



## Klasifikasi Tanaman Hias Menggunakan Algoritma *Convolution Neural Network*

Jeremia SP Sibarani<sup>1</sup>, Sasion Tumpal Damanik<sup>2</sup>, Rezeki Nurkhalizah<sup>3</sup>, Sri Mulyana<sup>4</sup>, Budiman Nasution<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Ilmu Komputer, FMIPA, Universitas Negeri Medan

Email: <sup>1</sup>sibaranigreamjeremia@gmail.com, <sup>2</sup>diondamanik16@gmail.com,

<sup>3</sup>rezekinurkhalizah@gmail.com, <sup>4</sup>srimulyana@mhs.unimed.ac.id, <sup>5</sup>budimannasution@unimed.ac.id

### Abstrak

anaman hias merupakan jenis tanaman yang dikenal karena keindahan dan daya tarik estetikanya. Terdapat berbagai jenis tanaman hias yang mudah ditemukan, namun, mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tanaman hias seringkali sulit bagi kita, khususnya bagi pemula yang ingin terlibat dalam dunia bisnis tanaman hias. Untuk memudahkan pengenalan jenis-jenis tanaman hias, penelitian ini akan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) sebagai solusi. CNN telah terbukti efektif dalam pengolahan citra dan pengenalan objek, menjadikannya pilihan algoritma yang cocok untuk klasifikasi tanaman hias. Penelitian ini menggunakan 112 gambar Mawar Damask, 100 gambar Bunga Echeveria, 100 gambar Mirabilis Jalapa, 110 gambar Lily Hujan, dan 47 gambar Zinnia Elegans. Dalam proses pra-pengolahan, noise dihilangkan, kemudian dilakukan augmentasi gambar, membagi data menjadi dua, yaitu data latih dan data uji, lalu melatih model dan mengevaluasi model serta mendapatkan hasil akurasi. Hasil klasifikasi berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi untuk beberapa label, tetapi ada label tertentu yang tidak dapat diidentifikasi. Skor F1 tertinggi ditemukan pada label "Mawar Damask" dengan nilai 1.00, sementara label "Mirabilis Jalapa" dan "Lily Hujan" memiliki nilai Presisi tertinggi yaitu 1.00. Namun, dalam pengukuran evaluasi, label "Zinnia Elegans" tidak menghasilkan nilai yang terukur sama sekali.

**Kata Kunci:** Tanaman Hias, CNN, Klasifikasi

### 1. PENDAHULUAN

Tanaman hias, yang merupakan gabungan dari beragam spesies tanaman hortikultura, memainkan peran penting dalam penciptaan keindahan, keasrian, dan kenyamanan di berbagai ruang, baik tertutup maupun terbuka. Keberadaannya tidak hanya menyempurnakan estetika lingkungan tetapi juga memberikan sentuhan alami yang menenangkan bagi penghuninya. Namun, dalam praktiknya, banyak orang sering kali mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi jenis-jenis tanaman hias ini, terutama saat berusaha menentukan spesies atau jenis bunga tertentu [1], [2].



Tanaman hias dapat diklasifikasikan ke dalam dua kategori utama: berdasarkan daun dan berdasarkan bunga. Tanaman hias daun dikenal akan keindahan daunnya yang berwarna-warni, unik, dan eksotis, yang menawarkan pesona estetika bahkan ketika tanaman tidak sedang berbunga [3]. Aspek-aspek seperti bentuk tanaman, warna daun, tajuk pohon, dan bentuk batang membuatnya menjadi pilihan dekoratif yang populer, seringkali digunakan untuk memperindah berbagai lokasi seperti pekarangan rumah, taman, kantor, hotel, dan restoran. Sementara itu, tanaman hias bunga memukau dengan keindahan kelopak bunganya yang menjadi ciri khas utama.

Mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tanaman hias secara manual dapat menjadi tugas yang menantang dan memakan waktu, terutama tanpa pengetahuan botani yang mendalam [4]. Ini menimbulkan tantangan bagi para ahli pengembangan teknologi informasi untuk menciptakan solusi yang dapat membantu dalam hal ini. Pengenalan sistem klasifikasi tanaman hias akan memudahkan masyarakat dalam memahami berbagai jenis tanaman hias, memperkaya pengetahuan mereka, dan membantu dalam pemilihan tanaman yang tepat untuk kebutuhan mereka [4].

Perkembangan di bidang pengolahan citra dan pembelajaran mesin, khususnya penggunaan Convolutional Neural Network (CNN), telah membuka peluang baru dalam klasifikasi tanaman hias. CNN, dengan kemampuannya yang efektif dalam mengolah data gambar dan mengenali pola visual, menawarkan pendekatan yang menjanjikan dalam bidang ini [5]. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tanaman hias yang mengandalkan teknologi CNN, yang diharapkan mampu mengklasifikasikan tanaman hias dengan akurasi tinggi.

Penelitian ini akan melibatkan beberapa tahapan penting, termasuk pengumpulan dataset citra tanaman hias, pelatihan model CNN, dan pengujian akurasi klasifikasi. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu dalam identifikasi tanaman hias, baik untuk keperluan pribadi maupun komersial, seperti dalam industri penjualan tanaman hias. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya membuka jalan bagi kemajuan teknologi dalam bidang hortikultura, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi berbagai pihak yang berkepentingan.

## 2. METODE

Penelitian ini menggunakan metode jaringan saraf ke dua yaitu CNN (*Convolutional Neural Network*) atau ConvNet adalah Algoritma deep learning

dari artificial neural network yang mengadaptasi atau meniru cara kerja otak untuk membedakan dan mengklasifikasi sebuah gambar. Menurut [6], Algoritma CNN di tujukan untuk data input berupa visual untuk, mengolah serta melatih machine learning untuk mengenali setiap objek visual yang telah di sediakan, semakin banyak dataset yang gunakan untuk melatih machine learning maka semakin akurat pada hasil machine learning. Dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lainnya, pra-pemrosesan yang diperlukan di ConvNet jauh lebih rendah. ConvNet sekarang menyediakan metode yang lebih terukur untuk klasifikasi gambar dan tugas pengenalan objek, menggunakan prinsip aljabar linier, terutama perkalian matriks, untuk mengenali pola dalam gambar. Dengan kata lain, mereka mungkin menuntut komputasi dan memerlukan unit pemrosesan grafis (GPU) untuk melatih model [7].

### 2.1. Teknik Pengumpulan Data

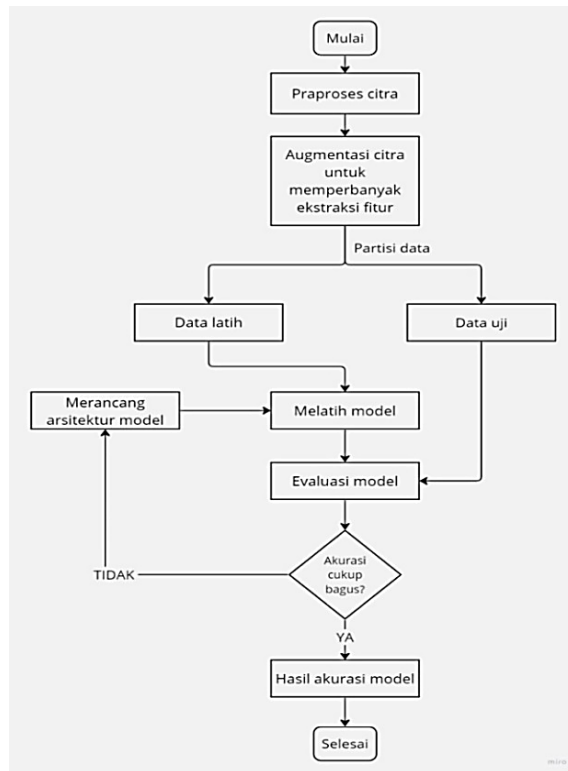
Pada penelitian ini, Teknik pengumpulan data memiliki peran yang sangat signifikan dalam kesuksesan riset. Teknik pengumpulan data yang digunakan yaitu observasi dan studi dokumen di mana penulis mengumpulkan data berupa 112 gambar Damask Rose, 100 gambar Echeveria Flower, 100 gambar Mirabilis Jalapa, 110 gambar Rain Lily, 47 gambar Zinnia Elegans yang masing-masing gambarnya merupakan gambar tanaman hias dengan bentuk dan ukuran yang berbeda-beda.

### 2.2. Perancangan Sistem

Perancangan sistem seperti pada Gambar 1 merupakan proses klasifikasi tanaman hias dengan menggunakan metode CNN (*Convolutional Neural Network*). Terdapat beberapa tahapan diantaranya:

#### 1) Praproses Citra

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data yang diambil pada situs Kaggle. Spesifikasi data yang diperoleh terdiri dari 5 kelas, terdapat sekumpulan gambar dengan format RGB dan ukuran setiap data seragam yaitu 224x224 px, Data tersebut selanjutnya di proses dengan cara menghilangkan noise pada setiap citra hal ini dapat mempengaruhi hasil sebelum citra diolah.



Gambar1. Flowchart Klasifikasi Tanaman Hias

## 2) Augmentasi citra

Augmentasi data merupakan langkah dalam pemrosesan data gambar di mana gambar-gambar dimodifikasi atau diubah sedemikian rupa sehingga mesin dapat mengidentifikasi perbedaan antar gambar yang diubah, tetapi manusia masih dapat mengenali bahwa esensi gambar tetap sama[8]. Dengan penerapan augmentasi data, dapat meningkatkan akurasi model yang telah dilatih karena akan menghasilkan model tambahan yang membantu dalam generalisasi yang lebih baik dan mengatasi masalah overfitting. Tujuan utamanya adalah untuk meningkatkan akurasi model CNN yang dilatih dan memastikan bahwa model mampu generalisasi dengan baik serta efektif mengatasi kendala overfitting[9].

## 3) Partisi data

Proses partisi data ini dimulai dengan memisahkan data menjadi dua bagian, yaitu data uji dan data latih. Data latih kemudian digunakan untuk melatih model

Deep Learning pada CNN. Setelah pelatihan selesai, model akan diuji menggunakan data uji yang telah ada, dan hasil klasifikasi akan diperoleh dari pengujian tersebut[10].

#### 4) Evaluasi Model

Setelah model dibangun, Langkah terakhir adalah evaluasi model untuk mendukung asumsi/hipotesis pada penelitian ini terkait model yang dibangun. Pada penelitian ini, evaluasi model dilakukan dengan cara menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. *Accuracy* merupakan nilai untuk mengukur berapa kali algoritma berhasil mengklasifikasikan gambar masukkan dengan benar. *Precision* ialah untuk mengukur tingkat *true positive* pada model yang dibangun. *Recall* merupakan nilai untuk mengukur tingkat *true negative* pada model yang dibangun. *F1-Score* merupakan skor *harmonic means* dari nilai *precision* dan *recall* dimana semakin tinggi nilai *F1-Score* maka semakin baik pula model yang dibangun. Adapun formula yang digunakan untuk menghitung nilai *Precision*, *Accuracy*, *Recall* dan *F1-Score* secara berturut-turut adalah sebagai berikut [11].

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

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

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

$$F1-Score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision+recall} \quad (4)$$

Keterangan:

TP = *True Positive*

TN = *True Negative*

FP = *False Positive*

FN = *False Negative*

Jika memperoleh hasil akurasi yang cukup bagus maka akan menghasilkan Akurasi Model dan jika tidak mendapat hasil akurasi yang cukup bagus maka harus merancang kembali arsitektur model [12].

### 2.3. Mendefinisikan Fungsi

Mendefinisikan fungsi untuk menghasilkan hirarki pada penelitian ini terdapat 3 cara yaitu dengan menggunakan aturan pembagian lebar yang sama, pembagian frekuensi yang sama, dan berdasarkan jumlah nilai yang berbeda.

- 1) Mendefinisikan fungsi untuk menghasilkan hierarki menggunakan aturan Pembagian Lebar yang Sama pada CNN dapat diartikan sebagai

memberikan bobot atau kontribusi yang setara untuk setiap fitur atau kernel di setiap lapisan. Hal ini dapat dicapai dengan memastikan bahwa setiap kernel atau filter pada lapisan konvolusi memiliki dimensi yang seragam. Dengan kata lain, setiap fitur ekstraksi memiliki "lebar" atau bobot yang setara dalam menciptakan representasi hierarkis dari input. Berikut hasil dari pembagian lebar yang sama.

```
Bin 1: 10.0 - 23.333333333333336
Anggota: [10, 15, 20]

Bin 2: 23.333333333333336 - 36.66666666666667
Anggota: [25, 30, 35]

Bin 3: 36.66666666666667 - 50.00000000000001
Anggota: [40, 45, 50]
```

- 2) Mendefinisikan fungsi untuk menghasilkan hierarki menggunakan aturan Pembagian Frekuensi yang Sama mengacu pada pendekatan di mana frekuensi atau informasi pada setiap tingkat hierarki diberikan bobot atau penanganan yang seragam. Dalam konteks CNN, merujuk pada penggunaan filter atau kernel yang diatur sedemikian rupa sehingga setiap frekuensi dalam representasi spasial dari data input dianggap secara merata atau setara dalam pembentukan hirarki. Berikut merupakan hasil dari pembagian frekuensi yang sama.

```
Bin 1: 10 - 20
Anggota: [10, 15, 20]

Bin 2: 25 - 35
Anggota: [25, 30, 35]

Bin 3: 40 - 50
Anggota: [40, 45, 50]
```

- 3) Mendefinisikan fungsi untuk menghasilkan hirarki berdasarkan jumlah nilai yang berbeda mengacu pada proses di mana setiap tingkat hierarki diberikan bobot berdasarkan seberapa banyak informasi atau nilai yang berbeda yang dapat diekstraksi dari tingkat tersebut. Ini dapat melibatkan perhitungan jumlah nilai yang berbeda atau unik dari fitur-fitur di tingkat tersebut, dan kemudian memberikan bobot sesuai dengan ukuran tersebut. Berikut hasil berdasarkan jumlah nilai yang berbeda.

```
Nilai: Merah
Anggota: ['Merah', 'Merah', 'Merah']

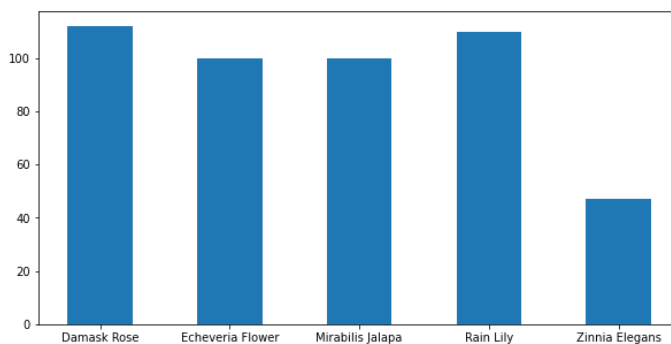
Nilai: Hijau
Anggota: ['Hijau', 'Hijau', 'Hijau']

Nilai: Biru
Anggota: ['Biru', 'Biru']

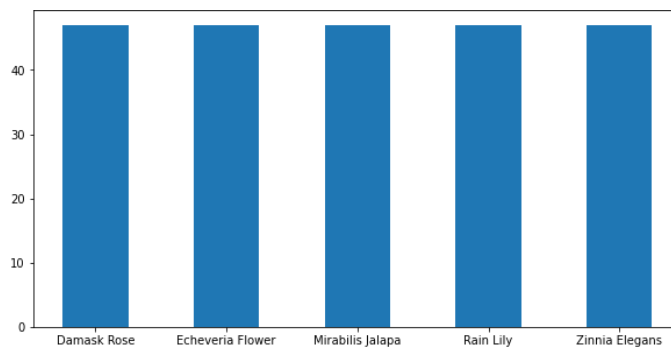
Nilai: Kuning
Anggota: ['Kuning']
```

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil data yang didapat pada penelitian ini memiliki frekuensi data uji yang tidak seimbang untuk setiap label, hal ini dapat dilihat pada gambar 2. Salah satu solusinya adalah dengan memangkas jumlah dataset ke dalam jumlah label minor, yaitu label *Zinnia Elegans* sebanyak 47 data (dapat dilihat pada gambar 3). Namun dampak dari pemangkasan dataset ini adalah kurangnya data yang dapat dipelajari untuk melakukan *testing*, hal ini dapat diatasi dengan menduplikasi gambar yang sama namun dengan kondisi yang berbeda – beda (*augmented image*).

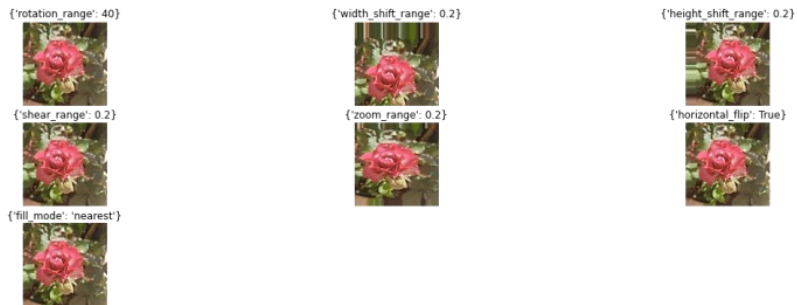


Gambar 2. Frekuensi Dataset sebelum dilakukannya praproses



Gambar 3. Frekuensi Dataset sesudah dilakukannya praproses

Mengatasi kurangnya data yang dapat dipelajari untuk melakukan *testing* adalah dengan cara mengaugmentasi citra dan jenis-jenis augmentasi citra yang digunakan pada proses training adalah sebagai berikut.

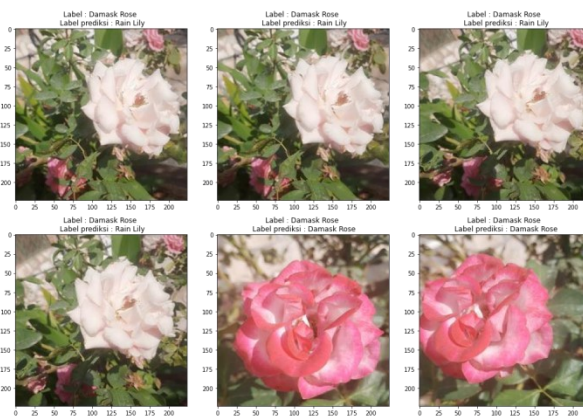


Gambar 4. Contoh Augmentasi Citra Dataset Damask Rose

Gambar 4 merupakan contoh *augmentasi* citra dari *sample* citra pada kelas Damask Rose, beberapa operator *augmentasi* yang digunakan adalah sebagai berikut.

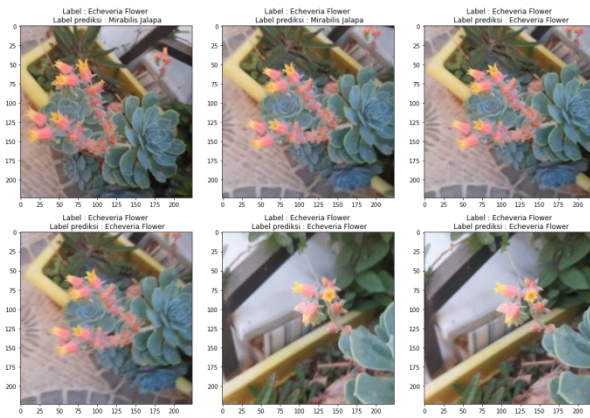
- 1) `Rotation_Range`: rotasi gambar secara random
- 2) `Width_shift_range`: menggeser lebar gambar
- 3) `Height_shift_range`: menggeser tinggi gambar
- 4) `Shear_range`: memangkas ukuran gambar
- 5) `Zoom_range`: zoom gambar.
- 6) `Horizontal_flip`: memutar gambar sebanyak  $180^\circ$  secara horizontal
- 7) `Fill_Mode`: Mengisi nilai piksel yang kosong setelah langkah 1 sampai 6 dilakukan

Proses evaluasi model dilakukan dengan menguji model untuk memprediksi data uji, proses ini dilakukan dengan 2 cara, yaitu melakukan sampling pada data uji kemudian memprediksi kelas data tersebut.

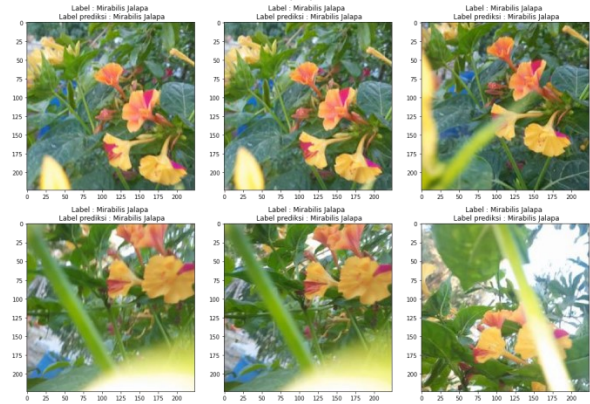


(a)





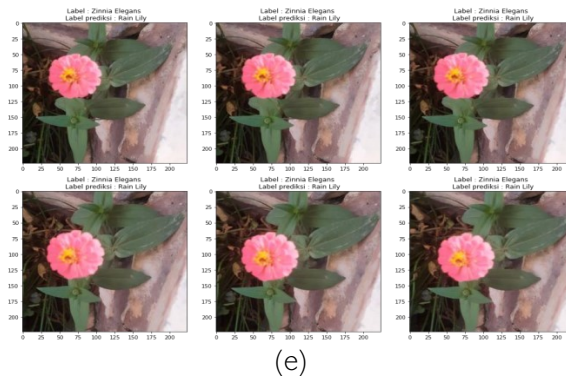
(b)



(c)



(d)



Gambar 5. Damask Rose (a); Echeveria Flower (b); Mirabilis Jalapa (c); Rain Lily (d); Zinnia Elegans (e)

Berdasarkan hasil *sampling* pada gambar tersebut, pada label bunga *rain lily* dan *mirabilis jalapa* dapat diprediksi dengan baik, namun untuk label bunga lainnya masih terdapat kesalahan prediksi pada sample dataset. Proses evaluasi selanjutnya adalah menggunakan atribut pengukuran evaluasi, yaitu *f1-score*, *precision*, dan *recall*.

Tabel 1. Evaluasi Model

Label	F1-Score	Precision	Recall
Damask Rose	1.00	0.55	0.71
Echeveria Flower	0.96	0.47	0.63
Mirabilis Jalapa	0.69	1.00	0.82
Rain Lily	0.40	1.00	0.57
Zinnia Elegans	0.00	0.00	0.00

Beberapa label diprediksi dengan cukup baik oleh model, seperti nilai *f1-score* yang tinggi oleh label *Damask Rose*, dan nilai *Precision* tertinggi untuk label *Mirabilis Jalapa* dan *Rain Lily*, namun terdapat juga label yang sama sekali tidak memiliki atribut pengukuran evaluasi, hal ini dapat disebabkan karena pada saat proses pengujian model oleh data uji, tidak ada data pada kelas tersebut yang mampu diprediksi oleh model, atau dengan kata lain model tidak mengenali citra dengan label tersebut.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan metode CNN sebagai Algoritma dari *deep learning* yang di desain untuk mengolah data dua dimensi dapat melakukan identifikasi citra tanaman hias dan ada juga yang tidak teridentifikasi. Untuk nilai *f1-score*

yang memiliki nilai tinggi adalah label *Damask Rose* dengan nilai 1.00, nilai Precision dimiliki oleh label *Mirabilis Jalapa dan Rain Lily* dengan nilai 1.00. Untuk label *Zinnia Elegans* sama sekali tidak memiliki nilai di setiap atribut pada pengukuran evaluasi. Kedepannya penelitian ini dapat dikembangkan dengan menambahkan layer dari model yang sudah dilatih sebelumnya (*transfer learning*) sebagai *base* model untuk meningkatkan performa model.

## REFERENSI

- [1] A. Pratama and M. Sutisna, "Analisis Strategi Pengembangan Usaha," *Jurnal Riset Bisnis dan Investasi*, vol. 1, no. 3, p. 46, 2016, doi: 10.35697/jrbi.v1i3.53.
- [2] F. Fitriani, "Klasifikasi Jenis Bunga Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)," *TEKNIMEDIA: Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 2, no. 2, pp. 64–68, 2021, doi: 10.46764/teknimedia.v2i2.39.
- [3] Hartutiningsih-M. Siregar, S. Wahyuni, and I. M. Ardaka, "Karakterisasi Morfologi Daun Begonia Alam (Begoniaceae): Prospek Pengembangan Koleksi Tanaman Hias Daun di Kebun Raya Indonesia (Leaf morfological characterization of native Begonia (Begoniaceae): Development prospect of foliage ornamental plants collecti," *Jurnal Biologi Indonesia*, vol. 14, no. 2, pp. 201–211, 2018.
- [4] A. Mareta Tama and R. Candra Noor Santi, "Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, vol. 6, no. 2, 2023.
- [5] Ajib Susanto, Yupie Kusumawati, Ericsson Dhimas Niagara, and Christy Atika Sari, "Convolutional Neural Network Dalam Sistem Deteksi Helm Pada Pengendara Motor," *Seminar Nasional Teknologi dan Multidisiplin Ilmu (SEMNASTEKMU)*, vol. 2, no. 1, pp. 91–99, 2022, doi: 10.51903/semnastekmu.v2i1.158.
- [6] E. H. Rachmawanto and P. N. Andono, "Deteksi Karakter Hiragana Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 11, no. 3, pp. 183–191, 2022, doi: 10.23887/janapati.v11i3.50144.
- [7] A. Susanto and Y. Kusumawati, "Helmet Detection Based on Cascade Classifier and Adaptive Boosting," vol. 8, no. 2, pp. 121–128, 2023.
- [8] S. Muhammad and A. T. Wibowo, "Klasifikasi Tanaman Aglaonema Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)."

- [9] A. A. Jaelani, F. Y. Supratman, and N. Ibrahim, "Perancangan Aplikasi Untuk Klasifikasi Klon Daun Teh Seri Gambung (GMB) Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," 2020.
- [10] P. B. N. Simangunsong, "Reduksi Noise Pada Citra Digital Menggunakan Metode Arithmetic Mean Filter," *Jurnal Teknik Informatika Unika St. Thomas (JTIUST)*, vol. 02, pp. 60–63, 2017.
- [11] J. Alberto and D. Hermanto, "Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN Dan Arsitektur ResNet-50," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 3, pp. 34–46, Sep. 2023.
- [12] W. A. Firmansyach, U. Hayati, and Y. Arie Wijaya, "Analisa Terjadinya Overfitting Dan Underfitting Pada Algoritma Naive Bayes Dan Decision Tree Dengan Teknik Cross Validation," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 262–269, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6329.