



KLASIFIKASI JENIS BURUNG MENGGUNAKAN METODE *TRANSFER LEARNING*

Yeremia Yosefan Pane¹, Jeremia Jordan Sihombing²

^{1,2} Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan
Medan, Sumatera Utara, Indonesia 20371
yeremiyosefan@mhs.unimed.ac.id, jeremiasihombing@mhs.unimed.ac.id

Abstract

Indonesia is known for its abundant natural resources, including its diverse bird fauna. The identification and classification of bird species is essential in maintaining biodiversity as well as for practical habitat management. Therefore, an efficient and accurate approach is needed to identify bird species. This study uses a deep learning approach to test and compare the MobileNetV2 architecture with architectures used in previous studies in recognizing bird species. We use a transfer learning approach that utilizes existing knowledge from pre-trained models and combines it with a Convolutional Neural Network (CNN) algorithm to detect and classify birds based on images with a total image data of 95376. Experimental results show that by using the MobileNetV2 architecture, we achieved an accuracy of 96.4% with a loss value of 0.241. Compared with the architecture used in previous research, our results show a significant improvement in accuracy and efficiency. The time taken to perform the classification at each step is about 646 ms. This study shows that using MobileNetV2 architecture in the transfer learning approach with CNN effectively performs bird species classification.

Keywords: Classification, convolutional neural network, image processing, MobileNetV2, transfer learning

Abstrak

Indonesia dikenal karena kekayaan sumber daya alamnya yang melimpah, termasuk keberagaman fauna jenis burung yang dimiliki negara ini. Identifikasi dan klasifikasi jenis burung menjadi penting dalam menjaga keanekaragaman hayati serta untuk pengelolaan habitat yang efektif. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang efisien dan akurat untuk mengidentifikasi jenis burung. Penelitian ini bertujuan untuk menguji dan membandingkan arsitektur MobileNetV2 dengan arsitektur yang sudah pernah digunakan pada penelitian sebelumnya dalam mengenali jenis burung menggunakan pendekatan *deep learning*. Kami menggunakan pendekatan *transfer learning* yang memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada dari model yang telah dilatih sebelumnya, dan mengombinasikannya dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan burung berdasarkan citra dengan total data gambar yaitu 95.376 data. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2, kami mencapai akurasi sebesar 96,4% dengan nilai *loss* sebesar 0,241. Dalam membandingkannya dengan arsitektur yang sudah pernah digunakan pada penelitian sebelumnya, hasil yang kami dapatkan menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi dan efisiensi. Waktu yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi pada setiap langkah adalah sekitar 646 ms. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur MobileNetV2 dalam pendekatan *transfer learning* dengan CNN sangat efektif dalam melakukan klasifikasi jenis burung.

Kata kunci: Convolutional neural network, klasifikasi, MobileNetV2, pengolahan citra, transfer learning

1. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara yang terletak di garis khatulistiwa yang terkenal dengan kekayaan flora dan faunanya. Salah satu kekayaan alam fauna Indonesia adalah burung. Indonesia merupakan rumah bagi 1.539 jenis burung, atau 17% dari populasi burung di dunia. Pada saat ini jenis burung didunia adalah 9.600 jenis burung, dan hampir sekitar 1.111 burung terancam punah [1].

Kemajuan ilmu dan pengetahuan pada saat ini, teknologi sudah dapat diterapkan untuk memberikan ataupun mengakses informasi menggunakan internet. Salah satu pemanfaatan teknologi untuk melakukan klasifikasi pada jenis burung dengan memanfaatkan *machine learning* atau sering disebut dengan *computer vision*. Penggunaan teknologi ini dapat membantu mengedukasi masyarakat untuk mengenal berbagai spesies burung.

Machine learning mempunyai berbagai fungsi untuk dapat dipergunakan dalam berbagai bidang, misalnya adalah klasifikasi. Klasifikasi pada gambar dilakukan dengan mengaplikasikan model matematika yang dapat dimengerti oleh komputer untuk dapat mengenai pola yang ada pada gambar[2]. Model yang sering digunakan untuk melakukan pekerjaan ini adalah jaringan syaraf tiruan (*neural network*), yang mengadopsi cara kerja syaraf manusia. [3]

Deep learning saat ini digunakan dalam proses pelatihan khususnya di dunia gambar adalah dengan menggunakan *transfer learning*. *Transfer learning* adalah suatu metode pembelajaran yang mendalam di mana pengetahuan yang diperoleh dari mempelajari satu masalah digunakan untuk memecahkan masalah yang berbeda-beda. *Transfer learning* adalah proses pembelajaran yang mendalam di mana contoh-contoh yang dipelajari dari satu masalah digunakan untuk memecahkan masalah lain [4]. *Transfer learning* memungkinkan pelatihan model *deep learning* pembelajaran mendalam mencapai akurasi yang tinggi bahkan dengan menggunakan sedikit data latih dan waktu yang lebih singkat untuk melatih data tersebut[5]. Salah satu arsitektur yang sering diterapkan dalam *transfer learning* adalah *MobileNet*. Arsitektur *MobileNet* merupakan salah satu arsitektur *deep convolutional neural network* dengan mengadopsi total jumlah lapisan sejumlah 32 lapisan dan juga arsitektur ini didesain khusus untuk perangkat yang memiliki sumber daya latensi yang rendah seperti *smartphone* sehingga arsitektur ini dapat bekerja dengan efektif pada berbagai kondisi perangkat yang ada [6]. Dalam kasus pengolahan citra, *ImageNet* merupakan arsitektur yang sudah biasa digunakan dalam melatih citra. *ImageNet* banyak dipakai terutama dalam kompetisi *machine learning*, salah satu keunggulan dari arsitektur ini adalah banyaknya *dataset* yang telah dilabelkan sehingga dapat mendeteksi objek [7].

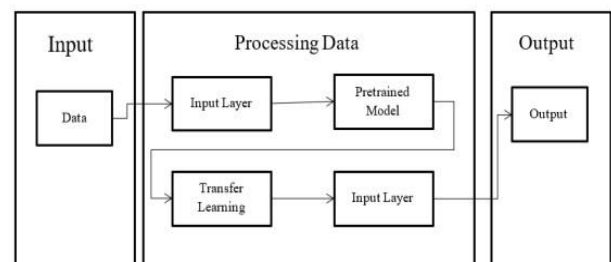
Prima Nugraha, dkk [8] melakukan penelitian dengan identifikasi jenis burung dengan metode *deep learning*. Jaringan saraf tiruan menunjukkan akurasi klasifikasi yang tinggi yaitu sebesar 97,89%. Alswaiti, dkk [9] melakukan penelitian dengan klasifikasi jenis burung dengan metode *transfer learning*. Hasil percobaan akhirnya membuktikan bahwa *deep learning* lebih efektif daripada algoritma pembelajaran mesin tradisional dalam pengenalan gambar karena jumlah spesies burung meningkat. Selain itu, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa ketika data sampel kecil, *transfer learning* dapat membantu pengklasifikasi jaringan saraf dalam untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Pada penelitian lainnya, wijaya dan wahyuningsih [10] melakukan penelitian dengan klasifikasi jenis burung menggunakan *deep learning* dengan arsitektur CNN *inception v3*. Hasil dari penelitian ini mendapatkan nilai akurasi 86%.

Penelitian ini bertujuan untuk menguji dan membandingkan keakuratan model *deep learning* dengan metode *transfer learning* pada arsitektur *MobileNetV2*. Klasifikasi yang

digunakan ialah sebanyak 450 jenis burung contohnya adalah, *Northern Cardinal*, *Little Auk*, *Campo Flicker*, *Common Firecrest*, *Trumpeter Swan*, *Purple Finch*, *California Quail*, *White Cheeked Turaco*, *Cape Glossy Starlin dll*. Data penelitian ini diperoleh dari sumber Kaggle yang dapat diunduh secara gratis [11].

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk jenis penelitian eksperimental yang melibatkan serangkaian tahapan dalam proses pelaksanaannya, sebagaimana yang dapat dilihat dalam Gambar 1.

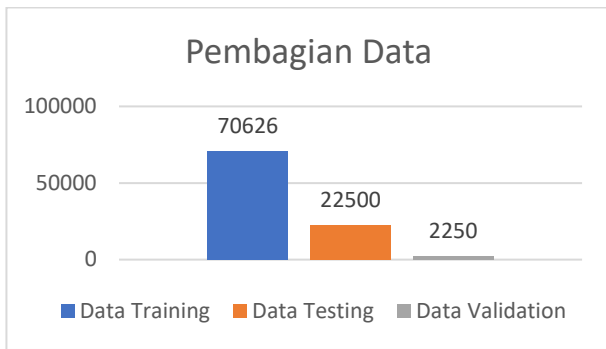


Gambar 1. Tahapan Arsitektur *Transfer Learning*

Seperti dapat dilihat pada alur pemodelan menggunakan *transfer learning* pada Gambar 1, hal yang pertama sekali dilakukan adalah dengan memasukkan data lalu melakukan pemrosesan awal pada data dengan berbagai teknik pengolahan citra, lalu menyiapkan model yang sudah pernah di latih sebelumnya dan menghubungkan langsung dengan model yang penulis lakukan. Selanjutnya adalah dengan melakukan klasifikasi pada citra. Pemodelan pada penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman *Python* dikarenakan modul yang disediakan cukup lengkap dalam melakukan teknik *deep learning*.

2.1 Pengumpulan Data

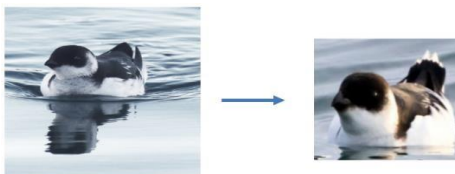
Dalam penelitian ini, pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan data yang tersedia secara terbuka di *Kaggle*. Data yang diperoleh dari situs *kaggle* sudah dilabelkan, yaitu 450 jenis burung dan sudah dibagi menjadi data latih dan data uji. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh melalui penyedia data terbuka melalui media *website*. Kumpulan data ini dikumpulkan dari berbagai sumber di internet lalu dibagikan melalui platform penyedia data terbuka *Kaggle*. Jumlah data gambar yang telah dikumpulkan yaitu sebanyak 70,626 data *training*, 22500 data *testing*, 2250 data *validation*, sehingga total data gambar yang di kumpulkan adalah sebanyak 95376 gambar. Berikut adalah pembagian data yang akan digunakan untuk melakukan pemodelan yang dapat dilihat pada Gambar 2 di bawah ini. Tujuan dipisahkannya data *testing* dan data *validation* adalah untuk mengetahui apakah model yang telah dikembangkan sudah mampu mengenali citra dari data yang baru, sehingga kita dapat mengetahui seberapa akurat model ini dapat bekerja dengan data yang baru.



Gambar 2. Pembagian data

2.2 Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan melakukan berbagai teknik pemrosesan data citra atau gambar. Sebelum melakukan pelatihan dan pengujian terhadap model, diperlukan *preprocessing* data terlebih dahulu guna menghindari bias dari data citra. *Preprocessing* yang akan dilakukan melibatkan penyesuaian skala, di mana resolusi gambar akan diubah menjadi 224×224 piksel. Adapun salah satu teknik *preprocessing* yaitu *scaling*, ini merupakan standar *input* yang diperlukan untuk memproses model *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan metode *transfer learning* dengan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* [12]. Contoh *scaling* dapat dilihat pada Gambar 3.



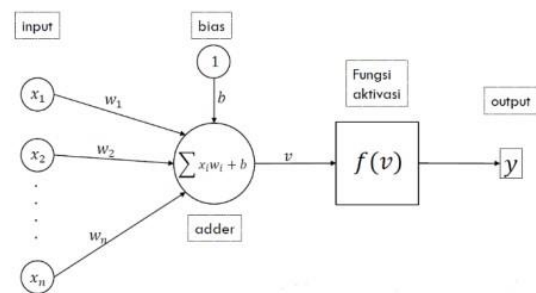
Gambar 3. *Scaling* Citra Asli

Selain itu, metode augmentasi data yang diterapkan pada data latih melibatkan penggunaan metode rotasi horizontal. Teknik ini diharapkan dapat meningkatkan keragaman gambar yang dihasilkan dalam kumpulan data. Selain itu, proses normalisasi juga diterapkan pada *dataset* untuk menyamakan intensitas *piksel*.

2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan sebuah model komputasi yang menerapkan prinsip kerja otak manusia dalam memproses informasi hingga pada mencapai sebuah tindakan [3]. Gagasan yang mendasari jaringan saraf buatan (JST) adalah generalisasi model matematis yang mencerminkan bagaimana manusia memproses informasi melalui unit dasar yang disebut *neuron*, yang masing-masing memiliki konektor di mana sinyal mengalir, masing-masing tautan memiliki bobot yang berbeda, dan setiap saraf mengarah ke sel-sel saraf lainnya di mana ada fungsi aktivasi. *Input* adalah jumlah dari sinyal tertimbang untuk menentukan sinyal *output* [13]. Selain itu, setiap lapisan

yang terdapat dalam jaringan saraf buatan (JST) memiliki komponen tambahan yang disebut bias, di mana *neuron* di dalamnya memiliki nilai tetap yang selalu sama, yaitu bernilai 1. Gambar 4 merupakan struktur JST. JST terdiri dari lapisan-lapisan neuron yang terhubung, yang dikenal sebagai lapisan-lapisan atau *layer*. Lapisan pertama disebut sebagai lapisan *input*, lalu setelah lapisan *input* terdapat lapisan bias yang membantu *neuron* untuk dapat mempelajari relasi terhadap *input* dan *output*. Lalu lapisan selanjutnya dikenal dengan *activation function* atau fungsi aktivasi yang berguna untuk meningkatkan kemampuan model untuk dapat memprediksi dengan menambahkan fungsi non-linear maupun linear. Adapun contoh fungsi aktivasi yaitu *sigmoid*, ReLU (*Rectified Linear Unit*), tangen hiperbolik dan *softmax*. lapisan terakhir disebut sebagai lapisan *output*, dan lapisan di antaranya disebut sebagai lapisan tersembunyi. Setiap *neuron* di lapisan-lapisan tersebut menerima *input* dari *neuron* di lapisan sebelumnya dan memberikan *output* kepada *neuron* di lapisan berikutnya.



Gambar 4. Struktur JST

2.4 Model Deep Learning

Model *deep learning* yang digunakan untuk penelitian ini adalah klasifikasi dengan *Convolutional Neural Network* (CNN). *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan model *deep learning* yang termasuk ke dalam *supervised learning*. Klasifikasi *supervised learning* adalah model klasifikasi dengan adanya label kelas. Terdapat dua komponen utama dalam *Convolutional Neural Network* yaitu:

1) Convolutional Layer

Convolutional Layer adalah inti dari model *deep learning convolutional neural network*, *kernel* konvolusi digunakan untuk mengekstraksi fitur dari citra masukan. Proses ini mengubah lapisan *piksel* berikutnya menjadi bidang reseptif area yang terhubung dari *kernel* konvolusi apa pun pada citra masukan [14].

2) Pooling Layer

Pooling Layer melakukan pengurangan sampel untuk meningkatkan ekstraksi fitur gambar dengan mengurangi ukuran peta fitur dan parameter dalam jaringan. Ini juga membantu mempercepat proses komputasi dan mengontrol risiko terjadinya *overfitting*. [15].

3) *Dropout*

Dropout merupakan salah satu arsitektur yang digunakan untuk melakukan penghilangan atau penghapusan pada layer secara acak agar menghindari terjadinya *overfitting* pada model JST [16].

2.5 *Training Model*

Model CNN yang dibangun terdiri dari 3 *convolutional layer* dengan fitur berukuran 3x3 dan menggunakan *MaxPooling* dengan fungsi aktivasi *ReLU* dan *kernel* berukuran 2x2. Selanjutnya dilakukan proses *smoothing*. Terdapat 2 lapisan padat dengan fungsi aktivasi *ReLU* dan keluarannya adalah lebih dari dua kelas dengan fungsi aktivasi *softmax*. Model CNN yang dibangun dapat dilihat pada Tabel 1 dengan jumlah parameter total 2.834.434. Setelah membangun model CNN dilakukan pembangunan model untuk memprediksi. Pada penelitian ini menggunakan model CNN kemudian menambahkan prediksi pada model CNN tersebut.

Tabel 1. Arsitektur model

Layer (type)	Output Shape	Param #
Input_2 (Input Layer)	[(None, 224, 224, 3)]	0
Tf.math.truediv (TFOpLambda)	(None, 224, 224, 3)	0
Tf.math.subtract (TFOpLambda)	(None, 224, 224, 3)	0
Mobilenetv2_1.00.224 (functional)	(None, 7, 7, 1280)	2257984
Global_average_pooling_2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0
Dropout	(None, 1280)	0
Dense	(None, 450)	576450
Total Params		2,834,434

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini modul yang digunakan untuk mendeteksi suatu objek yang akan digunakan untuk proses latih dan uji adalah *MobileNetV2*. *MobileNetV2* merupakan modul yang tersedia pada modul *keras python* untuk melakukan deteksi objek pada gambar. Selanjutnya pada penelitian ini menggunakan *preprocessing* dengan data augmentasi yang mana tujuan dari data *augmentation* ini adalah untuk melakukan reduksi data pada gambar seperti membalik, melakukan rotasi, memotong, sehingga ketika sudah selesai menggunakan *preprocessing* kita dapat melakukan pemodelan *machine learning*.

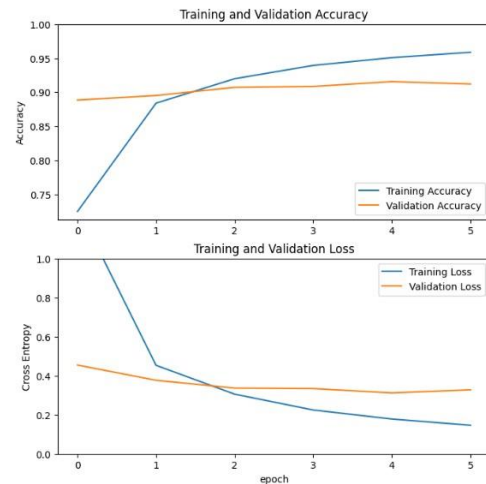
Dalam pengambilan data set penelitian ini sebenarnya sudah dilakukan *preprocessing* data terlebih dahulu dengan menyeleksi gambar di mana hanya terdapat satu jenis burung pada setiap gambar dan dilakukan *scaling* dengan mengubah resolusi gambar menjadi 224x224 piksel. Berikut Gambar 5 adalah *sample* citra yang akan dilakukan proses

latih dan uji pada data yang telah didapatkan dari situs *website kaggle*.



Gambar 5. Contoh citra *training*

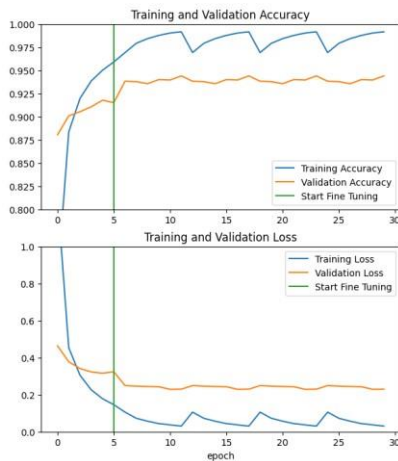
Setelah dilakukan *preprocessing* data, maka selanjutnya adalah melakukan pembagian data latih dan uji pada data yang telah kita sediakan. Pada model latih pertama dengan menggunakan CNN didapatkan hasil akurasi dari model adalah 90,43% dengan menggunakan *optimizer Adam* yang dapat dilihat pada Gambar 6 di bawah. Model CNN yang digunakan terlihat stabil pada kisaran 90 persen, yang mana jumlah akurasi ini sudah terbilang cukup baik, tetapi menurut penulis hasil ini kurang maksimal.



Gambar 6. Grafik dengan model CNN

Tahap selanjutnya adalah melakukan klasifikasi menggunakan metode *transfer learning*. *Transfer learning* digunakan untuk menyelesaikan tugas yang baru dengan melakukan generalisasi pada tiap tugas sehingga dapat membantu mempersingkat waktu dan sumber daya yang ada. Pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode *fine tune hyperparameter* yang mana metode ini untuk mencari *hyperparameter* terbaik untuk dilakukan pelatihan terhadap model. Setelah dilakukan *tuning hyperparameter* maka kita dapat menggunakan CNN dan *transfer learning* untuk melakukan pelatihan pada kumpulan data yang telah ada. Hasil dari penggunaan CNN

dan *transfer learning* ditunjukkan seperti pada gambar 7 di bawah ini.



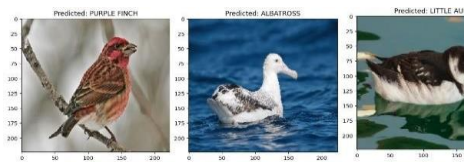
Gambar 7. Model menggunakan *transfer learning*

Dapat kita lihat bahwa hasil yang diperoleh dengan menggunakan CNN dan *transfer learning* lebih baik dibandingkan dengan hasil sebelumnya di mana hasil menggunakan *transfer learning* yaitu dengan tingkat akurasi sebesar 96.3%. Hasil ini cukup memberikan dampak yang signifikan pada model yang telah kita lakukan sebelumnya dengan grafik yang dapat kita lihat pada Gambar 7 pada *epoch* ke-5 sebagai peningkatan yang cukup signifikan terlihat lalu diikuti oleh perulangan selanjutnya. Berikut penulis merangkum hasil dari model yang telah di uji pada tabel di bawah ini.

Tabel 2. Perbandingan hasil model

Metode	Waktu proses/step	akurasi	Val loss
CNN	849 ms/step	90.4 %	0.376
CNN + <i>Transfer learning</i>	646 ms/step	96.3 %	0.241

Dari Tabel 2, dapat kita perhatikan bahwa algoritma CNN dapat memakan waktu yang cukup banyak yang sehingga kurang efisien dalam melakukan pemodelan yang memerlukan waktu yang singkat. Dengan menggunakan metode *transfer learning*, kita dapat memakai model yang telah di latih sebelumnya pada *dataset* besar, sehingga model tidak lagi melatih dari awal dan dapat memangkas waktu pelatihan. Tidak hanya itu metode ini juga dapat meningkatkan akurasi pada model dengan menggunakan fitur umum yang telah dilatih sebelumnya sehingga mampu mengefisienkan pelatihan pada model. Metode ini juga sering digunakan ketika data yang dimiliki sedikit dan dikombinasikan dengan metode lainnya seperti augmentasi. Berikut penulis melakukan uji terhadap beberapa gambar yang tidak terdapat pada data *train* dan *test*, dapat dilihat pada Gambar 8 di bawah ini.



Gambar 8. Hasil uji klasifikasi

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan menerapkan metode *transfer learning* pada *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model *MobileNetV2*, disimpulkan bahwa dalam mendeteksi citra jenis fauna burung adalah citra dapat melewati proses *preprocessing* dengan baik dengan diubah ukuran dimensinya menjadi 224×224 piksel dan kemudian dilakukan proses *preprocessing*, proses yang dilakukan kali ini yaitu dengan menggunakan data *augmentation* yang mana untuk memanipulasi citra dengan melakukan rotasi, mengubah ukuran, dll. Akurasi yang didapatkan pada pelatihan pertama dengan model CNN dapat dilihat tidak terlalu efektif dengan nilai akurasi 90.4% dan nilai *loss* sebesar 0.376. Setelah dilakukan proses *transfer learning* dengan bantuan metode *tuning hyperparameter*, didapatkan hasil nilai akurasi sebesar 96.3% dengan nilai *loss* sebesar 0.241. Hasil ini memberikan dampak yang cukup signifikan dengan perbandingan waktu proses yaitu 849 ms/step dan 646 ms/step. Dengan hasil ini dapat dinyatakan bahwa metode yang dipakai pada klasifikasi jenis burung menggunakan *transfer learning* sudah cukup baik bila dilihat dalam proses uji menggunakan beberapa gambar yang telah penulis cari di beberapa sumber.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada rekan-rekan yang telah memberikan dukungan yang berharga sehingga penelitian ini dapat dilaksanakan dengan baik. Penulis juga berterima kasih kepada bapak Ichwanul Muslim Karo selaku dosen pengampu mata kuliah pengolahan citra digital dan seluruh teman-teman yang membantu penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. A. G. R. Dalem *et al.*, “BURUNG SEBAGAI ATRAKSI EKOWISATA DI KAWASAN PARIWISATA UBUD, BALI,” Bali, 2014.
- [2] A. Roihan, P. Abas Sunarya, and A. S. Rafika, “IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper,” 2019.
- [3] K. Bun and Humaningsih, “IDENTIFIKASI TELUR RETAK MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN BERDASARKAN TEKSTUR TELUR,” *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 23, no. 3, pp. 183–192, 2018, doi: 10.35760/tr.2018.v23i3.2468.
- [4] M. Farid Naufal and S. Ferdiana Kusuma, “PENDETEKSI CITRA MASKER WAJAH

- MENGGUNAKAN CNN DAN TRANSFER LEARNING,” *Jurnal Teknologi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, no. 6, pp. 1293–1300, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202185201.
- [5] Samsul Kamal, Nursalmi Mahdi, and Nisfula Senja, “Keanekaragaman Jenis Burung Pada Perkebunan Kopi_d,” *Jurnal Biotik*, vol. 1, no. 2, pp. 67–136, 2013.
- [6] N. Nufus *et al.*, “Sistem Pendeteksi Pejalan Kaki Di Lingkungan Terbatas Berbasis SSD MobileNet V2 Dengan Menggunakan Gambar 360° Ternormalisasi,” *Prosiding Seminar Nasional Sains Teknologi dan Inovasi Indonesia (SENASTINDO)*, vol. 3, pp. 123–134, Dec. 2021, doi: 10.54706/senastindo.v3.2021.123.
- [7] S. Tammina, “Transfer learning using VGG-16 with Deep Convolutional Neural Network for Classifying Images,” *International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)*, vol. 9, no. 10, p. p9420, Oct. 2019, doi: 10.29322/ijsrp.9.10.2019.p9420.
- [8] P. Nugraha, A. Komarudin, E. Ramadhan, U. Jenderal, A. Yani, and C. Ji, “DETEKSI OBJEK DAN JENIS BURUNG MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN ARSITEKTUR INCEPTION RESNET-V2,” *Infotech Journal*, vol. 8, no. 2, 2022, doi: 10.31949/infotech.v8i2.2889.
- [9] M. Alswaitti, L. Zihao, W. Alomoush, A. Alrosan, and K. Alissa, “Effective classification of birds’ species based on transfer learning,” *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 12, no. 4, pp. 4172–4184, Aug. 2022, doi: 10.11591/ijece.v12i4.pp4172-4184.
- [10] A. B. Wijaya and D. Y. Wahyuningsih, “PENGIDENTIFIKASI SPESIES BURUNG MENGGUNAKAN CITRA DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” *ScientiCO: Computer Science and Informatics Journal*, vol. 5, no. 2, 2022.
- [11] Gerry, Marionette, and Michael Bryant, “BIRDS 525 SPECIES- IMAGE CLASSIFICATION,” Kaggle.
- [12] S. D. Das and A. Kumar, “Bird Species Classification using Transfer Learning with Multistage Training,” *Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya*, Oct. 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1810.04250>
- [13] G. Thiodorus, A. Prasetia, L. A. Ardhani, and N. Yudistira, “Klasifikasi citra makanan/non makanan menggunakan metode Transfer Learning dengan model Residual Network,” *Teknologi*, vol. 11, no. 2, pp. 74–83, Jul. 2021, doi: 10.26594/teknologi.v11i2.2402.
- [14] J. Kurniawan, C. K. Dewa, and Afiahayati, “Traffic Congestion Detection: Learning from CCTV Monitoring Images using Convolutional Neural Network,” in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2018, pp. 291–297. doi: 10.1016/j.procs.2018.10.530.
- [15] M. Rafly Alwanda, R. Putra, K. Ramadhan, and D. Alamsyah, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle,” 2020.
- [16] Irwan Guntoro, Dwi Marisa Midyanti, and Rahmi Hidayati, “PENERAPAN DROPOUT PADA JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION DALAM MENGLASIFIKASI TINGKAT FINE FUEL MOISTURE CODE (FFMC) UNTUK KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN,” 2022.