

Implementasi *Deep Learning* menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk Klasifikasi Jenis Ikan Mas Koki (*Carassius Auratus*) Berdasarkan Ciri Morfologi

Isnan Ridho Alamsyah^{*1} Saiful Nur Budiman² Udkhiati Mawaddah³

¹Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Balitar, Jl. Imam Bonjol No. 16, Jl. Majapahit No.2- 4, Sananwetan, Kec. Sananwetan, Kota Blitar, Jawa Timur 66137, Indonesia, ridhoalamsyah998@gmail.com

²Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Balitar, Jl. Imam Bonjol No. 16, Jl. Majapahit No.2- 4, Sananwetan, Kec. Sananwetan, Kota Blitar, Jawa Timur 66137, Indonesia, sync.saifulnb@gmail.com

³Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Balitar, Jl. Imam Bonjol No. 16, Jl. Majapahit No.2- 4, Sananwetan, Kec. Sananwetan, Kota Blitar, Jawa Timur 66137, Indonesia, udkhiati.mawaddah@gmail.com

*Corresponding Author: ridhoalamsyah998@gmail.com

Abstrak

Ikan mas koki (*Carassius auratus*) merupakan komoditas ikan hias unggulan Indonesia dengan nilai ekonomi tinggi, namun identifikasi varietasnya secara manual bersifat subjektif dan tidak efisien. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi otomatis berbasis *Deep Learning* untuk mengidentifikasi tiga varietas ikan koki utama: Oranda, Ranchu, dan Ryukin berdasarkan ciri morfologi. Metode yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *transfer learning* pada model MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. Dataset terdiri dari 240 gambar yang dibagi menjadi data latih (192 gambar) dan data uji (48 gambar). Teknik augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan variasi dan mencegah *overfitting*. Hasil pelatihan model menunjukkan akurasi sebesar 95,35% pada data latih dan 93,75% pada data uji. Evaluasi per kelas menunjukkan akurasi tertinggi untuk Oranda (99,36%), diikuti Ranchu (91,00%), dan Ryukin (68,58%). Performa yang lebih rendah pada Ryukin disebabkan oleh kemiripan morfologinya dengan varietas lain. Hasil penelitian membuktikan bahwa CNN sangat potensial digunakan untuk automasi klasifikasi ikan koki, mendukung program *breeding* dan standardisasi kualitas dalam industri akuakultur.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network, Deep Learning, Klasifikasi Gambar, MobileNetV2, Transfer Learning.*

Abstract

Goldfish (*Carassius auratus*) is a leading Indonesian ornamental fish commodity with high economic value, but manual identification of its varieties is subjective and inefficient. This study aims to develop a *Deep Learning*-based automatic classification system to identify three main goldfish varieties: Oranda, Ranchu, and Ryukin based on morphological characteristics. The method used is a *Convolutional Neural Network* (CNN) with a *transfer learning* architecture on the MobileNetV2 model pre-trained on the ImageNet dataset. The dataset consists of 240 images divided into training data (192 images) and test data (48 images). Data augmentation techniques are applied to increase variation and prevent *overfitting*. The model training results show an accuracy of 95.35% on the training data and 93.75% on the test data. Evaluation per class shows the highest accuracy for Oranda (99.36%), followed by Ranchu (91.00%), and Ryukin (68.58%). The lower performance of Ryukin is due to its morphological similarity to other varieties. The research results prove that CNN has great potential to be used for automating goldfish classification, supporting breeding programs and quality standardization in the aquaculture industry.

Keywords: *Convolutional Neural Network, Deep Learning, Image Classification, MobileNetV2, Transfer Learning.*

PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara pengekspor ikan hias terbesar kedua di dunia, di mana ikan mas koki (*Carassius auratus*) menempati posisi sebagai komoditas unggulan ketiga (Kementrian Perdagangan Dalam Negeri, 2023). Nilai ekonominya yang tinggi ditunjang oleh keanekaragaman varietas dengan ciri morfologi yang unik dan kompleks. Sebagai contoh, varietas Oranda memiliki jambul atau mahkota di kepala, Ranchu tidak memiliki sirip punggung (dorsal fin), dan Ryukin memiliki punuk yang menonjol di bagian punggungnya (Mukti et al., 2022). Karakteristik morfologi ini tidak hanya menjadi penentu nilai estetika dan ekonomi, tetapi juga krusial dalam program *breeding* untuk mempertahankan kemurnian genetik suatu strain (Iskandar et al., 2024).

Dalam praktik budidaya, terutama di sentra produksi seperti Bang Heru *Goldfish* di Tulungagung, identifikasi dan

klasifikasi berbagai varietas ini masih sangat mengandalkan tenaga ahli yang bersifat subjektif, memakan waktu, dan rentan terhadap kesalahan, khususnya ketika harus menangani ribuan ikan setiap bulannya. Tantangan manual klasifikasi ini juga dialami pada komoditas perikanan lain, seperti pada identifikasi kesegaran daging ayam (Setiawan et al., 2024) atau klasifikasi genus ikan karang (Ariawan et al., 2022). Keterbatasan ini menimbulkan kebutuhan yang mendesak akan sebuah sistem otomatis yang dapat melakukan klasifikasi secara cepat, objektif, dan akurat.

Perkembangan teknologi *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), menawarkan solusi yang menjanjikan untuk permasalahan ini. CNN telah terbukti sangat handal dalam menangani tugas-tugas klasifikasi gambar karena kemampuannya yang unggul dalam mengekstraksi fitur secara hierarki dan otomatis tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual yang rumit (Allaam & Wibowo, 2021). Keunggulan ini membuat CNN unggul dibandingkan metode machine learning tradisional yang memerlukan feature engineering secara manual (Sanjaya & Ayub, 2020). Beberapa penelitian terdahulu telah mendemonstrasikan keberhasilan penerapan CNN untuk klasifikasi objek biologis, seperti pada penelitian klasifikasi ikan cakalang dan tongkol yang menggunakan arsitektur ResNet50 (Arrank Tonapa et al., 2024) serta penelitian klasifikasi tingkat kematangan buah pisang (Febriana & Lusiana, 2024). Implementasi serupa juga telah berhasil dikembangkan untuk pengenalan jenis ikan hias lainnya berbasis Android (Anggeli & Sekarwati, 2021) dan bahkan untuk identifikasi yang memerlukan ketelitian tinggi seperti analisis tanda tangan (Mawaddah et al., 2021). Namun, penerapan spesifik untuk klasifikasi varietas ikan hias air tawar, terutama yang memiliki variasi morfologi serumit ikan mas koki, masih relatif terbatas dan merupakan area yang dapat dieksplorasi lebih lanjut, khususnya dengan memanfaatkan arsitektur yang efisien seperti MobileNet yang telah terbukti di bidang lain (Indraswari et al., 2021; Marpaung et al., 2024)

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan dengan dua tujuan utama. Pertama, untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi arsitektur CNN menggunakan pendekatan transfer learning dengan model MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan tiga varietas ikan mas koki (Oranda, Ranchu, Ryukin) berdasarkan citra digital. Kedua, untuk menganalisis performa dan akurasi model yang dibangun dalam mengenali ciri-ciri morfologi kunci dari setiap varietas pada berbagai kondisi gambar.

METODE PENELITIAN

Waktu dan Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilakukan dari bulan Februari hingga Maret 2025. Pengambilan data dilakukan secara langsung di Bang Heru *Goldfish* yang berlokasi di Dusun Moyoketen, Desa Moyoketen, Kecamatan Boyolangu, Kabupaten Tulungagung. Pemilihan lokasi ini didasarkan pada pertimbangan bahwa Tulungagung merupakan salah satu sentra budidaya ikan mas koki terbesar di Indonesia.

Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian terapan (*applied research*) yang berfokus pada pengembangan dan pengujian sebuah sistem klasifikasi otomatis menggunakan teknik deep learning. Penelitian terapan dipilih karena tujuan utama adalah menghasilkan solusi praktis untuk masalah nyata dalam identifikasi ikan mas koki, bukan semata-mata pengembangan teori baru.

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara langsung melalui observasi dan dokumentasi di lokasi budidaya Bang Heru *Goldfish*. Teknik pengumpulan data meliputi observasi langsung terhadap karakteristik morfologi ikan, wawancara dengan pembudidaya untuk memahami tantangan identifikasi manual, dan dokumentasi berupa pengambilan gambar digital ikan mas koki dari berbagai sudut dan kondisi pencahayaan.

Dataset terdiri dari total 240 gambar ikan mas koki dari tiga kelas yang menjadi fokus penelitian, yaitu Oranda, Ranchu, dan Ryukin, dengan komposisi masing-masing kelas sebanyak 80 gambar. Seluruh dataset kemudian dibagi secara proporsional menjadi subset pelatihan yang berjumlah 192 gambar (80%) dan subset pengujian yang berjumlah 48 gambar (20%), sebagaimana detail yang tercantum pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Ikan Mas Koki

No	Jenis	Jumlah
1	Oranda	80 Gambar
2	Ranchu	80 Gambar
3	Ryukin	80 Gambar
Jumlah		240 Gambar

Preprocessing dan Augmentasi Data

Sebelum diproses oleh model, semua gambar dalam dataset menjalani tahap *preprocessing*. Setiap gambar terlebih dahulu diubah ukurannya (*resize*) menjadi 224x224 piksel, yang merupakan ukuran input standar untuk model MobileNetV2. Selanjutnya, nilai intensitas piksel setiap gambar dinormalisasi dengan melakukan *rescaling* ke rentang 0 hingga 1 dengan membagi setiap nilai dengan 255.

Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mencegah terjadinya *overfitting*, diterapkan teknik augmentasi data selama proses pelatihan menggunakan *ImageDataGenerator* dari *library* Keras. Teknik augmentasi yang digunakan cukup komprehensif, meliputi rotasi acak hingga ± 30 derajat, pergeseran horizontal dan vertikal hingga 25% dari lebar atau tinggi gambar, pembalikan gambar secara horizontal (*horizontal flip*), penyesuaian kecerahan dalam rentang 70% hingga 130% dari kecerahan asli, serta zoom acak hingga 30%. Area kosong yang mungkin muncul setelah

transformasi diisi menggunakan metode 'nearest' (*fill_mode='nearest'*) yang mengisi dengan nilai piksel terdekat.

Arsitektur Model

Model klasifikasi dibangun dengan memanfaatkan pendekatan transfer learning untuk memanfaatkan pengetahuan yang telah dipelajari oleh model pada dataset yang sangat besar. Lapisan dasar (base model) yang dipilih adalah MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya dengan dataset *ImageNet* (dengan parameter *weights='imagenet'*). Seluruh lapisan pada base model ini dibekukan (*freeze*) dengan mengatur *trainable = False* agar parameter-parameternya tidak ikut dilatih ulang selama pelatihan pada dataset ikan koki.

Di atas base model, ditambahkan lapisan-lapisan klasifikasi custom yang dirancang khusus untuk tugas ini. Arsitektur lengkapnya diawali dengan sebuah lapisan *Global Average Pooling 2D* untuk mereduksi dimensi fitur. Selanjutnya, ditambahkan tiga lapisan Dense yang diantari oleh lapisan *Batch Normalization* dan *Dropout*. Lapisan Dense pertama memiliki 1024 neuron, diikuti oleh lapisan dengan 512 neuron, dan kemudian 256 neuron, masing-masing menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Lapisan *Dropout* dengan rate yang semakin menurun (0.5, 0.3, 0.2) ditambahkan setelah setiap lapisan Dense untuk regularization. Lapisan akhir adalah *Output Layer* berupa *Dense layer* dengan 3 neuron (sesuai jumlah kelas) yang menggunakan fungsi aktivasi *Softmax* untuk menghasilkan probabilitas setiap kelas.

Pelatihan Model

Model kemudian dikompilasi dengan menggunakan *optimizer Adam* yang diatur dengan *learning rate* sebesar 5e-5 dan *loss function categorical_crossentropy* yang sesuai untuk masalah klasifikasi multi-kelas. Metrik yang digunakan untuk evaluasi adalah akurasi. Proses pelatihan dilakukan hingga maksimal 100 epoch dengan batch size 32.

Untuk mengoptimalkan proses pelatihan, mencegah *overfitting*, dan memastikan model yang disimpan adalah model terbaik, digunakan tiga callback: *EarlyStopping* yang memantau *val_loss* dengan kesabaran (*patience*) 10 epoch, *ModelCheckpoint* untuk menyimpan bobot model terbaik berdasarkan *val_accuracy*, dan *ReduceLROnPlateau* yang akan mengurangi *learning rate* secara otomatis sebesar faktor 0.2 jika *val_loss* tidak membaik dalam 5 epoch.

Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan data testing yang telah disiapkan. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi akurasi, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Analisis dilakukan secara keseluruhan dan per kelas untuk mendapatkan pemahaman yang komprehensif tentang kelebihan dan kelemahan model.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model berlangsung dengan baik dan menunjukkan tren pembelajaran yang positif. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari total 240 gambar dengan distribusi yang seimbang untuk setiap kelas. Komposisi dataset secara detail disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Dataset Ikan Mas Koki

No	Varietas	Jumlah Gambar	Data Latih	Data Uji	Presentase
1	Oranda	80 Gambar	64 Gambar	16 Gambar	33.3%
2	Ranchu	80 Gambar	64 Gambar	16 Gambar	33.3%
3	Ryukin	80 Gambar	64 Gambar	16 Gambar	33.3%
Jumlah		240 Gambar	192 Gambar	48 Gambar	100%

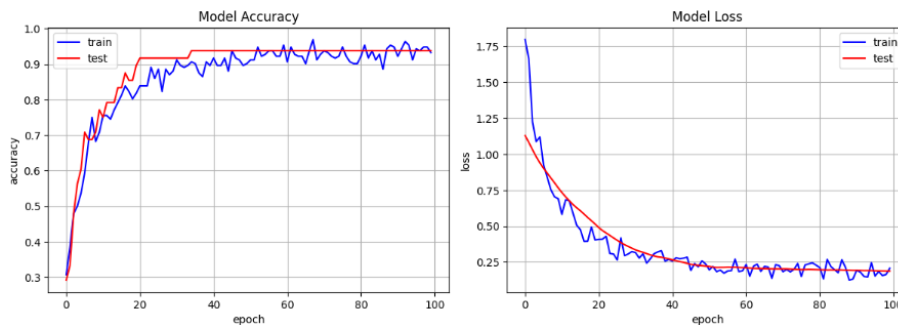
Pembagian dataset mengikuti proporsi 80:20 untuk pelatihan dan pengujian, sehingga diperoleh 192 gambar untuk data latih (64 gambar per kelas) dan 48 gambar untuk data uji (16 gambar per kelas). Keseimbangan distribusi data ini sangat penting untuk memastikan bahwa model tidak mengalami bias terhadap kelas tertentu selama proses pelatihan, sebagaimana yang dijelaskan dalam penelitian sebelumnya (Arrank Tonapa dkk., 2024; Febriana & Lusiana, 2024).

Proses pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi serta penurunan nilai loss yang konsisten baik pada data latih maupun data validasi seiring bertambahnya jumlah epoch. Model berhasil mencapai kinerja terbaiknya pada akhir pelatihan, yaitu pada epoch ke-100, dengan performa yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model Pada Akhir Pelatihan

Metric	Data Latih	Data Validasi
Akurasi	95.35%	93.75%
Loss	0.1557	0.1867
Learning Rate	1.0000e-05	1.0000e-05

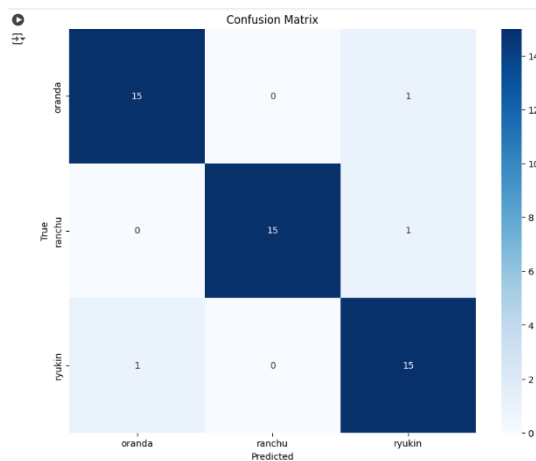
Tingkat akurasi yang tinggi pada kedua set data (95.35% pada data latih dan 93.75% pada data validasi) dengan selisih yang hanya sebesar 1.6% menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Grafik yang menggambarkan pergerakan akurasi dan loss selama proses pelatihan dapat diamati pada Gambar 1.



Gambar 1. Visualisasi Diagram Perepoch

Hasil Evaluasi Model

Evaluasi yang lebih ketat dilakukan dengan menggunakan 48 gambar data uji yang sama sekali belum pernah dilihat oleh model selama pelatihan. Hasil evaluasi ini mengonfirmasi kinerja model yang solid, dimana model berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 93,75% pada data uji. Analisis yang lebih mendetail dilakukan dengan menggunakan confusion matrix yang disajikan pada Gambar 2.



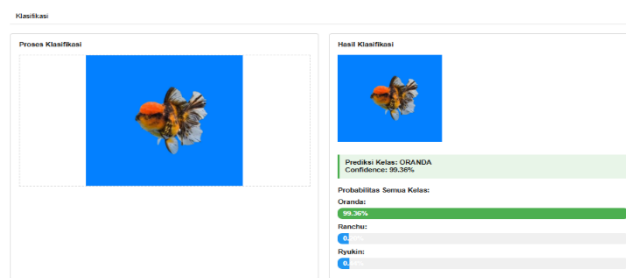
Gambar 2. Hasil Confusions Matrix

Confusion matrix ini memberikan gambaran yang jelas tentang bagaimana model melakukan prediksi untuk setiap kelas. Selain itu, laporan klasifikasi (classification report) yang merinci metrik precision, recall, dan *F1-score* untuk masing-masing kelas disajikan dalam bentuk Tabel 2.

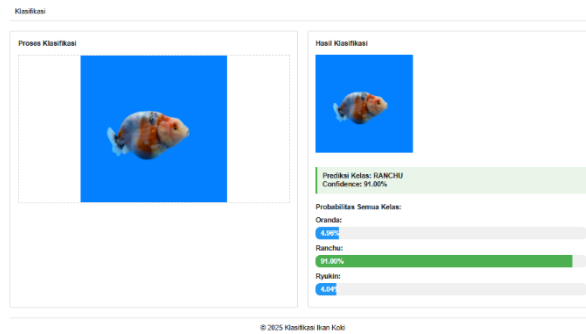
Tabel 2. Hasil Precision, Recall, dan F1-Score

N	Jenis	Precision	Recall	F1-Score
1	Oranda	1.00	0.9375	0.9677
2	Ranchu	1.00	0.9375	0.9677
3	Ryukin	0.8824	0.9375	0.9091

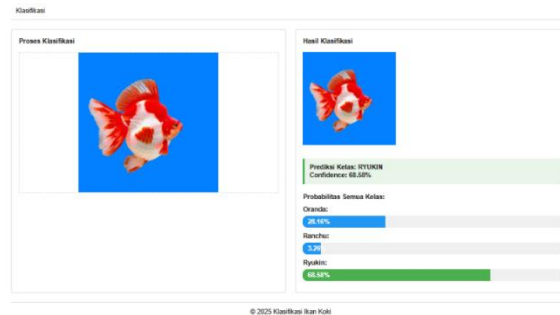
Lebih lanjut, hasil prediksi untuk beberapa sampel gambar individu menunjukkan tingkat kepercayaan (confidence) model yang sangat tinggi untuk kelas tertentu, yaitu Oranda (99,36%) dan Ranchu (91,00%), sedangkan untuk Ryukin tingkat kepercayaannya lebih rendah (68,58%), seperti yang ditampilkan secara visual pada Gambar 3., Gambar 4., dan Gambar 5.



Gambar 3. Hasil Testing Ikan Mas Koki Oranda



Gambar 4. Hasil Testing Ikan Mas Koki Ranchu



Gambar 5. Hasil Testing Ikan Mas Koki Ryukin

Analisis Kinerja Berdasarkan Ukuran dan Distribusi Dataset

Ukuran dataset yang terdiri dari 240 gambar dengan distribusi merata pada ketiga kelas terbukti cukup memadai untuk tugas klasifikasi ini. Keseimbangan jumlah sampel untuk setiap kelas (80 gambar per varietas) berkontribusi signifikan terhadap pencapaian akurasi yang tinggi dan stabil. Hasil ini konsisten dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa distribusi data yang seimbang merupakan faktor kritis dalam keberhasilan model deep learning untuk tugas klasifikasi (Arrank Tonapa dkk., 2024; Febriana & Lusiana, 2024).

Nilai akurasi validasi yang mencapai 93.75% dengan selisih hanya 1.6% dari akurasi training (95.35%) mengindikasikan bahwa model mampu menggeneralisasi dengan baik ke data baru. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun ukuran dataset tidak besar, kombinasi antara augmentasi data yang komprehensif dan arsitektur model yang tepat (*transfer learning* dengan MobileNetV2) berhasil mengekstrak pola-pola morfologi yang robust dari jumlah sampel yang terbatas.

Pembahasan

Tingginya akurasi keseluruhan yang dicapai secara gamblang membuktikan efektivitas dan kehandalan arsitektur MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dalam menangkap dan mengekstraksi fitur-fitur morfologi kompleks yang membedakan setiap varietas ikan mas koki, seperti bentuk tubuh yang khas, struktur sirip yang unik, serta keberadaan jambul pada kepala Oranda atau punuk pada Ryukin. Peran teknik augmentasi data yang komprehensif juga tidak kalah pentingnya. Dengan menciptakan variasi data buatan yang mensimulasikan berbagai kondisi pengambilan gambar dunia nyata, augmentasi membuat model menjadi lebih *robust* dan mampu menggeneralisasi dengan lebih baik ketika dihadapkan pada data baru yang mungkin memiliki perbedaan sudut, pencahayaan, skala, atau posisi objek.

Namun, analisis performa per kelas mengungkapkan adanya disparitas atau ketimpangan yang signifikan. Tingkat akurasi, *precision*, dan *recall* yang sangat tinggi yang dicapai untuk varietas Oranda dan Ranchu menunjukkan bahwa model telah belajar dengan sangat baik untuk mengenali ciri-ciri pembeda yang unik dan konsisten pada kedua varietas ini, seperti jambul yang besar dan mencolok pada Oranda serta ketiadaan sirip punggung yang menjadi karakteristik utama Ranchu.

Sebaliknya, performa yang secara relatif lebih rendah pada varietas Ryukin, yang tercermin dari nilai akurasi (68,58%) dan adanya beberapa instansi misklasifikasi dengan Oranda yang terlihat dalam *confusion matrix*, diduga kuat disebabkan oleh adanya kesamaan morfologi tertentu antara kedua varietas ini. Kesamaan ini terutama terlihat pada ikan-ikan muda dimana punuk karakteristik Ryukin dan jambul Oranda mungkin belum berkembang secara sempurna, sehingga membingungkan model dalam membedakannya.

Keterbatasan Dataset dan Implikasinya

Meskipun distribusi data antar kelas seimbang, ukuran dataset yang relatif kecil (240 gambar) membatasi variasi sampel yang dapat ditangkap model. Keterbatasan ini terutama terlihat pada performa yang lebih rendah untuk kelas Ryukin (68,58%) dibandingkan Oranda (99,36%) dan Ranchu (91,00%), yang disebabkan oleh kurangnya variasi sampel untuk kasus-kasus ambigu dimana karakteristik morfologi Ryukin memiliki kemiripan dengan varietas lain. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Mawaddah dkk., 2021) yang menyoroti pentingnya jumlah dan variasi dataset yang memadai untuk mencapai performa klasifikasi yang optimal.

Temuan ini sangat relevan karena sejalan dengan tantangan nyata yang juga sering dihadapi oleh para pembudidaya dan ahli dalam melakukan identifikasi secara manual. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun CNN adalah alat yang sangat kuat untuk automasi klasifikasi, kompleksitas dan variasi visual yang ada di dunia nyata tetap menjadi tantangan yang perlu diatasi.

Secara keseluruhan, model yang dikembangkan dalam penelitian ini telah berhasil memenuhi tujuan utamanya untuk menciptakan sebuah sistem klasifikasi otomatis yang akurat. Namun, hasil yang didapatkan juga menyoroti adanya ruang untuk peningkatan dan penyempurnaan di masa depan, khususnya dalam meningkatkan kemampuan model untuk membedakan varietas-varietas yang memiliki karakteristik morfologi yang saling tumpang tindih.

Hasil pelatihan secara keseluruhan menunjukkan bahwa dengan teknik augmentasi yang tepat dan arsitektur model yang sesuai, dataset dengan ukuran terbatas namun memiliki distribusi kelas yang seimbang dapat menghasilkan model dengan performa klasifikasi yang memuaskan untuk tugas-tugas spesifik seperti klasifikasi varietas ikan mas koki berdasarkan karakteristik morfologinya.

KESIMPULAN

Berdasarkan seluruh hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan, dapat ditarik beberapa kesimpulan pokok. Pertama, arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan *transfer learning* pada model MobileNetV2 telah berhasil diimplementasikan untuk membangun sistem klasifikasi tiga varietas ikan mas koki (Oranda, Ranchu, dan Ryukin). Sistem ini mampu beroperasi dengan akurasi keseluruhan yang sangat tinggi, yaitu 93,75%, yang membuktikan kelayakannya untuk diaplikasikan dalam automasi identifikasi ikan koki.

Kedua, analisis performa model mengungkapkan bahwa model menunjukkan kemampuan terbaiknya dalam mengidentifikasi varietas Oranda, yang diikuti oleh Ranchu, dan kemudian Ryukin. Penurunan performa yang dialami pada varietas Ryukin secara langsung disebabkan oleh adanya kemiripan morfologi, khususnya dalam bentuk tubuh dan struktur kepala, dengan varietas Oranda. Hal ini merupakan tantangan alami yang terjadi baik dalam identifikasi manual maupun automasi, sehingga memvalidasi kompleksitas permasalahan yang coba diatasi.

Ketiga, teknik augmentasi data yang komprehensif dan progresif, yang mencakup rotasi, pergeseran, pembalikan, penyesuaian kecerahan, dan zoom, terbukti sangat efektif dalam memperkaya variasi data latih. Teknik ini tidak hanya berhasil mencegah gejala *overfitting* tetapi juga secara signifikan meningkatkan kemampuan generalisasi model ketika dihadapkan pada data gambar baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Untuk penelitian dan pengembangan selanjutnya, disarankan untuk beberapa hal. Pertama, penggunaan dataset yang lebih besar, lebih berimbang, dan lebih beragam, dengan penekanan khusus pada penambahan sampel untuk varietas Ryukin serta gambar-gambar yang merepresentasikan kondisi pencahayaan, latar belakang, dan sudut pengambilan yang lebih *challenging*. Kedua, mengeksplorasi teknik *fine-tuning* pada beberapa lapisan konvolusi terakhir dari base model (MobileNetV2), bukan hanya menggunakan lapisan base model dalam keadaan beku, untuk melihat apakah dapat meningkatkan sensitivitas model terhadap fitur-fitur spesifik dan halus yang membedakan varietas yang mirip. Ketiga, implementasi teknik *preprocessing* tambahan seperti segmentasi untuk memisahkan objek ikan dari latar belakangnya sebelum dilakukan klasifikasi, sehingga model dapat lebih fokus pada fitur morfologi ikan itu sendiri.

REFERENSI

- Allaam, M. R. R., & Wibowo, A. T. (2021). Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *EProceedings of Engineering*, 8(2), 3147–3179.
- Anggeli, S., & Sekarwati, K. A. (2021). Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan Multimedia Development Life Cycle Pada Aplikasi Pengenalan Jenis. 17(2), 70–79.
- Ariawan, I., Arifin, W. A., Rosalia, A. A., Lukman, & Tufailah, N. (2022). No Title. *J. Ilmu Dan Teknologi Kelautan Tropis*, 14(August), 205–216.
- Arrank Tonapa, W., D.K. Manembu, P., & D. Kambey, F. (2024). Klasifikasi Ikan Cakalang dan Tongkol Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika*, 19(01), 31–36. <https://doi.org/10.35793/jti.v19i01.52013>
- Febriana, T. N. A., & Lusiana, V. (2024). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Raja Menggunakan Metode CNN Berbasis Android. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, 7(1), 176–184. <https://doi.org/10.32493/jtsi.v7i1.37790>
- Indraswari, R., Rokhana, R., & Herulambang, W. (2021). Melanoma image classification based on MobileNetV2 network. *Procedia Computer Science*, 197, 198–207. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.132>
- Iskandar, A., Nurfauzi, E. H., Carman, O., & Indriastuti, C. E. (2024). Optimizing goldfish hatchery of the oranda variety *Carassius auratus* to improve cultivation performance at BSD fish farm. 4(2), 81–93.
- Marpaung, F., Khairina, N., Muliono, R., Muhathir, M., & Susilawati, S. (2024). Klasifikasi Daun Teh Siap Panen Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur Mobilenetv2. *Jurnal Teknoinfo*, 18(1), 215–225. <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/article/view/3435>
- Mawaddah, U., Armanto, H., & Setyati, E. (2021). Prediksi Karakteristik Personal Menggunakan Analisis Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn). *Antivirus : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 15(1), 123–133. <https://doi.org/10.35457/antivirus.v15i1.1526>
- Mukti, R. C., Artika, A. D., Napitupulu, E. B., Saputra, M. I., Anila, Y., Maslamia, A., Juniarti, H., & Dianda, A. (2022). Perbedaan sumber pakan pada kecerahan ikan mas koki (*Carrasius auratus*). *Seminar Nasional Lahan Suboptimal*, 6051, 809–815.
- Sanjaya, J., & Ayub, M. (2020). Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(2), 311–323. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i2.2688>
- Setiawan, R. F., Zuhdi, M. R., & Harjo, B. I. (2024). Identifikasi Kesegaran Daging Ayam Menggunakan Metode Convolutional Neural Network S. 02, 7–15.