

## KLASIFIKASI JENIS BUNGA MENGGUNAKAN METODE MOBILENETV2 DAN RESNET101

**Ferdinand Iskandar**

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara  
Jl. Letjen S. Parman No.1, Jakarta Barat, DKI Jakarta, Indonesia 11410

E-mail: [ferdinand.535200012@stu.untar.ac.id](mailto:ferdinand.535200012@stu.untar.ac.id)

### ABSTRAK

Spesies tanaman bunga yang sangat beragam membuat sulit bagi manusia untuk dapat dengan mudah membedakan masing-masing dari spesies bunga. Dengan bantuan teknologi *computer vision*, pengenalan terhadap spesies bunga dapat dilakukan dengan sebuah mesin. Sehingga dapat dibuat sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan spesies bunga. Pada penelitian ini, dilakukan perbandingan antara 2 model *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu MobileNetV2 dan ResNet101 dalam mengenali 10 jenis bunga diantaranya phlox, rose, calendula, iris, leucanthemum maximum, bellflower, viola, rudbeckia laciniata, peony, dan aquilegia. Dari hasil evaluasi, didapatkan bahwa model terbaik adalah MobileNetV2 dengan *optimizer* RMSprop yang mendapatkan akurasi sebesar 87%, *precision* sebesar 91%, *recall* sebesar 87%, dan *f1-score* sebesar 87%.

**Kata kunci:** Bunga, *Computer Vision*, *Convolutional Neural Network*, *MobileNetV2*, *ResNet101*

### ABSTRACT

*The wide variety of flower species makes it difficult for humans to easily distinguish each flower species. With the help of computer vision technology, recognition of flower species can be done by a machine. So that a system can be created that can classify flower species. In this study, a comparison was made between 2 Convolutional Neural Network (CNN) models namely MobileNetV2 and ResNet101 in recognizing 10 types of flowers including phlox, rose, calendula, iris, leucanthemum maximum, bellflower, viola, rudbeckia laciniata, peony, and aquilegia. From the evaluation results, it is found that the best model is MobileNetV2 with the RMSprop optimizer which gets an accuracy of 87%, precision of 91%, recall of 87%, and f1-score of 87%.*

**Keywords:** Flower, *Computer Vision*, *Convolutional Neural Network*, *MobileNetV2*, *ResNet101*

## 1 PENDAHULUAN

Bunga memiliki peran yang penting dalam rantai makanan dengan memberi makan berbagai jenis serangga ataupun makhluk hidup lainnya di bumi [1]. Jumlah spesies bunga yang sangat banyak yakni sekitar 250,000 spesies yang dapat dikelompokkan menjadi 350 famili membuat sulit bagi manusia untuk mengenali masing-masing dari spesies bunga tersebut [2]. Maka dari itu, dirasa penting untuk dibuatnya sebuah sistem yang dapat mengenali spesies bunga.

Berkembang pesatnya teknologi terutama pada bidang *computer vision* yang merupakan bagian dari *artificial intelligence* yang memberikan kemampuan pada sebuah komputer untuk dapat memperoleh informasi-informasi penting dari berbagai jenis data visual [3]. Dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai metode yang paling sering digunakan dalam mengklasifikasikan citra.

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menciptakan sebuah sistem yang mempermudah manusia untuk membedakan jenis-jenis bunga dengan memanfaatkan teknologi *computer vision* serta untuk mencari metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang terbaik dalam mengklasifikasikan tanaman bunga.

## 2 TINJAUAN LITERATUR

Adapun penelitian terdahulu yang telah dibuat dengan menggunakan model yang sama serta penelitian yang berkaitan dengan klasifikasi citra bunga. Penelitian pertama yaitu “Klasifikasi Citra Bunga dengan Menggunakan *Deep Learning: CNN (Convolutional Neural Network)*” yang dilakukan oleh Intyanto pada tahun 2021. Dalam penelitian ini, terdapat 5 kelas citra yang ingin dikenali yaitu daisy, dandelion, rose, sunflower, dan tulip. Metode yang digunakan adalah VGG16, mendapatkan nilai akurasi sebesar 80% [4].

Penelitian selanjutnya yaitu “Klasifikasi Tanaman Anggrek Jenis *Phalaenopsis* Berdasarkan Citra Labellum Bunga Menggunakan Metode Convolutinal Neural Network (CNN)” yang dilakukan oleh Baihaqy et al. pada tahun 2022. Dalam penelitian ini, terdapat 2 jenis anggrek *Phalaenopsis* yang ingin dikenali yaitu *Phalaenopsis Cornu-cervi* dan *Phalaenopsis Lamelligera*. Metode yang digunakan adalah InceptionV3, mendapatkan nilai akurasi sebesar 99,2% [5].

Adapula penelitian dengan judul “Identifikasi Citra Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)” yang dilakukan oleh Pujiati et al. pada tahun 2022. Dalam penelitian ini, terdapat 33 kelas tanaman herbal yang ingin dikenali. Metode CNN yang digunakan dibuat sendiri oleh penulis, mendapatkan nilai akurasi sebesar 84% [6].

Penelitian lainnya yaitu “Perbandingan Model AlexNet dan ResNet dalam Klasifikasi Citra Bunga Memanfaatkan Transfer Learning” yang dilakukan oleh Falakhi et al. pada tahun 2022. Dalam penelitian ini, terdapat 102 jenis bunga yang ingin dikenali. Metode yang digunakan adalah AlexNet dan ResNet, dimana dari kedua metode tersebut didapatkan bahwa ResNet merupakan metode yang lebih baik dengan nilai akurasi sebesar 96% [7].

Selain itu, terdapat penelitian berjudul “KLASIFIKASI JENIS BUNGA DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)” yang dilakukan oleh Fitriani pada tahun 2021. Dalam penelitian ini, terdapat 5 kelas citra yang ingin dikenali yaitu daisy, dandelion, rose, sunflower, dan tulip. Metode yang digunakan adalah MobileNetV2, mendapatkan akurasi sebesar 91% [8].

Ada juga penelitian berikutnya dengan judul “KLASIFIKASI JENIS BUNGA MAWAR MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOUR” yang dilakukan oleh Hayati pada tahun 2023. Dalam penelitian ini, sebanyak 120 citra mawar digunakan untuk melatih algoritma. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah K-Nearest Neighbor (KNN), mendapatkan akurasi sebesar 87,5% [9].

Penelitian berikutnya yaitu “Penerapan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Klasifikasi Anggrek Berdasarkan Karakter Morfologi Daun dan Bunga” yang dilakukan oleh Novita et al. pada tahun 2018. Dalam penelitian ini, 5 bagian utama tanaman anggrek yaitu sepal (daun kelopak), petal (daun mahkota), stamen (benang sari), pistil (putik) dan ovari (bakal buah) digunakan sebagai variabel penentu. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah K-Nearest Neighbor (KNN), mendapatkan akurasi sebesar 53,33% [10].

Selanjutnya adalah penelitian judul “Klasifikasi Jenis Bunga Menggunakan Metode Svm Berdasarkan Citra Dengan Fitur Hsv” yang dilakukan oleh Chandra et al. pada tahun 2023. Dalam penelitian ini, terdapat 2 jenis bunga yang ingin diklasifikasi yaitu daisy dan sunflower. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM), mendapatkan akurasi sebesar 63,66% [11].

Kemudian terdapat pula penelitian berjudul “IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI TANAMAN TOGA BERDASARKAN CIRI DAUN BERBASIS ANDROID” yang dilakukan oleh Alamsyah pada tahun 2019. Dalam penelitian ini, digunakan 10 kelas jenis tanaman toga yaitu teh hijau, tapak dewa, sirsak, semanggi, mengkudu, mahoni, kumis kucing, jambu biji,

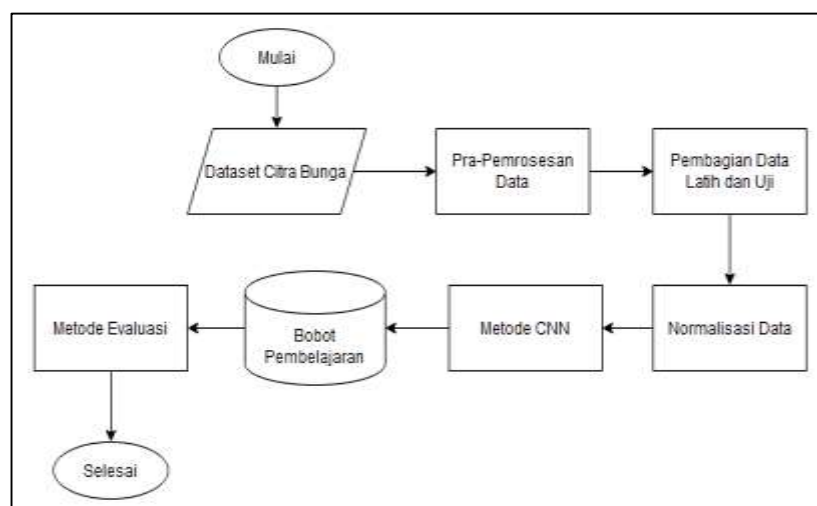
blimbing wuluh, dan bayam merah. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN) buatan penulis, mendapatkan akurasi sebesar 80% [12].

Penelitian terakhir berjudul “Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)” yang dilakukan oleh Tatma et al. pada tahun 2023. Dalam penelitian ini, digunakan 3 kelas jenis tanaman hias yaitu aglonema, coleus, dan puring. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN) buatan penulis, mendapatkan akurasi sebesar 98,75% [13].

Berdasarkan penelitian-penelitian di atas, belum terdapat penelitian yang melakukan perbandingan kinerja model MobileNetV2 dengan ResNet101 dalam mengklasifikasi jenis bunga. Maka dari itu, dilakukan penelitian untuk mengklasifikasi 10 jenis bunga yaitu phlox, rose, calendula, iris, leucanthemum maximum, bellflower, viola, rudbeckia laciniata, peony, dan aquilegia dengan model MobileNetV2 dan ResNet101.

### 3 METODE PENELITIAN

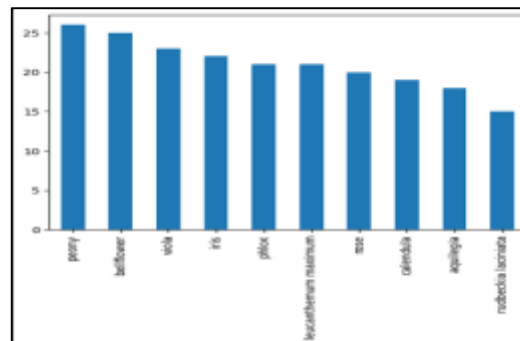
Penelitian yang dilakukan terbagi menjadi beberapa tahapan yaitu mencari data, pra-pemrosesan data, pembagian data latih dan uji, melakukan normalisasi pada data, melatih model CNN dengan data latih, menguji model CNN dengan data uji, dan evaluasi performa masing-masing model. Untuk dapat lebih mudah memahami alur dari penelitian ini, dapat melihat *flowchart* pada Gambar 1.



**Gambar 1** Flowchart alur penelitian

#### Dataset

Dataset yang digunakan merupakan data citra berwarna tabular dengan jumlah 210 data yang memiliki 10 kelas yaitu phlox, rose, calendula, iris, *leucanthemum maximum*, *bellflower*, viola, *rudbeckia laciniata*, peony, dan aquilegia. Data yang digunakan bersumber dari <https://www.kaggle.com/datasets/olgabelitskaya/flower-color-images/data>. Dalam penelitian ini, dataset tersebut akan dibagi menjadi 2 yaitu 70% data atau 147 citra digunakan untuk melatih model dan sisanya sebesar 30% atau 63 citra digunakan untuk menguji model. Untuk jumlah data dari masing-masing kelas dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Jumlah Data pada Setiap Kelas

### 3.1. Pra-Pemrosesan Data

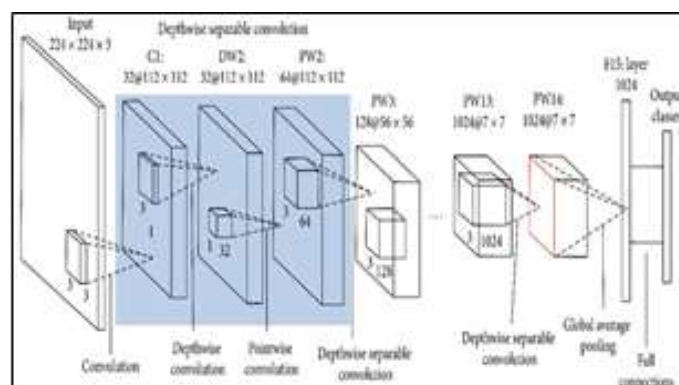
Pada tahapan pra-pemrosesan data, dataset yang telah dikumpulkan akan dilakukan *resizing* terlebih dahulu pada citra menjadi  $224 \times 224 \times 3$ . Setelah dilakukan *resizing*, data akan dibagi menjadi data uji dan data latih. Kemudian data citra akan dilakukan normalisasi dengan membagi masing-masing nilai piksel pada citra dengan 225 guna meningkatkan performa dari model CNN.

### 3.2. Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan kelas dari jaringan syaraf tiruan yang telah menjadi metode yang dominan digunakan untuk menyelesaikan tugas-tugas computer vision karena hasil yang menakjubkan pada kompetisi pengenalan objek yang dikenal sebagai *ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition* (ILSVRC) pada tahun 2012. Convolutional Neural Network atau yang sering disebut CNN umumnya terdiri dari tiga jenis lapisan: konvolusi, pooling, dan *fully connected* [14]. Lapisan konvolusi melakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan filter yang diaplikasikan pada citra input. Kemudian lapisan pooling, melakukan proses downsampling untuk mengurangi dimensi feature map. Metode pooling yang sering digunakan dalam CNN adalah max pooling dan average pooling. Lapisan terakhir merupakan lapisan *fully connected* yang berfungsi untuk memetakan fitur yang diekstraksi menjadi hasil akhir dan output dari lapisan *fully connected* akan dihitung dengan fungsi softmax untuk mendapatkan probabilitas dari masing-masing kelas. Kelas terprediksi ialah yang memiliki nilai probabilitas tertinggi [15].

#### 3.3.1. MobileNet

MobileNet merupakan arsitektur CNN yang dirancang sedemikian rupa sehingga dapat diimplementasikan pada perangkat mobile dan komputer dengan kemampuan komputasi yang rendah. Arsitektur ini berdasarkan *depthwise separable convolutions* yang terdiri 2 tahapan konvolusi yaitu *depthwise* dan *pointwise*. Konvolusi *depthwise* digunakan untuk mengaplikasikan sebuah filter ke setiap channel pada input. Konvolusi *depthwise* hanya melakukan proses filter pada input dan tidak menggabungkan output dari masing-masing channel untuk menciptakan feature map baru. Oleh karena itu, ditambahkan konvolusi *pointwise* yang mengaplikasikan filter konvolusi berukuran  $1 \times 1$  untuk menggabungkan output dari konvolusi *depthwise* agar membentuk feature map baru [16].

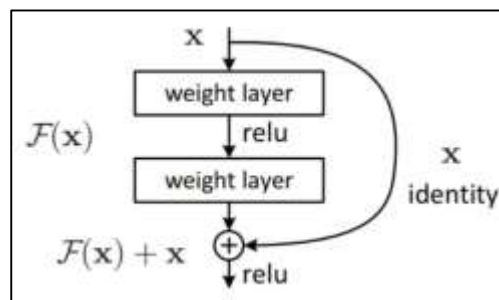


Gambar 3 Arsitektur MobileNet

Pada tahun 2018 dikeluarkan versi baru dari MobileNet yang dinamakan MobileNetV2. Versi baru membawakan pembaharuan yakni ditambahkan *Inverted residual block* yang memiliki 3 lapisan yaitu lapisan ekspansi yang berguna untuk memperbesar dimensi data input, lapisan konvolusi yang berguna untuk melakukan ekstraksi fitur, dan lapisan kompresi yang berguna untuk memperkecil dimensi dari output [17].

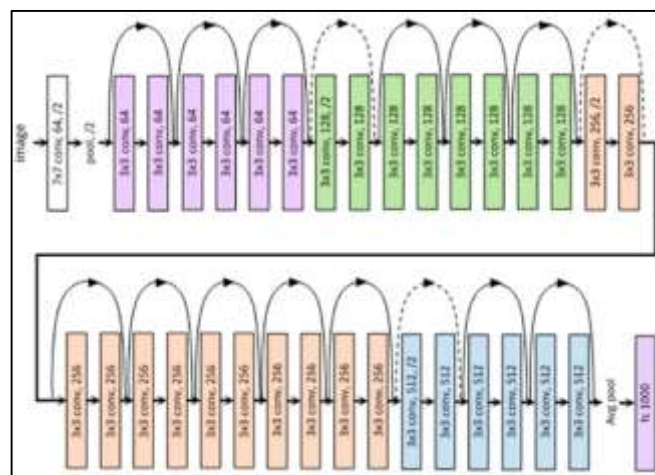
### 3.3.2. ResNet

ResNet merupakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang menerapkan blok residual. Blok diciptakan untuk mengatasi masalah gradien yang menghilang. Metode *Skip connection* digunakan untuk melewati beberapa level di antara lapisan aktivasi dengan lapisan berikutnya. Ini menciptakan blok residual [18].



Gambar 4 Skip Connection

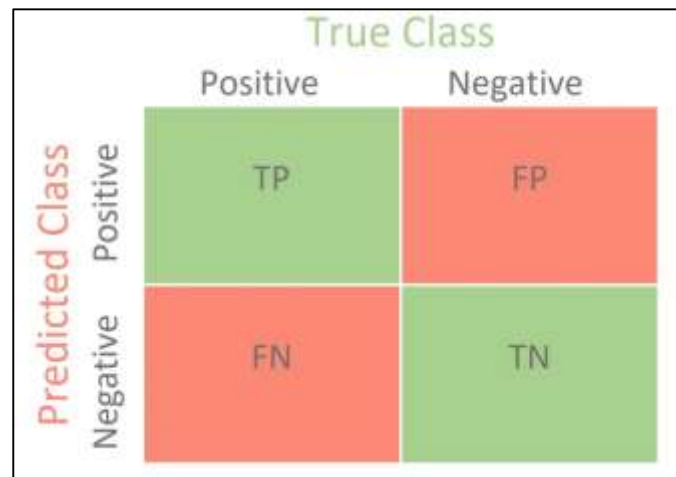
Blok residual ini ditumpuk untuk membentuk arsitektur dari ResNet. Strategi di balik jaringan ini adalah membiarkan jaringan menyesuaikan dengan pemetaan sisa dibandingkan membiarkan lapisan mempelajari pemetaan yang mendasarinya. Manfaat menyertakan *skip connection* adalah regularisasi akan melewati lapisan-lapisan yang menurunkan kinerja arsitektur. Hasilnya, pelatihan CNN yang sangat mendalam dapat dilakukan tanpa menghadapi masalah hilangnya gradien [19].



Gambar 5 Arsitektur ResNet

### 3.3. Metode Evaluasi

Metode evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah confusion matrix. Confusion matrix terdiri dari true positive, false positive, true negative dan false negative [20]. Nilai-nilai tersebut akan digunakan untuk menghitung presisi, recall, akurasi, dan f1-score dari algoritma pembelajaran mesin. Presisi memberitahu jumlah data positif yang terklasifikasi benar dibagi dengan jumlah data yang terklasifikasi positif. Recall memberitahu berapa persen data positif yang terklasifikasi benar. Akurasi memberitahu seberapa baik sebuah algoritma dapat melakukan klasifikasi secara keseluruhan. F1-score merupakan perbandingan antara rata-rata dari presisi dengan recall [21]. Untuk tabel dari confusion matrix dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Tabel Confusion Matrix

Dengan:

True Positive (TP) adalah jumlah data positif yang hasil klasifikasinya adalah benar

False Positive (FP) adalah jumlah data positif yang hasil klasifikasinya adalah salah

True Negative (TN) adalah jumlah data negatif yang hasil klasifikasinya adalah benar

False Negative (FN) adalah jumlah data negatif yang hasil klasifikasinya adalah salah

Persamaan untuk menghitung presisi, recall, akurasi, dan f1-score adalah sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{(TP+FP)} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP+FN)} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{F1 Score} = 2 \times (\text{Presisi} \times \text{Recall}) / (\text{Presisi} + \text{Recall}) \quad (4)$$

## 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

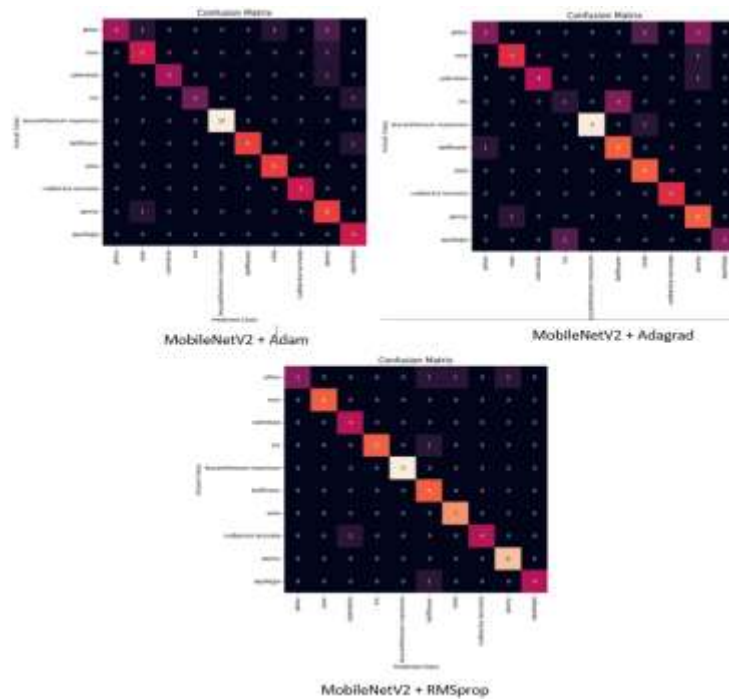
Data citra bunga yang telah dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 70:30 akan digunakan untuk melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN). Dalam penelitian ini, model CNN yang digunakan ada 2 yaitu MobileNetV2 dan ResNet101. Pada proses pelatihan kedua model CNN dilakukan percobaan dengan 3 jenis *optimizer* yaitu Adam, RMSprop, dan Adagrad. *Earlystopping* juga digunakan untuk mendapatkan model dengan performa terbaik serta menghindari terjadinya *overfitting*. Pelatihan dilakukan dengan jumlah *epoch* 100 dan *batch size* 32. Untuk rincian dari hasil evaluasi kedua model dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score

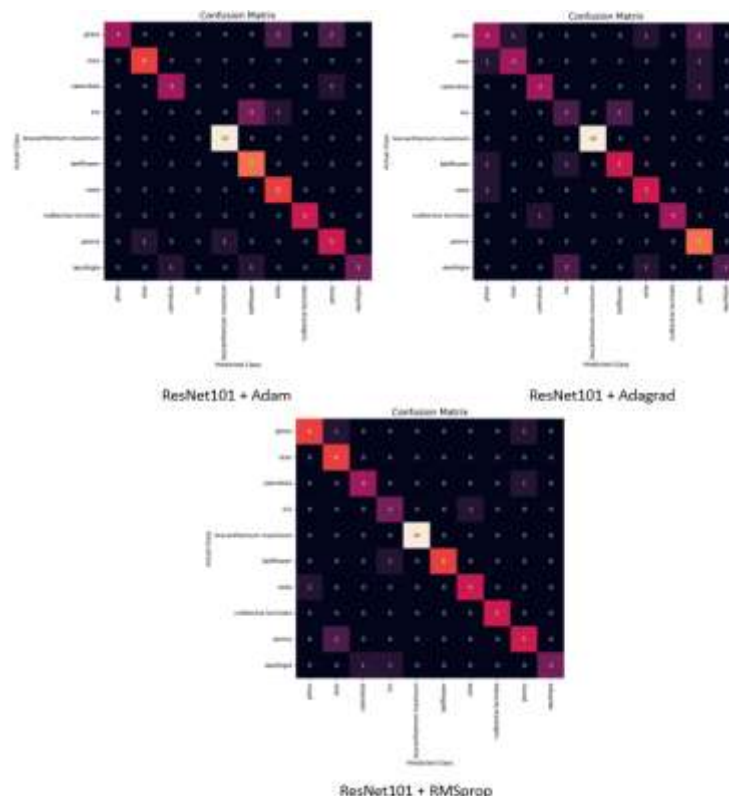
CNN + Optimizer	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
MobilNetV2 + Adam	86%	89%	86%	86%
MobilNetV2 + Adagrad	76%	78%	75%	74%
MobilNetV2 + RMSprop	87%	91%	87%	87%
ResNet101 + Adam	79%	75%	76%	73%
ResNet101 + Adagrad	75%	76%	72%	72%
ResNet101 + RMSprop	84%	85%	83%	83%



Dari Tabel 1, didapatkan bahwa model dengan performa terbaik adalah model MobileNetv2 dengan *optimizer* RMSprop yang mendapatkan nilai akurasi sebesar 87%, *precision* sebesar 91%, *recall* sebesar 87%, dan *f1-score* sebesar 87%. Untuk dapat lebih jauh melihat performa masing-masing kombinasi model digunakanlah metrik *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Gambar 7 dan Gambar 8.



**Gambar 7** Confusion Matrix MobileNetV2



**Gambar 8** Confusion Matrix ResNet101

Dari Gambar 7 dan Gambar 8, didapatkan bahwa seluruh model yang telah dilatih memiliki kecenderungan untuk mendeteksi kelas phlox, rose, dan calendula sebagai peony. Untuk kelas yang paling mudah untuk model klasifikasi ialah leucanthemum maximum, dimana dari seluruh model yang dilatih hanya pada model MobileNetV2 dengan *optimizer* adagrad terjadi 1 kesalahan prediksi kelas leucanthemum maximum sebagai bellflower.

Performa model-model latih yang didapatkan sebenarnya tidaklah buruk tetapi masih dapat ditingkatkan lagi dikarenakan jumlah data pelatihan yang sedikit mengakibatkan model belum dapat dengan baik menangkap pola-pola dari objek yang ingin diprediksi. Sehingga hasil evaluasi yang didapatkan masih kurang maksimal.

## 5 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa model MobileNetV2 memiliki performa yang lebih baik dibandingkan ResNet101. Dibuktikan dengan nilai akurasi dari masing-masing model MobileNetV2 yang dilatih mendapatkan akurasi yang lebih tinggi dari ResNet101. Dari ketiga optimizer yang digunakan, optimizer RMSprop merupakan yang paling unggul dikarenakan mendapatkan nilai akurasi yang tertinggi pada kedua model CNN yang dilatih. Model dengan performa terbaik adalah MobileNetV2 + RMSprop yang mendapatkan nilai akurasi terbaik yaitu 87%, *precision* sebesar 91%, *recall* sebesar 87%, dan *f1-score* sebesar 87%.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih penulis ucapkan kepada Teny Handhayani S.Kom, M.Kom, Ph.D selaku dosen mata kuliah Machine Learning dan Olga Belitskaya yang telah mempublikasi dataset citra bunga berwarna pada platform Kaggle.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. R. Mete, and T. Ensari, "Flower Classification with Deep CNN and Machine Learning Algorithms". In International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT), pp. 1-5, Dec 2019.
- [2] H. Hiary, H. Saadeh, M. Saadeh, and M. Yaqub, "Flower classification using deep convolutional neural networks". IET Computer Vision, vol. 12, no.6, pp. 855-862, May 2018.
- [3] I. Wulandari, H. Yasin, and, T. Widiyari, "KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BUMBU DAN REMPAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)". Jurnal Gaussian, vol. 9, no. 3, pp. 273-282, Aug 2020.
- [4] G. W. Intyanto, "Klasifikasi Citra Bunga dengan Menggunakan Deep Learning: CNN (Convolution Neural Network)". Jurnal Arus Elektro Indonesia, vol. 7, no. 3, Dec 2021.
- [5] M. Baihaqy, A. T. Wibowo, and D. Q. Utama, "Klasifikasi Tanaman Anggrek Jenis Phalaenopsis Berdasarkan Citra Labellum Bunga Menggunakan Metode Convolutinal Neural Network (cnn)". eProceedings of Engineering, vol. 9, no. 3, pp. 1942-1951, Juni 2022.
- [6] R. Pujiati, and N. Rochmawati, "Identifikasi Citra Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)". Journal of Informatics and Computer Science (JINACS), vol. 3, no.3, pp. 351-357, Jan 2022.
- [7] B. Falakhi, E. F. Achmal, M. Rizaldi, R. R. R. Athallah, and N. Yulistira, "Perbandingan Model AlexNet dan ResNet dalam Klasifikasi Citra Bunga Memanfaatkan Transfer Learning." Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika, vol. 9, no. 1, pp. 70-78, May 2022.
- [8] Fitriani, "KLASIFIKASI JENIS BUNGA DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)", Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia, vol. 2, no. 2, pp. 64-68, Dec 2022.
- [9] N. Hayati, "KLASIFIKASI JENIS BUNGA MAWAR MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOUR", Jurnal Informatika dan Riset, vol. 1, no. 1, pp. 31-37, Mar 2023.



- [10] S. Novita, P. Harsani, and A. Qurania, "Penerapan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Klasifikasi Anggrek Berdasarkan Karakter Morfologi Daun dan Bunga", *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer dan Matematika*, vol. 15, no. 1, pp. 118-125, Jan 2018.
- [11] M. M. Chandra, and Yoannita, "Klasifikasi Jenis Bunga Menggunakan Metode Svm Berdasarkan Citra Dengan Fitur Hsv", *Jurnal Indonesia Sosial Teknologi*, vol. 4, no. 2, pp. 255-264, Feb 2023.
- [12] S. F. Alamsyah, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI TANAMAN TOGA BERDASARKAN CIRI DAUN BERBASIS ANDROID", *Ubiquitous: Computers and its Applications Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 113-122, Dec 2019.
- [13] A. M. Tama, and R. C. N. Santi, "Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)", *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 6, no. 2, pp. 764-770, Sep 2023.
- [14] A. Lay, and Lina, "PENDETEKSIAN AKTIVITAS MANUSIA DENGAN HUMAN POSE ESTIMATION DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK". *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*, vol. 6, pp. 51-60, Jun 2022.
- [15] F. F. Maulana, and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network", *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 1, no. 1, pp. 104-108, Jan 2020.
- [16] Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C., "Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks". In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 4510-4520, Jan 2018.
- [17] M. N. Winnarto, M. Mailasari, and A. Purnawati, "KLASIFIKASI JENIS TUMOR OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTURE MOBILENET V2", *Jurnal SIMETRIS*, vol. 13, no. 2, pp. 1-12, Nov 2022.
- [18] D. Efendi, Jasril, S. Sanjaya, F. Syafria, and E. Budianita, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi", *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*, vol. 9, no. 3, pp. 607-614, Jun 2022.
- [19] N. D. Miranda, L. Novamizanti, and, S. Rizal, "CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI SIDIK JARI MENGGUNAKAN RESNET-50", *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 1, no. 2, pp. 61-68, Dec 2020.
- [20] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani and Sarjana, "Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi WSN Menggunakan Confusion Matrix," *Jurnal Informatika UPGRIS*, vol. 6, no. 2, pp. 66-75, 2020.
- [21] F. Andrianson, Lina and A. Chris, "Pendeteksian Sel Darah Putih Dari Citra Preparat Dengan You Only Look Once," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 75-78, 2021.