

Implementasi *Deep Learning* Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Jenis Bunga Anggrek

Sriani¹⁾, Armansyah²⁾, Nurhalimah Panjaitan^{3)*}

^{1,2,3)} Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

sriani@uinsu.ac.id¹⁾, armansyah@uinsu.ac.id²⁾, nurhalimahpanjaitan02@gmail.com³⁾

Received: 9 November 2024

Accepted: 22 December 2024

Published: 25 December 2024



*nurhalimahpanjaitan02@gmail.com

Kata Kunci: Bunga Anggrek, Klasifikasi, CNN, Deep Learning

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak : Bunga merupakan salah satu komponen estetika yang penting dalam kehidupan manusia. Di Indonesia, terdapat berbagai jenis bunga dengan karakteristik unik, seperti warna dan bentuknya. Anggrek adalah famili terbesar dalam tumbuhan berbunga, yang mencakup sekitar 7-10% dari seluruh spesies berbunga di dunia, dan di Indonesia diperkirakan ada sekitar 4.000-5.000 jenis anggrek. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengklasifikasikan bunga menggunakan metode pembelajaran mesin, namun pengklasifikasian anggrek menghadapi kendala karena adanya variasi warna yang luas dan kemiripan bentuk antar spesies, sehingga masyarakat sulit membedakan jenis anggrek yang berbeda. Keunikan anggrek yang menjadi daya tarik bagi penggemar tanaman hias terutama terletak pada bunga dan warna bunganya yang beragam. Pengklasifikasian secara manual saat ini dilakukan berdasarkan ciri mahkota bunga dan susunannya dengan cara pengamatan langsung, yang kurang efektif dan memerlukan waktu serta tenaga yang besar jika dilakukan dalam jumlah banyak. Dari berbagai metode deep learning, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah yang paling sesuai untuk penelitian ini, karena CNN dianggap sebagai model unggul dalam menangani masalah *object detection* dan *object recognition*. Oleh karena itu, dikembangkanlah aplikasi yang dapat mengatasi masalah ini melalui pengambilan citra bunga, didukung oleh teknologi berbasis deep learning dengan metode *convolutional neural network* sebagai solusi untuk mengklasifikasikan berbagai jenis tanaman bunga sebagai langkah dalam mendeteksi jenis bunga. Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan model CNN yang dapat mengklasifikasikan jenis anggrek berdasarkan kecocokan gambar input dengan dataset yang tersedia. Berdasarkan simulasi yang telah dilakukan, model ini berhasil mencapai rata-rata akurasi sebesar 94,28%.

PENDAHULUAN

Bunga adalah komponen estetika penting dalam kehidupan manusia[1]. Di Indonesia, terdapat berbagai jenis bunga dengan karakteristik warna dan bentuk yang beragam[2]. Anggrek merupakan famili terbesar dari tumbuhan berbunga, mencakup 7-10% spesies berbunga dunia[3]. Indonesia diperkirakan memiliki sekitar 4.000-5.000 jenis anggrek[4], menjadikannya negara dengan kekayaan plasma nutfah anggrek terbesar di dunia. Dengan sekitar 6.000 varietas dari total 26.000 varietas dunia, kondisi tropis Indonesia mendukung kehidupan anggrek yang memiliki nilai jual tinggi, menarik bagi kolektor dan pebisnis. Penangkaran anggrek menjadi bentuk konservasi ek-situ yang berperan dalam fungsi ekologi, sosial ekonomi, dan budaya. Anggrek adalah bunga abadi yang hidup lebih dari dua tahun dan disukai sepanjang masa. Oleh karena itu, ilmuwan dan penggemar anggrek terus melakukan penyilangan spesies untuk menghasilkan varietas baru yang lebih indah[5].

Berdasarkan banyaknya spesies anggrek dan kemiripan yang dimiliki pada setiap jenis anggrek membuat masyarakat sulit membedakan dan perlunya mengklasifikasikan varietas anggrek satu dengan yang lain. Anggrek memiliki banyak keunikan yang menjadi daya tarik bagi para penggemar tanaman hias, bagian yang menjadi daya tarik pada anggrek terletak pada bunga dan warna bunganya yang beragam. Klasifikasi bunga yang digunakan saat ini berdasarkan mahkota bunga dan susunan bunga, pengklasifikasian yang dilakukan dengan cara manual dengan melihat langsung bunga yang akan diklasifikasikan. Dalam prakteknya jika dilakukan dalam jumlah besar akan memerlukan tenaga yang besar dan kurang efektif serta memerlukan waktu yang cukup lama dalam pengklasifikasian[6].

Kemajuan teknologi citra digital dan deep learning menawarkan solusi untuk permasalahan ini. Deep learning adalah pendekatan pembelajaran komputer yang memungkinkan sistem belajar langsung dari data visual seperti gambar atau video[7]. Di antara berbagai metode deep learning, Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti menjadi yang paling unggul dalam pengenalan citra. CNN meniru kerja visual cortex manusia, memungkinkan analisis citra yang lebih mendalam dan akurat dibandingkan metode lain seperti Long Short Term Memory (LSTM), Recurrent Neural Network (RNN), atau Self-Organizing Maps (SOM). Misalnya, CNN memiliki keunggulan dalam pengolahan fitur spasial pada citra, menjadikannya model terbaik untuk object detection dan object recognition di berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi spesies bunga[7].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis CNN yang mampu mengatasi kelemahan metode manual dalam klasifikasi anggrek. Aplikasi ini akan memanfaatkan teknologi deep learning untuk mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis anggrek secara efisien, mendukung pengelolaan data plasma nutfah, serta memberikan kontribusi signifikan pada konservasi keanekaragaman hayati anggrek di Indonesia.

TINJAUAN LITERATUR

Untuk mendukung penelitian ini, beberapa studi sebelumnya terkait penerapan deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah dijadikan rujukan. Penelitian oleh Ilahiyah dan Nilogiri (2018) berjudul Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network menggunakan arsitektur CNN AlexNet yang dikembangkan oleh Krizhevsky et al. (2012). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi sistem pada identifikasi jenis tumbuhan berbasis citra daun mencapai 90,8%, dengan rata-rata akurasi klasifikasi sebesar 85,21%[8]. Namun, fokus penelitian ini terbatas pada citra daun, yang memiliki pola visual lebih sederhana dibandingkan bunga.

Risnandar dan Prakasa (2020), dalam penelitian mereka Identifikasi dan Evaluasi F-Measure Citra Kayu Berbasis Deep Convolutional Neural Network (DCNN), menunjukkan bahwa penambahan dataset dan peningkatan kualitas citra signifikan meningkatkan kinerja model CNN. Hasil terbaik diperoleh pada model ke-6, dengan precision sebesar 95,99% dan F-measure 95,46%, menggunakan input citra berukuran 600x600 piksel dan 100 epoch[9]. Studi ini memberikan wawasan penting tentang dampak kualitas dataset terhadap performa CNN, meskipun objek yang diklasifikasikan—citra kayu—relatif homogen dalam pola dan tekstur.

Sementara itu, penelitian oleh Wulandari et al. (2020), yang berjudul Klasifikasi Citra Digital Bumbu dan Rempah dengan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan citra bumbu menjadi tiga kategori (ginseng, jahe, dan lengkuas), dengan akurasi data training sebesar 0,9875 dan data testing sebesar 0,85[10]. Meski demikian, kompleksitas visual rempah-rempah lebih rendah dibandingkan bunga anggrek yang memiliki variasi dalam warna, bentuk, dan pola.

Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini membawa inovasi dengan menerapkan CNN untuk klasifikasi spesifik bunga anggrek, yang memiliki keragaman tinggi dalam aspek visual. Penelitian ini berusaha menjawab tantangan utama, yaitu klasifikasi bunga dengan pola visual kompleks, di mana penelitian sebelumnya lebih berfokus pada objek dengan keragaman pola yang lebih rendah (citra daun, kayu, dan rempah). Dengan memanfaatkan arsitektur CNN yang disesuaikan, model yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi 94,28%, menunjukkan peningkatan signifikan dalam presisi dan efisiensi dibandingkan pendekatan manual maupun metode pada studi sebelumnya.

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, metodologi penelitian merupakan pedoman dalam pelaksanaan penelitian sehingga yang dicapai tidak menyimpang dari tujuan yang telah ditentukan sebelumnya[11]. Berikut gambaran langkah-langkah secara garis besar dalam penelitian ini:



Gambar 1. Diagram langkah-langkah penelitian

1) Identifikasi Masalah

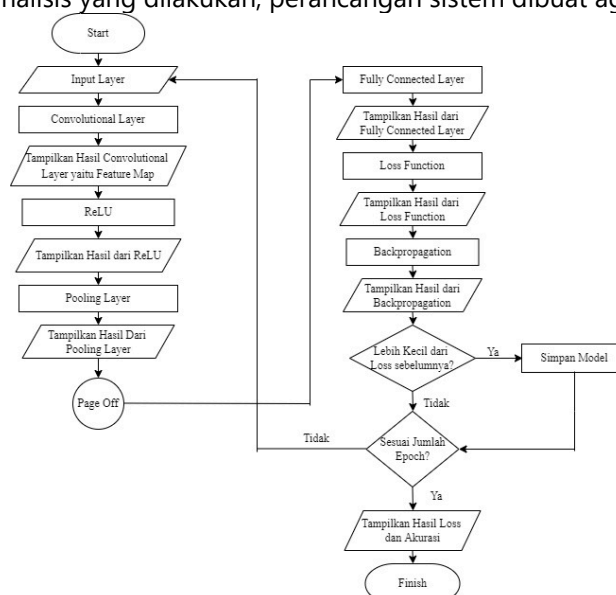
Identifikasi masalah bertujuan untuk menjelaskan masalah secara terukur dan merupakan langkah awal penelitian. Dalam penelitian ini, banyaknya jenis dan kemiripan bunga anggrek membuat banyak orang sulit membedakan jenisnya. Oleh karena itu, peneliti berupaya mengembangkan metode klasifikasi berbasis komputer menggunakan *convolutional neural network* (CNN).

2) Rumusan Masalah

Rumusan masalah membantu mempersempit fokus penelitian dan memastikan arah yang jelas dalam merancang sistem klasifikasi jenis bunga anggrek menggunakan CNN. Rumusan masalah berupa pertanyaan yang jawabannya dicari melalui pengumpulan data dan analisis. Dengan adanya rumusan ini, penelitian tetap sesuai tujuan awal dan efektif dalam menyelesaikan masalah yang diidentifikasi.

3) Perancangan

Perancangan adalah langkah awal dalam pengembangan produk atau sistem, yang menerapkan teknik dan prinsip untuk mendefinisikan peralatan, proses, atau sistem agar dapat diwujudkan secara fisik[12]. Fase ini merupakan inti teknis dari rekayasa perangkat lunak dan meliputi perancangan *flowchart* CNN. *Flowchart* adalah skema simbolis yang menggambarkan alur dari tahapan yang saling berhubungan dalam suatu program[13]. Berdasarkan analisis yang dilakukan, perancangan sistem dibuat agar memudahkan pengguna.



Gambar 2. Flowchart Algoritma CNN

Flowchart diatas menjelaskan bahwa pelatihan model ini dimulai dari input layer, di mana data citra bunga diubah menjadi matriks 3 dimensi (Panjang x Lebar x 3 channel RGB). Pada convolutional layer, proses ekstraksi fitur dilakukan dengan filter untuk menghasilkan peta fitur (feature map), dengan fungsi aktivasi ReLU yang mengaktifkan neuron relevan. Lapisan ini diikuti oleh max pooling dengan ukuran 2x2 dan stride 2, yang berfungsi untuk mengurangi ukuran spasial citra dan jumlah parameter. Tahap selanjutnya adalah fully connected layer, yang dimulai dengan proses flattening untuk mengubah data matriks 3 dimensi menjadi vektor satu dimensi sebelum klasifikasi. Evaluasi model dilakukan menggunakan loss function, yang menghitung perbedaan antara prediksi dan data aktual, diikuti oleh backpropagation untuk memperbarui bobot dan bias guna mengurangi nilai loss. Parameter pelatihan mencakup batch size (tidak disebutkan spesifik), learning rate (tidak dijelaskan tetapi penting untuk optimalisasi), dan jumlah epoch sebanyak 100, dengan evaluasi berbasis metrik accuracy dan loss, serta penerapan early stopping saat akurasi mencapai 95%. Model ini menunjukkan bahwa semakin kecil loss, semakin baik akurasi yang dicapai.

4) Implementasi

Implementasi sistem ini melibatkan pengamatan hasil eksekusi melalui data uji untuk memeriksa fungsionalitas perangkat lunak agar selaras dengan perkembangan teknologi informasi. Pengujian dilakukan menggunakan *Blackbox Testing*, yang mengidentifikasi fungsi yang tidak benar, kesalahan antarmuka, kesalahan struktur data, akses basis data, performa, inisialisasi, dan terminasi[14].

HASIL PENELITIAN

1) Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data berupa citra bunga anggrek yang kemudian diolah dengan menggunakan pengolahan citra. Pada tahap analisis data dilakukan penetapan citra pelatihan dan citra testing dengan mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Berikut ini adalah dataset bunga anggrek yang digunakan dalam proses klasifikasi jenis bunga anggrek berdasarkan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

Tabel 1 Dataset Bunga Anggrek

No.	Dataset	Jenis Bunga Anggrek
1		Nindii
2		Stratiotes
3		Taurinum

Dalam klasifikasi jenis bunga anggrek dengan metode CNN, ada beberapa langkah program yang dilakukan yaitu:

- Melakukan proses pengolahan citra digital (menginput citra bunga, membaca nilai piksel citra, dan menghitung nilai RGB)
- Melakukan pelatihan data citra bunga anggrek dengan algoritma CNN.
- Melakukan pengujian testing untuk mengidentifikasi jenis bunga.

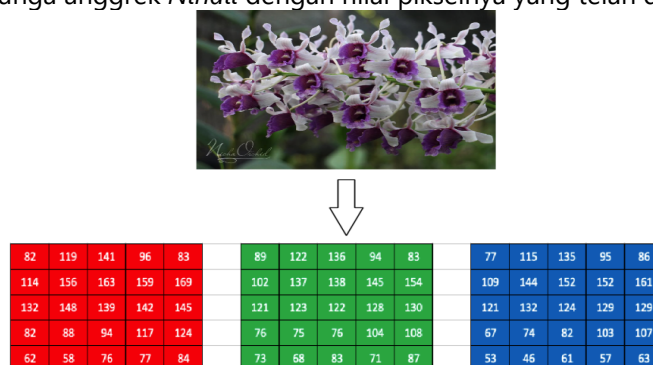
2) Representasi Data

Awalnya, citra bunga anggrek 24-bit (*true color*) direpresentasikan sebagai data bitmap biner. Untuk memperoleh nilai RGB, dilakukan pencarian header dan data bitmap yang mencakup informasi dimensi, format, dan nilai piksel citra. Setiap elemen bitmap terdiri dari 3 byte yang mewakili komponen R, G, dan B, masing-masing 8 bit, sehingga total 24 bit per piksel. Tiap komponen warna memiliki nilai 0 hingga 255. Analisis ini menghitung nilai RGB dari citra bunga anggrek berukuran 5 x 5 piksel.

Ada 3 tahapan dalam representasi data ini adalah:

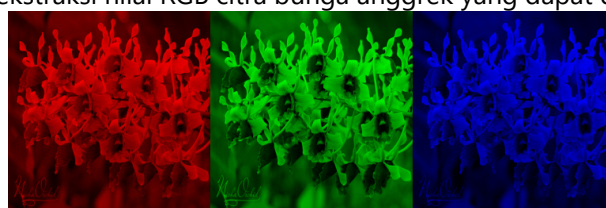
- Convolutional Layer*, menghasilkan citra baru yang menunjukkan fitur dari citra input.
- Pooling Layer*, yang berfungsi untuk mengurangi ukuran spasial dari fitur konvolusi sehingga dapat mengurangi sumber daya komputasi.
- Fully Connected Layer*, yang berfungsi untuk mengklasifikasi data masukan.

Berikut adalah citra RGB bunga anggrek *Nindii* dengan nilai pikselnya yang telah ditentukan pada gambar 3.



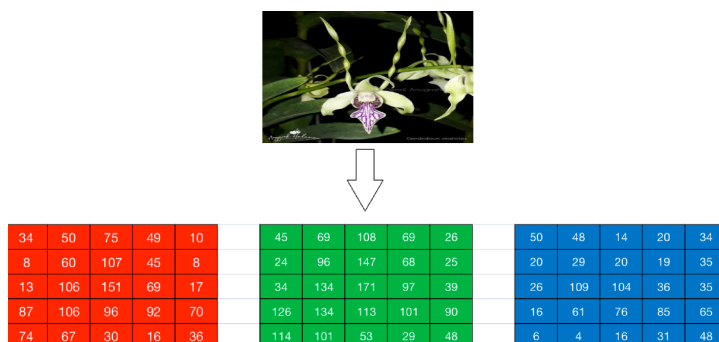
Gambar 3. *Input Layer* Nilai RGB Citra

Dari gambar diatas dapat diekstraksi nilai RGB citra bunga anggrek yang dapat dilihat seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Channel RGB pada Citra Input

Berikut adalah citra RGB bunga anggrek *Stratiotes* dengan nilai pikselnya yang telah ditentukan pada gambar 5.



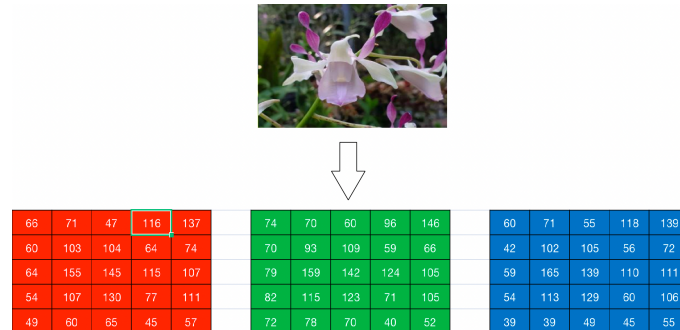
Gambar 5. *Input Layer* Nilai RGB Citra Bunga Anggrek *Stratiotes*

Dari gambar diatas dapat diekstraksi nilai RGB citra bunga anggrek yang dapat dilihat seperti pada Gambar 6.



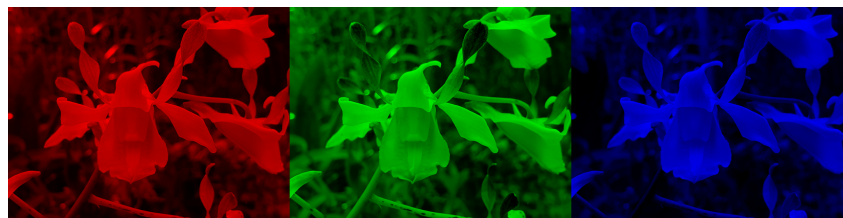
Gambar 6. Channel RGB pada Citra Input Anggrek *Stratiotes*

Berikut adalah citra RGB bunga anggrek *Taurinum* dengan nilai pikselnya yang telah ditentukan pada gambar 7.



Gambar 7. Input Layer Nilai RGB Citra Bunga Anggrek *Taurinum*

Dari gambar diatas dapat diekstraksi nilai RGB citra bunga anggrek yang dapat dilihat seperti pada gambar 8.



Gambar 8. Channel RGB pada Citra Input Anggrek *Taurinum*

a. Convolutional Layer

Convolution layer menghasilkan citra baru yang menampilkan fitur dari citra input dengan menggunakan filter pada setiap pikselnya. Proses ini mengekstraksi fitur (*feature map*) dari citra RGB berukuran 5 x 5 piksel menggunakan filter/kernel yang telah ditentukan.

82	119	141	96	83
114	156	163	159	169
132	148	139	142	145
82	88	94	117	124
62	58	76	77	84

Tabel 2. Nilai Piksel Red pada Citra Input

Dalam rangka mendapatkan fitur-fitur dari citra, diperlukan proses konvolusi menggunakan *filter*. *Filter* ini terdiri dari sekumpulan nilai (*weight*) yang diinisialisasi secara acak. Contoh dari nilai-nilai *filter* tersebut dapat ditemukan pada tabel 3.

0	1	1
0	0	1
1	0	0

Tabel 1. Filter 3 x 3 Piksel

Matriks filter 3x3 digerakkan dari kiri atas data fitur, bergeser 1 kolom setiap langkah hingga seluruh baris pertama dimasukkan ke matriks baru. Proses yang sama dilakukan untuk baris berikutnya, menghasilkan matriks baru dengan data yang telah diproses.

Perhitungan *dot product* dapat dihitung sebagai berikut.

Posisi 1 = $(82 \times 0) + (119 \times 1) + (141 \times 1) + (114 \times 0) + (156 \times 0) + (163 \times 1) + (132 \times 1) + (148 \times 0) + (139 \times 0) = 555$ (Proses ini dilakukan hingga posisi 9).

b. Pooling Layer

Pada tahap selanjutnya, pooling layer mengubah output *convolutional* layer menjadi grid kecil dan mengambil nilai maksimum dari tiap grid untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi. Proses ini menggunakan filter 2x2 dengan satu stride, menghasilkan output lebih kecil namun dengan nilai maksimum. Hasil RGB dari max pooling dapat dilihat pada tabel 4.

510	400	430	399	443	451
441	490	422	386	401	377

Tabel 4. Hasil *Max Pooling* Citra-1 (RGB) Bunga Anggrek

Kemudian akan dilanjutkan dengan citra-2. Hasil max pooling citra-2 *Red Channel* bunga anggrek Nindii ditunjukkan pada tabel 4. Selanjutnya hasil keseluruhan warna RGB hasil max pooling dapat dilihat seperti pada tabel 5.

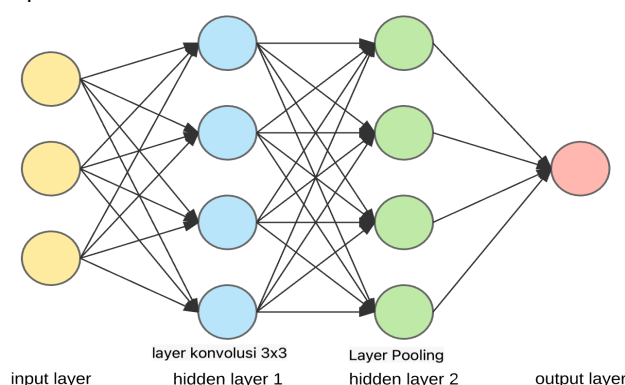
390	410	395	400	398	378
390	420	375	482	401	411

Tabel 2. Hasil *Max Pooling* Citra-2 (RGB) Bunga Anggrek

Gambar di atas menjelaskan proses Max pooling dengan ukuran pooling 3x3 piksel. Pada tabel, lapisan Max pooling mencari nilai maksimum dalam matriks 3x3 yang bergerak dari kiri atas ke kanan hingga mencakup seluruh peta fitur. Setiap matriks mengambil nilai tertinggi, menghasilkan peta fitur terpooling.

c. Fully Connected Layer

Pada tahapan ini, hasil dari pooling atau konvolusi diubah menjadi matriks tiga dimensi dan dimasukkan ke lapisan *fully connected* dengan fungsi aktivasi softmax dan bobot 3. Proses melibatkan perubahan matriks menjadi vektor dan pelatihan menggunakan backpropagation. Bobot awal diinisialisasi secara acak, lalu dilakukan iterasi hingga error mencapai nilai minimal dan jumlah epoch sesuai yang ditentukan. Setiap iterasi menghitung perubahan bobot, update bobot baru, dan menghitung bobot akhir yang terus diperbaharui hingga syarat berhenti tercapai.



Gambar 9. Proses *Fully Connected Layer*

Proses pelatihan menggunakan metode backpropagation seperti berikut ini :

- a) Penentuan jumlah *epoch* atau iterasi, nilai *error* minimal dan rasio pembelajaran. Selanjutnya berikut model perhitungan menggunakan parameter sebagai berikut: Minimal *error* merupakan 0,01 dan nilai pembelajaran merupakan 0,05.
Langkah-1 adalah Initial weight (bobot awal) menggunakan nilai nilai acak.
- 1) *Initial weight* (bobot awal) input ke hidden (v) merupakan nilai bobot acak yaitu:

$$V = [0.41 \ 0.54 \ 0.21 \ 0.04 \ 0.69 \ 0.43, 0.52, 0.25, 0.68, 0.47, 0.69, 0.57]$$

- 2) *Initial weight* (bobot awal) bias ke hidden (v_0)
 $v_0 = \{0, 0, 0, 0\}$ dimana seluruh nilai v_0 diasumsikan menggunakan nilai 0;
 - 3) *Initial weight* (bobot awal) hidden ke output (w) menggunakan nilai acak $[0 \ 1]$
 $w = \{0.90, 0.46, 0.95, 0.65, 0.66, 0.68, 0.65, 0.35, 0.54, 0.58, 0.85, 0.59\}$
 - 4) *Initial weight* (bobot awal) bias ke output (w_0)
 $w_0 = 0$ dimana, nilai w_0 ini diasumsikan menggunakan nilai 0.
- b) Lanjutkan iterasi/epoch sampai nilai perulangan masih lebih kecil dari yang ditentukan berdasarkan epoch maksimum dan angka error lebih besar ($>$) terhadap angka error minimum dimana buat tiap data lakukan iterasi proses mulai berdasarkan langkah e hingga g.
- c) Proses maju:
- Data1 = x1 (510, 400, 430, 399, 443, 451, 441, 490, 422, 386, 401, 377)
 Data2 = x2 (390, 410, 395, 400, 398, 378, 390, 420, 375, 482, 401, 411)
 Data3 = x3 (405, 327, 540, 446, 169, 193, 427, 379, 540, 470, 295, 229)
 $w = \{0.90, 0.46, 0.95, 0.65, 0.66, 0.68, 0.65, 0.35, 0.54, 0.58, 0.85, 0.59\}$
 Epoch = 1
 Data x1 = {510, 400, 430, 399, 443, 451, 441, 490, 422, 386, 401, 377}
 Operasi pada hidden layer :
- $$Z_{in_j} = v_0j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$
- $$Z_{in1} = (0 + (510 \cdot 0.90) + (400 \cdot 0.46) + (430 \cdot 0.95) + (399 \cdot 0.65) + (443 \cdot 0.66) + (451 \cdot 0.68) + (441 \cdot 0.65) + (490 \cdot 0.35) + (422 \cdot 0.54) + (386 \cdot 0.58) + (401 \cdot 0.85) + (377 \cdot 0.59)) / 1000 = 3.16067$$
- $$Z_{in1} = 3.16067$$
- $$Z_{in2} = (0 + (390 \cdot 0.90) + (410 \cdot 0.46) + (395 \cdot 0.95) + (400 \cdot 0.65) + (398 \cdot 0.66) + (378 \cdot 0.68) + (390 \cdot 0.65) + (420 \cdot 0.35) + (375 \cdot 0.54) + (482 \cdot 0.58) + (401 \cdot 0.85) + (411 \cdot 0.59)) / 1000 = 2.91798$$
- $$Z_{in2} = 2.91798$$
- $$Z_{in3} = (0 + (405 \cdot 0.90) + (327 \cdot 0.46) + (540 \cdot 0.95) + (446 \cdot 0.65) + (169 \cdot 0.66) + (193 \cdot 0.68) + (427 \cdot 0.65) + (379 \cdot 0.35) + (540 \cdot 0.54) + (470 \cdot 0.58) + (295 \cdot 0.85) + (229 \cdot 0.59)) / 1000 = 2.78575$$
- $$Z_{in3} = 2.78575$$
- $$Z_{in4} = 3.09124$$
- $$Z_1 = \frac{1}{1 + e^{-3.16067}} = 0.95932$$
- $$Z_2 = \frac{1}{1 + e^{-2.91798}} = 0.94872$$
- $$Z_3 = \frac{1}{1 + e^{-2.78575}} = 0.94190$$
- $$Z_4 = \frac{1}{1 + e^{-3.09124}} = 0.95652$$
- $$Z_5 = \frac{1}{1 + e^{-2.99133}} = 0.95218$$
- Operasi pada output layer (Bobot acak $W_{jk} = 0.941 \ 0.228 \ 0.825 \ 0.275 \ 0.235$)
- $$y_{ink} = 0 + (0.941 \cdot 0.95932) + (0.228 \cdot 0.94872) + (0.825 \cdot 0.94190) + (0.275 \cdot 0.95652) + (0.235 \cdot 0.95218) = 2.34794583$$
- d) Alur Mundur
- $$Sk = 0.1764 \cdot 1 / (1 + 0.438849) \cdot (1 - (1 / (1 + 0.438849)))$$
- $$= 0.1764 \cdot 0.6949999617750021 \cdot (1 - 0.6949999617750021)$$
- $$= 0.1764 \cdot 0.21201399$$
- $$= 0.0373968$$
- Hitung suku perubahan bobot w (Δw_i)
- $$\Delta w_{10} = 0.05 \cdot 0.0373968 \cdot 0.7940 = 0.000559269144 \sim 0.001$$
- $$\Delta w_{20} = 0.05 \cdot 0.0373968 \cdot 0.7808 = 0.001459971072 \sim 0.001$$

$$\Delta w_{30} = 0.05 * 0.0373968 * 0.777 = 0.00145286568 \sim 0.001$$

$$\Delta w_{40} = 0.05 * 0.0373968 * 0.926 = 0.00173147184 \sim 0.002$$

$$\Delta w_{50} = 0.05 * 0.0373968 * 0.945 = 0.0017669988 \sim 0.002$$

Hitung faktor unit kesalahan pada layer tersembunyi:

$$s_{in1} = 0.0373968 * 0.001$$

$$= 0.0000373968$$

$$s_{in2} = 0.0373968 * 0.001$$

$$= 0.0000373968$$

$$s_{in3} = 0.0373968 * 0.001$$

$$= 0.0000373968$$

$$s_{in4} = 0.0373968 * 0.002$$

$$= 0.0000747936$$

$$s_{in5} = 0.0373968 * 0.002$$

$$= 0.0000747936$$

Perhitungan perubahan bobot v dengan data citra-1 (510, 400, 430, 399, 443, 451, 441, 490, 422, 386, 401, 377)

$$\Delta v_{1,1} = 0.05 * 0.0000061167701952 * 997$$

$$= 0.000020492$$

$$\Delta v_{1,2} = 0.05 * 0.00000640102649 * 950$$

$$= 0.000204048$$

$$\Delta v_{1,3} = 0.05 * 0.000004257 * 870$$

$$= 0.0002851795$$

$$\Delta v_{1,4} = 0.05 * 0.000008514 * 890$$

$$= 0.000278873$$

$$\Delta v_{1,5} = 0.05 * 0.000006958 * 690$$

$$= 0.000240051$$

$$\Delta v = 0.000020492, 0.000204048, 0.0002851795, 0.000278873, 0.000240051$$

e) Update bobot

Perhitung bobot w baru:

$$w_1 = 0.001 + 0.000020492$$

$$= 0.001020492$$

$$w_2 = 0.001 + 0.000304048$$

$$= 0.0010204048$$

$$w_3 = 0.001 + 0.0002851795$$

$$= 0.0012851795$$

$$w_4 = 0.002 + 0.000378873$$

$$= 0.002278873$$

$$w_5 = 0.002 + 0.000240051$$

$$= 0.002240051$$

Hasil bobot v baru pada iterasi-1:

$$V = 0.001020492, 0.0010204048, 0.0012851795, 0.002278873, 0.002240051$$

f) Hitung Bobot Akhir

Bobot akhir dihitung dalam setiap akhir iterasi/epoch hingga syarat berhenti terpenuhi, lalu dilanjutkan dalam data ke-2, sebagai contoh apabila syarat berhenti telah terpenuhi misalnya pada iterasi-n (n=1,2,3 ...), maka bobot akhir yang diperoleh sebelumnya adalah sebagai berikut:

$$v = 0.3190, 0.9181, 0.5551, 0.8910, 0.6442, 0.4120$$

$$w = 0.9421, 0.2219, 0.8783, 0.3112, 0.8791, 0.6121$$

d. Proses Testing

Proses testing dilakukan dengan menggunakan bobot akhir yang diperoleh pada proses pelatihan, adapun proses testing penentuan umur dengan input citra wajah yakni sebagai berikut: [0.8301, 0.2912, 0.5933, 0.7707,

0.8895, 0.6119]

Pada data citra diatas hitung jarak data yang dimasukkan tersebut dengan kedua bobot akhir W1 dan W2 dengan cara-cara sebagai berikut:

Bobot data uji dihitung buat setiap citra menggunakan perhitungan alur maju yaitu dilakukan satu persatu terhadap setiap bobot w & v dalam setiap ekstraksi karakteristik citranya dan apabila data output telah memenuhi fungsi tujuan maka perhitungan dihentikan.

$$z_{inj} = v_{oj} + \sum x_{ivij}$$

Vektor input: [0.8301, 0.2912, 0.5933, 0.7707, 0.8895, 0.6119]

Bobot akhir pelatihan adalah: v = 0.5188, 0.5921, 0.5251, 0.6910, 0.7442, 0.5191

$$\begin{aligned} z_{in1} &= 0 + (0.8301 \cdot 0.5188) + (0.2912 \cdot 0.5921) + (0.5933 \cdot 0.5251) + (0.7707 \cdot 0.6910) + \\ &+ (0.8895 \cdot 0.7442) + (0.6119 \cdot 0.5191) \\ &= 2.4267 \end{aligned}$$

$$z_{in2} = 3.3921$$

$$z_{in3} = 3.2221$$

$$z_{in4} = 4.2926$$

$$z_{in5} = 3.4491$$

$$z_{in6} = 2.8221$$

$$Z1 = 1 / (1 + e^{-2.4267}) = 0.9380$$

$$Z2 = 1 / (1 + e^{-3.3921}) = 0.9674$$

$$Z3 = 1 / (1 + e^{-3.2221}) = 0.9616$$

$$Z4 = 1 / (1 + e^{-4.2926}) = 0.9865$$

$$Z5 = 1 / (1 + e^{-3.4491}) = 0.9692$$

$$Z6 = 1 / (1 + e^{-2.8221}) = 0.9438$$

Operasi pada *output layer* :

$$y_k = 1 / (1 + e^{-y_{in_k}})$$

$$\begin{aligned} y_{in} &= 0 + (0.8109 \cdot 0.9380) + (0.1923 \cdot 0.9674) + (0.4993 \cdot 0.9616) + (0.8122 \cdot 0.9865) + \\ &+ (0.7976 \cdot 0.9692) + (0.6547 \cdot 0.9438) \\ &= 3.6189 \end{aligned}$$

$$y = 1 / (1 + e^{-3.6189})$$

$$= 0.9738$$

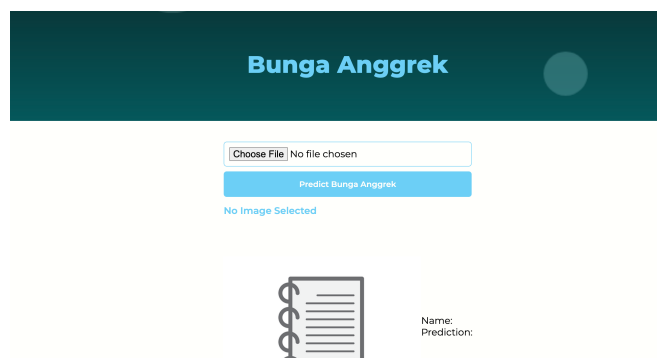
Hitung balik nilai y output perhitungan dalam langkah a) yang sebagai output lalu tentukan nilai threshold menurut nilai bobot setiap citra pelatihan. Pada perhitungan di atas didapatkan nilai y= {0.9738} dimana mendekati model pada training citra Taurinum dimana nilai 0.9609 mendekati (~) 0.9431 dimana hasil ini mendekati nilai vektor output citra-3 [0.9431] dengan label Bunga Anggrek Taurinum.

3) Hasil

Setelah proses analisis data dan tahapan perancangan desain telah dilakukan, maka dapat dipastikan tahapan selanjutnya adalah pengujian sistem. Pengujian sistem dimulai dari tahap implementasi *interface*, implementasi pengujian. Perancangan desain inteface yang telah dilakukan akan mulai dipraktekan dalam pembuatan sistem ini[15]. Adapun implementasi *interface* ini dapat dilihat pada tahapan selanjutnya dibawah ini.

a. Tampilan Awal Aplikasi

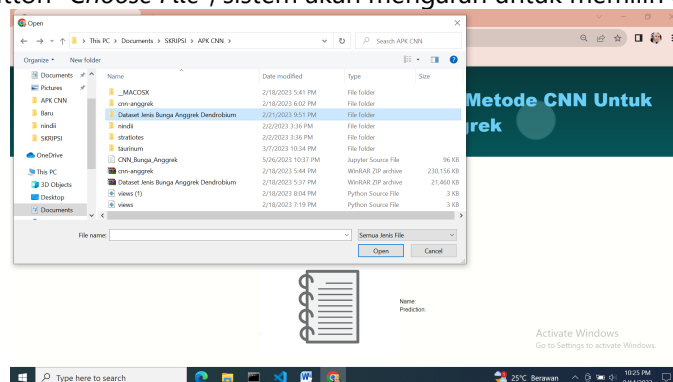
Gambar di bawah ini menunjukkan antarmuka aplikasi untuk melakukan prediksi citra bunga anggrek. Terdapat satu tombol input citra untuk memproses dengan algoritma CNN. Selain itu, terdapat tombol prediksi dan keluaran hasil prediksi. Tampilan aplikasi ini sesuai dengan gambar yang ditampilkan di bawah ini.



Gambar 10. Tampilan Awal

b. Tampilan Input Citra

Pada menu Dataset Jenis Bunga Anggrek Dendrobium, tampilan pada form dilakukan penginputan citra dengan cara menekan button "Choose File", sistem akan mengarah untuk memilih data yang akan ditesing.



Gambar 11. Tampilan Input Citra

c. Tampilan Hasil Klasifikasi *Convolutional Neural Network*

Tampilan pada form ini merupakan tampilan hasil citra yang diinput, untuk menampilkan hasil pengenalan dengan cara menekan button "Predict Bunga Anggrek" maka sistem akan melakukan proses pencocokan data citra wajah, setelah itu sistem akan langsung menampilkan hasil identifikasi citra di informasi foto.



Gambar 12 Tampilan Hasil Klasifikasi Data

4) Hasil Pengujian Sistem

Dari hasil pengujian diatas dapat penulis tampilkan hasil dari pengujian pada sistem yang sudah dibangun. Dalam proses tahap uji pada data latih ini akan penulis tampilkan data hasil sebanyak 15 data dari total 48 data yang sudah diuji pada sistem dengan menggunakan bahasa pemrograman python berikut. Hasil pada pengujian sistem masing-masing data uji yang telah penulis kumpulkan adalah sebagai berikut:

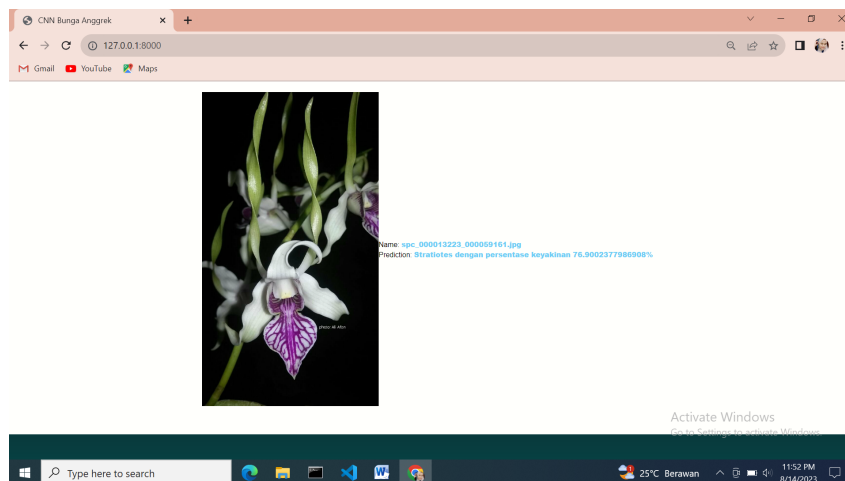
a. Pengujian Data 1



Gambar 4.1 Pengujian Data 1

Pada proses klasifikasi citra bunga pada citra yang diinput merupakan citra bunga Nindii dengan nama file `spc_000032566_000058509.jpeg` dengan ukuran citra 150 x 150 piksel. Selanjutnya pilih button "Predict Bunga Anggrek" untuk melakukan klasifikasi bunga dengan hasil yaitu :
 Name: `spc_000032566_000058509.jpeg`,
 Prediction: Nindii dengan persentase keyakinan 87.39058375358582%.

b. Pengujian Data 2



Gambar 13 Pengujian Data 2

Pada proses klasifikasi citra bunga pada citra yang diinput merupakan citra bunga Startiotes dengan nama file `spc_000013223_000059161.jpg` dengan ukuran citra 150 x 150 piksel. Selanjutnya pilih button "Predict Bunga Anggrek" untuk melakukan klasifikasi bunga dengan hasil yaitu :
 Name: `spc_000013223_000059161.jpg`,
 Prediction: Startiotes dengan persentase keyakinan 76.9002377986908%.

c. Pengujian Data 3



Gambar 14 Pengujian Data 3

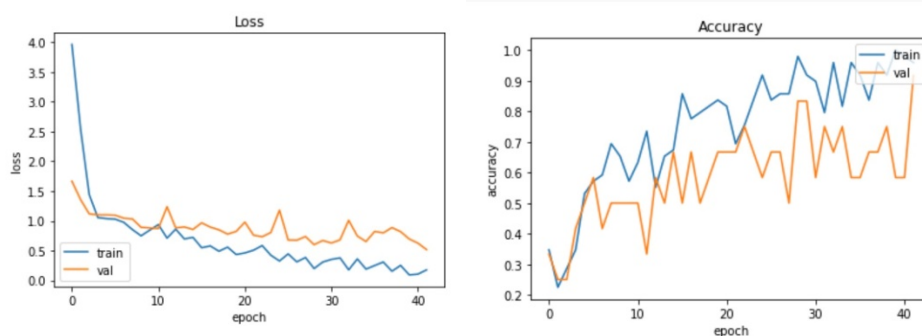
Pada proses klasifikasi citra bunga pada citra yang diinput merupakan citra bunga Taurinum dengan nama file spc_000048174_000059240.jpg dengan ukuran citra 150 x 150 piksel. Selanjutnya pilih button "Predict Bunga Angrek" untuk melakukan klasifikasi bunga dengan hasil yaitu :

Name: spc_000048174_000059240.jpg,

Prediction: Taurinum dengan persentase keyakinan 99.70812201499939%.

Tabel 6 Hasil Proses Prediksi dengan CNN

No	Dataset	Jenis Angrek	Prediksi
1		Nindii	86,39%
2		Stratiotes	76,90%
3		Taurinum	99,70%



Gambar 15 Grafik Evaluasi Performa (Grafik Training dan Validasi)

Kedua grafik tersebut menunjukkan performa model selama proses pelatihan dan validasi. Grafik Loss memperlihatkan bahwa model berhasil mengurangi kesalahan pada data training seiring bertambahnya epoch,

namun loss validasi cenderung lebih tinggi dan stabil, yang mengindikasikan adanya overfitting. Hal ini diperkuat oleh grafik Accuracy, di mana akurasi training meningkat signifikan, tetapi akurasi validasi berfluktuasi dan cenderung lebih rendah. Secara keseluruhan, meskipun model memiliki performa baik pada data training, performa pada data validasi kurang optimal, menunjukkan bahwa model belum mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data baru.

PEMBAHASAN

Kemajuan teknologi komputer dan citra digital membuka peluang untuk metode klasifikasi otomatis yang lebih efisien. *Deep learning*, sebagai salah satu teknologi ini, memungkinkan komputer untuk mengenali dan belajar langsung dari gambar. Dari berbagai metode *deep learning* yang tersedia, *Convolutional Neural Network* (CNN) terbukti paling efektif untuk masalah *object detection* dan *object recognition*, khususnya dalam klasifikasi visual. Penelitian ini menghadirkan inovasi dalam penerapan CNN untuk klasifikasi berbagai jenis anggrek di Indonesia, yang memiliki variasi tinggi dalam warna dan bentuk. Dengan aplikasi berbasis CNN, citra bunga anggrek dapat diklasifikasikan secara otomatis, menjadi solusi praktis dan efektif dalam mengatasi tantangan identifikasi berbagai spesies anggrek yang kompleks di Indonesia. Hasil analisis dari penelitian yang dilakukan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* klasifikasi jenis bunga anggrek berhasil dilakukan dengan mencari nilai kecocokan input gambar dengan dataset dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 94,28% pada simulasi yang telah dilakukan. Model mencapai akurasi tinggi 94,28% berkat arsitektur CNN yang optimal, di mana convolutional layer mengekstraksi fitur penting, ReLU mengaktifkan neuron relevan, dan max pooling mengurangi dimensi data. Tahap fully connected layer mengklasifikasikan fitur yang telah diproses, sementara backpropagation meminimalkan loss function dengan memperbarui bobot dan bias. Pelatihan selama 100 epoch dengan early stopping saat akurasi mendekati 95% mencegah overfitting. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, untuk dapat dikembangkan pada penelitian selanjutnya dengan menggunakan penggabungan 2 algoritma atau metode sehingga akan memiliki presentasi akurasi yang lebih tinggi. Penulis juga memiliki saran untuk mengembangkan penelitian ini agar sistem dapat berjalan secara real-time, maupun sistem ini dapat digunakan platform mobile/android, penambahan dataset citra jenis bunga anggrek sehingga penelitian selanjutnya dapat lebih maksimal dari penelitian yang dilakukan sebelumnya.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisa dari penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* klasifikasi jenis bunga anggrek berhasil dilakukan dengan mencari nilai kecocokan input gambar dengan dataset. Dalam simulasi yang telah dilakukan diperoleh nilai rata-rata akurasi sebesar 94.28%. Aplikasi pengklasifikasian yang dibuat dapat lebih mengoptimalkan proses klasifikasi sehingga dapat lebih tepat dan lebih cepat dibanding dengan sistem manual.

REFERENCES

- [1] A. Maghfiroh And D. Y. Kurniawati, "Kajian Estetika Seni Lukis Tema Bunga Karya Agus Sis," *Visart J. Seni Rupa Dan Desain*, Vol. 2, No. 1, Pp. 167–177, 2024.
- [2] F. Fitriani, "Klasifikasi Jenis Bunga Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Tek. Teknol. Inf. Dan Multimed.*, Vol. 2, No. 2, Pp. 64–68, 2021.
- [3] M. J. Rinaldi And R. R. N. D. Rita, "Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae) Di Kebun Raya Lemor Desa Suela Kecamatan Suela Kabupaten Lombok Timur," *J. Silva Samalas J. For. Plant Sci.*, Vol. 3, No. 1, Pp. 50–60, 2020.
- [4] L. A. Aji, J. Saidah, And A. Supriyatna, "Inventarisasi Tanaman Family Orchidiceae Di Daerah Cinunuk," *J. Ris. Rumpun Ilmu Tanam.*, Vol. 2, No. 1, Pp. 106–116, 2023.
- [5] K. Rangkuti, "Faktor Æ" Faktor Yang Mempengaruhi Permintaan Tanaman Anggrek (Orchidaceae) Di Kota Medan," *Biolink*, Vol. 4, No. 2, Pp. 130–138, 2018.
- [6] I. S. Manuel And I. Ernawati, "Implementasi Glcm Dan Algoritma Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Jenis Bunga Anggrek," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. Dan Apl.*, Vol. 1, No. 2, Pp. 99–109, 2020.
- [7] H. A. Pratiwi, M. Cahyanti, And M. Lamsani, "Implementasi Deep Learning Flower Scanner Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Sebatik*, Vol. 21, No. 5, Pp. 124–130, 2021.

- [8] S. Ilahiyah And A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *Justindo (Jurnal Sist. Teknol. Inf. Indones.*, Vol. 3, No. 2, Pp. 49–56, 2019.
- [9] I. M. Erwin, Risnandar, E. Prakasa, And B. Sugiarto, "Kayu7net: Identifikasi Dan Evaluasi F-Measure Citra Kayu Berbasis Deep Convolutional Neural Network (Dcnn)," *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, Vol. 7, No. 6, Pp. 1089–1098, 2020.
- [10] I. Wulandari, H. Yasin, And T. Widiharih, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Gaussian*, Vol. 9, No. 3, Pp. 273–282, 2020.
- [11] M. Z. Batubara And M. I. P. Nasution, "Sistem Informasi Online Pengelolaan Dana Sosial Pada Rumah Yatim Sumatera Utara," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, Vol. 5, No. 3, Pp. 164–171, 2023, Doi: 10.47233/Jteksis.V5i3.819.
- [12] M. D. A. Syahputra, H. Santoso, And F. H. Sibarani, "Implementasi Sistem Pengelolaan Persediaan Dengan Algoritma Fifo Pada Gudang Sparepart Sepeda Motor," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, Vol. 6, No. 1, Pp. 167–176, 2024.
- [13] A. Pratomo, L. N. Zulita, And L. Elfianty, "Goods Inventory Application At Sal Laptop Store Using Visual Basic.Net," *J. Komputer, Inf. Dan Teknol.*, Vol. 1, No. 2, Pp. 223–229, 2021.
- [14] J. U. Usla And A. Ikhwan, "Web Based Social Assistance Distribution Monitoring System Using Waterfall Method," *J. Comput. Networks, Archit. High-Performance Comput.*, Vol. 5, No. 1, Pp. 120–128, 2023.
- [15] S. Syahrani Azli And S. Samsudin, "Sistem Informasi Geografis Persebaran Pondok Pesantren Kabupaten Langkat Dan Binjai Menggunakan Leaflet," *J. Pendidik. Teknol. Inf.*, Vol. 6, No. 1, Pp. 124–138, 2023, Doi: 10.37792/Jukanti.V6i1.925.