

Pengenalan Objek Bunga Berbasis Deep Learning Menggunakan Model Resnet50 dan MobileNet-v2

¹Vina Ayumi

¹Universitas Mercu Buana, Jakarta, Indonesia

¹vina.ayumi@mercubuana.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2022-07-28

Revised, 2022-11-09

Accepted, 2022-11-22

Kata Kunci:

Flower,
Resnet50,
MobileNet-v2,
Deep Learning

ABSTRAK

Seiring dengan perkembangan teknologi komputer, riset mengenai identifikasi bunga sudah mulai dilakukan. Riset ini merupakan riset awal untuk pengembangan robot berbasis artificial intelligent untuk dapat mengenai jenis-jenis bunga dengan baik. Untuk mengetahui model atau metode yang cocok untuk identifikasi bunga perlu adanya berbagai macam riset dengan menggunakan berbagai jenis dan jumlah dataset gambar bunga. Penelitian ini akan melakukan pengenalan objek bunga berbasis deep learning menggunakan model Resnet50 dan MobileNet-v2. Dataset dalam eksperimen ini berisi 4242 data dengan gambar objek bunga yang terdiri dari lima kelas antara lain chamomile, tulip, rose, sunflower, dandelion. Hasil kinerja terbaik didapatkan oleh model ResNet50 dengan akurasi validasi sebesar 92.67%, sedangkan model MobileNetV2 mendapatkan akurasi validasi sebesar 91.35%.

Keywords:

Flower,
Resnet50,
MobileNet-v2,
Deep Learning

ABSTRACT

Along with the development of computer technology, research on flower identification has begun. This research is the initial research for the development of artificially intelligent based robots to be able to understand the types of flowers well. To find out a suitable model or method for flower identification, it is necessary to carry out various kinds of research using various types and numbers of flower image datasets. This research will identify interest objects based on deep learning using Resnet50 and MobileNet-v2 models. The dataset in this experiment contains 4242 data with pictures of flower objects consisting of five classes including chamomile, tulip, rose, sunflower, dandelion. The best performance results are obtained by the ResNet50 model with a validation accuracy of 92.67%, while the MobileNetV2 model gets a validation accuracy of 91.35%.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Vina Ayumi,
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Mercu Buana, Jakarta, Indonesia
Email: vina.ayumi@mercubuana.ac.id

1. PENDAHULUAN

Bunga merupakan salah daya tarik yang ada pada tanaman. Bunga memberikan efek keindahan dan memiliki nilai estetika, nilai budaya dan nilai ekologis jika dikelola dan dirawat dengan baik. Setiap bunga memiliki karakteristik yang berbeda-beda tergantung pada bentuk, lingkungan hidup dan struktur tanaman, sehingga perlu adanya observasi khusus dalam mengidentifikasi sebuah jenis bunga [1], [2].

Seiring dengan perkembangan teknologi komputer [3], [4], riset mengenai pengolahan citra sudah mulai dilakukan [5]–[12], terutama riset pengolahan citra bunga. Riset ini merupakan riset awal untuk pengembangan robot berbasis artificial intelligent untuk dapat mengenai jenis-jenis bunga dengan baik. Untuk mengetahui

model atau metode yang cocok untuk identifikasi bunga perlu adanya berbagai macam riset dengan menggunakan berbagai jenis dan jumlah dataset gambar bunga [1], [8]–[10], [13]–[16].

Berdasarkan kesimpulan beberapa riset sebelumnya, ada beberapa tantangan yang harus diselesaikan dalam mengidentifikasi atau mengklasifikasikan gambar bunga. Pertama, adanya perbedaan bentuk bunga untuk satu spesies yang sama karena pengaruh lingkungan disekitarnya. Kedua, ada beberapa jenis bunga yang memiliki bentuk yang hampir serupa. Ketiga, tantangan dalam memproses ekstraksi ciri dari citra bunga, mulai dari ekstraksi bentuk, warna dan tekstur [1], [17], [18].

Penelitian oleh Wu et al. (2018) membahas mengenai implementasi arsitektur deep learning untuk mengklasifikasikan flower. Model arsitektur yang digunakan antara lain VGG-19, Inception-v3, VGG-16 and ResNet50. Dataset yang digunakan adalah Oxford-102 dan Oxford-17 flower dataset. Penelitian ini mendapatkan nilai akurasi sebesar 83.53%- 95.29% sesuai dengan metode yang digunakan [1].

Xia et al. (2017) melakukan penelitian mengenai klasifikasi citra Bungan menggunakan pendekatan deep learning. Penelitian ini menggunakan model arsitektur deep learning yaitu Inception-v3 model dengan bantuan TensorFlow platform. Penelitian ini menggunakan Oxford-17 flower dataset dan Oxford-102 flower dataset yang terdiri dari 28 kelas dengan jumlah gambar sebanyak 40-258 gambar untuk setiap kelasnya. Akurasi yang diperoleh dari hasil experiment adalah 94%-95% sesuai dengan dataset yang diproses [19].

Penelitian ini mencoba untuk mengklasifikasi gambar bunga yang diberikan efek blur menggunakan deep learning algorithms. Dataset utama yang digunakan adalah Oxford-17 *flower dataset* yang terdiri dari 80 gambar per kelas. Metode yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN). Dari hasil eksperimen, studi ini mendapatkan persentas akurasi sebesar 90.20% [20].

Berdasarkan latar belakang diatas, penelitian ini akan melakukan pengenalan objek bunga berbasis deep learning menggunakan model Resnet50 dan MobileNet-v2. Dataset dalam eksperimen ini berisi 4242 data dengan gambar objek bunga yang yang terdiri dari lima kelas antara lain chamomile, tulip, rose, sunflower, dandelion.

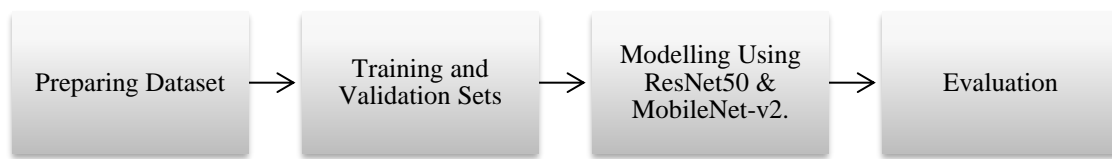
2. METODE PENELITIAN

Dataset dalam eksperimen ini berisi 4242 data dengan gambar objek bunga yang dikumpulkan dari data Flickr, google images dan yandex images. Dataset terdiri dari lima kelas antara lain chamomile, tulip, rose, sunflower, dandelion. Setiap kelas ada sekitar 800 citra dengan resolusi 320x240 piksel.



Gambar 1 Contoh Dataset

Pada penelitian ini, kami membandingkan performansi dua model transfer learning yaitu ResNet50 dan MobileNet-v2. Kinerja model berdasarkan eksperimen dinilai dengan mengitung akurasi training, akurasi validasi, akurasi testing, cohens kappa, f1_score, precision dan recall. Hasil perhitungan tersebut dibandingkan antara transfer learning ResNet50 dan MobileNetV2 untuk mengetahui model yang terbaik. Adapun tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar berikut ini.



Gambar 2 Tahap Penelitian

3. Hasil Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil kinerja model transfer learning ResNet50 dan MobileNetV2. Adapun model ResNet50 yang digunakan adalah resnet50 dengan output shape yaitu (None, 7, 7, 2048) dan jumlah parameter output yaitu 23587712. Layer yang digunakan adalah global_average_pooling dua dimensi dengan output shape yaitu (None, 2048). Layer selanjutnya adalah Dense dengan output shape yaitu (None, 4096), Dense_1 dengan output shape yaitu (None, 1072) dan Dense_2 dengan output shape yaitu (None, 5). Layer dropout juga digunakan pada arsitektur ini dengan dengan output shape yaitu (None, 1072). Ringkasan model arsitektur ResNet50 yang digunakan dapat dilihat pada Gambar berikut ini.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
resnet50 (Functional)       (None, 7, 7, 2048)         23587712
global_average_pooling2d (G (None, 2048)                0
lobalAveragePooling2D)
flatten (Flatten)           (None, 2048)                0
dense (Dense)                (None, 4096)                8392704
dense_1 (Dense)              (None, 1072)                4391984
dropout (Dropout)           (None, 1072)                0
dense_2 (Dense)              (None, 5)                   5365
-----
Total params: 36,377,765
Trainable params: 36,324,645
Non-trainable params: 53,120
  
```

Gambar 3 Arsitektur Sequential ResNet50

Model arsitektur MobileNetV2 yang digunakan adalah mobilenetv2_1.00_224 dengan output shape yaitu (None, 7, 7, 1280) dan jumlah parameter output yaitu 2257984. Layer yang digunakan adalah global_average_pooling dua dimensi dengan output shape yaitu (None, 1280). Layer selanjutnya yaitu flatten dengan output shape yaitu (None, 1280). Layer selanjutnya adalah Dense dengan output shape yaitu (None, 4096), Dense_1 dengan output shape yaitu (None, 1072) dan Dense_2 dengan output shape yaitu (None, 5). Layer dropout juga digunakan pada arsitektur ini dengan dengan output shape yaitu (None, 1072). Ringkasan model arsitektur MobileNetV2 yang digunakan dapat dilihat pada Gambar berikut ini.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
mobilenetv2_1.00_224 (Func  (None, 7, 7, 1280)        2257984
tional)

global_average_pooling2d (G  (None, 1280)                0
lobalAveragePooling2D)

flatten (Flatten)           (None, 1280)                0

dense (Dense)               (None, 4096)                5246976

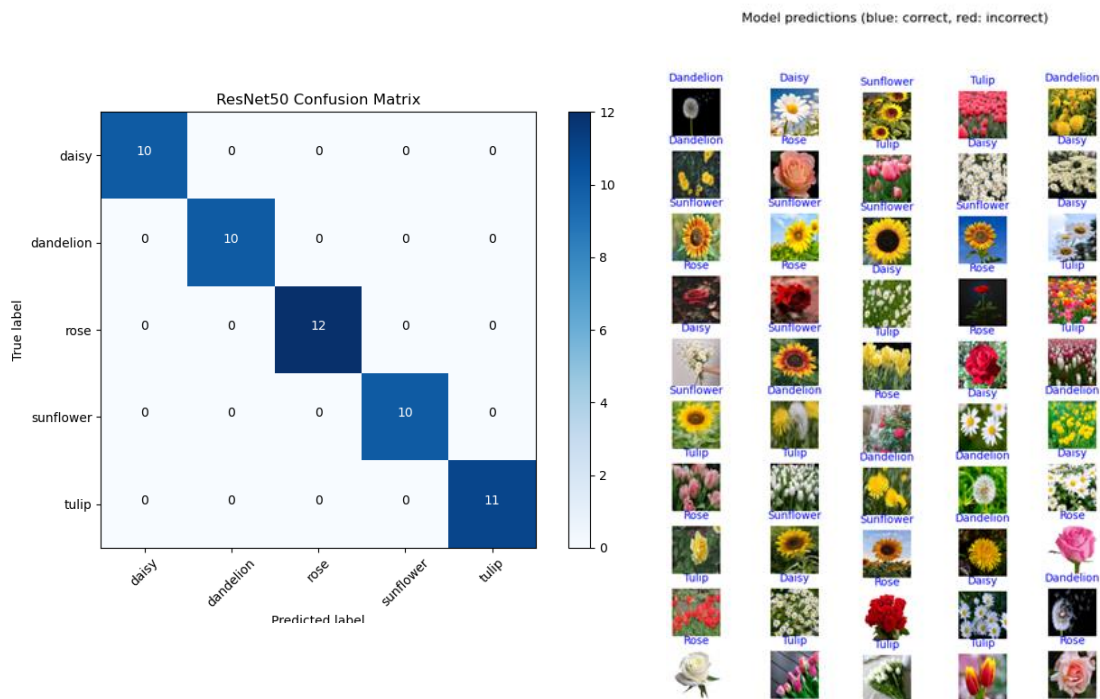
dense_1 (Dense)             (None, 1072)                4391984

dropout (Dropout)          (None, 1072)                0

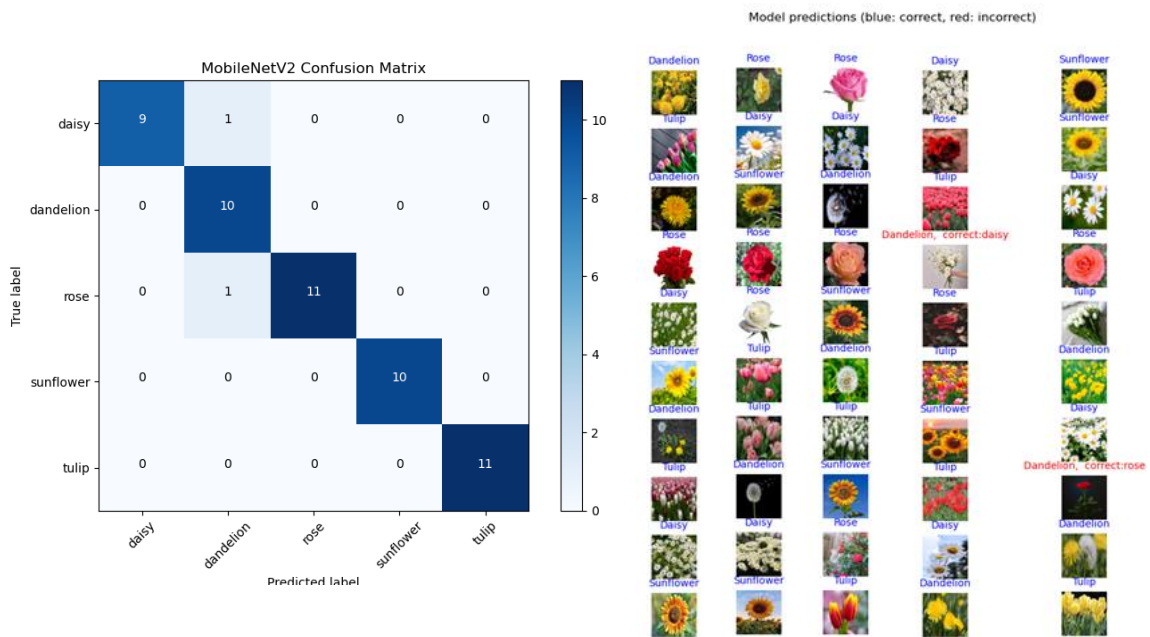
dense_2 (Dense)             (None, 5)                   5365
-----
Total params: 11,902,309
Trainable params: 11,868,197
Non-trainable params: 34,112
    
```

Gambar 4 Arsitektur Sequential MobileNetV2

Selain akurasi, cohens kappa, F1-score, precision dan recall, eksperimen ini juga menghitung confusion matrix untuk ResNet50 pada masing-masing kelas. Metode *confusion matrix* adalah presentasi yang berguna dan komprehensif dari kinerja model algoritma. Matriks ini biasanya digunakan dalam evaluasi model klasifikasi multi-kelas, label tunggal, di mana setiap *instance* data hanya dapat dimiliki oleh satu kelas pada titik waktu tertentu [21]. Hasil prediksi dan confusion matrix dari model arsitektur ResNet50 dapat dilihat pada Gambar berikut ini.



Gambar 5 Hasil Prediksi Model ResNet50



Gambar 6 Hasil Prediksi Model ResNet50

Setelah menentukan model arsitektur MobileNetV2 dan ResNet50, kemudian eksperimen dilanjutkan dengan menghitung akurasi training, akurasi validasi, akurasi testing, cohens kappa, F1-score, precision dan recall. Hasil kinerja terbaik didapatkan oleh model ResNet50 dengan akurasi validasi sebesar 92.67%, sedangkan model MobileNetV2 mendapatkan akurasi validasi sebesar 91.35%. Hasil keseluruhan dari pengujian model dapat dilihat pada Tabel berikut ini.

Tabel 1 Hasil Eksperimen

Model	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Akurasi Testing	Cohens Kappa	F1_score	Precision	Recall
ResNet50	0.9813	0.9267	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
MobileNetV2	0.9895	0.9135	0.9623	0.9528	0.9630	0.9686	0.9623

4. KESIMPULAN

Seiring dengan perkembangan teknologi komputer, riset mengenai identifikasi bunga sudah mulai dilakukan. Riset ini merupakan riset awal untuk pengembangan robot berbasis artificial intelligent untuk dapat mengenai jenis-jenis bunga dengan baik. Untuk mengetahui model atau metode yang cocok untuk identifikasi bunga perlu adanya berbagai macam riset dengan menggunakan berbagai jenis dan jumlah dataset gambar bunga. Penelitian ini akan melakukan pengenalan objek bunga berbasis *deep learning* menggunakan model Resnet50 dan MobileNet-v2. Dataset dalam eksperimen ini berisi 4242 data dengan gambar objek bunga yang terdiri dari lima kelas antara lain chamomile, tulip, rose, sunflower, dandelion. Hasil kinerja terbaik didapatkan oleh model ResNet50 dengan akurasi validasi sebesar 92.67%, sedangkan model MobileNetV2 mendapatkan akurasi validasi sebesar 91.35%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Pusat Penelitian dan Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana yang telah mendukung pelaksanaan penelitian ini.

REFERENSI

[1] Y. Wu, X. Qin, Y. Pan, and C. Yuan, "Convolution neural network based transfer learning for classification of flowers," in *2018 IEEE 3rd international conference on signal and image processing (ICSIP)*, 2018, pp. 562-566.

- [2] H. Hiary, H. Saadeh, M. Saadeh, and M. Yaqub, “Flower classification using deep convolutional neural networks,” *IET Comput. Vis.*, vol. 12, no. 6, pp. 855–862, 2018.
- [3] Y. Jumaryadi, D. Firdaus, B. Priambodo, and Z. P. Putra, “Determining the Best Graduation Using Fuzzy AHP,” in *2020 2nd International Conference on Broadband Communications, Wireless Sensors and Powering (BCWSP)*, 2020, pp. 59–63.
- [4] B. Priambodo, N. Ani, and Y. Jumaryad, “Predict Next User Location to Improve Accuracy of Mobile Advertising,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1175, no. 1, 2019.
- [5] I. H. Iksari, V. Ayumi, M. I. Fanany, and S. Mulyono, “Multiple regularizations deep learning for paddy growth stages classification from LANDSAT-8,” in *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, 2016, pp. 512–517.
- [6] V. Ayumi and I. Nurhaida, “Klasifikasi Chest X-Ray Images Berdasarkan Kriteria Gejala Covid-19 Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 4, no. 2, pp. 147–153, 2021.
- [7] V. Ayumi, L. M. R. Rere, M. I. Fanany, and A. M. Arymurthy, “Random Adjustment - Based Chaotic Metaheuristic Algorithms for Image Contrast Enhancement,” *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 67–76, 2017.
- [8] I. Nurhaida, V. Ayumi, D. Fitriana, R. A. M. Zen, H. Noprisson, and H. Wei, “Implementation of deep neural networks (DNN) with batch normalization for batik pattern recognition,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 2045–2053, 2020.
- [9] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and M. Utami, “Hand-Woven Fabric Motif Recognition Methods: A Systematic Literature Review,” in *2021 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 2021, pp. 90–95.
- [10] V. Ayumi, E. Ermatita, A. Abdiansah, H. Noprisson, M. Purba, and M. Utami, “A Study on Medicinal Plant Leaf Recognition Using Artificial Intelligence,” in *2021 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 2021, pp. 40–45.
- [11] W. P. Sari, E. Cahyaningsih, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, “The welfare classification of Indonesian national civil servant using TOPSIS and k-Nearest Neighbour (KNN),” in *Research and Development (SCORED), 2016 IEEE Student Conference on*, 2016, pp. 1–5.
- [12] M. Sadikin, D. Ramayanti, and A. P. Indrayanto, “The Graded CNN Technique to Identify Type of Food as The Preliminary Stages to Handle the Issues of Image Content Abundant,” in *Proceedings of the 2020 12th International Conference on Computer and Automation Engineering*, 2020, pp. 108–113.
- [13] K. Il Bae, J. Park, J. Lee, Y. Lee, and C. Lim, “Flower classification with modified multimodal convolutional neural networks,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 159, p. 113455, 2020.
- [14] H. M. Zawbaa, M. Abbass, S. H. Basha, M. Hazman, and A. E. Hassenian, “An automatic flower classification approach using machine learning algorithms,” in *2014 International conference on advances in computing, communications and informatics (ICACCI)*, 2014, pp. 895–901.
- [15] W. Liu, Y. Rao, B. Fan, J. Song, and Q. Wang, “Flower classification using fusion descriptor and SVM,” in *2017 International Smart Cities Conference (ISC2)*, 2017, pp. 1–4.
- [16] V. Ayumi, “Application of Machine Learning for SARS-CoV-2 Outbreak,” *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 5, 2020.
- [17] Y. A. Sari and N. Suciati, “Flower classification using combined a* b* color and fractal-based texture feature,” *Int. J. Hybrid Inf. Technol.*, vol. 7, no. 2, pp. 357–368, 2014.
- [18] M. Toğaçar, B. Ergen, and Z. Cömert, “Classification of flower species by using features extracted from the intersection of feature selection methods in convolutional neural network models,” *Measurement*, vol. 158, p. 107703, 2020.
- [19] X. Xia, C. Xu, and B. Nan, “Inception-v3 for flower classification,” in *2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)*, 2017, pp. 783–787.
- [20] C. Chen, Q. Yan, M. Li, and J. Tong, “Classification of blurred flowers using convolutional neural networks,” in *Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Deep Learning Technologies*, 2019, pp. 71–74.
- [21] D. Krstinić, M. Braović, L. Šerić, and D. Božić-Štulić, “Multi-label classifier performance evaluation with confusion matrix,” *Comput Sci Inf Technol*, vol. 10, pp. 1–14, 2020.