

ANALISIS CNN UNTUK KLASIFIKASI KEBERSIHAN SARANG BURUNG WALET

Syarifudin Ahmad^{1*}, Supatman²

Universitas Mercu Buana Yogyakarta; Jl. Jembatan Merah No.84 C Gejayan Yogyakarta 55283, Telp. (0274) 563589, Faks. (0274) 550703

Keywords:

Swiftlet nest;
DenseNet-121;
Classification;
CNN.

Correspondent Email:

211110105@student.mercubuana-yogya.ac.id

supatman@mercubuana-yogya.ac.id



JITET is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

Abstrak. Sarang burung walet memiliki nilai yang tinggi, Indonesia adalah industri sarang burung walet terbesar di dunia, dengan lebih dari 75% pasokan dunia diproduksi. Namun, analisis kualitas sarang burung walet belum ditetapkan melalui pendekatan sistematis, kualitas masih dilakukan secara manual dan subjektif. Oleh karena itu, sulit untuk menetapkan standar yang dianggap berkualitas baik atau buruk. Proses analisis juga dapat menyebabkan perbedaan kesan antara penjual dan pembeli. Penelitian ini bermaksud untuk mengembangkan metode untuk melakukan klasifikasi sarang burung walet berdasarkan tingkat kebersihan melalui sistem klasifikasi otomatis CNN. Penelitian ini mencakup metode pengumpulan data primer yang terdiri dari 900 gambar (300 gambar sarang burung walet bersih, sedikit berbulu, dan cukup berbulu). Hasil menunjukkan bahwa akurasi keseluruhan model CNN adalah 84% pada seluruh dataset setelah pelatihan dan pengujian tiga kelas sarang burung walet, model CNN mencapai hasil terbaik saat mengklasifikasikan sarang yang cukup berbulu (presisi=0,97 dan recall=0,90). Berdasarkan hasil penelitian, bahwa pendekatan deep learning menggunakan CNN mencapai tujuan untuk mengotomatisasi masalah evaluasi kualitas sarang burung walet, berdasarkan gambar visual, sehingga meningkatkan hasil, dan meningkatkan objektivitas pada pasar sarang burung walet.

Abstract. Swiftlet nests are highly valuable, Indonesia is the largest swiftlet nest industry in the world, with over 75% of the world's supply produced. However, the analysis for swiftlet nest quality have yet to be established through a systematic approach, the quality is still done manually and subjectively. Therefore, difficult to establish standards is considered good or bad quality. The evaluation process can also lead to different impressions between seller and buyer. This research intends to develop a method for conducting the classification of swiftlet nests based on cleanliness levels through an automatic classification system CNN. This research included a method of collecting primary data which consisted of 900 images (300 images of swiftlet nests clean, lightly feathered, and moderately feathered). The results determined that the CNN model overall accuracy was 84% on the entire dataset after training and testing the three classes of swiftlet nests, and the CNN model achieved the best results while classifying a moderately feathered nests (precision=0.97 and recall=0.90). Based on our results, the deep learning approach using CNNs achieved the aims for automating the problem of quality evaluation of swiftlet, based on visual images, therefore, increasing returns, and increasing objectivity to the swiftlet nest market.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan produsen utama sarang burung walet di dunia, dengan kontribusi lebih dari 75% terhadap pasokan global, bahkan mencapai 98% untuk jenis sarang walet rumahan yang dikenal lebih higienis, berwarna lebih putih, dan tidak terlalu tebal [1]. Komoditas subsektor peternakan ini memiliki potensi ekonomi yang besar untuk dikembangkan. Menurut Asosiasi Sarang Burung Walet Indonesia, Indonesia menyumbang lebih dari 80% produksi sarang walet dunia, khususnya dari spesies *Collocalia fuchiphaga* (sarang putih) dan *Collocalia maxima* (sarang hitam) [2]. Nilai jual sarang burung walet sangat dipengaruhi oleh kualitasnya yang ditentukan berdasarkan warna, ukuran, kebersihan, serta kerapatan struktur sarang. Oleh karena itu, penilaian kualitas memerlukan ketelitian tinggi karena berdampak langsung pada harga jualnya [3].

Namun, dalam praktiknya, sering kali terjadi perbedaan persepsi antara penjual dan pembeli terkait standar kualitas sarang walet. Pembeli dari luar daerah kerap berdatangan untuk membeli hasil panen, namun transaksi sering kali diwarnai penilaian sepihak karena tidak adanya standar penilaian yang tetap. Pembeli cenderung menetapkan harga tinggi jika sarang walet bersih, berwarna putih, berukuran besar, dan dalam kondisi kering, sedangkan sarang dengan karakteristik di luar kriteria tersebut akan dihargai lebih murah. Selain itu, kualitas dan kuantitas sarang walet juga bervariasi tergantung musim [4]. Untuk mengatasi masalah tersebut, penelitian ini menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan kualitas sarang burung walet berdasarkan citra visual.

Deep Learning adalah cabang dari *Machine Learning* yang menggunakan algoritma berbasis hukum matematika untuk meniru cara kerja otak manusia. Salah satu metode *Deep Learning* yang banyak digunakan dalam pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP). CNN dirancang untuk mengolah data berupa gambar atau suara, memungkinkan sistem untuk belajar langsung dari citra dan mengurangi beban pemrograman manual. Metode ini sangat efektif dalam klasifikasi gambar dan menghasilkan prediksi yang akurat

dalam pengenalan visual, dengan meniru sistem pengenalan gambar pada manusia [5]. CNN termasuk dalam kategori *Deep Neural Network* karena kedalaman jaringannya yang tinggi dan banyak diterapkan dalam analisis gambar, deteksi, dan pengenalan objek pada citra, yang merupakan vektor berdimensi tinggi dengan banyak parameter untuk mencirikan jaringan [6].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki performa yang sangat baik dalam klasifikasi berbasis citra. Penelitian pengklasifikasian jenis ubur-ubur dengan CNN berhasil mencapai akurasi pelatihan sebesar 90,37% dan akurasi pengujian sebesar 79,44% [7]. Pada studi lain, klasifikasi jenis burung di Indonesia menggunakan arsitektur *ResNet-50* dan *optimizer* SGD serta Adam menghasilkan akurasi sangat tinggi, yakni rata-rata 97% hingga 98% dengan *confusion matrix* [8]. Selain itu, klasifikasi gambar jamur berdasarkan Genus menggunakan CNN juga menunjukkan hasil memuaskan, dengan akurasi pelatihan tertinggi sebesar 89% dan validasi 82% dari total 1200 data gambar [5]. Bahkan dalam prediksi usia berdasarkan citra wajah, CNN mampu mencapai akurasi sebesar 81,47% dengan nilai loss 0,3756 [6]. Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa CNN sangat efektif untuk tugas klasifikasi visual dan dapat menjadi pendekatan yang andal dalam pengolahan citra.

Namun, meskipun CNN telah banyak diterapkan dalam klasifikasi citra untuk berbagai objek dan bidang, masih terdapat gap dalam penerapannya pada klasifikasi kualitas sarang walet, yang merupakan objek yang lebih spesifik dan memiliki variasi kualitas yang dipengaruhi oleh banyak faktor seperti musim dan kebersihan sarang. Seringkali, transaksi sarang walet antara penjual dan pembeli terkendala perbedaan persepsi yang disebabkan oleh ketidakjelasan standar penilaian, yang berpotensi merugikan salah satu pihak. Penelitian ini berusaha mengisi kekosongan tersebut dengan mengembangkan sistem klasifikasi berbasis CNN yang dapat membantu menyamakan persepsi antara penjual dan pembeli dengan memberikan penilaian yang objektif terhadap kualitas sarang walet berdasarkan citra visual.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan menerapkan metode CNN dalam mengklasifikasikan kualitas sarang walet, guna meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses penilaian sarang walet. Penelitian ini juga bertujuan untuk memberikan solusi atas masalah ketidakjelasan standar kualitas dalam transaksi sarang walet, yang dapat membantu pihak penjual dan pembeli untuk melakukan transaksi yang lebih transparan dan adil.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Sarang Walet

Sarang walet yang memiliki kualitas terbaik biasanya memenuhi beberapa kriteria, seperti kebersihan, warna putih seperti kapas, kondisi utuh, dan bentuk mangkok yang sempurna. Sarang walet dengan kualitas tersebut termasuk dalam kategori super dan memiliki harga jual yang sangat tinggi, meskipun bahan dasarnya hanya air liur burung walet dari jenis *Collocalia fuchiphaga* (sarang putih), *Collocalia esculenta* (burung seriti yang dibudidayakan), dan *Collocalia maxima* (sarang hitam). Selain nilainya yang tinggi sebagai komoditas, sarang walet juga dikenal memiliki manfaat kesehatan, seperti meningkatkan daya tahan tubuh dan membantu mengatasi masalah pernapasan seperti sesak napas dan asma [4].

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses untuk memprediksi kategori atau kelas dari data yang belum diketahui sebelumnya. Proses ini melibatkan pembuatan model atau fungsi yang mampu membedakan data berdasarkan kelasnya. Meskipun setiap algoritma klasifikasi memiliki kelebihan dan kekurangannya masing-masing, secara umum pendekatannya serupa, yaitu dengan melatih model menggunakan data yang telah diketahui label kelasnya [9].

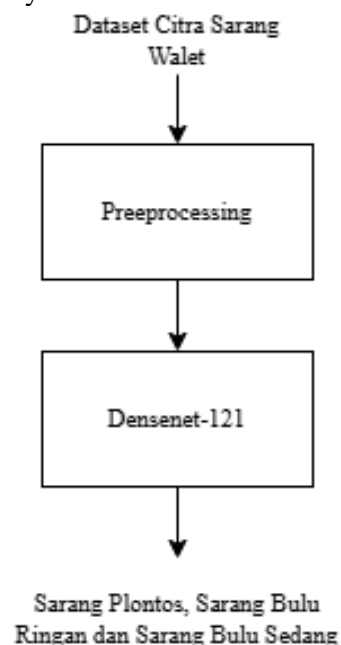
2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma *deep learning* yang paling sering digunakan dalam analisis citra visual. CNN merupakan bentuk pengembangan dari *multilayer perceptron*, di mana setiap neuron terhubung dengan neuron di lapisan berikutnya. CNN memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola hierarkis dalam data

dengan menggabungkan piksel sederhana menjadi struktur yang lebih kompleks. Dibandingkan dengan algoritma klasifikasi gambar lainnya, CNN membutuhkan pemrosesan awal yang lebih sedikit dan dapat mempelajari filter secara otomatis dalam proses pengolahan gambar [10].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini terbagi menjadi lima tahap yang sistematis, yang dimulai dari dataset citra sarang walet hingga klasifikasi kategori tingkat kebersihannya.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

3.1. Dataset Citra Sarang Walet

Dataset dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh melalui pemotretan langsung terhadap sarang burung walet menggunakan kamera iPhone 11 Pro. Objek citra diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu sarang plontos, bulu ringan, dan bulu sedang, masing-masing terdiri dari 300 citra, sehingga total dataset berjumlah 900 citra. Dataset ini digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model klasifikasi berbasis citra. Contoh citra dari masing-masing kategori sarang dapat dilihat pada Gambar 2, sedangkan distribusi jumlah data untuk tiap kategori ditampilkan dalam bentuk grafik pada Gambar 3.



Gambar 2. Citra Sarang Burung Walet



Gambar 3. Grafik Jumlah Gambar Pada Setiap Kategori Sarang Burung Walet

3.2. Preeprocessing

Sebelum digunakan dalam pelatihan model, citra terlebih dahulu melalui tahap praproses untuk memastikan kualitas dan kesesuaiannya. Salah satu tahapan praproses yang dilakukan adalah penyesuaian ukuran (*cropping*) gambar, yang bertujuan untuk mengambil area yang memuat objek sarang burung walet dan menghilangkan bagian-bagian yang tidak relevan. Proses ini dilakukan untuk menyeragamkan dimensi objek sesuai kebutuhan input model CNN, tanpa menetapkan ukuran tetap, serta untuk meningkatkan efisiensi penggunaan memori selama proses pelatihan. Contoh hasil praproses citra, yang memperlihatkan perbandingan antara citra awal dan citra setelah dilakukan *cropping*, ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Cropping Citra Sarang Burung Walet

3.3. Split Dataset

Dataset yang telah melalui tahap praproses selanjutnya dibagi menjadi tiga subset, yaitu data pelatihan (*training*), validasi (*validation*), dan pengujian (*testing*). Adapun proporsi pembagian dataset adalah 80% untuk data pelatihan, 16% untuk validasi, dan 4% untuk pengujian. Rincian jumlah citra pada masing-masing subset dapat dilihat pada Tabel 1.

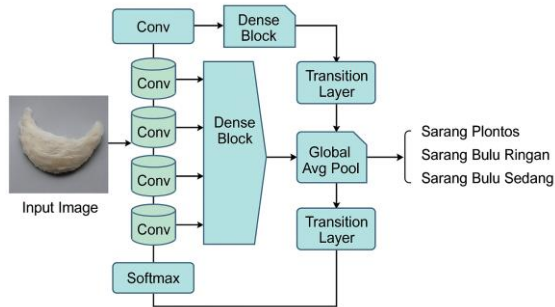
Tabel 1. Pembagian Dataset

Kategori	Training	Validation	Testing	Total
Sarang Plontos	246	42	12	300
Sarang Bulu Ringan	243	45	12	300
Sarang Bulu Sedang	231	57	12	300
Total Citra	720	144	36	900

3.4. Arsitektur Model

Densely Connected Convolutional Network (DenseNet) merupakan arsitektur jaringan yang menghubungkan setiap layer dengan seluruh layer sebelumnya, membentuk koneksi yang padat untuk memastikan aliran informasi yang lebih efisien dan langsung di seluruh jaringan [11]. Struktur ini dikenal dengan istilah *Dense Block*, di mana setiap layer menerima input dari semua layer sebelumnya dalam blok tersebut, sehingga mampu mengurangi risiko *overfitting* dan meningkatkan kinerja terutama saat

diterapkan pada dataset berskala besar. Dalam penelitian ini, digunakan model DenseNet121 sebagai dasar arsitektur yang diterapkan [12]. Berikut Gambar 5 merupakan representasi arsitektur *DenseNet-121*.



Gambar 5. Arsitektur *DenseNet*

3.5. Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan jenis sarang burung walet ke dalam tiga kategori, yaitu sarang plontos, sarang dengan bulu ringan, dan sarang dengan bulu sedang. Model yang telah dilatih sebelumnya akan diuji menggunakan data uji yang telah dipisahkan dari data pelatihan. Kinerja model dievaluasi dengan menggunakan sejumlah metrik evaluasi, antara lain *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

Dalam proses estimasi menggunakan confusion matrix, dikenal empat istilah utama dalam sistem klasifikasi. *True Negative* (TN) mengacu pada jumlah data negatif yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat sebagai negatif. *False Positive* (FP) terjadi ketika data sebenarnya negatif, namun diklasifikasikan secara keliru sebagai positif. Selanjutnya, *True Positive* (TP) menunjukkan jumlah data positif yang berhasil dikenali dengan benar. Sementara itu, *False Negative* (FN) merupakan kebalikan dari *True Positive*, yaitu kondisi ketika data positif justru diklasifikasikan secara salah sebagai negatif [12].

Perhitungan metrik evaluasi berdasarkan keempat nilai ini ditunjukkan pada Persamaan (1), (2), (3), dan (4) yang di mana *True Positive* (TP) merupakan jumlah data citra sarang burung walet yang termasuk dalam kategori positif dan berhasil diklasifikasikan dengan benar. *True Negative* (TN) adalah jumlah data citra yang termasuk kategori negatif dan berhasil dikenali secara tepat sebagai negatif. *False Positive* (FP) mengacu pada data citra

sarang burung walet yang sebenarnya negatif, namun salah diklasifikasikan sebagai positif. Sementara itu, *False Negative* (FN) adalah jumlah data citra yang tergolong positif, namun keliru diprediksi sebagai negatif.

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

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

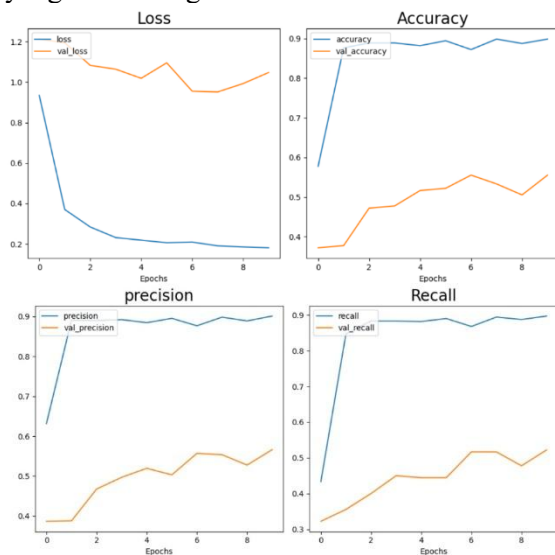
Penerapan arsitektur *DenseNet-121* dalam klasifikasi jenis sarang burung walet menghasilkan kinerja dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Model ini dilatih menggunakan dataset citra sarang burung walet yang dibagi menjadi data latih dan data validasi, guna mendukung proses pembelajaran yang seimbang dan mencegah terjadinya *overfitting*. Pelatihan dilakukan selama 10 *epoch*, di mana dalam setiap siklusnya, model secara bertahap mempelajari pola visual dan karakteristik tekstur pada citra sarang untuk mengidentifikasi jenis-jenis yang berbeda.

Dari keseluruhan proses pelatihan tersebut, model berhasil mencapai akurasi akhir sebesar 84%, yang menunjukkan bahwa *DenseNet-121* mampu mengenali dan membedakan jenis sarang burung walet dengan cukup efektif. Temuan ini memperkuat potensi *DenseNet-121* sebagai salah satu metode deep learning yang andal dalam tugas klasifikasi citra, khususnya pada objek alami seperti sarang burung walet.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memberikan gambaran menyeluruh terhadap kemampuan klasifikasi model. Berdasarkan hasil pelatihan, seperti yang ditampilkan pada Gambar 5, nilai loss pada data latih mengalami penurunan signifikan dari sekitar 0,95 menjadi 0,15 dalam 10 *epoch*, menunjukkan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan prediksi terhadap jenis sarang burung walet. Nilai *validation loss* juga menunjukkan tren stabil

meskipun cenderung fluktuatif di kisaran 1.0 hingga 1.1.

Sementara itu, nilai akurasi pelatihan meningkat tajam dari sekitar 0,55 menjadi 0,90, sedangkan akurasi validasi meningkat secara bertahap dari 0,35 menjadi sekitar 0,56. Hal serupa terjadi pada metrik *precision* dan *recall*, *precision* pada data latih meningkat hingga 0,90, sedangkan pada data validasi mencapai sekitar 0,58. Untuk *recall*, model mencapai 0,90 pada data latih dan sekitar 0,54 pada data validasi. Meskipun nilai evaluasi pada data validasi belum setinggi data latih, tren kenaikannya menunjukkan bahwa model memiliki potensi generalisasi yang baik jika dilakukan pelatihan lebih lanjut dengan data yang lebih beragam.



Gambar 5. Grafik Evaluasi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model tidak hanya mencapai akurasi yang tinggi, tetapi juga mampu menjaga keseimbangan antara nilai *precision* dan *recall*. Informasi lengkap mengenai hasil pengujian model dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian

<i>kategori</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
Sarang plontos	0.80	0.72	0.76
Sarang bulu ringan	0.75	0.89	0.81
Sarang bulu sedang	0.97	0.90	0.94

Macro avg	0.84	0.84	0.84
accuracy	0.84		

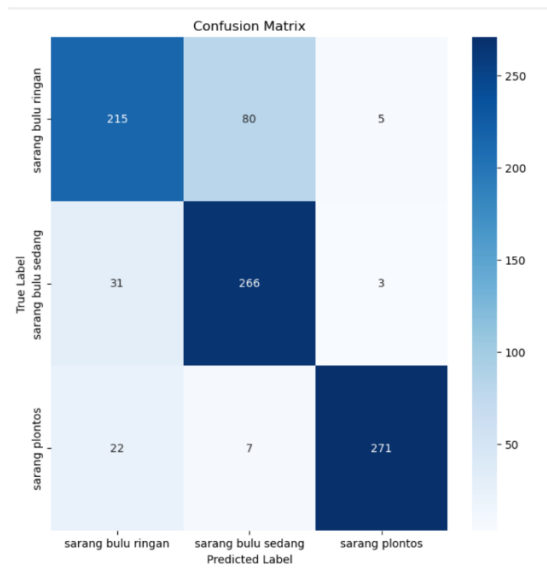
Tabel 2 menyajikan rincian hasil pengujian yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup baik terhadap berbagai jenis sarang burung walet. Untuk kategori sarang plontos, model memperoleh nilai *precision* sebesar 0,80, yang berarti 80% prediksi untuk kategori ini benar. Namun, *recall*-nya berada pada nilai 0,72, mengindikasikan masih ada sebagian gambar sarang plontos yang belum berhasil teridentifikasi. Sebaliknya, pada kategori sarang bulu ringan, nilai *recall* mencapai 0,89, menunjukkan bahwa hampir seluruh gambar dalam kategori ini berhasil dikenali, meskipun *precision*-nya sedikit lebih rendah yaitu 0,75.

Kategori sarang bulu sedang menunjukkan performa tertinggi, dengan *precision* sebesar 0,97 dan *recall* 0,90, menghasilkan *F1-score* sebesar 0,94, yang menandakan bahwa model sangat akurat dalam mengklasifikasikan jenis ini. Secara keseluruhan, nilai *macro average* untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0,84, yang menunjukkan keseimbangan performa antar kelas. Nilai akurasi total juga mencapai 0,84, yang berarti 84% dari seluruh citra yang diuji berhasil diklasifikasikan dengan benar.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan jenis sarang burung walet dengan cukup baik. Kinerja terendah terlihat pada kategori sarang plontos, di mana masih ditemukan kesalahan dalam mengenali gambar. Selanjutnya, kategori sarang bulu ringan menunjukkan hasil yang lebih baik dengan tingkat keberhasilan yang cukup tinggi dalam mengidentifikasi gambar, meskipun masih terdapat sedikit kesalahan. Performa terbaik ditunjukkan pada kategori sarang bulu sedang, di mana model dapat mengklasifikasikan gambar dengan sangat akurat. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang seimbang dalam membedakan ketiga jenis sarang.

Secara keseluruhan, model berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan jenis sarang burung walet. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur *DenseNet-121* cukup andal untuk digunakan

dalam tugas klasifikasi citra sarang burung walet, dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Temuan ini juga menekankan pentingnya pemilihan arsitektur dan parameter yang sesuai dalam pengembangan model CNN. Distribusi prediksi model untuk masing-masing jenis sarang dapat dilihat lebih jelas pada Gambar 6.



Gambar 6. Confusion Matrix

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *DenseNet-121* untuk mengklasifikasi tingkat kebersihan sarang burung walet ke dalam tiga kategori yaitu sarang plontos, bulu ringan, dan bulu sedang. Model mencapai akurasi keseluruhan sebesar 84%, dengan performa terbaik pada klasifikasi sarang bulu sedang (*precision* 0,97 dan *recall* 0,90). Nilai *precision* dan *recall* yang seimbang pada ketiga kategori mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik, meskipun terdapat ruang untuk peningkatan pada klasifikasi sarang plontos. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* dengan CNN efektif untuk mengotomatisasi proses penilaian kualitas sarang walet berdasarkan citra visual.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Tuhan Yang Maha Esa atas kekuatan dan pemahaman yang diberikan selama proses penelitian ini. Ucapan terima kasih juga

ditujukan kepada orang tua, dosen, serta teman-teman yang telah memberikan dukungan, pandangan, dan saran yang berharga. Kontribusi mereka sangat berarti dalam pengembangan ide, analisis, serta penyempurnaan karya tulis ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Whila and R. S. Munawaroh, "Analisis Kualitas Produk Dan Strategi Pemasaran Sarang Burung Walet Di Kecamatan Pelaihari Kabupaten Tanah Laut," *Din. Ekon. J. Ekon. dan Bisnis*, vol. 16, no. 2, pp. 393–402, 2023, doi: 10.53651/jdeb.v16i2.453.
- [2] E. A. Hardi, F. S. Noor, and A. Syawaludin, "Analisis Peluang Usaha Sarang Burung Walet Ditinjau dari Maqashid Syariah (Studi Desa Sungai Sayang Kec. Sadu Kab. Tanjung Jabung Timur)," *J. Student Res.*, vol. 1, no. 5, pp. 157–170, 2023.
- [3] K. Sussolaikah and M. Fahmi, "Implementasi Wighted Product dan TOPSIS dalam Penentuan Kualitas Sarang Walet," 2022.
- [4] M. Ismail and R. Yulvianda, "Penerapan Data Mining Dengan Metode K-Nearest Neighbor Terhadap Klasifikasi Sarang Walet," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 3, p. 1220, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6431.
- [5] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [6] S. Sriani and A. Nabila, "Implementasi Deep Learning Untuk Mengidentifikasi Umur Manusia Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 1836–1843, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4457.
- [7] Sandy Andika Maulana, Shabrina Husna Batubara, Tasya Ade Amelia, and Yohanna Permata Putri Pasaribu, "Penerapan Metode CNN (Convolutional Neural Network) Dalam Mengklasifikasi Jenis Ubur-Ubur," *J. Penelit. Rumpun Ilmu Tek.*, vol. 2, no. 4, pp. 122–130, 2023, doi: 10.55606/juprit.v2i4.3084.
- [8] J. Alberto and D. Hermanto, "Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN ResNet-50 [1]," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 3, pp. 34–36, 2023.
- [9] G. A. Pratama, E. Y. Puspaningrum, and H. Maulana, "Convolutional Neural Network Dan Faster Region Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Arabika," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 2776–2785, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4887.

- [10] I. Alfiantama, M. I. Kresnawan, and A. P. Handoko, "Klasifikasi Tingkat Roasting Biji Kopi Dengan Metode CNN," *Pros. Semin. Nas. Teknol. Dan Sains Tahun 2024*, vol. 3, pp. 285–290, 2024.
- [11] J. PARDEDE and S. S. KLEB, "Face Race Classification using ResNet-152 and DenseNet- 121," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 12, no. 3, p. 798, 2024, doi: 10.26760/elkomika.v12i3.798.
- [12] A. F. Ihsani and M. Ichwan, "Kombinasi Arsitektur VGG16 dan DenseNet121 Untuk Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Berdasarkan Tingkat Kematangan," pp. 1–12, 2023.