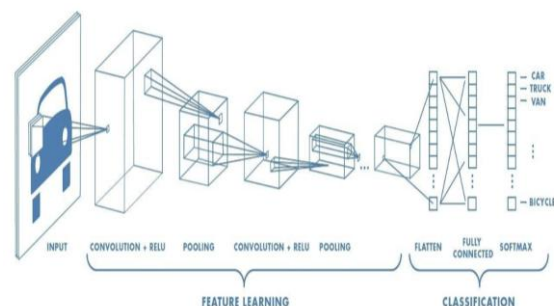
Klasifikasi citra adalah proses pengelompokan objek dalam citra ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan karakteristik visual yang dapat dikenali, seperti warna dan tekstur [20]. Dalam penelitian ini, klasifikasi citra digunakan untuk membedakan tingkat kematangan buah kakao berdasarkan karakteristik warna dan tekstur permukaan buah, sehingga memungkinkan identifikasi tingkat kematangan secara otomatis dan objektif.

2.4. Citra RGB (Red, Green, Blue)

Model warna RGB terbentuk dari tiga warna dasar, yaitu merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue), yang bila dikombinasikan dapat menghasilkan hingga 16.777.216 variasi warna. Setiap piksel pada citra RGB memiliki tiga kanal warna dengan kapasitas 8 bit per kanal, sehingga mampu menampilkan visualisasi warna mendekati aslinya atau dikenal dengan istilah true color [11]. Secara umum, pendekatan kemiripan gambar memberikan hasil yang lebih baik pada model warna RGB karena informasi warna yang tersimpan lebih lengkap dibanding model warna lainnya [21]. Dalam penelitian ini citra RGB digunakan untuk klasifikasi tingkat kematangan buah kakao berdasarkan perbedaan warna kulit buah menggunakan metode CNN.

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

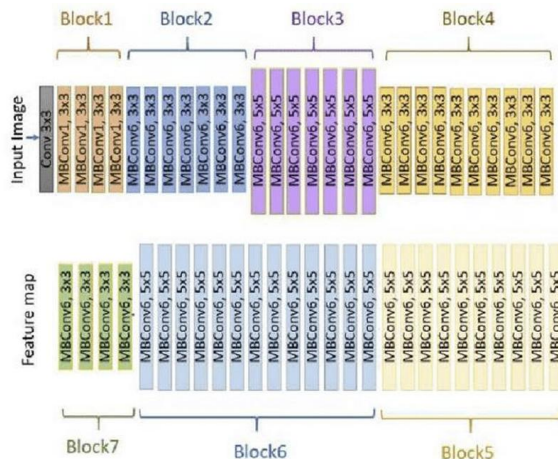
Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk mengenali dan memproses gambar dengan cara melihat ciri-cirinya secara bertahap, mulai dari bentuk sederhana hingga pola yang lebih kompleks [22]. CNN bekerja dengan memanfaatkan filter (kernel) untuk mengekstraksi fitur spasial dari citra, kemudian melakukan penyederhanaan data melalui pooling layer sebelum hasilnya dihubungkan ke fully connected layer untuk klasifikasi [23]. Dengan kemampuannya dalam mempelajari pola dari data gambar, CNN banyak digunakan dalam bidang pertanian untuk melakukan klasifikasi buah, mendeteksi penyakit tanaman, serta menentukan tingkat kematangan [21]. Secara umum, struktur utama dari arsitektur dasar CNN ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Dasar CNN

2.6. EfficientNet-B7

EfficientNet-B7 merupakan salah satu varian tertinggi dalam keluarga EfficientNet yang menghadirkan peningkatan performa yang cukup signifikan dibandingkan model-model sebelumnya [24]. Kemampuannya dalam mengekstraksi representasi fitur yang lebih mendalam seperti yang terlihat pada penelitian klasifikasi citra telur menunjukkan bahwa model ini mampu mengidentifikasi pola dan karakteristik penting secara lebih akurat [25]. Secara umum, struktur utama dari arsitektur EfficientNet-B7 ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur EfficientNet-B7

3. METODE PENELITIAN

3.1. Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan dataset buah kakao, preprocessing citra, pemodelan menggunakan arsitektur EfficientNet-B7, proses pelatihan model, dan evaluasi performa. Setiap tahapan disusun secara berurutan agar model dapat mengenali tingkat kematangan buah kakao secara optimal.

3.2. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah CocoaMFDB, yaitu dataset publik yang tersedia di Mendeley Data dan telah digunakan dalam penelitian [26] berjudul Optimization of Cocoa Pods Maturity Classification Using Stacking and Voting with Ensemble Learning Methods in RGB and LAB Spaces yang diterbitkan dalam Jurnal of Imaging (MDPI). Dalam penelitian ini, dataset dengan yang diggunakan sebanyak 1225 citra yang mencakup dua kategori tingkat kematangan, yaitu mature dan unmaturre.

3.3. Preprocessing Citra

Tahap preprocessing dilakukan dengan mengubah ukuran citra dari 5568 x 3712 piksel menjadi 224 x 224 piksel sesuai input EfficientNet-B7, kemudian menormalisasi nilai piksel ke rentang -1 hingga 1. Selanjutnya, dilakukan augmentasi seperti horizontal flip, rotation, zoom, dan penyesuaian

kontras untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi risiko overfitting. Setelah preprocessing selesai, dataset dibagi menjadi 70% data pelatihan, 20% validasi, dan 10% test.

3.4. Arsitektur EfficientNet-B7

EfficientNet-B7 digunakan sebagai backbone untuk ekstraksi fitur citra buah kakao. Model ini dimanfaatkan melalui pendekatan transfer learning dengan bobot pralatih ImageNet. Pada tahap awal, sebagian besar lapisan backbone dibekukan sehingga hanya lapisan klasifikasi tambahan (Global Average Pooling, Dense, dan Softmax) yang dilatih untuk memetakan fitur ke dua kelas tingkat kematangan. Setelah memperoleh stabilitas awal, beberapa lapisan akhir backbone dibuka kembali untuk proses fine-tuning. Langkah ini memungkinkan model menyesuaikan representasi fitur terhadap karakteristik visual buah kakao. Dengan konfigurasi ini, EfficientNet-B7 menghasilkan fitur yang lebih spesifik, sementara lapisan Softmax melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah kakao.

3.5. Proses Pelatihan

Proses pelatihan dilakukan dalam dua tahap menggunakan EfficientNet-B7. Pada tahap pertama diterapkan transfer learning dengan membekukan sebagian besar lapisan backbone, sehingga hanya lapisan Dense dan Softmax yang dilatih untuk memetakan fitur ke tiga kelas tingkat kematangan kakao. Pelatihan tahap pertama dilakukan selama 25 epoch dengan optimizer Adam dan learning rate 1e-3. Pada tahap kedua dilakukan fine-tuning dengan membuka beberapa lapisan akhir backbone agar model dapat menyesuaikan ekstraksi fitur terhadap karakteristik citra kakao. Pelatihan tahap kedua juga dilakukan selama 25 epoch dengan learning rate diperkecil menjadi 1e-4 serta tetap menggunakan loss function categorical cross-entropy. Model terbaik dari validasi kemudian diuji menggunakan data pengujian untuk mengukur kemampuan generalisasi.

3.6. Evaluasi

Evaluasi dilakukan menggunakan data pengujian yang telah dipisahkan sebelumnya. Pengukuran performa menggunakan beberapa metrik, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-score, untuk melihat tingkat keberhasilan model dalam mengenali setiap kelas tingkat kematangan buah kakao. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis kesalahan klasifikasi serta distribusi prediksi pada masing-masing kelas. Evaluasi ini bertujuan mengetahui kemampuan generalisasi model setelah melalui proses pelatihan dan fine-tuning.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Training

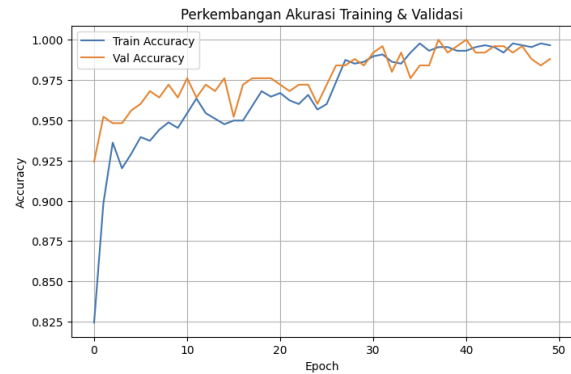
Proses pelatihan model EfficientNet-B7 dilakukan dalam dua tahap, yaitu transfer learning dan fine-tuning. Pada tahap pertama, backbone

EfficientNet-B7 dibekukan sehingga pelatihan hanya dilakukan pada lapisan klasifikasi. Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi yang sangat signifikan, di mana akurasi training meningkat dari sekitar 75% pada epoch pertama menjadi lebih dari 95% pada epoch ke-25. Akurasi validasi juga menunjukkan stabilitas performa pada kisaran 95–97%, yang menandakan bahwa model mampu mengenali pola warna dan tekstur buah kakao dengan baik. Loss pada training dan validasi terus menurun secara konsisten, sehingga tahap awal pelatihan ini dapat dikatakan berhasil membangun fondasi representasi fitur yang kuat.

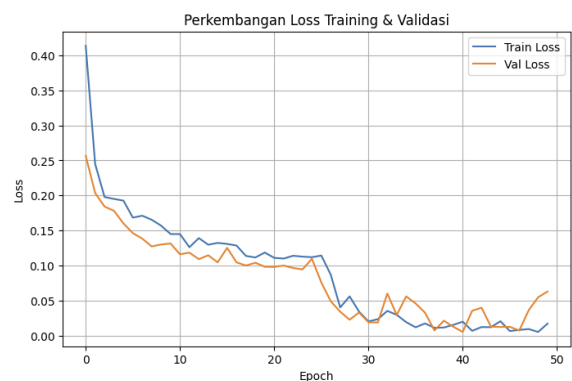
Pada tahap kedua, dilakukan fine-tuning dengan membuka 25 lapisan terakhir backbone EfficientNet-B7. Tahap ini bertujuan agar model dapat menyesuaikan ekstraksi fitur menjadi lebih spesifik terhadap karakteristik buah kakao. Fine-tuning menghasilkan peningkatan performa yang sangat signifikan, di mana akurasi training mencapai 99,86% dan akurasi validasi meningkat hingga 98,41%. Nilai loss pada validasi turun hingga 0,063, menunjukkan bahwa model mempelajari fitur visual dengan sangat baik dan tidak mengalami overfitting. Keberhasilan tahap ini juga dipengaruhi oleh penggunaan augmentasi seperti rotation, horizontal flip, zoom, dan brightness yang membuat model lebih robust terhadap variasi gambar.

4.2. Grafik Akurasi dan Loss

Grafik akurasi dan loss menunjukkan tren yang sangat positif selama pelatihan. Pada grafik akurasi terlihat bahwa kurva training dan validasi bergerak naik secara stabil tanpa perbedaan yang terlalu besar. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat menyesuaikan bobotnya secara optimal tanpa mengalami overfitting. Grafik loss juga menunjukkan penurunan yang konsisten dari awal hingga akhir pelatihan, baik pada data training maupun data validasi. Penurunan loss yang seragam pada kedua grafik menunjukkan bahwa model mampu mengeneralisasi pola dengan baik dan tidak hanya menghafal data latih. Kombinasi akurasi tinggi dan loss rendah mengindikasikan bahwa EfficientNet-B7 merupakan arsitektur yang sangat cocok untuk tugas klasifikasi tingkat kematangan buah kakao, terutama karena mampu mengenali detail visual seperti perbedaan warna dan tekstur pada permukaan buah. Perkembangan akurasi dan loss tersebut masing-masing ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4.



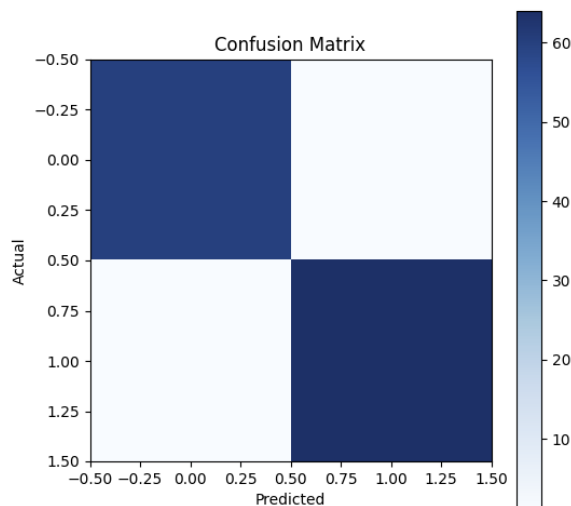
Gambar 3. Grafik Perkembangan Akurasi Training dan Validasi



Gambar 4. Grafik Perkembangan Loss Training dan Validasi

4.3. Confusion Matrix

Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik untuk kedua kelas, yaitu mature dan unmatue. Dari total 126 data uji, model hanya melakukan dua kesalahan prediksi. Pada kelas mature, model berhasil mengklasifikasikan 60 dari 61 gambar dengan benar, sementara pada kelas unmatue, model mengklasifikasikan 64 dari 65 gambar dengan benar. Distribusi kesalahan yang sangat kecil ini menunjukkan bahwa model mampu membedakan ciri visual antar kelas secara konsisten. Prediksi yang hampir sempurna ini membuktikan bahwa EfficientNet-B7 mampu mengekstraksi fitur warna dan pola permukaan buah kakao secara akurat, sehingga dapat menggantikan proses penilaian manual yang bersifat subjektif.



Gambar 5. Confusion Matrix Model EfficientNet-B7 Pada Data Uji

4.4. Hasil Pengujian

Hasil pengujian model menggunakan data uji sebesar 10% dari total dataset menunjukkan performa yang sangat tinggi. Model menghasilkan akurasi pengujian sebesar 98,41% dengan nilai loss 0,1123. Selain itu, classification report pada Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas adalah 0,98, yang menandakan bahwa model tidak hanya akurat dalam memprediksi kelas yang benar, tetapi juga konsisten dan sensitif terhadap perbedaan tingkat kematangan buah kakao. Konsistensi performa ini memperlihatkan bahwa EfficientNet-B7 mampu mengenali pola visual pada permukaan buah kakao secara efektif. Hasil tersebut juga sejalan dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang menggunakan EfficientNet-B7 pada tugas klasifikasi citra dan menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Dengan akurasi dan stabilitas performa yang dicapai, model EfficientNet-B7 terbukti menjadi solusi yang efektif untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kakao secara otomatis dan objektif.

Tabel 1. Classification Report Berdasarkan Masing-Masing Kelas

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Mature	0.98	0.98	0.98	61
Unmature	0.98	0.98	0.98	65
Accuracy			0.98	126
Marco Avg	0.98	0.98	0.98	126
Weighted Avg	0.98	0.98	0.98	126

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan arsitektur EfficientNet-B7 untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kakao dengan performa sangat tinggi. Proses pelatihan yang dilakukan melalui tahap transfer learning dan fine-tuning menghasilkan akurasi validasi sebesar 98,41% serta akurasi

pengujian 98,41%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing 0,98 untuk kedua kelas. Hasil ini menunjukkan bahwa EfficientNet-B7 mampu mengekstraksi fitur visual buah kakao secara optimal dan memberikan prediksi yang konsisten, sehingga dapat dijadikan solusi objektif dalam membantu petani menentukan waktu panen yang tepat. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi penggunaan dataset yang lebih besar dan bervariasi, mengintegrasikan segmentasi objek untuk meningkatkan akurasi pada kondisi pencahayaan ekstrem, serta mengembangkan aplikasi berbasis mobile atau IoT agar sistem dapat digunakan secara langsung di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Hadinata dan M. M. Marianti, "Analisis Dampak Hilirisasi Industri Kakao di Indonesia," *J. Akunt. Maranatha*, vol. 12, no. 1, hal. 99–108, 2020, doi: 10.28932/jam.v12i1.2287.
- [2] A. S. Sacita dan M. Naim, "Tingkat Serangan Hama Helopeltis Spp Dan Penggerek Buah Kakao(PBK) Pada Beberapa Dosis Pemupukan Tanaman Kakao," *Perbal J. Pertan. Berkelanjutan*, vol. 9, no. 3, hal. 202–207, 2021.
- [3] P. P. Ina Febria Ginting, Meko Gustian, Heru Anggara, "Optimasi Pasca Panen untuk Peningkatan Kualitas Biji Kakao," *J. sains agro*, vol. 10, no. 1, hal. 1–7, 2025, [Daring]. Tersedia pada: <https://ojs.umb-bungo.ac.id/>
- [4] N. Kusmiah, F. Fitrianti, dan M. A. Yamin, "Sifat Fisik Buah Kakao (Theobroma cacao .L) Terhadap Pengaplikasian Teknik Sambung Samping," *AGROVITAL J. Ilmu Pertan.*, vol. 5, no. 2, hal. 74, 2020, doi: 10.35329/agrovital.v5i2.1743.
- [5] I. Mahendra dan N. Rachmat, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kakao Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. Algoritm.*, vol. 4, no. 1, hal. 31–42, 2023, doi: 10.35957/algoritme.v4i1.5485.
- [6] Y. Sagara, "Implementasi algoritma backpropagation untuk sistem identifikasi kematangan buah kakao," 2020.
- [7] N. sularida Limin, J. Y. Sari, dan I. P. N. Purnama, "Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik Pada Warna Kulit Buah," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 2, hal. 98–102, 2019, doi: 10.31937/ti.v10i2.1004.
- [8] R. R. Amaanullah, G. R. Pasfica, S. A. Nugraha, M. R. Zein, dan F. D. Adhinata, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Emosi Melalui Wajah," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 3, no. 4, hal. 236–244, 2022, doi: 10.35746/jtim.v3i4.189.
- [9] M. Tan dan Q. V Le, "EfficientNet : Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," *Proc. 36th Int. Conf. Mach. Learn.*, 2019.

- [10] S. Arnandito dan T. B. Sasongko, "Comparison of EfficientNetB7 and MobileNetV2 in Herbal Plant Species Classification Using Convolutional Neural Networks," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 8, no. 1, hal. 176–185, 2024.
- [11] R. Wahabi Hasibuan, I. Taufik, M. AS, S. Iskandar Al Idrus, dan Z. Indra, "Implementasi Convolutional Neural Network Dalam Mendeteksi Tingkat Kematangan Buah Kakao," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 4, hal. 6479–6487, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i4.14116.
- [12] I. N. C. Sinaga, I. T. Iwut, dan N. K. Caecar, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kakao Menggunakan Metode Discrete Cosine Transform Dan K-Nearest Neighbor," *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 1, hal. 776–783, 2020.
- [13] Y. Mardianto, T. Dewi, dan P. Risma, "Analisis Klasifikasi Kematangan Buah Tomat dengan Pendekatan Transfer Learning Model EfficientNet," *J. Techno Bahari*, vol. 11, no. 1, hal. 20–25, 2024.
- [14] N. M. A. S. Singapurwa *et al.*, "Pemanfaatan Biji Kakao menjadi Olahan Coklat," *Int. J. Community Serv. Learn.*, vol. 9, no. 1, hal. 36–43, 2025, doi: 10.23887/ijcs.v9i1.84403.
- [15] A. Novita dan A. H. H. Basri, "Modul Budidaya Tanaman Kakao," Medan, 2023.
- [16] S. Bahri, M. A. Masuku, dan A. Salim, "Karakteristik Biji Kakao Kering (Theobroma cacao L) Hasil Perkebunan Petani Kakao di Kecamatan Oba Kota Tidore Kepulauan," *Cannarium (Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian)*, vol. 19, no. 1, 2021, doi: 10.33387/cannarium.v19i1.3400.
- [17] L. D. I. Andrian R, Agustiansyah, Junaidi A, "Aplikasi Pengukuran Luas Daun Tanaman Menggunakan Pengolahan Citra Digital Berbasis Android," *J. Agrotropika Vol.*, vol. 21, no. 2, hal. 115–123, 2022.
- [18] S. P. Collins *et al.*, "Pengelolaan Citra Digital (Perbandingan Studi Kasus Antara Klasifikasi Warna Menggunakan Pengolahan Model Warna HSV Dan Penerapan Metode Konvolusi Dalam Pengolahan Citra Digital)," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 10, no. 20, hal. 167–186, 2021.
- [19] A. Fadjeri, B. A. Saputra, D. K. Adri Ariyanto, dan L. Kurniatin, "Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital," *J. Ilm. SINUS*, vol. 20, no. 2, hal. 1, 2022, doi: 10.30646/sinus.v20i2.601.
- [20] Adela Regita Azzahra, Purnawansyah, H. Darwis, dan D. Widyawati, "Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode CNN dan Naive Bayes dengan Fitur GLCM," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 4, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3362.
- [21] A. Maya, K. Putri, A. F. Rozi, S. Informasi, U. Mercu, dan B. Yogyakarta, "Implementasi Convolutional Neural Network Dalam Menentukan Tingkat Kematangan Mentimun Dan Tomat Berdasarkan Warna Kulit," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 5, hal. 10388–10394, 2024.
- [22] N. B. Pamungkas dan A. Suhendar, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network pada Sistem Klasifikasi Penyakit Tanaman Apel berdasarkan Citra Daun," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 2, hal. 675–684, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i2.27958.
- [23] R. Magdalena, S. Saidah, N. K. Pratiwi Caecar, dan A. Putra Trisnamulya, "Klasifikasi Tutupan Lahan Melalui Citra Satelit SPOT-6 dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 7, no. 3, hal. 335–339, 2021.
- [24] B. H. Kusuma, J. Sulaksono, dan D. W. Widodo, "Evaluasi Model EfficientNet-B7 pada Citra Penyakit Daun Padi," *INOTEK*, vol. 9, no. 3, hal. 1923–1931, 2025.
- [25] H. Pasaribu *et al.*, "Detection of Chicken Egg Quality with Digital Image using EfficientNet-B7," *JITE (J. Informatics Telecommun. Eng.)*, vol. 9, no. 1, hal. 176–188, 2025.
- [26] K. J. Ayikpa, A. B. Ballo, D. Mamadou, dan P. Gouton, "Optimization of Cocoa Pods Maturity Classification Using Stacking and Voting with Ensemble Learning Methods in RGB and LAB Spaces," *J. Imaging*, 2024.