

Analisis Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Bunga

Annisa Nurfitri Rida Munandar^{1a}, Anief Fauzan Rozi^{2b}

^aSistem Informasi, Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, 201210096@student.mercubuana-yogya.ac.id

^bSistem Informasi, Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, anief@mercubuana-yogya.ac.id

Submitted: 27-05-2024, Reviewed: 06-06-2024, Accepted 24-06-2024

<https://doi.org/10.47233/jteksis.v6i3.1413>

Abstract

Characteristic recognition of biological knowledge is increasingly popular in scientific research, especially by utilizing computation. Indonesia is one of the countries with the largest biodiversity in the world. Currently, Indonesia has identified and named 19,232 species of flowering plants. The diversity of characteristics of flower image types requires a more detailed feature selection identification process. Flower image classification has attracted the interest of many researchers to investigate new methods. One method that is widely used is deep learning and neural network methods. Convolutional Neural Network (CNN) is one of the most commonly used deep learning methods in image processing. In this research, CNN is used as an algorithm that serves to identify the type of flower based on the image. This study aims to analyze the performance of flower image classification using CNN for classification with VGG16 architecture and NasNetMobile with fine tune and without fine tune. The results obtained in this study show that CNN can identify flower types with the highest accuracy rate of 99.15% using the NasNetMobile architecture model with fine tune, while the NasNetMobile architecture model without fine tune achieves the lowest accuracy of 97.45%.

Keywords: CNN, VGG16, NasNetMobile, Fine Tune

Abstrak

Pengenalan karakteristik tentang keilmuan hayati makin populer dalam penelitian ilmiah, khususnya dengan memanfaatkan komputasi. Indonesia merupakan salah satu negara dengan keanekaragaman hayati terbesar di dunia, Saat ini, Indonesia telah mengidentifikasi dan memberi nama pada 19.232 spesies tanaman berbunga. Adanya keragaman karakteristik jenis citra bunga membutuhkan proses identifikasi seleksi fitur yang lebih rinci. Klasifikasi citra bunga telah menarik minat banyak peneliti untuk menyelidiki metode-metode baru. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah metode *deep learning* dan *neural network*. *Convolutional Neural Network (CNN)* adalah salah satu metode *deep learning* yang paling umum digunakan dalam pengolahan citra. Pada penelitian ini *CNN* digunakan sebagai algoritma yang berfungsi untuk mengidentifikasi jenis bunga berdasarkan citra. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja klasifikasi citra bunga menggunakan CNN untuk klasifikasinya dengan arsitektur VGG16 dan NasNetMobile dengan *fine tune* dan tanpa *fine tune*. Hasil yang diperoleh pada penelitian ini menunjukkan bahwa *CNN* dapat mengidentifikasi jenis bunga dengan tingkat akurasi tertinggi sebesar 99.15% menggunakan model arsitektur NasNetMobile dengan *fine tune*, sedangkan model arsitektur NasNetMobile tanpa *fine tune* mencapai akurasi terendah sebesar 97.45%.

Kata Kunci: CNN, VGG16, NasNetMobile, Fine Tune

This work is licensed under Creative Commons Attribution License 4.0 CC-BY International license



PENDAHULUAN

Pengenalan karakteristik tentang keilmuan hayati semakin populer dalam penelitian ilmiah, khususnya dengan memanfaatkan komputasi [1]. Asia Tenggara adalah wilayah dengan keanekaragaman tanaman yang tinggi, dengan perkiraan terdapat 50.000 spesies tanaman berbunga. Indonesia merupakan salah satu negara dengan keanekaragaman hayati terbesar di dunia. Indonesia mendukung keanekaragaman hayati yang tinggi serta berbagai jenis habitat dan ekosistem. Meskipun hanya menempati 1,3% dari luas daratan dunia, Indonesia memiliki sekitar 10% (sekitar 35.000 spesies) keanekaragaman tanaman berbunga di dunia. Saat ini, hanya 19.232 spesies yang telah diidentifikasi dan diberi nama [2].

Kemajuan teknologi tidak dapat dibendung

lagi untuk memenuhi setiap kebutuhan manusia [3]. Karena penggunaan teknologi dalam membantu menyelesaikan pekerjaan merupakan hal yang menjadi keharusan dalam kehidupan saat ini [4]. Klasifikasi citra bunga telah menarik minat banyak peneliti untuk menyelidiki metode-metode baru guna mencapai hasil yang akurat. Di antara metode-metode tersebut adalah metode *deep learning* dan *neural network*, yang mengalami kemajuan pesat dalam kecerdasan buatan dan inovasi. Metode tersebut mampu melampaui kemampuan manusia dalam beberapa tugas yang berkaitan dengan pendeteksian dan pelabelan objek. *CNN* merupakan salah satu metode *deep learning* yang paling sering digunakan, dibandingkan dengan beberapa metode pengolahan citra lainnya [5]. Metode ini terbukti mampu merepresentasikan contoh citra tumbuhan,

seperti jamur sehingga dapat melatih jaringan dan memperoleh bobot dengan hasil nilai akurasi sebesar 80% [6].

Beberapa penelitian terkait analisis arsitektur *CNN* untuk klasifikasi jenis bunga telah banyak dilakukan. Pada tahun 2021, dilakukan penelitian untuk membangun sistem klasifikasi bunga menggunakan pengujian kinerja metode *CNN*. Akurasi yang diperoleh dari data latih adalah 0,5756 dengan kerugian pada data latih 4,3997. Sedangkan akurasi pada data uji adalah 0,5526 dengan kerugian pada data uji sebesar 4,7524 [7]. Penelitian tentang pengenalan bunga dan daun untuk identifikasi tanaman menggunakan *CNN* telah dilakukan oleh (Fatihan Sahidan et al. 2019) *CNN* telah terbukti memberikan hasil yang sangat baik untuk pengenalan objek. Hasil eksperimen menunjukkan penggunaan gambar daun saja mencapai akurasi tertinggi untuk identifikasi tanaman dibandingkan dengan gambar bunga saja atau kombinasi keduanya, masing-masing memperoleh akurasi sebesar 98%, 85% dan 74% [8]. *CNN* telah diaplikasikan pada penelitian komputasi citra dan klasifikasi jenis bunga menggunakan metode *CNN* dengan arsitektur I yang dirancang oleh penulis, dan arsitektur II menggunakan VGG16. Hasil akurasi arsitektur I adalah 0.62, sedangkan arsitektur II memiliki nilai 0.8 [9]. Klasifikasi spesies dalam memahami keanekaragaman hayati dilakukan oleh (Farhan et al. 2023) Hasil akurasi model mencapai 99,23% tanpa K-Folds dan 99,78%[10] Lalu, penelitian dilakukan untuk membuat sistem yang dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis anggrek dengan menggunakan arsitektur Inception V3. Selama seluruh pengujian arsitektur, menghasilkan nilai akurasi sebesar 99,2%, fl skor sebesar 99,2%, nilai precision sebesar 99,89% dan recall sebesar 98,6% [11]. Implementasi *fine Stune* dilakukan untuk mengetahui kinerja model arsitektur *CNN*, yaitu VGG16 dan MobileNetV2, dalam klasifikasi citra gambar kupu-kupu. Hasil akurasi terbaik yang diperoleh adalah 96% menggunakan MobileNetV2 tanpa *fine tune*[12]. Syahputra et al [13] melakukan sebuah penelitian untuk membuat sistem yang dapat mengklasifikasikan genus dari tanaman anggrek menggunakan metode *CNN* dengan arsitektur K-Fold Validation. Penelitian lain yang menggunakan metode *CNN* pada tanaman juga dilakukan oleh (Setiyono et al. n. d.) *CNN* berhasil digunakan untuk mengidentifikasi tanaman herbal dengan memperoleh nilai akurasi rata-rata 98% [14]. Hasil yang diperoleh pada penelitian (Rega prilianti et al. 2022) untuk model deteksi pokok pohon sawit menggunakan *CNN* dengan model ResNet yang telah dilatih berhasil melakukan proses deteksi

pokok pohon sawit secara otomatis dengan akurasi *training* 84% dan testing 71% [15]. Berdasarkan hasil pengujian, sistem ini menghasilkan akurasi sebesar 97%. Selain itu, dilakukan penelitian untuk mengklasifikasikan bunga anggrek dari genus *Grammatophyllum* menggunakan metode *CNN* dengan mengimplementasikan arsitektur AlexNet dan arsitektur *CNN* kustom. Hasil pengujian pada arsitektur AlexNet menunjukkan nilai akurasi sebesar 86,07% sedangkan pada arsitektur *CNN* kustom sebesar 91,42% [16]. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [17] untuk menganalisis klasifikasi penyakit pada tanaman padi menggunakan metode *CNN* dengan menggunakan arsitektur VGG16 dan *Fine Tune*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur VGG16 dengan *Fine Tune* mencapai akurasi tertinggi sebesar 63.50% pada proses training, 62.08% pada proses validasi, dan 62.21% pada proses testing. Penelitian untuk mengidentifikasi jenis jamur menggunakan konsep genus dan spesies menggunakan *CNN* dilakukan oleh (Sri Ramdhani et al. 2023) Hasil akurasi yang diperoleh oleh model adalah 89% setelah proses training dan 82% hasil setelah proses valiasi. Dengan demikian, model ini mampu mengklasifikasikan jamur berdasarkan genus[18]. Penerapan *CNN* pada klasifikasi tanaman dilakukan oleh (Kulsum et al. 2023) menunjukkan akurasi sebesar 91% setelah proses pelatihan selama 50 epoch pada data latih [19]. Penelitian yang dilakukan oleh [20] untuk membuat sebuah model yang dapat mengenali penulisan tangan Bahasa Arab menggunakan metode dan arsitektur *CNN*. Hasil penelitian pada dataset AHDC menunjukkan bahwa arsitektur VGG16 memiliki nilai akurasi tertinggi, yaitu 97.64% untuk pengujian, 95,77% untuk validasi, dan 96% untuk pengujian testing. Pada dataset Hijja, arsitektur VGG16 juga memiliki nilai akurasi tertinggi dengan nilai akurasi training 93.59%, validasi 87.33%, dan testing 87%. Pada kasus kerugian yang disebabkan oleh penyakit tanaman (Ahmed et al. 2022) dilakukan pelatihan *CNN* untuk mengklasifikasikan 39 kategori tanaman yang berbeda. Hasil akurasi validasi mencapai 98,74% dengan menggunakan arsitektur *CNN* [21]. Selanjutnya, dilakukan penelitian untuk mengklasifikasikan Anggrek *Phalaenopsis Cornu-cervi* dan *Phalaenopsis Lamelligera* menggunakan citra sepal dan petal. Penelitian ini menggunakan metode *CNN* dengan arsitektur ResNet50. Hasil pengujian arsitektur ResNet50 berhasil membedakan kedua anggrek dengan baik. Nilai akurasi tertinggi yang diperoleh adalah sebesar 99% pada model ke-1, dengan akurasi training sebesar 99% [22]. Penelitian lain tentang klasifikasi penyakit

tanaman oleh (Rajbongshi et al. 2021) melalui proses *CNN* dengan enam arsitektur model, menunjukkan bahwa kinerja secara keseluruhan model arsitektur DenseNet201 memperoleh akurasi tertinggi sebesar 98.00% dibandingkan dengan model lainnya [23]. Sedangkan penelitian ini dilakukan untuk membangun sistem yang dapat mengklasifikasikan citra genus tanaman anggrek menggunakan metode dan arsitektur *CNN* kustom dan model MobileNetV2. Nilai akurasi testing dari lapangan adalah 98%, sedangkan nilai akurasi testing dari internet adalah 80.54% [24]. Penelitian lain untuk mencegah *overfitting* pada proses augmentasi data training dan validasi pada jaringan *CNN* oleh (Nasrullah et al. 2023) memperoleh tingkat akurasi sebesar 92% yang diukur menggunakan metode evaluasi confusion matrix [25].

Berdasarkan beberapa penelitian yang sudah ada, peneliti belum menemukan penelitian tentang analisis arsitektur *CNN* untuk klasifikasi citra bunga, khususnya bunga yang menggunakan *fine tune* dan tanpa *fine tune*. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah memanfaatkan arsitektur *deep learning* yaitu VGG16 dan NasNetMobile. Pengumpulan dataset yang relatif besar membutuhkan usaha dan biaya yang lebih. Hal ini akan menjadi kendala jika dataset yang tersedia relatif kecil. *Overfitting* adalah kondisi pada model yang disebabkan oleh keterbatasan dataset sehingga jaringan model *CNN* tidak dapat mempelajari banyak fitur yang dibutuhkan. Salah satu teknik yang dapat digunakan adalah Teknik *Fine Tune*. Tujuan dari *Fine Tune* adalah melatih model pra-trained pada lapisan teratas untuk mengenali fitur dari dataset, yang merupakan strategi yang memungkinkan secara signifikan meningkatkan keragaman data yang tersedia untuk pelatihan model tanpa harus mengumpulkan data baru [26].

Sudah banyak penelitian yang mengkaji tentang klasifikasi citra bunga dan tanaman menggunakan metode *CNN*. Pada penelitian ini Metode *CNN* menggunakan model arsitektur VGG16 dan NasNetMobile, di mana penggunaan arsitektur NasNetMobile khususnya pada citra bunga belum pernah dilakukan sebelumnya. Keterbaruan lain dalam penelitian ini adalah penggunaan *fine tune* yang belum pernah diterapkan pada penelitian citra bunga lain. Dengan demikian, penelitian ini menerapkan pendekatan untuk mengoptimalkan kinerja model *CNN* dalam klasifikasi citra bunga.

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah *CNN* dengan menggunakan dua model arsitektur yaitu VGG16 dan NasNetMobile. Gambar

1 merupakan flowchart atau langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini.

2.1. Metode Teori Dasar

Metode yang digunakan adalah *CNN*, yang merupakan salah satu algoritma *deep learning* untuk klasifikasi data berlabel. Metode ini menerapkan *supervised learning* dengan melatih data dan menggunakan variabel yang ditargetkan. Tujuan dari metode ini adalah untuk mengelompokkan suatu data ke dalam data yang sudah ada. *CNN* dapat digunakan untuk mengenali benda, melakukan deteksi, dan segmentasi objek. Metode ini belajar langsung melalui data citra, sehingga menghilangkan ekstraksi ciri secara manual [27]. Adapun model arsitektur yang digunakan dalam metode *CNN* untuk mengetahui kinerja pada model arsitektur tersebut dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

A. VGG16

VGG16 adalah salah satu arsitektur dari *CNN* dan model dari VGGnet yang menggunakan 16 layer sebagai model arsitekturnya. Layer output dari VGG16 menggunakan sigmoid activation function apabila terdapat 3 atau lebih di kategori dalam dataset [28].

B. NasNetMobile

NasNetMobile merupakan salah satu arsitektur lain dari *Convolutional Neural Network* yang memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit jika dibandingkan dengan arsitektur MobileNet. NasNetMobile dikenal bermula dari penggunaan framework *Neural Architecture Search (NAS)* sebagai metode pencarian untuk mencari arsitektur convolutional terbaik untuk dataset kecil. NasNetMobile memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit jika dibandingkan dengan arsitektur MobileNet. NasNetMobile hanya memiliki dua convolutional cell yaitu Normal Cell dan Reduction Cell yang memiliki fungsi untuk mengembalikan feature map di mana tinggi dan lebar peta fitur dikurangi dengan faktor dua [29].

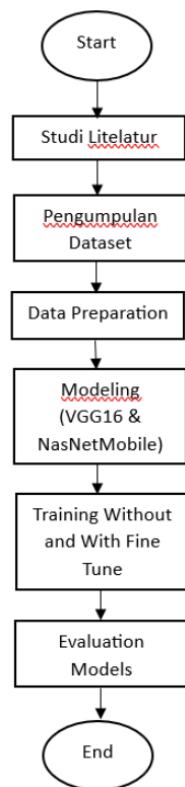
C. Fine Tune

Fine Tune adalah proses metode pada dataset yang telah melalui tahap training dengan transfer learning. Dataset tersebut akan di train ulang dengan menggunakan layer yang tidak dibekukan. Proses ini dapat meningkatkan performa dari model yang telah melewati tahap training. Namun *fine tune* harus dilakukan dengan learning rate yang kecil agar tidak merusak

parameter yang telah dipelajari oleh model tersebut [28].

2.2. Alur Penelitian

Alur penelitian adalah proses atau tahapan yang ada di dalam penelitian, seperti flowchart. Pada penelitian ini, metode *CNN* diterapkan untuk mengklasifikasikan citra bunga. Terdapat enam tahapan yang bertujuan untuk mengklasifikasikan citra bunga berdasarkan kinerja model arsitektur VGG16 dan NasNetMobile. Gambar 1 menunjukkan flowchart yang menjelaskan tahapan alur penelitian.



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Berikut ini penjelasan gambar 1 Flowchart Alur Penelitian

1. Studi Literatur

Pada tahapan ini, melibatkan penelitian terdahulu terhadap literatur-literatur yang relevan terkait dengan klasifikasi citra menggunakan *Deep Learning*, serta studi penggunaan arsitektur VGG16 dan NasNetMobile dan analisis *Fine Tune* pada arsitektur CNN dalam bidang klasifikasi citra bunga melalui buku maupun jurnal ilmiah.

2. Pengumpulan dataset

Pada tahapan kedua dalam penelitian ini, Langkah pertama adalah menyiapkan dataset yang terdiri dari empat jenis

Kumpulan citra bunga. Dataset ini akan digunakan sebagai data yang akan dipelajari oleh model. Dataset citra bunga ini diperoleh melalui pengumpulan dataset sendiri oleh penulis dari toko bunga Ren Florist dan Lupy Florist Yogyakarta, serta melalui pencarian secara acak di Google Image dan Pinterest. Pengambilan dataset dilakukan menggunakan HandPhone Iphone 8, Iphone 11 Pro dan Camera Sony a6400. Dataset terdiri dari empat jenis bunga yaitu Gerbera Daisy, Gerbera Powerball, Gerbera Pasta Carbonara, dan Sunflower. Dengan adanya dataset ini, nantinya model dapat membedakan keempat jenis citra bunga tersebut. Dataset yang diambil oleh penulis sebanyak 4705, yang terdiri dari data gambar dari keempat jenis bunga tersebut. Semua gambar pada dataset ini memiliki format JPEG, JPG, dan PNG.

3. Data Preparation

Pada tahap ini dilakukan proses splitting dataset, proses pelabelan, rescale, dan resize data pada dataset agar dataset siap digunakan untuk dipelajari oleh model. Proses splitting dataset dibagi menjadi 2 kategori yaitu data pelatihan mencakup 90% dari total dataset, sementara data pengujian mencakup 10%. Dari total keseluruhan 4861 dataset, 4705 data digunakan untuk pelatihan dan 156 digunakan untuk pengujian. Data pelatihan merupakan data yang akan dipelajari oleh model pada tahap training, sedangkan data pengujian merupakan data yang digunakan setelah tahap pelatihan selesai dilakukan untuk mengetahui hasil dari data pelatihan model pada tahapan testing melalui prototype.

4. Modeling (VGG16 & NasNetMobile)

Pada tahap ini dilakukan proses pelatihan model untuk arsitektur VGG16 dan NasNetMobile menggunakan data citra bunga gerbera. Selama proses pelatihan model dilakukan evaluasi model secara berkala untuk memastikan bahwa model berkembang dengan baik.

5. Training Without & With Fine Tune

Pada tahap ini, dilakukan *fine tune* pada arsitektur VGG16 dan NasNetMobile dengan melakukan train ulang menggunakan layer dari kedua arsitektur tersebut. Selama proses train ulang model, evaluasi dilakukan secara berkala.

6. Evaluation Models

Pada tahapan terakhir ini, seluruh model arsitektur *CNN* akan melalui proses training dan testing dengan data yang

sudah dibagi dan diproses sebelumnya pada tahap preparation. Kemudian, model akan diukur tingkat keakuratannya pada tahap evaluasi model. Tahapan terakhir dalam alur penelitian ini dilakukan evaluasi untuk mengetahui hasil kinerja dari setiap model arsitektur CNN. Hasil kinerja setiap model dapat diketahui melalui perhitungan menggunakan data loss dan accuracy.

HASIL DAN PEMBAHASAN

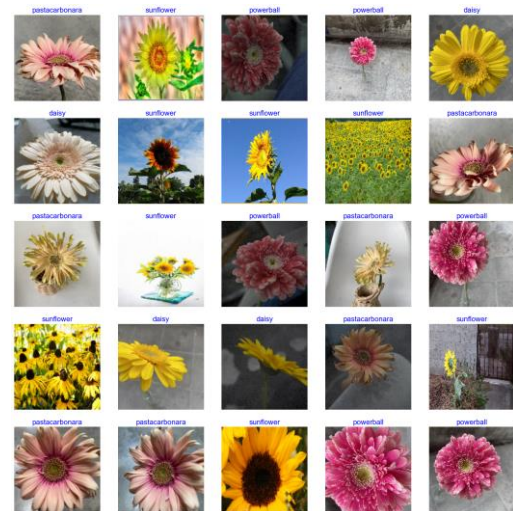
3.1. Analisis Akurasi Arsitektur Model

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui kinerja (*performance*) dari model arsitektur VGG16 dan NasNetMobile untuk klasifikasi citra gambar bunga. Hasil analisis dari proses training setiap model arsitektur dapat dilihat dari nilai akurasi dan kerugian (*loss*) yang didapatkan oleh setiap model. Nilai akurasi menunjukkan kemampuan model mengenali dan memprediksi data citra bunga dengan benar, semakin tinggi nilai akurasi maka semakin baik model tersebut. Nilai kerugian merupakan nilai kesalahan model dalam mengenali dan memprediksi citra bunga, semakin rendah nilai kerugian yang didapatkan maka semakin baik model tersebut. Sebaliknya, semakin tinggi nilai kerugian yang didapatkan maka semakin sulit model untuk mengenali dan memprediksi citra bunga. Proses ini terus berulang sesuai dengan jumlah epoch yang digunakan. Pada penelitian ini, jumlah epoch yang digunakan adalah 15 epoch. Pada eksperimen pertama, dilakukan implementasi model arsitektur VGG16 dan NasNetMobile tanpa *fine tune* yang dilanjutkan dengan implementasi model arsitektur VGG16 dan NasNetMobile dengan *fine tune*.

a. VGG16

Pada tahap *preparation* dilakukan pengumpulan data gambar, pelabelan gambar, dan pengubahan ukuran *pixel* pada gambar (*resize*) yang terdiri dari 4 jenis tanaman bunga (*Gerbera pastacarbonara*, *Gerbera daisy*, *Gerbera powerball*, *Sunflower*) masing-masing jenis memiliki jumlah yang berbeda. *Gerbera pastacarbonara* berjumlah 1128, *gerbera daisy* 1458, *gerbera powerball* 1386, dan *sunflower* 733. Total keseluruhan terdapat 4705 data gambar. Contoh gambar bunga yang digunakan dalam pemodelan

arsitektur VGG16 dapat dilihat pada citra gambar bunga pada Gambar 2.



Gambar 2. Show image sample vgg16

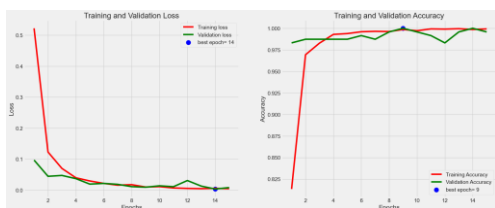
Untuk mengatur jalannya proses pelatihan diperlukan pengaturan pelatihan. Pengaturan pelatihan bertujuan untuk mendapatkan model terbaik secara efisien dan efektif. Pada proses pelatihan model VGG16 menggunakan 15 *epoch*. Pemilihan *epoch* 15 dipilih berdasarkan eksperimen percobaan dalam dataset citra bunga, karena setiap model dataset memiliki karakteristik yang berbeda. Untuk dataset citra bunga *epoch* 15 cukup untuk mencapai konvergensi yang baik. Hasil training 15 *epoch* pada VGG16 dapat dilihat pada Gambar 3.

```
Epoch 1/15: 100% [#####] - loss: 0.5220 - accuracy: 0.0114 - val_loss: 0.0000 - val_accuracy: 0.0011
Epoch 2/15: 100% [#####] - loss: 0.1227 - accuracy: 0.0693 - val_loss: 0.0045 - val_accuracy: 0.0073
Epoch 3/15: 100% [#####] - loss: 0.0608 - accuracy: 0.3028 - val_loss: 0.0073 - val_accuracy: 0.0073
Epoch 4/15: 100% [#####] - loss: 0.0387 - accuracy: 0.0929 - val_loss: 0.0170 - val_accuracy: 0.0073
Epoch 5/15: 100% [#####] - loss: 0.0204 - accuracy: 0.0919 - val_loss: 0.0030 - val_accuracy: 0.0073
Epoch 6/15: 100% [#####] - loss: 0.0215 - accuracy: 0.0908 - val_loss: 0.0028 - val_accuracy: 0.0015
Epoch 7/15: 100% [#####] - loss: 0.0119 - accuracy: 0.0905 - val_loss: 0.0035 - val_accuracy: 0.0015
Epoch 8/15: 100% [#####] - loss: 0.0179 - accuracy: 0.0902 - val_loss: 0.0112 - val_accuracy: 0.0008
Epoch 9/15: 100% [#####] - loss: 0.0099 - accuracy: 0.0906 - val_loss: 0.0093 - val_accuracy: 0.0008
Epoch 10/15: 100% [#####] - loss: 0.0112 - accuracy: 0.0972 - val_loss: 0.0118 - val_accuracy: 0.0018
Epoch 11/15: 100% [#####] - loss: 0.0068 - accuracy: 0.0993 - val_loss: 0.0089 - val_accuracy: 0.0015
Epoch 12/15: 100% [#####] - loss: 0.0054 - accuracy: 0.0991 - val_loss: 0.0088 - val_accuracy: 0.0011
Epoch 13/15: 100% [#####] - loss: 0.0056 - accuracy: 0.0998 - val_loss: 0.0058 - val_accuracy: 0.0008
Epoch 14/15: 100% [#####] - loss: 0.0045 - accuracy: 0.0993 - val_loss: 0.0053 - val_accuracy: 0.0008
Epoch 15/15: 100% [#####] - loss: 0.0045 - accuracy: 0.0993 - val_loss: 0.0053 - val_accuracy: 0.0008
Output is truncated. View on a visualizer or open in a text editor. Adjust cell output settings.
```

Gambar 3. Training epoch vgg16

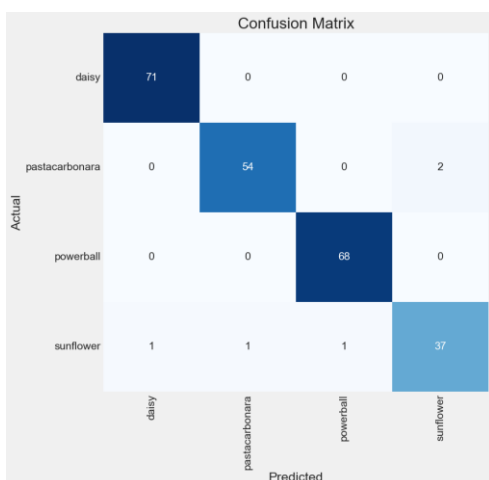
Pada setiap kali pengulangan (*epoch*), nilai akurasi dapat berfluktuasi, naik dan turun, oleh karena itu diperlukan fungsi *checkpoint* untuk mendapatkan nilai terbaik. Pada pelatihan *epoch* VGG16, *epoch training and validation loss epoch* terbaik terdapat di urutan ke-14. Sedangkan, *training and loss accuracy epoch* terbaik terdapat di

urutan ke-9. Grafik hasil kinerja VGG16 dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik hasil kinerja vgg16

Confusion matrix pada pemodelan arsitektur VGG16 menunjukkan kinerja yang cukup baik, terlihat dari adanya garis diagonal pada gambar. Garis diagonal pada *confusion matrix* menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas. Hasil *confusion matrix* VGG16 terdapat pada Gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrix vgg16

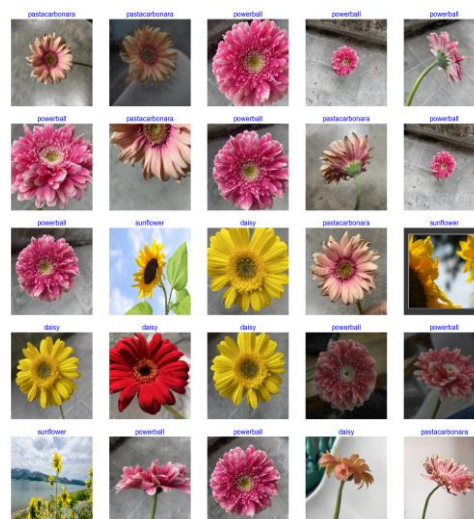
Kinerja model dalam penelitian ini juga dievaluasi menggunakan rata-rata *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support*. Berdasarkan hasil evaluasi, pelatihan dengan metode *CNN* menunjukkan kinerja model yang baik dalam klasifikasi. Hasil *classification report* VGG16 terdapat pada Gambar 6.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
daisy	0.99	1.00	0.99	71
pastacarbonara	0.98	0.96	0.97	56
powerball	0.99	1.00	0.99	68
sunflower	0.95	0.93	0.94	40
accuracy			0.98	235
macro avg	0.98	0.97	0.97	235
weighted avg	0.98	0.98	0.98	235

Gambar 6. Classification report vgg16

b. NasNetMobile

Pada tahap *preparation* dilakukan pengumpulan data gambar, pelabelan gambar, dan pengubahan ukuran *pixel* pada gambar (*resize*) yang terdiri dari 4 jenis tanaman bunga (*Gerbera pastacarbonara*, *Gerbera daisy*, *Gerbera powerball*, *Sunflower*) masing-masing jenis memiliki jumlah yang berbeda. *Gerbera pastacarbonara* berjumlah 1128, *gerbera daisy* 1458, *gerbera powerball* 1386, dan *sunflower* 733. Total keseluruhan terdapat 4705 data gambar. Contoh gambar bunga yang digunakan dalam pemodelan arsitektur NasNetMobile dapat dilihat pada citra gambar bunga pada Gambar 7.



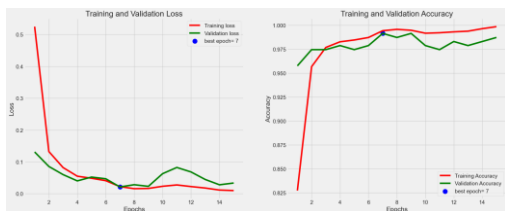
Gambar 7. Show image sample NasNetMobile

Untuk mengatur jalannya proses pelatihan diperlukan pengaturan pelatihan. Pengaturan pelatihan bertujuan untuk mendapatkan model terbaik secara efisien dan efektif. Pada proses pelatihan model NasNetMobile menggunakan 15 *epoch*. Pemilihan *epoch* 15 dipilih berdasarkan eksperimen percobaan dalam dataset citra bunga, karena setiap model dataset memiliki karakteristik yang berbeda. Untuk dataset citra bunga *epoch* 15 cukup untuk mencapai konvergensi yang baik. Hasil training 15 *epoch* pada NasNetMobile dapat dilihat pada Gambar 8.

```
epoch 1/15 [-----] - 380s 1s/step - loss: 0.5247 - accuracy: 0.0274 - val_loss: 0.1311 - val_accuracy: 0.9576
epoch 2/15 [-----] - 335s 1s/step - loss: 0.1324 - accuracy: 0.9568 - val_loss: 0.0856 - val_accuracy: 0.9746
epoch 3/15 [-----] - 330s 1s/step - loss: 0.0821 - accuracy: 0.9708 - val_loss: 0.0606 - val_accuracy: 0.9746
epoch 4/15 [-----] - 342s 1s/step - loss: 0.0510 - accuracy: 0.9828 - val_loss: 0.0403 - val_accuracy: 0.9780
epoch 5/15 [-----] - 342s 1s/step - loss: 0.0406 - accuracy: 0.9846 - val_loss: 0.0523 - val_accuracy: 0.9746
epoch 6/15 [-----] - 338s 1s/step - loss: 0.0409 - accuracy: 0.9872 - val_loss: 0.0469 - val_accuracy: 0.9780
epoch 7/15 [-----] - 336s 1s/step - loss: 0.0222 - accuracy: 0.9943 - val_loss: 0.0212 - val_accuracy: 0.9915
epoch 8/15 [-----] - 336s 1s/step - loss: 0.0158 - accuracy: 0.9957 - val_loss: 0.0383 - val_accuracy: 0.9873
epoch 9/15 [-----] - 329s 1s/step - loss: 0.0300 - accuracy: 0.9948 - val_loss: 0.0231 - val_accuracy: 0.9915
epoch 10/15 [-----] - 332s 1s/step - loss: 0.0213 - accuracy: 0.9917 - val_loss: 0.0029 - val_accuracy: 0.9789
epoch 11/15 [-----] - 336s 1s/step - loss: 0.0275 - accuracy: 0.9922 - val_loss: 0.0025 - val_accuracy: 0.9746
epoch 12/15 [-----] - 334s 1s/step - loss: 0.0224 - accuracy: 0.9912 - val_loss: 0.0003 - val_accuracy: 0.9811
epoch 13/15 [-----] - 332s 1s/step - loss: 0.0215 - accuracy: 0.9905 - val_loss: 0.0200 - val_accuracy: 0.9811
epoch 14/15 [-----] - 332s 1s/step - loss: 0.0099 - accuracy: 0.9986 - val_loss: 0.0136 - val_accuracy: 0.9873
Output is truncated. Write out a complete epoch or none at a time using --full-epoch-output or --full-epoch-output=0
```

Gambar 8. Training epoch NasNetMobile

Pada setiap kali pengulangan (*epoch*), nilai akurasi dapat berfluktuasi, naik dan turun, oleh karena itu diperlukan fungsi *checkpoint* untuk mendapatkan nilai terbaik. Pada pelatihan *epoch* NasNetMobile, *epoch training and validation loss epoch* terbaik terdapat di urutan ke-7. Sedangkan, *training and loss accuracy epoch* terbaik terdapat di urutan ke-7. Grafik hasil kinerja NasNetMobile dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Grafik hasil kinerja NasNetMobile

Confusion matrix pada pemodelan arsitektur NasNetMobile menunjukkan kinerja yang cukup baik, terlihat dari adanya garis diagonal pada gambar. Garis diagonal pada *confusion matrix* menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas. Hasil *confusion matrix* NasNetMobile terdapat pada Gambar 10.

Confusion Matrix				
Actual \ Predicted	daisy	pastacarbonara	powerball	sunflower
daisy	71	0	0	0
pastacarbonara	0	55	1	0
powerball	0	1	67	0
sunflower	1	3	0	36

Gambar 10. Confusion Matrix NasNetMobile

Kinerja model dalam penelitian ini juga dievaluasi menggunakan rata-rata *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support*. Berdasarkan hasil evaluasi, pelatihan dengan metode CNN menunjukkan kinerja model yang baik dalam klasifikasi. Hasil *classification report* NasNetMobile terdapat pada Gambar 11.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
daisy	0.99	1.00	0.99	71
pastacarbonara	0.93	0.98	0.96	56
powerball	0.99	0.99	0.99	68
sunflower	1.00	0.90	0.95	40
accuracy			0.97	235
macro avg	0.98	0.97	0.97	235
weighted avg	0.98	0.97	0.97	235

Gambar 11. Classification report NasNetMobile

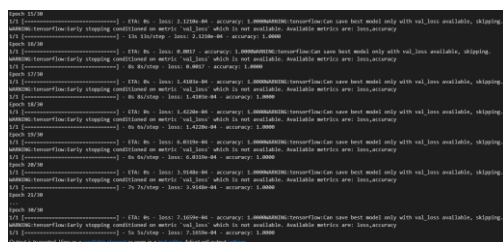
3.2. Analisis Akurasi Arsitektur Model Dengan Fine Tune

Hasil analisis dari proses training penggunaan *Fine Tune* pada model arsitektur VGG16 dan NasNetMobile dapat dilihat dari hasil nilai accuracy dan loss yang didapatkan oleh setiap model arsitektur. Sama seperti analisis akurasi arsitektur model VGG16 dan NasNetMobile tanpa *fine tune*, makin tinggi nilai accuracy maka makin baik model. Sebaliknya makin tinggi nilai loss maka makin sulit model untuk mengenali dan memprediksi citra gambar bunga. Pada analisis akurasi penggunaan *fine tune* jumlah epoch yang digunakan sama seperti jumlah epoch pada training model VGG16 dan NasNetmobile tanpa *fine tune* yaitu 15 *epoch*.

a. VGG16

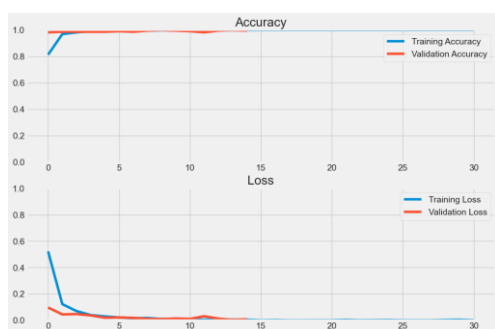
Pada proses pelatihan model dengan *fine tune* dilakukan *train* ulang menggunakan layer dari arsitektur VGG16 dengan 15 epoch. Hasil training *epoch* VGG16 dengan *fine tune* terdapat pada Gambar 12.

```
epoch 1/15 [-----] - 380s 1s/step - loss: 0.5247 - accuracy: 0.0274 - val_loss: 0.1311 - val_accuracy: 0.9576
epoch 2/15 [-----] - 335s 1s/step - loss: 0.1324 - accuracy: 0.9568 - val_loss: 0.0856 - val_accuracy: 0.9746
epoch 3/15 [-----] - 330s 1s/step - loss: 0.0821 - accuracy: 0.9708 - val_loss: 0.0606 - val_accuracy: 0.9746
epoch 4/15 [-----] - 342s 1s/step - loss: 0.0510 - accuracy: 0.9828 - val_loss: 0.0403 - val_accuracy: 0.9780
epoch 5/15 [-----] - 342s 1s/step - loss: 0.0406 - accuracy: 0.9846 - val_loss: 0.0523 - val_accuracy: 0.9746
epoch 6/15 [-----] - 338s 1s/step - loss: 0.0409 - accuracy: 0.9872 - val_loss: 0.0469 - val_accuracy: 0.9780
epoch 7/15 [-----] - 336s 1s/step - loss: 0.0222 - accuracy: 0.9943 - val_loss: 0.0212 - val_accuracy: 0.9915
epoch 8/15 [-----] - 336s 1s/step - loss: 0.0158 - accuracy: 0.9957 - val_loss: 0.0383 - val_accuracy: 0.9873
epoch 9/15 [-----] - 329s 1s/step - loss: 0.0300 - accuracy: 0.9948 - val_loss: 0.0231 - val_accuracy: 0.9915
epoch 10/15 [-----] - 332s 1s/step - loss: 0.0213 - accuracy: 0.9917 - val_loss: 0.0029 - val_accuracy: 0.9789
epoch 11/15 [-----] - 336s 1s/step - loss: 0.0275 - accuracy: 0.9922 - val_loss: 0.0025 - val_accuracy: 0.9746
epoch 12/15 [-----] - 334s 1s/step - loss: 0.0224 - accuracy: 0.9912 - val_loss: 0.0003 - val_accuracy: 0.9811
epoch 13/15 [-----] - 332s 1s/step - loss: 0.0215 - accuracy: 0.9905 - val_loss: 0.0200 - val_accuracy: 0.9811
epoch 14/15 [-----] - 332s 1s/step - loss: 0.0099 - accuracy: 0.9986 - val_loss: 0.0136 - val_accuracy: 0.9873
Output is truncated. Write out a complete epoch or none at a time using --full-epoch-output or --full-epoch-output=0
```



Gambar 12. Training epoch vgg16 dengan fine tune

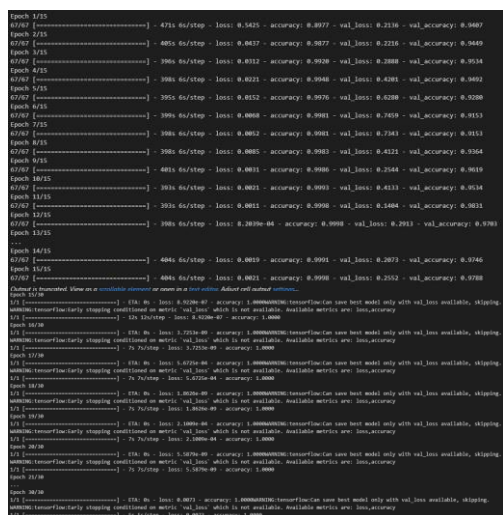
Hasil akurasi pengulangan *epoch* dapat naik dan turun. Hasil akurasi dari VGG16 dengan *fine tune* terdapat pada Gambar 13.



Gambar 13. Grafik hasil akurasi vgg16 dengan fine tune

b. NasNetMobile

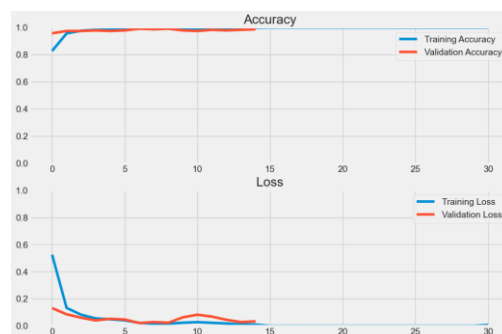
Pada proses pelatihan model dengan *fine tune* dilakukan *train* ulang menggunakan layer dari arsitektur NasNetMobile dengan 15 *epoch*. Hasil training *epoch* NasNetMobile dengan *fine tune* terdapat pada Gambar 14.



Gambar 14. Training epoch NasNetMobile dengan fine tune

Hasil akurasi pengulangan *epoch* dapat naik dan turun. Hasil akurasi dari

NasNetMobile dengan *fine tune* terdapat pada Gambar 15.



Gambar 15. Grafik hasil akurasi NasNetMobile dengan fine tune

Untuk mengetahui kinerja arsitektur model VGG16 dan NasNetMobile, hasil eksperimen diukur menggunakan pengukuran *training* akurasi dan *loss*.

Tabel 1. Evaluasi kinerja model arsitektur

Model	Accuracy	Loss
VGG16	0.9787	0.0820
VGG16 dengan <i>fine tune</i>	0.9873	0.01
NasNetMobile	0.9745	0.1557
NasNetMobile dengan <i>fine tune</i>	0.9915	0.08

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan implementasi metode *convolutional Neural Network* untuk analisis model arsitektur VGG16 dan NasNetMobile pada klasifikasi citra bunga akurasi terbaik diperoleh model arsitektur NasNetMobile dengan *fine tune* yaitu menghasilkan nilai akurasi sebesar 99.15%, dilanjutkan VGG16 dengan *fine tune* 98.73%, VGG16 tanpa *fine tune* 97.87%, NasNetMobile tanpa *fine tune* 97.45%.

Sementara itu, saran yang bisa penulis berikan untuk penelitian serupa yang mungkin akan dilakukan adalah menambahkan object detection lain agar model dapat mengklasifikasikan citra bunga lainnya. Selain itu, dapat menggunakan model arsitektur lain yang mungkin bisa menghasilkan nilai yang lebih baik dari nilai akurasi arsitektur VGG16 dan NasNetMobile.

UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji dan Syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat-Nya. Ucapan terima kasih kepada kedua orang tua yang selalu memberikan semangat dan doa sepanjang proses penyusunan karya tulis ini

dan kepada dosen pembimbing yang telah membantu dalam penyusunan karya tulis ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Falahkhi, E. F. Achmal, M. Rizaldi, R. Rizki, and N. Yudistira, "Perbandingan Model AlexNet dan ResNet dalam Klasifikasi Citra Bunga Memanfaatkan Transfer Learning Comparison of AlexNet and ResNet Models in Flower Image Classification Utilizing Transfer Learning," 2022, [Online]. Available: <http://journal.ipb.ac.id/index.php/jika>
- [2] D. J. Middleton *et al.*, "Progress on Southeast Asia's Flora projects," *Gardens' Bulletin Singapore*, vol. 71, no. 2, pp. 267–319, Dec. 2019, doi: 10.26492/gbs71(2).2019-02.
- [3] M. Hafizh, T. Novita, D. Guswandi, H. Syahputra, and L. Mayola, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Ekspor Online," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 3, pp. 242–249, Jul. 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i3.847.
- [4] H. Kurnia, V. Ariandi, and A. I. Jamhur, "Decicision Suport System Pemilihan Pestisida Terbaik Pada UD. Pupuk Jasa Tani Menggunakan Metode Weighted Product," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 1, pp. 1–6, Jan. 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i1.659.
- [5] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Convolutional Neural Network and Support Vector Machine in Classification of Flower Images," 2021.
- [6] S. Enggari, A. Ramadhanu, and H. Marfalino, "Peningkatan Digital Image Processing Dalam Mendeskripsikan Tumbuhan Jamur Dengan Segmentasi Warna, Deteksi Tepi Dan Kontur," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 4, no. 1, pp. 70–75, Jan. 2022, doi: 10.47233/jteksis.v4i1.358.
- [7] Fitriani, "FITRIANI-KLASIFIKASI JENIS BUNGA DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) KLASIFIKASI JENIS BUNGA DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) (CLASSIFICATION OF INTEREST TYPES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN))," 2021.
- [8] N. FatihahSahidan, A. K. Juha, N. Mohammad, and Z. Ibrahim, "Flower and leaf recognition for plant identification using convolutional neural network," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 16, no. 2, pp. 737–743, 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v16.i2.pp737-743.
- [9] G. Wega Intyanto, "Klasifikasi Citra Bunga dengan Menggunakan Deep Learning: CNN (Convolution Neural Network)," 2021.
- [10] F. Farhan, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, and N. R. D. Cahyo, "Mangrove Tree Species Classification Based on Leaf, Stem, and Seed Characteristics Using Convolutional Neural Networks with K-Folds Cross Validation Optimalization," *Advance Sustainable Science Engineering and Technology*, vol. 5, no. 3, p. 02303011, Oct. 2023, doi: 10.26877/asset.v5i3.17188.
- [11] M. Baihaqy, A. Toto Wibowo, and D. Qori Utama, "Klasifikasi Tanaman Anggrek jenis Phalaenopsis berdasarkan Citra Labellum Bunga Menggunakan Metode Convolutinal Neural Network (CNN)," 2022.
- [12] D. Ramayanti, D. Asri, and L. Lionie, "Implementasi Model Arsitektur VGG16 dan MobileNetV2 Untuk Klasifikasi Citra Kupu-Kupu Article Info ABSTRAK," *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, vol. 5, no. 3, 2022, doi: 10.36085.
- [13] M. I. Syahputra and A. T. Wibowo, "Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek berdasarkan Citra Kuntum Bunga Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," 2020. [Online]. Available: <https://www.programmersought.com/article/3724355693/>
- [14] B. Setiyono *et al.*, "IDENTIFIKASI TANAMAN OBAT INDONESIA MELALUI CITRA DAUN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," doi: 10.25126/jtiik.2023106809.
- [15] K. Rega Prilianti, H. Setiawan, and P. Mimboro, "METODE DETEKSI POKOK POHON SECARA AUTOMATIS PADA CITRA PERKEBUNAN SAWIT MENGGUNAKAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA PERANGKAT LUNAK SISTEM INFORMASI GEOGRAFIS," vol. 9, no. 7, pp. 1689–1698, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202296772.
- [16] A. Toto Wibowo, "Klasifikasi Bunga Anggrek untuk Genus Grammatophyllum Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 8, no. 5, p. 10527, 2021.
- [17] H. Noprisson, "Fine-Tuning Model Transfer Learning VGG16 Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Tanaman Padi," *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, vol. 5, no. 3, 2022, doi: 10.36085.
- [18] U. Sri Rahmadhani and N. Lysbetti Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," vol. 8, no. 2, 2023.
- [19] U. Kulsum and A. Cherid, "Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50," *SIMKOM*, vol. 8, no. 2, pp. 221–228, Jul. 2023, doi: 10.51717/simkom.v8i2.191.
- [20] S. U. Masruroh, F. Munthaha, A. T. Muharram, and M. F. Syahid, "ANALISA KINERJA MODEL FINE-TUNING DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI TULISAN TANGAN BAHASA ARAB," 2022.
- [21] H. Ahmed, M. A. Hossain, I. Hossain, S. S. Akhi, and I. J. Lima, "Detection and classification of plant diseases in leaves through machine learning," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 28, no. 3, pp. 1676–1683, Dec. 2022, doi: 10.11591/ijeecs.v28.i3.pp1676-1683.
- [22] A. Fadilah, A. T. Wibowo, and E. Rachmawati, "Klasifikasi Spesies Anggrek Genus Phalaenopsis Berdasarkan Citra Sepal-Petal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," 2022.
- [23] A. Rajbongshi, T. Khan, M. M. Rahman, A. Pramanik, S. M. T. Siddiquee, and N. R. Chakraborty, "Recognition of mango leaf disease using convolutional neural network models: A transfer learning approach," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 23, no. 3, pp. 1681–1688, Sep. 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v23.i3.pp1681-1688.
- [24] M. R. R. Allaam, "KLASIFIKASI GENUS TANAMAN ANGGREK MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," 2021.
- [25] A. H. Nasrullah and H. Annur, "JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Citra Digital Daun," 2023, doi: 10.30865/mib.v7i2.5962.
- [26] T. Bayu Sasongko and A. Amrullah, "ANALISIS EFEK AUGMENTASI DATASET DAN FINE TUNE PADA ALGORITMA PRE-TRAINED CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," vol. 10, no. 4, pp. 763–768, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023106583.
- [27] R. Kia Sandi Cahaya Putri, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI," 2018.

- [28] S. Umami Masruroh, F. Munthaha, A. Taufik Muharram, and M. Fikri Syahid, "ANALISA KINERJA MODEL FINE-TUNING DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI TULISAN TANGAN BAHASA ARAB," 2022.
- [29] T. Sahro Winanto, C. Rozikin, and A. Jamaludin, "Analisa Performa Arsitektur Transfer Learning Untuk Mengidentifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Pangan," 2023. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>