

Klasifikasi Jenis Kamboja (*Plumeria*) Berdasarkan Citra Bunga Menggunakan Arsitektur *MobileNetV2*

^{1*}Yustitio Caesar, ²Patmi Kasih, ³Muh Aris Saputra

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹siosanmar1234@gmail.com, ²patmikasih@unpkdr.ac.id, ³aris.saputra@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Yustitio Caesar

Abstrak—Tanaman kamboja (*Plumeria*) merupakan tanaman hias yang memiliki berbagai jenis dengan karakteristik visual yang hampir serupa, sehingga sering menyulitkan pecinta kamboja pemula dalam proses identifikasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis bunga kamboja berdasarkan citra bunga menggunakan arsitektur MobileNetV2. Dataset yang digunakan terdiri dari lima jenis bunga kamboja, yaitu *Plumeria alba*, *Plumeria obtusa*, *Plumeria acuminata*, *Plumeria rubra*, dan *Plumeria pudica*. Proses penelitian meliputi preprocessing data, pelatihan model menggunakan transfer learning, dengan variasi epoch 20, 50, dan 100, serta fine tuning selama 15 epoch untuk meningkatkan performa model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan jenis bunga kamboja dengan cukup baik. Performa terbaik diperoleh pada skenario 100 epoch dengan akurasi data uji sebesar 80%, precision 87%, recall 80%, dan f1-score 80%. Berdasarkan confusion matrix, kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas *Plumeria alba* dan *Plumeria obtusa* karena memiliki kemiripan karakteristik visual, seperti bentuk kelopak dan warna bunga. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu melakukan identifikasi bunga kamboja dengan baik.

Kata Kunci — Bunga Kamboja , CNN, Klasifikasi, *MobileNetV2*

Abstract — Frangipani (*Plumeria*) is an ornamental plant that consists of various species with highly similar visual characteristics, making the identification process difficult, especially for beginner enthusiasts. This study aims to develop a frangipani flower classification system based on flower images using the MobileNetV2 architecture. The dataset used consists of five classes: *Plumeria alba*, *Plumeria obtusa*, *Plumeria acuminata*, *Plumeria rubra*, and *Plumeria pudica*. The research process includes data preprocessing and model training using a transfer learning approach with epoch variations of 20, 50, and 100, followed by fine-tuning for 15 epochs to improve model performance. The results show that the MobileNetV2 model is capable of classifying frangipani flower species effectively. The best performance was achieved in the 100-epoch scenario, obtaining a test accuracy of 80%, precision of 87%, recall of 80%, and F1-score of 80%. Based on the confusion matrix results, the highest classification errors occurred between *Plumeria alba* and *Plumeria obtusa* due to similarities in visual characteristics, particularly petal shape and flower color. These findings indicate that MobileNetV2 can be effectively applied to support image-based identification of frangipani flower species.

Keywords — CNN, Frangipani Flower, Classification, *MobileNetV2*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Tanaman kamboja (*Plumeria*) merupakan salah satu jenis tanaman hias yang dikenal luas di Indonesia karena keindahan bentuk dan aromanya yang khas. Jenis kamboja sangat beragam, antara lain *Plumeria alba*, *Plumeria obtusa*, *Plumeria acuminata*, *Plumeria rubra*, dan *Plumeria pudica*. *Plumeria alba* yang memiliki ciri khas seperti bentuk bunganya yang runcing dan

berwarna putih [1], *Plumeria rubra* yang memiliki warna bunga berwarna merah, oranye, dan merah muda [2], *Plumeria pudica* yang memiliki warna bunga putih di tengahnya berwarna kuning, *Plumeria acuminata* yang memiliki warna bunga kuning, dan *Plumeria obtusa* yang memiliki bentuk bunga lebar dan warna bunga berwarna putih [3].

Karakteristik setiap bunga kamboja berbeda-beda tergantung dari lingkungan, bentuk dan warna bunga. Namun, kemampuan dalam mengenali setiap jenis tanaman kamboja ini menjadi permasalahan utama yang dihadapi, karena jenis bunga kamboja memiliki ciri khas yang hampir sama. Hal ini dapat menyebabkan kesalahan dalam pemilihan jenis bunga kamboja, terutama oleh masyarakat awam dan pecinta tanaman kamboja pemula yang masih belum mengerti perbedaan morfologi dengan baik [4].

Identifikasi secara manual berpotensi menghasilkan akurasi yang rendah, sehingga dapat menimbulkan salah prediksi jenis bunga kamboja. Untuk mengatasi permasalahan identifikasi secara manual, memerlukan teknologi pengenalan citra dengan basis *deep learning* yang mampu mengenali pola dan ciri secara otomatis.

Pada penelitian terdahulu oleh Ayumi [5] yang berjudul Pengenalan Objek Bunga Berbasis *Deep Learning* Menggunakan Model Resnet50 dan MobileNet-v2 yang bertujuan untuk mengetahui model atau metode yang cocok untuk identifikasi bunga. Hasil dari pengujian model ResNet50 memiliki akurasi validasi 92.67%, sedangkan MobileNetV2 memiliki akurasi validasi 91.35%. Selanjutnya penelitian oleh Febrianto [6] yang berjudul Analisis Performa CNN Arsitektur MobileNet untuk Pengenalan Penyakit Pada Tanaman Bawang Merah, yang bertujuan untuk mengklasifikasi penyakit tanaman bawang merah secara otomatis. Hasil dari penelitian tersebut memiliki akurasi 92%. Penelitian oleh Firdaus [7] yang berjudul Klasifikasi Tanaman Anggrek Menggunakan Metode CNN Berbasis Web Django, yang bertujuan untuk mengklasifikasi tanaman anggrek menggunakan metode CNN, guna membantu pembudidaya anggrek pemula dalam melakukan identifikasi. Hasil dari penelitian ini memiliki akurasi sebesar 99%.

Berdasarkan latar belakang tersebut, peneliti mengembangkan sistem klasifikasi jenis tanaman kamboja berdasarkan citra bunga menggunakan metode MobileNetV2. Sistem ini diharapkan dapat membantu masyarakat awam dan pecinta bunga kamboja pemula untuk mengenali jenis kamboja secara cepat dan akurat.

II. METODE PENELITIAN

2.1 Dataset

a. *Plumeria alba*

Plumeria alba memiliki nama lokal yaitu kamboja putih, yang memiliki ciri yaitu bunga berwarna putih dengan pusat berwarna kuning. Daunnya berbentuk melonjong dengan ujung meruncing dan memiliki permukaan daun yang halus. Tinggi pohon dapat mencapai 4-7 meter [9].

b. *Plumeria obtusa*

Plumeria obtusa memiliki pohon dengan tinggi rata-rata mencapai 5 hingga 6 meter, dan memiliki daun berbentuk daun berujung tumpul dan sering disebut kamboja kipas. Memiliki bunga berwarna putih dengan pusat dikuning dan kelopak yang membulat [10].

c. *Plumeria acuminata*

Plumeria acuminata memiliki nama lokal yaitu kamboja kuning, yang memiliki ciri yaitu bunganya berwarna kuning dengan bentuk bunga seperti terompet. Daunnya berbentuk lonjong dengan ujung meruncing. Tinggi pohon sekitar 5-7 meter [9].

d. *Plumeria pudica*

Plumeria pudica memiliki ciri daun yang berbentuk lebar dan memanjang serta permukaannya yang sedikit kasar, dengan bentuk daun seperti pagoda. Bunganya berwarna putih dengan pusat kuning kecil [11].

e. *Plumeria rubra*

Plumeria rubra memiliki pohon dengan tinggi rata-rata 7 hingga 8 meter, memiliki daun berbentuk runcing serta memiliki warna variasi dari merah muda sampai merah. Bunganya memiliki aroma yang kuat dan sering dijadikan hiasan pada halaman rumah [12].

2.2 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data diperoleh melalui proses *web crawling* menggunakan Bahasa pemrograman Python, library yang digunakan antara lain: *bing_image_downloader*, *requests*, *os*. Pada tahap *crawling* menggunakan kata kunci untuk setiap kelasnya seperti: *Plumeria alba flower*, *Plumeria pudica flower*, *Plumeria acuminata flower*, *Plumeria obtuse flower*, dan *Plumeria rubra flower*.

2.3 Data Preprocessing

a. Augmentasi

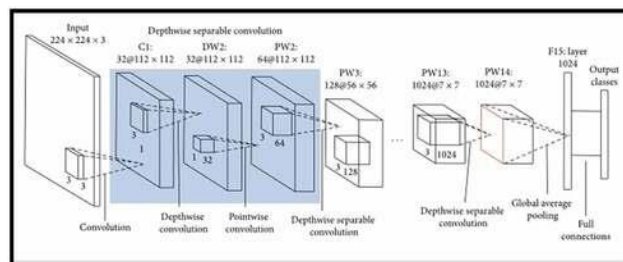
Augmentasi data merupakan cara untuk memperbanyak jumlah data citra, augmentasi memiliki beberapa jenis antara lain: *brightness*, *rotation*, dan *horizontal_flip* [13]. Pada penelitian ini augmentasi menggunakan ImageDataGenerator, proses augmentasi dilakukan setelah pembagian dataset. Augmentasi ini dilakukan karena karakteristik dataset bunga kamboja yang memiliki variasi objek, pencahayaan, dan pengambilan gambar. Dengan menerapkan augmentasi tetap mempertahankan karakteristik visual utama bunga, sehingga tidak merubah kelas tersebut, serta data latih menjadi lebih beragam, dan model tidak mudah overfitting.

b. Normalisasi

Normalisasi merupakan proses data yang bertujuan untuk mengubah rentang nilai dari piksel gambar, sehingga dapat digunakan untuk diproses oleh algoritma atau model [14]. Pada penelitian ini, seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel, setelah itu dilakukan normalisasi menggunakan fungsi `preprocess_input` sebelum dimasukkan ke dalam proses pelatihan, sehingga membuat pelatihan menjadi lebih stabil.

2.4 MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan cabang dari *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan oleh Google dan merupakan versi peningkatan dari MobileNetV1 [16].



Gambar 1. Arsitektur MobileNetV2

Gambar 1 digunakan sebagai model utama dalam klasifikasi dengan melakukan transfer learning menggunakan ImageNet. Lapisan klasifikasi ditambahkan *GlobalAveragePooling2D*, *Dropout*, *Dense* sebanyak 128 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU dan *softmax*. Pemilihan MobileNetV2 digunakan karena kemampuannya dalam menghasilkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi, serta penggunaan transfer learning pada proses pelatihan menjadi lebih efektif pada dataset yang terbatas.

2.5 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Setiap baris menunjukkan prediksi model, sedangkan setiap kolom berisikan label sebenarnya, pada matrik ini juga menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas.

a. Akurasi

Akurasi merupakan rasio antara jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar terhadap seluruh data uji [15]. Akurasi dihitung menggunakan rumus persamaan 1.

b. Presisi

Presisi merupakan rasio antara jumlah data yang benar sebagai positif dengan jumlah seluruh data yang diprediksi positif oleh model [15]. Presisi dihitung menggunakan rumus persamaan 2.

c. *Recall*

Recall merupakan rasio antara jumlah data positif yang benar diklasifikasi terhadap seluruh jumlah data yang sebenarnya positif [15]. *Recall* dihitung menggunakan rumus persamaan 3.

d. *F1-Score*

F1-Score menggabungkan nilai *precision* dan *recall* yang berguna memberikan ukuran kinerja [15]. *F1-Score* dihitung menggunakan rumus persamaan 4.

Rumus untuk menghitung *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-1 Score* dari *Confusion Matrix* sebagai berikut:

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

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad \dots(2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad \dots(3)$$

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

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengumpulan Data

Berdasarkan proses pengumpulan data yang telah dilakukan, diperoleh data sebanyak 1.356 data citra bunga kamboja yang terdiri dari *Plumeria alba*, *Plumeria obtusa*, *Plumeria rubra*, *Plumeria pudica*, dan *Plumeria acuminata* ditunjukkan pada tabel 1. Data tersebut diambil dari *web crawling*.

Tabel 1. Dataset Bunga Kamboja

No	Gambar Bunga Kamboja	Jenis
1		<i>Plumeria acuminata</i>
2		<i>Plumeria obtusa</i>

No	Gambar Bunga Kamboja	Jenis
3		<i>Plumeria pudica</i>
4		<i>Plumeria alba</i>
5		<i>Plumeria rubra</i>

3.2 Implementasi Algoritma MobileNetV2

```
base_model = MobileNetV2(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224,224,3))
base_model.trainable = False

x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(256, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.5)(x)
outputs = Dense(num_classes, activation='softmax')(x)

model = Model(inputs=base_model.input, outputs=outputs)
```

Gambar 3. Algoritma MobileNetV2

Pada penelitian ini menggunakan metode Transfer Learning dengan arsitektur MobileNetV2 seperti pada gambar 3. Model dibangun setelah dilatih sebelumnya menggunakan dataset ImageNet. Parameter `include_top` diatur bernilai `False` untuk menghilangkan lapisan klasifikasi asli dari MobileNetV2. Pada gambar tersebut model dibekukan dengan mengatur `trainable = False` sehingga bobot tidak berubah selama proses pelatihan awal.

3.3 Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan batch size 32 dengan tiga skenario jumlah epoch, yaitu 20, 50, dan 100 epoch. Setelah proses pelatihan awal selesai, dilakukan proses *fine tuning* selama 15 epoch untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik visual bunga kamboja secara lebih spesifik.

Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0.0001 pada tahap pelatihan awal dan 0.00001 pada tahap *fine tuning*. Selain itu, digunakan callback berupa EarlyStopping, ModelCheckpoint, dan ReduceLROnPlateau untuk membantu mengoptimalkan proses pelatihan model serta mengurangi risiko overfitting.

3.4 Hasil Evaluasi Model
a. Hasil Evaluasi Data Uji

Tabel 2. Hasil Evaluasi Data Uji

Epoch	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score	Epoch Stop
20	76%	86%	76%	76%	20
50	79%	85%	79%	79%	28
100	80%	87%	80%	80%	38

Berdasarkan pengujian data uji pada skenario 100 epoch, model memperoleh akurasi sebesar 80% dengan weighted average precision, recall, dan f1-score masing-masing sebesar 0.87, 0.80, dan 0.80. Hasil pada tabel 2 menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan jenis bunga kamboja dengan cukup baik. Kelas *Plumeria rubra* dan *Plumeria pudica* menunjukkan performa terbaik dengan nilai precision dan recall yang tinggi. Sementara itu, kelas *Plumeria alba* dan *Plumeria obtusa* masih mengalami kesalahan klasifikasi karena memiliki kemiripan karakteristik visual, seperti warna bunga dan bentuk kelopak.

b. Hasil Evaluasi Data Validasi

Tabel 3. Hasil Evaluasi Data Validasi

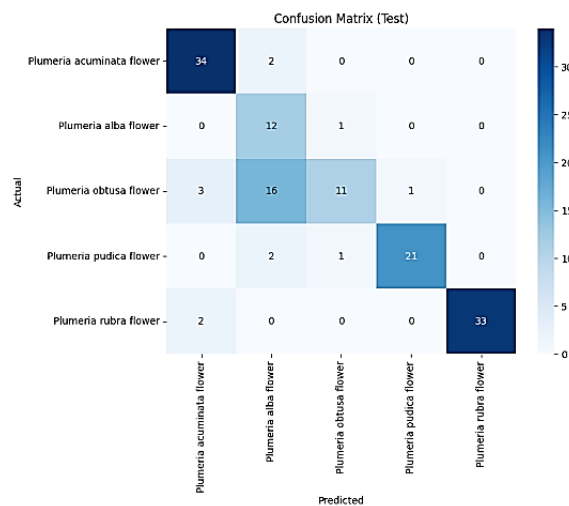
Epoch	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score	Epoch Stop
20	67%	77%	67%	68%	20
50	70%	80%	69%	70%	28
100	69%	76%	69%	70%	38

Pada data validasi, model memperoleh akurasi sebesar 70% dengan weighted average precision sebesar 0.80, recall sebesar 0.69, dan f1-score sebesar 0.70. Hasil evaluasi pada tabel 3 menunjukkan bahwa model mampu mengenali kelas *Plumeria rubra* dan *Plumeria acuminata* dengan cukup baik. Namun, performa pada kelas *Plumeria alba* dan *Plumeria obtusa* masih rendah, terutama pada nilai recall dan f1-score. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan beberapa kelas yang memiliki kemiripan visual antar bunga kamboja.

c. Hasil Confusion Matrix Data Uji

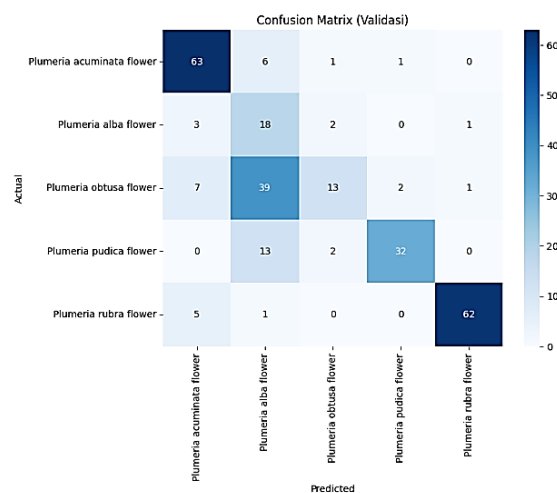
Berdasarkan confusion matrix pada gambar 4. Data uji pada epoch 100, model menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan lima jenis bunga kamboja. Kelas *Plumeria acuminata*, *Plumeria pudica*, dan *Plumeria rubra* memiliki jumlah prediksi benar yang tinggi dengan tingkat kesalahan yang rendah. Sementara itu, kelas *Plumeria alba* dan *Plumeria obtusa*

masih mengalami beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas *Plumeria obtusa* yang sering diprediksi sebagai *Plumeria alba*. Hal ini disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual antar kelas, seperti bentuk kelopak dan warna bunga. Secara keseluruhan, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mengenali sebagian besar data uji dengan baik, meskipun masih terdapat kesalahan pada kelas yang memiliki kemiripan visual tinggi.



Gambar 4. *Confusion Matrix* Data Uji

d. Hasil *Confusion Matrix* Data Validasi



Gambar 5. *Confusion Matrix* Data Validasi

Berdasarkan *confusion matrix* data validasi 100 Epoch, kelas plumeria acuminata memiliki hasil yang baik dari total 71 data, sebanyak 64 berhasil diprediksi dengan benar, dan memiliki kesalahan prediksi sebanyak 4 data pada kelas plumeria alba, dan 2 pada kelas plumeria obtusa. Pada kelas plumeria alba mampu memprediksi dengan benar sebanyak 14 data, sementara 7 salah diprediksi ke kelas plumeria acuminata, dan 2 diprediksi ke kelas plumeria obtusa. Selanjutnya,

pada kelas plumeria obtusa dari total data 62, model hanya mampu memprediksi 17 data dengan benar, dan salah prediksi 33 data ke kelas plumeria alba. Hal ini terjadi karena miripnya ciri visual antara plumeria alba dan plumeria obtusa. Pada kelas plumeria pudica, model mampu memprediksi data sebanyak 33 dengan benar, tetapi 11 data diklasifikasi sebagai plumeria alba, dan 3 data diprediksi sebagai plumeria obtusa. Pada kelas plumeria rubra memiliki performa yang baik yaitu 60 data dapat diprediksi dengan benar, menandakan model mampu memprediksi dengan tepat dan akurat.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi jenis bunga kamboja (*Plumeria*) menggunakan arsitektur MobileNetV2 mampu membedakan lima jenis bunga kamboja, yaitu *Plumeria alba*, *Plumeria obtusa*, *Plumeria acuminata*, *Plumeria rubra*, dan *Plumeria pudica* berdasarkan karakteristik visual seperti warna bunga, bentuk kelopak, pola bunga, dan bentuk daun. Hasil pengujian menunjukkan performa terbaik diperoleh pada skenario 100 epoch dengan akurasi data uji sebesar 80%. Sistem yang dikembangkan merupakan sistem berbasis pengenalan citra bunga yang dapat membantu masyarakat awam dan pecinta bunga kamboja pemula dalam mengenali jenis bunga kamboja secara lebih mudah melalui fitur upload gambar, klasifikasi otomatis, dan informasi bunga kamboja.

Pengembangan selanjutnya disarankan untuk menambah jumlah dataset dan variasi jenis bunga kamboja agar performa model menjadi lebih baik. Selain itu, penelitian berikutnya dapat mencoba arsitektur deep learning lain seperti ResNet atau EfficientNet untuk membandingkan performa klasifikasi. Sistem juga dapat dikembangkan ke platform mobile agar lebih mudah diakses oleh masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. District, T. Nadu, S. Rejitha, U. D. S, and J. C. G, "Morphological Characterization Of Leaf And Flower Traits Of The Plumeria Species In," vol. 8, no. 5, pp. 506–518, 2021.
- [2] D. K. S. Antesco, M. C. E. Balladares, A. O. S. Pascual, P. M. Magdalita, and F. C. S. Jr, "Morphological Characterization , Pollen Viability , and Germinability Evaluation of Two Plumeria Species in the University of the Philippines Los Baños," vol. 108, no. 1, pp. 91–99, 2025.
- [3] I. K. A. A. Sanjaya, D. P. Apsari, and I. W. Wahyudi, "Karakteristik dan Hubungan Kekerabatan Ragam Tanaman Kamboja (*Plumeria* spp.) Di Pulau Bali Berdasarkan Morfologi," *Metamorf. J. Biol. Sci.*, vol. 11, no. 01, pp. 17–37, 2024, doi: 10.24843/metamorfosa.2024.v11.i01.p3.
- [4] Z. Wang, "Research on Flower Image Classification Based on Transfer Learning," vol. 4, no. 3, pp. 3–6, 2022.
- [5] V. Ayumi, "Pengenalan Objek Bunga Berbasis Deep Learning Menggunakan Model Resnet50 dan MobileNet-v2," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 5, no. 3, pp. 188–193, 2022, doi: 10.36085/jsai.v5i3.3613.
- [6] Y. E. Febrianto, D. P. Pamungkas, and P. Kasih, "Pemodelan Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Tanaman Bawang Merah," *Pros. SEMNAS INOTEK*, vol. 9,

- pp. 118–124, 2025.
- [7] M. F. Firdaus, Y. P. Iswoyo, and Y. N. Ahmadi, “Klasifikasi Tanaman Anggrek Menggunakan Metode CNN Berbasis Web Django,” *Pros. Semin. Nas. Teknol. Dan Sains*, vol. 3, pp. 394–403, 2024.
 - [8] D. Diharjo and N. Nurmiyati, “Keanekaragaman dan Hubungan Kekerabatan Fenetik Spesies Anggota Famili Apocynaceae di Kawasan Kampus Universitas Sebelas Maret, Surakarta,” *Spizaetus J. Biol. dan Pendidik. Biol.*, vol. 5, no. 1, p. 68, 2024, doi: 10.55241/spibio.v5i1.339.
 - [9] D. Diharjo and N. Nurmiyati, “Keanekaragaman dan Hubungan Kekerabatan Fenetik Spesies Anggota Famili Apocynaceae di Kawasan Kampus Universitas Sebelas Maret, Surakarta,” *Spizaetus J. Biol. dan Pendidik. Biol.*, vol. 5, no. 1, p. 68, 2024, doi: 10.55241/spibio.v5i1.339.
 - [10] T. Bihani, P. Tandel, and J. Wadekar, “*Plumeria obtusa* L.: A systematic review of its traditional uses, morphology, phytochemistry and pharmacology,” *Phytomedicine Plus*, vol. 1, no. 2, p. 100052, 2021, doi: 10.1016/j.phyplu.2021.100052.
 - [11] M. A. B. Alamsyah and F. Rachmadiarti, “Potensi *Ruellia simplex* C. Wright, *Plumeria pudica*, dan *Tabernaemontana* Potential of *Ruellia simplex* C. Wright, *Plumeria pudica*, and *Tabernaemontana* sp. var. variegata as Lead (Pb) Absorbent in the Air,” vol. 9, pp. 122–128, 2020.
 - [12] P. Malaspina *et al.*, “Beyond the Scent: New Evidence about Micromorphological, Phytochemical and Biological Features of *Plumeria rubra* ‘Tonda Palermitana’ (Apocynaceae),” *Plants*, vol. 13, no. 17, 2024, doi: 10.3390/plants13172479.
 - [13] D. P. Ayuni, M. Irsyad, F. Yanto, and S. Sanjaya, “AUGMENTASI DATA PADA IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR EFFICIENTNET-B3 UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT,” *J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 239–249, 2023, doi: <https://doi.org/10.31849/zn.v5i2.13874>.
 - [14] A. M. Simarmata, A. Z. Putra, and A. M. Husein, “Penerapan Metode Computer Vision Dalam Klasifikasi Buah Jeruk Menggunakan Teknik Image Pre-Processing,” vol. 3, no. 2, pp. 110–116, 2024.
 - [15] A. Stan, “Classification Efficiency of Pre-Trained Deep CNN Models on Camera Trap Images,” 2022.
 - [16] O. V. Putra, M. Z. Mustaqim, D. Muriatmoko, J. T. Informatika, and U. D. Gontor, “Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit dan Hama Padi Menggunakan MobileNetV2,” vol. 22, no. 3, pp. 562–575, 2023.