

# Identifikasi Mekar dan Kuncupnya Bunga Sedap Malam Menggunakan Convolutional Neural Network

Kadek Bakti Pramanayoga St<sup>a1</sup>, I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan<sup>a2</sup>

Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,  
Universitas Udayana  
Jalan Raya Kampus UNUD, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali, Indonesia  
<sup>1</sup>kdkbaktip18sep04@gmail.com  
<sup>2</sup>gungde@unud.ac.id

## Abstract

*The utilization of technology can aid humans across various sectors, including agriculture. This study harnesses one such technology to identify a particular agricultural commodity, tuberose flowers (*Polianthes tuberosa*), based on their blooming using Convolutional Neural Network (CNN). The CNN method can assist farmers in harvesting tuberose flowers by distinguishing between bloomed and budding flowers. In this research, a dataset comprised of 600 primary data points captured via smartphones is utilized, divided into 420 training sets and 180 testing sets. Three scenarios are tested, involving training epochs of 10, 15, and 20. The testing results indicate that the first scenario achieves an accuracy score of approximately 82.44%, falling below the 85% threshold. Meanwhile, the second and third scenarios achieve accuracies of approximately 91.20% and 92%, respectively.*

**Keywords:** *Classify, Polianthes tuberosa, Deep Learning, Convolutional Neural Network, Bloom Level, Accuracy*

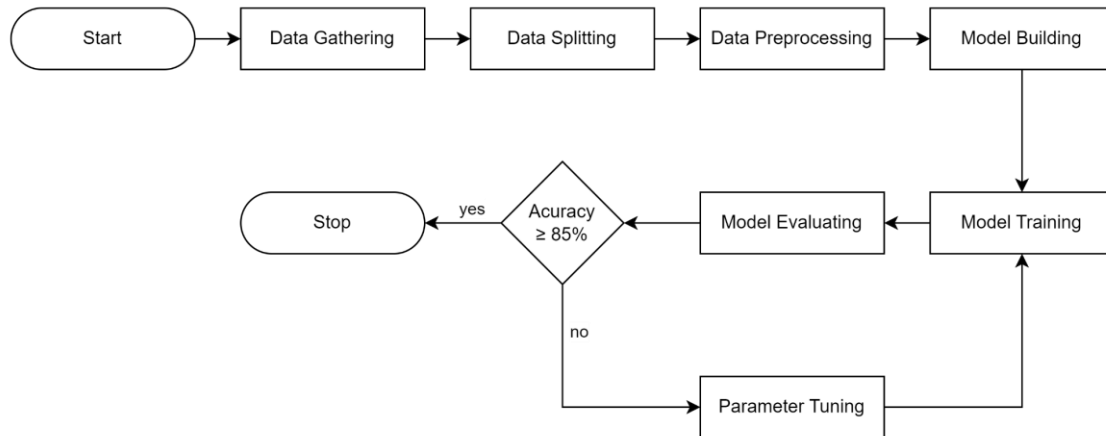
## 1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara agraris dengan sektor pertanian sebagai salah satu sektor yang berperan penting dalam kehidupan masyarakat. Dalam sektor pertanian, salah satu komoditas tanaman yang dimanfaatkan masyarakat Indonesia adalah komoditas tanaman bunga potong seperti bunga sedap malam (*Polianthes tuberosa*). Bunga sedap malam merupakan bunga yang memiliki ciri khas berwarna putih, memiliki aroma harum yang khas, dan memiliki tangkai yang panjang [1]. Bunga sedap malam dimanfaatkan sebagai hiasan sekaligus pengharum ruangan di hotel, rumah sakit, restoran, vila, dan rumah tangga [1]. Produksi bunga sedap malam di Indonesia khususnya di Bali sejak tahun 2018 mengalami peningkatan yang signifikan. Pada tahun 2022, produksi bunga sedap malam di Bali adalah sebanyak 120.400 tangkai dan mengalami peningkatan sebanyak 681,19% dari tahun 2018 [2]. Dari data tersebut, diperlukan teknologi yang dapat membantu petani dalam proses pemanenan bunga sedap malam. Salah satu teknologi yang dapat dimanfaatkan untuk membantu proses pemanenan bunga sedap malam yaitu deep learning. Dengan deep learning, komputer dapat mengetahui bunga yang siap panen dengan mengidentifikasi bunga yang sudah mekar dan masih kuncup. Di antara metode deep learning yang ada, Convolutional Neural Network (CNN) adalah metode yang memiliki hasil yang baik dalam mendeteksi data citra [3]. Karena hal tersebut, metode ini sangat cocok digunakan untuk mendeteksi kemekaran bunga. Metode CNN dapat dilatih untuk mengenali perbedaan bunga yang sudah mekar dan bunga yang masih kuncup, serta dapat menghindari adanya human error saat pemanenan bunga. Penelitian terdahulu menunjukkan potensi CNN dalam mengidentifikasi gambar seperti penelitian oleh A. Arkadia, dkk. pada tahun 2021 yang mencapai akurasi 94,6% pada data testing dalam klasifikasi buah mangga badami berdasarkan tingkat kematangannya [4]. Berdasarkan penelitian terdahulu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model yang mampu mengidentifikasi bunga sedap malam antara bunga yang mekar dan kuncup menggunakan metode CNN. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat membantu petani bunga sedap malam dalam proses pemanenan.

## 2. Metode Penelitian

Metode deep learning yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengidentifikasi bunga yang sudah mekar dan bunga yang masih kuncup dengan arsitektur CNN yang disusun oleh penulis.

### 2.1. Alur Penelitian

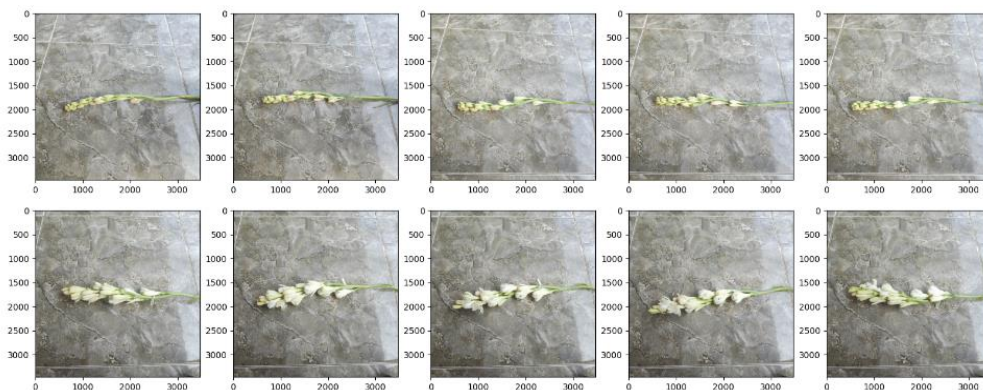


Gambar 1. Alur Penelitian

Pelaksanaan penelitian dimulai dengan proses pengumpulan data yaitu data bunga mekar dan bunga kuncup. Selanjutnya data melalui proses pemisahan menjadi data training dan data testing. Kemudian data melalui proses preprocessing untuk menormalisasi data. Selanjutnya membuat arsitektur CNN yang akan dilatih. Setelah model dilatih, dilanjutkan dengan evaluasi model untuk mengetahui performa model yang dilatih. Jika performa model buruk, maka parameter model akan disesuaikan lalu model kembali dilatih hingga mendapatkan performa yang baik pada proses evaluasi sehingga model siap digunakan.

### 2.2. Data Gathering

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer yang diambil menggunakan kamera handphone. Bunga yang digunakan berasal dari kelompok petani bunga sedap malam di Desa Tunjuk, Kecamatan Tabanan, Kabupaten Tabanan, Bali. Dataset berisi data citra bunga sedap malam yang dibagi menjadi kelas bunga mekar dan bunga kuncup. Masing-masing kelas terdapat 300 data yang berbentuk citra RGB. Jadi total data pada dataset sebanyak 600 data. Data citra yang didapatkan dari proses data gathering memiliki dimensi 3472 x 3472 pixel. Berikut merupakan contoh dari data yang digunakan dalam penelitian.



Gambar 2. Contoh Data Citra Bunga Sedap Malam Kuncup dan Mekar

### 2.3. Data Splitting

Dataset citra bunga sedap malam dipisah menjadi dua bagian yaitu training set dan testing set. Perbandingan antara training set dan testing set yang digunakan dalam data splitting ini yaitu 7:3. Training set memiliki 420 data citra sedangkan testing set memiliki 180 data citra. Berikut merupakan grafik yang menunjukkan hasil distribusi data saat proses data splitting.

#### Data Distribution



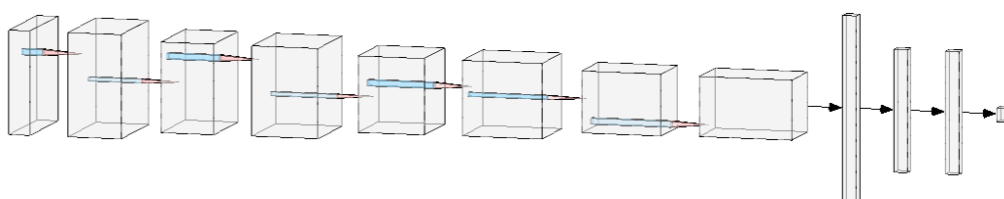
Gambar 3. Distribusi Data

### 2.4. Data Preprocessing

Dataset citra bunga sedap malam melalui proses preprocessing yang diawali dengan melakukan normalisasi dengan cara rescaling sebesar  $1/255$  sehingga dari rentang nilai awal 0 sampai dengan 255 menjadi antara 0 sampai dengan 1. Kemudian dilakukan resizing sehingga ukuran data citra menjadi  $200 \times 200$  pixel. Setelah data melewati proses resizing, untuk training set dilakukan proses flipping secara horizontal dan vertikal serta rotating antara  $-20^\circ$  sampai dengan  $20^\circ$ .

### 2.5. Model Building

Convolution Neural Network terdiri dari lapisan-lapisan seperti input layer, hidden layers, dan output layer [5]. Dalam Penelitian ini lapisan tersembunyi terdiri dari convolutional layers, pooling layers, dan fully connected layers. Berikut merupakan arsitektur dari model Convolution Neural Network.



Gambar 4. Arsitektur Convolution Neural Network

Dari arsitektur diatas, berikut merupakan ringkasan model yang akan digunakan untuk proses pelatihan *Convolution Neural Network*.

**Tabel 1.** Ringkasan Model

Leyer (Activation)	Output Shape	Param
Conv2D (ReLu)	(None, 198, 198, 16)	448
MaxPooling2D	(None, 99, 99, 16)	0
Conv2D (ReLu)	(None, 97, 97, 32)	4640
MaxPooling2D	(None, 48, 48, 32)	0
Conv2D (ReLu)	(None, 46, 46, 64)	18496
MaxPooling2D	(None, 23, 23, 64)	0
Conv2D (ReLu)	(None, 21, 21, 128)	73856
MaxPooling2D	(None, 10, 10, 128)	0
Flatten	(None, 12800)	0
Dense (ReLu)	(None, 512)	6554112
Dropout	(None, 512)	0
Dense (Softmax)	(None, 2)	1026

Dapat dilihat pada Tabel 1. terdapat 5 jenis lapisan yang berbeda, yaitu:

a. Convolution Layer

Pada convolution layer akan dilakukan operasi konvolusi antara matriks citra input dengan matriks-matriks filter. Filter-filter tersebut akan digeser ke seluruh permukaan citra sehingga akan mengeluarkan output matriks feature map [6]. Berikut merupakan persamaan untuk mencari ukuran feature map:

$$n_{out} = \left( \frac{n_{in} - k + 2p}{s} \right) + 1 \tag{1}$$

dimana:

- $n_{out}$  : Ukuran matriks feature map
- $n_{in}$  : Ukuran matriks input
- $k$  : Ukuran matriks filter
- $p$  : Ukuran padding
- $s$  : Stride

Berikut merupakan persamaan operasi konvolusi:

$$FM[i]_{j,k} = \left( \sum_m \sum_n N_{[j-m \ k-n]} F_{[m,n]} \right) + bF \tag{2}$$

dimana:

- $FM[i]_{j,k}$  : Matriks feature map ke-1
- $N$  : Matriks citra input
- $F$  : Matriks filter konvolusi
- $bF$  : Nilai bias pada filter
- $j, k$  : Posisi pixel pada matriks citra input
- $m, n$  : Posisi pixel pada matriks filter konvolusi

- b. Pooling Layer  
Pooling atau subsampling adalah pengurangan ukuran dari suatu matriks. Terdapat dua jenis pooling layer yang sering digunakan yaitu max pooling dan average pooling. Sesuai dengan namanya, perbedaan antara max pooling dan average pooling adalah nilai yang diambil, yaitu max pooling mengambil nilai maksimal sedangkan average pooling mengambil nilai rata-rata [7]. Pada penelitian ini, jenis pooling layer yang digunakan adalah max pooling.
- c. Flatten Layer  
Flatten layer merupakan layer yang digunakan untuk mengubah feature map yang diterima dari pooling layer ke dalam format yang dapat dimengerti oleh dense layer [8].
- d. Dense Layer  
Dense layer merupakan lapisan yang terdiri dari unit-unit yang terhubung dengan unit pada lapisan sebelumnya. Dense layer dapat dianggap sebagai fully connected layer. Lapisan ini digunakan pada tahap akhir dari sebuah model, yaitu setelah melakukan proses pengolahan data pada lapisan-lapisan sebelumnya[8].
- e. Dropout Layer  
Dropout layer merupakan lapisan yang secara acak menetapkan unit masukan ke nilai 0 dengan frekuensi laju di setiap langkah selama proses pelatihan. Hal ini dilakukan untuk menghindari terjadinya overfitting. Input yang tidak diubah menjadi nilai 0 akan ditingkatkan skalanya sebesar  $1 / (1 - \text{rate})$  sehingga jumlah input-nya tidak berubah [8].

Selain 5 jenis lapisan yang ada, terdapat 2 jenis Activation Layer yang digunakan yaitu:

- a. ReLu Layer  
ReLU (Rectification Linear Unit) merupakan fungsi yang digunakan untuk mengenalkan nonlinieritas dan meningkatkan representasi dari model [7]. Fungsi Aktivasi ReLU yaitu:

$$f(x) = \max(0, x) \tag{3}$$

- b. Softmax Layer  
Fungsi aktivasi softmax digunakan untuk mendapatkan output dari model. Fungsi ini menghasilkan suatu nilai yang diinterpretasi sebagai probabilitas yang belum dinormalisasi untuk setiap kelas [7]. Karena penelitian ini mengidentifikasi 2 kelas yang berbeda, maka fungsi aktivasi softmax yang digunakan memiliki 2 neuron. Berikut merupakan persamaan dari fungsi softmax.

$$y_{ijk} = \frac{e^{x_{ijk}}}{\sum_{t=1}^D e^{x_{ijt}}} \tag{4}$$

dimana:

y : Vektor yang memiliki nilai 0 atau 1

x : Vektor yang nilai hasil dari lapisan fully connected terakhir

## 2.6. Model Training

Proses pelatihan merupakan proses yang penting. Model dilatih menggunakan training set dengan jumlah epoch yaitu:

- a. 10 Epoch
- b. 15 Epoch
- c. 20 Epoch

## 2.7. Model Evaluation

Evaluasi model diperlukan untuk menilai kinerja model yang telah dibangun. Evaluasi model dalam penelitian ini yaitu menghitung nilai akurasi untuk memberikan gambaran tentang kinerja model dalam mengidentifikasi data. Berikut merupakan rumus dari perhitungan akurasi model.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{Data Uji Benar}}{\text{Total Uji}} \times 100\% \quad (5)$$

## 3. Hasil dan Diskusi

### 3.1. Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model

Pada model Convolution Neural Network terdapat 3 skenario pengujian, yaitu:

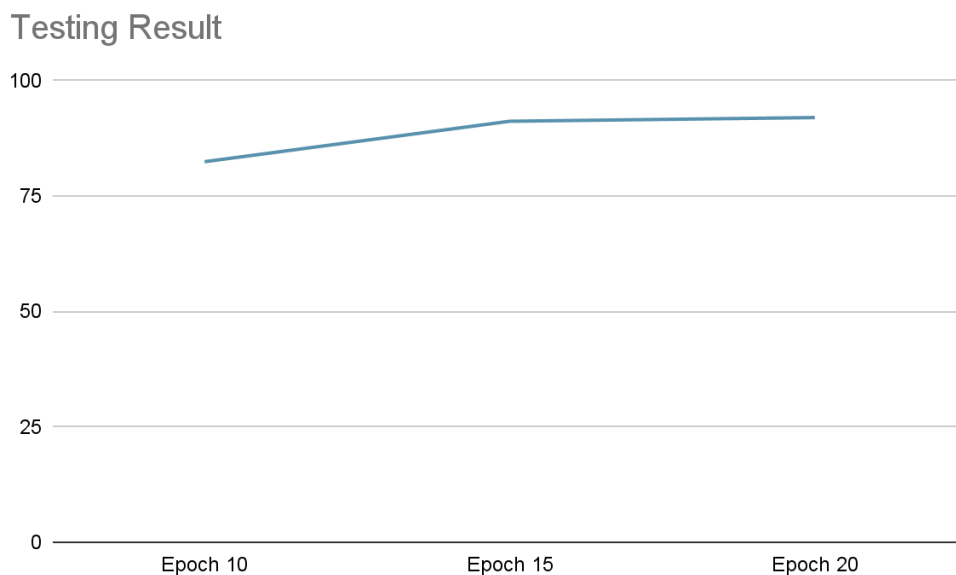
- Pengujian pada pelatihan model dengan 10 epoch
- Pengujian pada pelatihan model dengan 15 epoch
- Pengujian pada pelatihan model dengan 20 epoch

Ketiga skenario ini digunakan pada setiap pengujian 140 testing set. Hasil dari pengujian akan dihitung untuk mendapatkan akurasi model. Berikut merupakan tabel hasil pengujian model.

**Tabel 2.** Hasil Pengujian

No.	Skenario	Akurasi
1	Pengujian pada pelatihan model dengan 10 epoch	82,44%
2	Pengujian pada pelatihan model dengan 15 epoch	91,20%
3	Pengujian pada pelatihan model dengan 20 epoch	92%

Dari tabel 2. tersebut, berikut merupakan grafik hasil pengujian model.



**Gambar 5.** Grafik hasil pengujian

Dari hasil pengujian ketiga skenario tersebut, pada pengujian pelatihan model dengan 10 epoch mendapatkan akurasi kurang dari 85% yaitu 82,44%. Sedangkan, pengujian pada pelatihan

model dengan 15 epoch mendapatkan akurasi 91,20% dan pengujian pada pelatihan model dengan 20 epoch mendapatkan akurasi 92%.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada identifikasi bunga sedap malam berdasarkan mekar kuncupnya bunga menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dilakukan dan telah diuraikan dalam penelitian ini, maka dapat ditarik kesimpulan bahwa pada pengujian skenario pertama, pengujian pada pelatihan model dengan 10 epoch, mendapatkan nilai akurasi kurang dari 85% yaitu 82,44%. Hal itu menunjukkan pelatihan model dengan 10 epoch memiliki hasil yang kurang baik dibandingkan dengan pengujian pada skenario kedua dan ketiga. Pada pengujian skenario kedua dan ketiga, pengujian pada pelatihan model dengan 15 epoch mendapatkan nilai akurasi lebih dari 85% yaitu 91,20% dan pengujian pada pelatihan model dengan 20 epoch mendapatkan nilai akurasi 92%. Maka dapat disimpulkan pelatihan model dengan 15 epoch dan 20 epoch pada identifikasi bunga sedap malam berdasarkan mekar kuncupnya bunga menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dapat bekerja dengan baik.

#### Daftar Pustaka

- [1] N. W. C. P. A. Putri, B. Ahmadi H., dan K. A. B. Sadyasmara, "Distribusi dan Perbaikan Pasca Panen Bunga Potong Sedap Malam (*Polianthes tuberosa*) dari Petani Desa Tunjuk, Tabanan ke Denpasar," *J. Rekayasa dan Manajemen Agroindustri*, vol. 8, no. 2, pp. 301–309, 2020.
- [2] Badan Pusat Statistik Indonesia, "Produksi Tanaman Hias Menurut Provinsi dan Jenis Tanaman," Badan Pusat Statistik, 2023, [Online]. Available: [www.bps.go.id](http://www.bps.go.id).
- [3] I G. D. Dwijayanti, I P. F. T. Mahendra, I. L. Simarmata, G. A. V. M. Giri, "Klasifikasi Kualitas Buah dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Dataset Fresh and Rotten Classification)," *J. Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya*, vol. 2, no. 2, pp. 429-442, 2024.
- [4] A. Arkadia, S. A. Damayanti, dan D. S. Prasvita, "Klasifikasi Buah Mangga Badami untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN," *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, ISBN 978-623-93343-4-5, pp. 158-165, 2021.
- [5] M. R. Alwanda, R. P. K. Ramadhan, dan D. Alamsyah, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle," *Jurnal Algoritme*, vol. 1, no. 1, pp. 45-56, 2020.
- [6] A. Hibatullah, I. Maliki, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network pada Pengenalan Pola Citra Sandi Rumput," [Online]. Available: [elibrary.unikom.ac.id](http://elibrary.unikom.ac.id)
- [7] M. H. Romarion, E. Ihsanto, T. M. Kadarina, "Sistem Hitung dan Klasifikasi Objek dengan Metode Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Elektro*, vol. 11, no. 2, pp. 108-114, 2020.
- [8] Keras, "Keras Layers API," [Online]. Available: <https://keras.io/api/layers>

Halaman ini sengaja dibiarkan kosong