

# Klasifikasi Tanaman Anggrek Menggunakan Arsitektur Convolutional Neural Network Berbasis Majority Voting

Muhammad Rifki Kurniawan<sup>1</sup>, Irfan Pratama<sup>\*2</sup>

Fakultas Teknologi Informasi, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Mercu Buana  
Yogyakarta

Email: [1201210088@student.mercubuana-yogya.ac.id](mailto:1201210088@student.mercubuana-yogya.ac.id), [\\*2irfan@mercubuana-yogya.ac.id](mailto:*2irfan@mercubuana-yogya.ac.id)

(Naskah masuk: 23 Juli 2024, diterima untuk diterbitkan: 20 Januari 2025)

**Abstrak:** Penelitian ini membahas tentang klasifikasi tanaman anggrek menggunakan tiga arsitektur deep learning yang berbeda: Baseline CNN, Xception, dan NASNet Mobile. Berdasarkan analisis, performa dari ketiga model ini dibandingkan menggunakan nilai akurasi dan skor loss. Hasil menunjukkan bahwa NASNet Mobile memiliki performa terbaik dengan akurasi tertinggi dan skor loss terendah. Untuk lebih meningkatkan akurasi dan keandalan prediksi akhir, metode majority voting digunakan untuk menggabungkan hasil prediksi dari ketiga model tersebut. Hasil akhir menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode majority voting, akurasi klasifikasi tanaman anggrek mencapai 100%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa majority voting dapat secara efektif meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan dengan menggunakan model tunggal, dengan memanfaatkan keunggulan masing-masing model untuk menghasilkan hasil yang optimal.

**Kata Kunci** – Klasifikasi Anggrek; Deep Learning; Baseline CNN; Xception; NasNet Mobile; Majority Voting;

## Orchid Plant Classification Using Convolutional Neural Network Architecture Based on Majority Voting

**Abstract:** This research discusses the classification of orchid plants using three different deep learning architectures: Baseline CNN, Xception, and NASNet Mobile. Based on the analysis, the performance of these models was compared using accuracy and loss scores. The results showed that NASNet Mobile had the best performance with the highest accuracy and lowest loss score. To further enhance the accuracy and reliability of the final predictions, a majority voting method was employed to combine the predictions from all three models. The final results indicated that using the majority voting method achieved 100% accuracy in orchid classification. This study concludes that majority voting can effectively improve classification accuracy compared to using individual models, by leveraging the strengths of each model to produce optimal results.

**Keywords** – Orchid Classification; Deep Learning; Baseline CNN; Xception; NasNet Mobile; Majority Voting;

### 1. PENDAHULUAN

*Orchidaceae* atau lebih dikenal dengan anggrek adalah tanaman yang mempunyai nilai jual tinggi karena keindahan bunganya yang khas, sehingga bunga pada tanaman anggrek adalah unsur terpenting yang memiliki ciri khas dan menjadikan bunga anggrek berbeda dengan famili tanaman berbunga lainnya. Nilai penting dari tanaman anggrek terletak pada keindahan bunganya, dan keindahan bunga anggrek dapat dicapai jika proses budidayanya dilakukan dengan benar sejak tanaman tersebut masih berusia muda. Banyaknya jenis tanaman anggrek seperti *Cattleya*, *Dendrobium*, *Oncidium*, *Phalaenopsis*, *Vanda* yang dibudidayakan di Indonesia membuat perawatan setiap genus anggrek bisa berbeda. Oleh karena itu, pembudidaya anggrek yang baru memulai perlu mengetahui genus dari anggrek yang akan dibudidayakan agar mendapatkan informasi cara budidaya yang tepat sesuai dengan genusnya [1].

Teknologi merupakan hal yang sudah sangat melekat dalam kehidupan sehari-hari bagi manusia, kemajuan teknologi pada zaman modern ini merupakan sesuatu yang tidak dapat

dihindari dalam kehidupan, karena kemajuan teknologi berjalan sesuai dengan kemajuan ilmu pengetahuan dan di berbagai macam sektor, mulai dari kesehatan, pendidikan, hingga pertanian [2]. Di sektor pertanian, inovasi teknologi telah memainkan peran yang signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan produktivitas, salah satunya melalui penerapan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence, AI*) dan pembelajaran mesin (*Machine Learning*). Salah satu teknologi yang telah menunjukkan potensi besar dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam sektor pertanian adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN memiliki kemampuan belajar mandiri yang kuat, adaptif dan mampu melakukan generalisasi dengan baik. Metode pengenalan citra tradisional memerlukan ekstraksi fitur dan klasifikasi secara manual, sementara CNN hanya membutuhkan data citra sebagai input jaringan. Kemampuan belajar mandiri dari CNN memungkinkan jaringan untuk menyelesaikan tugas klasifikasi citra tanpa memerlukan intervensi manual [3].

*Majority Voting* merupakan teknik ensemble di mana beberapa model CNN dilatih secara terpisah, dan keputusan akhir dibuat berdasarkan mayoritas prediksi dari model-model tersebut. Pendekatan ini dapat meningkatkan akurasi dan keandalan klasifikasi dengan mengurangi kesalahan yang mungkin terjadi pada model individu [4].

Beberapa penelitian terkait klasifikasi menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* telah banyak dilakukan. Pada tahun 2024, [5] melakukan penelitian untuk analisis perbandingan klasifikasi citra genus *Panthera* menggunakan pendekatan *deep learning* dengan model *MobileNet*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model *MobileNetV1* mencapai akurasi tertinggi sebesar 89,93% dalam klasifikasi citra genus *Panthera*, dibandingkan dengan model *MobileNetV2* yang memperoleh akurasi 89,78%. Selanjutnya, [6] melakukan penelitian untuk analisis klasifikasi gambar bunga lily menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam pengolahan citra. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengklasifikasikan gambar bunga lily, dengan akurasi mencapai 87% untuk empat jenis bunga lily. Pada tahun 2023, [7] melakukan penelitian untuk klasifikasi jamur berdasarkan genus dengan menggunakan metode CNN. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan, dengan tiga *convolution layer*, tiga *MaxPooling layer*, dan dua *dropout layer*, berhasil mengklasifikasikan jamur berdasarkan genus. Model ini mencapai akurasi 89% pada data pelatihan dan 82% pada data validasi. Pada tahun 2022, [8] melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan kesegaran buah berdasarkan citra buah. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa implementasi CNN berhasil digunakan untuk klasifikasi kesegaran buah-buahan seperti apel, jeruk, dan pisang. Model ini mengkategorikan buah-buahan ke dalam enam kelas, yaitu apel segar, jeruk segar, pisang segar, apel tidak segar, jeruk tidak segar, dan pisang tidak segar. Untuk mengevaluasi kinerja model yang dihasilkan, digunakan Confusion Matrix dengan metrik seperti akurasi, *precision*, dan *recall*. Hasil terbaik yang diperoleh menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 93%. Lalu, [9] melakukan penelitian untuk optimasi klasifikasi gambar varietas tomat dengan data *augmentation* dan CNN. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam klasifikasi enam varietas tomat. Model *Sequential* mencapai akurasi 85,86% dengan nilai loss 0,388, sementara model on top VGG16 menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 97,04% dengan nilai loss 0,076. Dari temuan tersebut, dapat disimpulkan bahwa penggunaan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* dapat mengklasifikasikan berbagai gambar dengan akurasi tinggi dan menawarkan solusi yang efektif untuk pengenalan citra dalam hortikultura.

Penelitian ini akan menggunakan analisis perbandingan tiga model arsitektur CNN untuk mendeteksi jenis tanaman anggrek. Model yang dievaluasi meliputi Baseline CNN, Xception, dan NasNet Mobile. Kemudian, hasil dari ketiga model arsitektur CNN tersebut digabungkan dengan menggunakan metode *majority voting*. *Majority voting* di sini berfungsi untuk menentukan suara terbanyak dari hasil ketiga arsitektur tersebut, sehingga menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat dan andal. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat meningkatkan kinerja dan keandalan sistem klasifikasi tanaman anggrek.



## 2.4. NasNet Mobile

*NasNet Mobile* adalah arsitektur *NASNet* dengan parameter lebih sedikit daripada arsitektur *MobileNet* dan dikembangkan oleh *Google Inc*, *NasNetMobile* merupakan salah satu varian arsitektur *NasNet*, pengembangan arsitektur *NasNet Mobile* difokuskan pada embedded sistem dan perangkat seluler [12].

## 2.5. Metode Pengembangan Sistem



Gambar. 3 Alur tahapan penelitian

Penjelasan tahap-tahap yang dilakukan dalam pengembangan sistem penelitian ini di gambarkan melalui *Diagram* seperti pada gambar berikut:

### 1. Studi Literatur

Pada tahap ini melihat penelitian terdahulu terhadap literatur-literatur yang relevan terkait dengan klasifikasi tanaman anggrek menggunakan arsitektur *Deep Learning*, serta studi tentang penggunaan arsitektur *Baseline CNN*, *Xception*, *NasNet Mobile* dalam bidang klasifikasi citra tanaman anggrek.

### 2. Pengumpulan Dataset

Tahapan kedua dalam penelitian ini adalah menyiapkan dataset yang terdiri dari kumpulan citra tanaman anggrek. Dataset tersebut digunakan akan sebagai data yang akan dipelajari oleh model. Dataset tanaman anggrek didapatkan dari Aulia Orchid Sleman, Yogyakarta dan Kaggle dengan total sebanyak 4000 dataset. Dataset terdiri dari citra jenis tanaman anggrek yaitu *Cattleya*, *Dendrobium*, *Oncidium*, *Phalaenopsis*, dan *Vanda*.

### 3. Data Processing

Pada tahap ini dilakukan proses *splitting* dataset menjadi tiga kategori yaitu data training, data testing, dan data validasi. Dalam penelitian ini, total dataset yang digunakan adalah sebanyak 4000 gambar. Pembagian data training sebanyak 3000 gambar, data testing sebanyak 500 gambar, dan data validasi sebanyak 500 gambar. Selain *splitting* dataset, pada tahap preprocessing juga dilakukan proses pelabelan, *rescale*, dan *resize* pada gambar. Tujuan dari tahap *preprocessing* adalah agar dataset siap digunakan oleh model untuk dipelajari.

#### 4. *Augmentasi*

Pada tahap augmentasi, berbagai teknik augmentasi gambar digunakan untuk memperluas dataset secara artifisial dan meningkatkan kinerja model. Teknik augmentasi gambar yang umum digunakan termasuk rotasi, *flipping*, *zooming*, *shifting*, dan perubahan kontras. Augmentasi ini membantu model dalam menggeneralisasi lebih baik dan membuatnya lebih robust terhadap variasi dalam data gambar tanaman anggrek.

#### 5. Model CNN dan *Majority Voting*

Penelitian ini akan menggunakan analisis perbandingan tiga model arsitektur CNN untuk mendeteksi jenis tanaman anggrek. Model yang dievaluasi meliputi Baseline CNN, *Xception*, dan *NasNet Mobile*. Kemudian, hasil dari ketiga model arsitektur CNN tersebut digabungkan dengan menggunakan metode *majority voting*. *Majority voting* di sini berfungsi untuk menentukan suara terbanyak dari hasil ketiga arsitektur tersebut, sehingga menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat dan andal. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat meningkatkan kinerja dan keandalan sistem klasifikasi tanaman anggrek, serta memberikan kontribusi yang signifikan dalam bidang penelitian dan aplikasi praktis identifikasi tanaman anggrek.

#### 6. Evaluasi Hasil

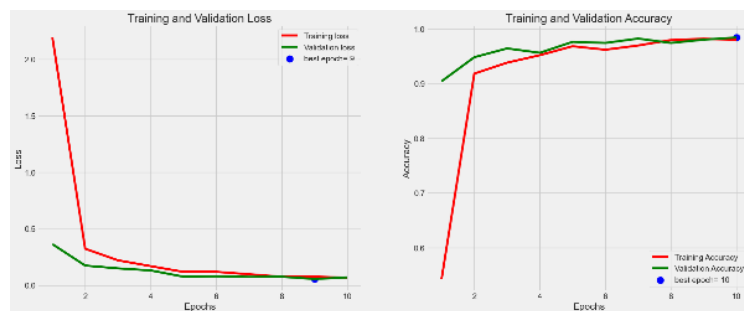
Dalam evaluasi hasil, dilakukan dengan mengukur kinerja model menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* pada data testing dan validasi. Metrik-metrik ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat mengklasifikasikan gambar tanaman anggrek. Selain itu, dilakukan perbandingan kinerja antara tiga arsitektur CNN yang dievaluasi: Baseline CNN, *Xception*, dan *NasNet Mobile*. Hasil dari ketiga model ini digabungkan menggunakan metode *majority voting*, di mana keputusan akhir didasarkan pada mayoritas suara dari ketiga model tersebut. Hasil evaluasi diharapkan menunjukkan peningkatan akurasi dan keandalan sistem klasifikasi dengan menggunakan *majority voting* dibandingkan dengan model individu.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pembahasan

Hasil Analisis dari proses training dapat dilihat dari nilai *accuracy* dan *loss score* yang ditunjukkan oleh setiap model. Nilai *accuracy* menunjukkan kemampuan model dalam mengenali dan memprediksi data dengan benar, semakin tinggi *accuracy* maka model semakin baik. Sebaliknya, *loss score* adalah nilai kesalahan model dalam mengenali dan memprediksi data, semakin rendah nilai *loss score* maka model semakin baik. Proses ini terus berulang sesuai dengan jumlah *epoch* yang digunakan. Pada penelitian ini *epoch* yang digunakan berjumlah 10.

##### 3.1.1. Hasil Pelatihan Model



Gambar. 4 Training *epoch* Baseline CNN

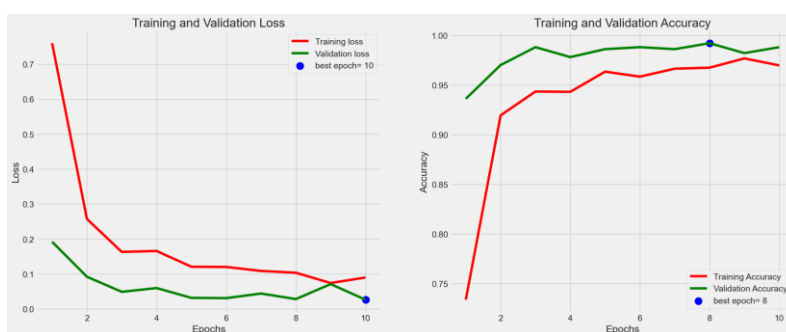
Berdasarkan hasil pelatihan model baseline CNN pada gambar 4, model tersebut dilatih menggunakan 10 *epoch*. Pada akhir proses pelatihan, model ini mencapai akurasi sebesar 0,98 dan nilai loss sebesar 0,05. Hasil ini menunjukkan bahwa model baseline CNN mampu belajar dengan

baik dari data yang diberikan, menghasilkan prediksi yang akurat dalam mendeteksi jenis tanaman anggrek. Tingginya akurasi dan rendahnya nilai loss mencerminkan kinerja model yang efektif dan andal dalam tugas klasifikasi yang diberikan.



Gambar. 5 Training epoch Xception

Berdasarkan hasil training arsitektur *Xception* yang dilakukan pada gambar 5, model tersebut dilatih menggunakan 10 epoch. Pada akhir proses training, model ini mencapai nilai akurasi sebesar 0.95 dan nilai loss sebesar 1.37. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Xception* mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam mendeteksi jenis tanaman anggrek. Meskipun demikian, nilai loss yang relatif tinggi mengindikasikan bahwa terdapat ruang untuk meningkatkan generalisasi dan mengurangi kesalahan prediksi model.



Gambar. 6 Training epoch NasNet Mobile

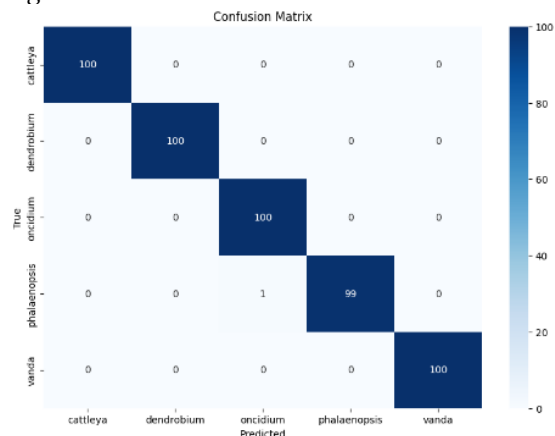
Berdasarkan hasil training arsitektur *NasNet Mobile* yang dilakukan pada gambar 6, model tersebut dilatih menggunakan 10 epoch. Pada akhir proses training, model ini mencapai nilai akurasi sebesar 0.99 dan nilai loss sebesar 0.02. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur *NasNet Mobile* berhasil belajar dengan baik dari data yang diberikan, menghasilkan prediksi yang akurat dalam mendeteksi jenis tanaman anggrek. Nilai akurasi yang tinggi dan nilai loss yang rendah mencerminkan kinerja model yang efektif dan andal dalam tugas klasifikasi yang diberikan.

### 3.1.2. Majority Voting

Setelah proses pelatihan selesai, hasil prediksi dari masing-masing model diekspor ke dalam format CSV. Prediksi dari ketiga model ini kemudian digabungkan menggunakan metode majority voting. Dalam metode ini, prediksi akhir ditentukan berdasarkan suara terbanyak dari ketiga model tersebut. Langkah - langkah yang dilakukan dalam majority voting adalah sebagai berikut:

1. Ekspor Hasil Prediksi ke CSV  
Hasil prediksi dari masing-masing model diekspor ke dalam bentuk CSV. Jumlah dari data test sebanyak 500 gambar untuk setiap model.
2. Gabungkan Hasil Prediksi  
Hasil dari ketiga model dikombinasikan dan kemudian dijadikan satu file CSV.
3. Hasil Prediksi Akhir

Dengan menggunakan konsep *majority voting*, hasil prediksi akhir ditentukan berdasarkan suara terbanyak dari ketiga model tersebut. Berikut adalah visualisasi *confusion matrix* dari prediksi akhir *majority voting*.



Gambar. 7 Hasil akhir *Majority Voting*

Berdasarkan laporan klasifikasi yang dihasilkan, performa model klasifikasi tanaman anggrek menggunakan metode *majority voting* menunjukkan hasil yang sangat memuaskan dengan akurasi keseluruhan sebesar 100%. Dari hasil di atas, dapat disimpulkan bahwa metode *majority voting* tidak hanya meningkatkan akurasi tetapi juga memberikan hasil yang sangat konsisten dan andal di seluruh kategori tanaman anggrek. Semua jenis anggrek memiliki *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang hampir sempurna, menunjukkan bahwa model ini sangat efektif dalam klasifikasi jenis anggrek. Hal ini menunjukkan bahwa *majority voting* adalah pendekatan yang sangat berguna dalam meningkatkan performa model klasifikasi dibandingkan dengan model tunggal.

### 3.1.3. Perbandingan Model

Dalam penelitian ini, empat model arsitektur deep learning telah digunakan untuk mengklasifikasikan tanaman anggrek: *Baseline CNN*, *Xception*, *NASNet Mobile* dan *Majority Voting*. Berikut adalah perbandingan performa dari keempat model berdasarkan nilai akurasi.

Tabel 1. Perbandingan Model

Model	Akurasi
Baseline CNN	98 %
Xception	95 %
NasNet Mobile	99%
Majority Voting	100%

Berdasarkan hasil di tabel diatas, terlihat bahwa model *NASNet Mobile* memiliki performa terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 99%. Model *Xception* memiliki performa yang paling rendah dengan akurasi 95%. Model *Baseline CNN* berada di antara kedua model tersebut dengan akurasi 98%. Metode *Majority Voting* menghasilkan akurasi tertinggi, yaitu 100%, menunjukkan bahwa penggabungan prediksi dari ketiga model tersebut dapat meningkatkan akurasi keseluruhan.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis performa dari ketiga model yang bisa dilihat di tabel 1 dibandingkan berdasarkan nilai akurasi dan hasil dari *majority voting*. Dari hasil tersebut, *NASNet Mobile* menunjukkan performa terbaik dengan akurasi tertinggi dan skor loss terendah. Namun, untuk

meningkatkan akurasi dan keandalan prediksi akhir, metode *majority voting* digunakan dengan menggabungkan hasil prediksi dari ketiga model tersebut. Hasil akhir menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode *majority voting*, akurasi klasifikasi tanaman anggrek mencapai 100%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penggunaan *majority voting* dalam menggabungkan hasil prediksi dari berbagai model *deep learning* mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan dengan penggunaan model tunggal. *Majority voting* terbukti efektif dalam menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan andal, dengan memanfaatkan keunggulan masing-masing model untuk menghasilkan hasil akhir yang optimal.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Bapak Irfan Pratama atas bimbingan dan dorongan yang telah diberikan selama proses penelitian ini. Petunjuk dan saran dari Bapak telah menjadi landasan yang kuat dalam setiap langkah yang saya tempuh. Dengan kesabaran dan pengetahuan mendalam, Bapak telah membantu saya mengatasi berbagai tantangan yang muncul. Semangat Bapak dalam mengajarkan nilai-nilai keilmuan dan keteladanan telah menginspirasi saya untuk terus berusaha menjadi lebih baik. Terima kasih atas dedikasi Bapak yang membimbing saya menuju kelancaran dan kesuksesan penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Husodo, C. Lubis, and Z. Rusdi, "Klasifikasi Tanaman Anggrek Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Vgg-19," *Simtek J. Sist. Inf. dan Tek. Komput.*, vol. 8, no. 2, pp. 253–258, 2023, doi: 10.51876/simtek.v8i2.214.
- [2] A. Maritsa, U. Hanifah Salsabila, M. Wafiq, P. Rahma Anindya, and M. Azhar Ma'shum, "Pengaruh Teknologi Dalam Dunia Pendidikan," *Al-Mutharahah J. Penelit. dan Kaji. Sos. Keagamaan*, vol. 18, no. 2, pp. 91–100, 2021, doi: 10.46781/al-mutharahah.v18i2.303.
- [3] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [4] A. Perdana and N. A. Farhana, "Penerapan Majority Vote Method Dalam Penentuan Pembobotan Pada Metode Weighted Product (Wp) Pada Pemeringkatan Kampus Di Kota Medan Application of the Majority Vote Method in Weighting of Weighted Product Method (Wp) in Ranking Campuses in Medan City," *J. Deli Sains Inform.*, vol. 2, no. 1, 2022.
- [5] W. Bismi, D. Novianti, and M. Qomaruddin, "Analisis Perbandingan Klasifikasi Citra Genus Panthera dengan Pendekatan Deep learning Model MobileNet," vol. 6, no. 1, pp. 1–9, 2024.
- [6] I. G. Perwati, N. Suarna, and T. Suprapti, "Analisis Klasifikasi Gambar Bunga Lily Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Pengolahan Citra," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 2908–2915, 2024.
- [7] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [8] F. Paraijun, R. N. Aziza, and D. Kuswardani, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Mengklasifikasi Kesegaran Buah Berdasarkan Citra Buah," *Kilat*, vol. 11, no. 1, pp. 1–9, 2022, doi: 10.33322/kilat.v10i2.1458.
- [9] T. Muhamad Hafiez, D. Iskandar, A. Wiranata S.K, and R. Fitri Boangmanalu, "Optimasi Klasifikasi Gambar Varietas Jenis Tomat dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 175–186, 2022, doi: 10.30591/smartcomp.v11i2.3524.
- [10] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharah, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah

Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn),” *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273–282, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.

- [11] A. Sabri, “Analisis Perbandingan Model Arsitektur Cnn dalam Pendeteksian Coronavirusdiseasemenggunakan Citra X-Rayparu-Paru,” pp. 1–65, 2022, [Online]. Available: <https://repository.ar-raniry.ac.id/id/eprint/27444/>
- [12] A. Fuadi and A. Suharso, “Perbandingan Arsitektur Mobilenet Dan Nasnetmobile Untuk Klasifikasi Penyakit Pada Citra Daun Kentang,” *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 701–710, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i3.3026.