

IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI GENUS TANAMAN ANGGREK (STUDI KASUS: HANDOYO BUDI ORCHIDS)

Alga Candra Kusuma, Nurlaily Vendyansyah, Deddy Rudhistiar

Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional Malang

Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia

2118065@scholar.itn.ac.id

ABSTRAK

Kesulitan mengidentifikasi genus anggrek pada fase vegetatif kerap dialami oleh masyarakat awam dan petani pemula anggrek. Proses identifikasi genus secara tradisional akan akurat disaat bunga mekar dan melalui identifikasi oleh pakar. Proses ini memakan waktu yang lama dan berisiko adanya kecurangan oleh pedagang. Penelitian ini mengusulkan sistem identifikasi genus anggrek dengan metode *Convolutional Neural Network* dikembangkan menggunakan Python dan dapat digunakan dalam bentuk aplikasi android, dengan data primer dari Handoyo Budi Orchids Malang (anggrek ≥ 1 tahun) dan data sekunder dari Kaggle. Datatest terdiri atas lima genus (*Phalaenopsis*, *Dendrobium*, *Cattleya*, *Oncidium*, *Vanda*), masing-masing 5 sampel untuk pengujian pakar. Selama pelatihan 10 epoch, train loss menurun mendekati nol sementara val loss berfluktuasi antara 0,15–0,60 dan model mencapai *Accuracy* cukup tinggi dengan *precision*, *recall*, dan *F1-score* rata-rata 0,94% pada saat training, tetapi menurun hingga 87% saat dilakukan pengujian datatest asli kepada pakar. Hasil pengujian user juga memberikan nilai 80% respon positif dari 15 responden. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN mampu memberikan identifikasi genus anggrek yang cepat dan cukup akurat sejak fase vegetatif, memudahkan petani pemula dan orang awam dalam mencegah potensi kecurangan pedagang.

Kata kunci : *Convolutional Neural Network, genus anggrek, recall, precision, f1-score.*

1. PENDAHULUAN

Anggrek merupakan salah satu dari berbagai macam tanaman hias yang masih cukup banyak digemari oleh masyarakat luas, sehingga sering terjadi peningkatan penjualan di setiap pertengahan tahunnya. Bagi para pemula dan orang awam, salah satu tantangan utama dalam merawat anggrek ialah mengklasifikasikan genus anggrek yang sesuai guna mengetahui ciri dan sifat dari anggrek yang ada agar bisa disesuaikan untuk cara perawatannya.

Maka identifikasi genus anggrek pada fase vegetatif sering menjadi masalah karena ciri morfologi yang cukup mirip pada bagian batang dan daun bunga anggrek antara genus satu dengan yang lain, sehingga ciri yang khas baru muncul adalah pada saat bunga anggrek mekar. Petani pemula dan pengunjung awam sering harus menunggu berminggu-minggu atau bahkan berbulan-bulan untuk anggrek berbunga, dan bergantung pada keahlian spesialis anggrek untuk membantu klasifikasinya atau melalui literatur. Keterlambatan tersebut tidak hanya memperlambat pembelajaran tentang keanekaragaman genus, tetapi juga membuka celah praktik curang dalam perdagangan mulai dari salah pelabelan hingga pemalsuan informasi tanaman yang merusak kepercayaan konsumen [1].

Sebagai solusi, penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi gambar anggrek berdasarkan foto tanaman anggrek. Dengan antarmuka aplikasi android yang mudah digunakan, pengguna hanya perlu mengunggah gambar untuk memperoleh identifikasi genus yang cepat dan akurat sebelum fase berbunga.

Handoyo Budi Orchids dilibatkan sebagai mitra konsultasi dan penyedia data primer, sehingga prediksi CNN dapat divalidasi dengan benar. Pendekatan ini diharapkan mempercepat pembelajaran keanekaragaman anggrek, meningkatkan keandalan identifikasi, dan menciptakan perdagangan tanaman hias yang lebih transparan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Menurut jurnal Ananda, *Convolutional Neural Network* (CNN) efektif tidak hanya untuk klasifikasi tanaman hias tetapi juga untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah pepaya melalui analisis citra pada berbagai tahap kematangan. Penelitian ini menerapkan preprocessing berupa augmentasi data dan normalisasi untuk meningkatkan kualitas input sebelum pelatihan model. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mencapai akurasi sebesar 90 %, menegaskan potensi besar CNN dalam aplikasi pertanian presisi [2].

Menurut jurnal Sibarani, *Convolutional Neural Network* diimplementasikan untuk klasifikasi berbagai jenis tanaman hias berdasarkan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari ribuan gambar tanaman hias yang dikumpulkan dari sumber publik dan lingkungan sekitar, dengan tahap preprocessing seperti resizing dan normalisasi sebelum pelatihan model CNN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi hingga 95%, mengungguli metode tradisional seperti *Support Vector Machine* dan *Random Forest*, sehingga membuktikan efektivitas CNN dalam otomatisasi

klasifikasi tanaman hias untuk pertanian modern dan teknologi informasi [8].

Menurut jurnal Perwati, Convolutional Neural Network diterapkan untuk mengklasifikasikan berbagai jenis bunga lily melalui analisis citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar bunga lily yang dikumpulkan dari berbagai sumber, dengan tahap preprocessing meliputi augmentasi data dan normalisasi sebelum pelatihan model. Model CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi sebesar 87%, menunjukkan efektivitas metode ini untuk klasifikasi bunga dengan karakteristik morfologi kompleks dan memperkuat temuan penelitian sebelumnya tentang keandalan CNN dalam pengolahan citra tanaman [6].

Menurut jurnal Allaam dan Wibowo, Convolutional Neural Network diterapkan untuk mengklasifikasikan genus tanaman anggrek berdasarkan citra digital dengan dataset yang terdiri dari ratusan gambar anggrek, termasuk Dendrobium, Phalaenopsis, dan Cattleya. Preprocessing meliputi augmentasi data untuk menambah variasi, pelatihan model CNN dengan arsitektur yang dioptimalkan, serta evaluasi menggunakan metrik akurasi dan confusion matrix. Model CNN tersebut kemudian di-deploy pada antarmuka berbasis web, memungkinkan pengguna mengunggah gambar anggrek dan memperoleh hasil identifikasi secara real-time melalui browser. Hasil penelitian menunjukkan model ini mencapai akurasi di atas 90% dalam mengidentifikasi genus anggrek, mengungguli metode manual yang rentan subjektivitas dan membuka peluang penerapan deep learning untuk klasifikasi tanaman dengan keragaman morfologi tinggi [1].

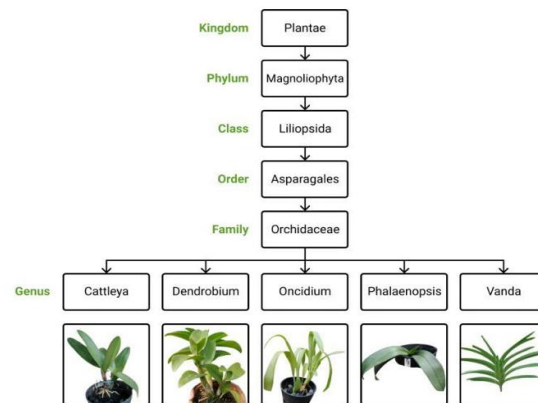
2.2. Anggrek

Anggrek (Orchidaceae) adalah salah satu tanaman hias terpenting dan paling banyak dibudidayakan di dunia, dihargai bukan hanya sebagai unggulan nasional tetapi juga karena nilai jualnya yang tinggi tergantung keindahan dan kelangkaannya. Kemampuannya beradaptasi pada berbagai ketinggian (dataran rendah hingga tinggi) dan rentang suhu (dingin hingga panas) menjadikan anggrek pilar industri florikultura di Indonesia [1].

Karena setiap genus anggrek (misalnya Cattleya, Dendrobium, Oncidium, Phalaenopsis, Vanda) memiliki kebutuhan budidaya berbeda mulai nutrisi, cahaya, kelembapan, hingga media tanam penting bagi pemula untuk terlebih dahulu mengidentifikasi genus tanaman mereka. Identifikasi ini dapat dilakukan melalui konsultasi pakar, studi literatur, atau pengamatan ciri morfologi khas sebelum fase pembungaan. Tanpa pemahaman genus yang tepat, banyak pemula mengalami kegagalan dalam pertumbuhan dan pembungaan optimal.

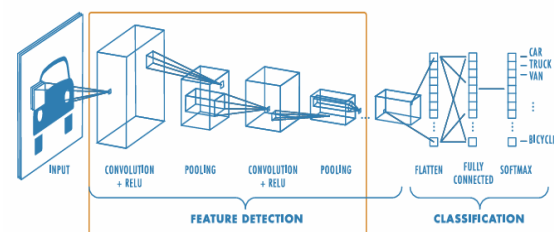
Secara taksonomi, anggrek diklasifikasikan dari Kingdom Plantae, Divisi Tracheophyta, Kelas Liliopsida, Ordo Asparagales, Famili Orchidaceae,

hingga berbagai genus seperti yang disebutkan pada gambar di bawah.



Gambar 1. Genus Anggrek

2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

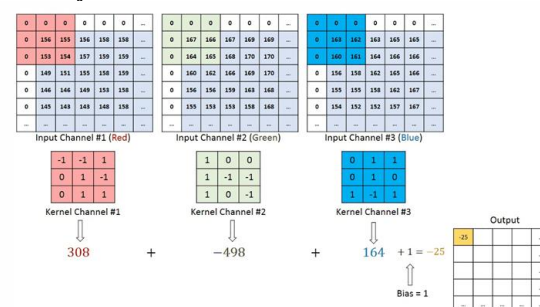


Gambar 2. Layer CNN

Menurut jurnal Satwikayana, Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk klasifikasi citra dengan memanfaatkan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur penting dan membentuk pola visual yang memudahkan proses klasifikasi, sehingga pembelajaran gambar menjadi lebih efisien [9].

Selain itu, menurut jurnal Erwinda, CNN juga disebut ConvNet merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron yang dioptimalkan untuk data dua dimensi, dengan susunan neuron tiga dimensi (tinggi, lebar, kedalaman) dan penerapan supervised learning yang memungkinkan model mempelajari pola dari data latih berlabel untuk mengelompokkan data baru ke dalam kelas yang sesuai [4].

2.4. Layer Konvolusi



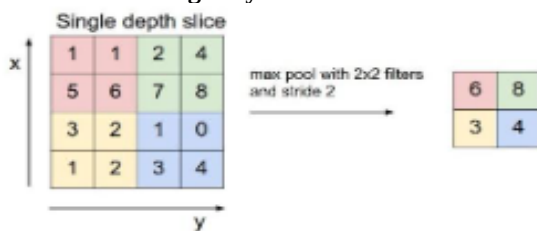
Gambar 3. Konvolusi RGB

Lapisan konvolusi pada CNN berfungsi mengekstraksi pola-pola penting dari citra dengan cara mengalikan sebuah kernel (filter) berukuran $k \times k$ melintasi tiap posisi spasial pada setiap kanal input, melakukan perkalian elemen demi elemen, menjumlahkannya, lalu menambahkan bias. Pada citra RGB (tiga kanal) Proses ini diulangi di setiap kanal, kemudian hasil ketiganya dijumlahkan sebelum ditambah nilai bias. [10] Maka untuk menghitung hasil konvolusi ditunjukkan menggunakan persamaan 1:

$$Y_{i,j} = \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^k \sum_{q=1}^k X_{i+p-1,j+q-1,c} \cdot W_{p,q,c} + b \quad (1)$$

Untuk setiap posisi (i,j) masing-masing menunjukkan indeks baris dan kolom pada *feature map* keluaran pada output. Kernel Channel 1 (merah), Channel 2 (hijau), dan Channel 3 (biru) masing-masing dikalikan elemen demi elemen dengan sub-blok 3×3 , kemudian hasil masing-masing dijumlahkan dan ditambah dengan bias. Untuk $X \in \mathbb{R}^H \times W \times C$ adalah input dengan C kanal, $W \in \mathbb{R}^{k \times k \times C}$ adalah kernel, dan b adalah bias.

2.5. Max Pooling Layer



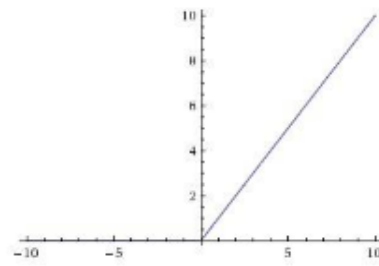
Gambar 4. Maxpooling

Lapisan Pooling berfungsi merangkum informasi penting dari *feature map* dengan menerapkan operasi statistik nilai maksimum pada setiap area lokal. Pada arsitektur CNN, lapisan ini biasanya diletakkan setelah beberapa lapisan konvolusi untuk secara bertahap mengurangi dimensi spasial output, mengurangi jumlah parameter dan komputasi, serta membantu mencegah *overfitting*. Secara umum, untuk setiap rumus matematis untuk menghitung hasil maxpooling ditunjukkan pada persamaan 2:

$$Y_{i,j,c} = \max_{0 \leq p,q < k} X_{s+i+p,s+j+q,c} \quad (2)$$

Variabel i dan j masing-masing menunjukkan indeks baris dan kolom pada *feature map* keluaran, sehingga (i,j) menandai satu posisi spasial di output. Indeks c menunjuk saluran (channel) ke-c pada *feature map*. Dengan begitu, rumus ini mengambil nilai maksimum dari semua piksel di setiap blok $k \times k$ pada kedalaman saluran c. dan s adalah besar langkah/

2.6. Aktivasi ReLU



Gambar 5. Fungsi Aktivasi ReLU

Lapisan aktivasi ReLU menerapkan fungsi non-linier sederhana namun efektif untuk setiap elemen x di dalam *feature map*. Fungsi ini meniadakan semua nilai negatif menggantinya dengan nol dan membiarkan nilai positif melewati tanpa perubahan. Secara matematis, persamaan aktivasi ReLU didefinisikan pada persamaan 3:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ x, & x \geq 0. \end{cases} \quad (3)$$

Grafiknya berbentuk garis lurus di atas sumbu x untuk $x \geq 0$ dan menempel pada nol untuk $x < 0$, seperti terlihat pada gambar. Dengan cara ini, ReLU memperkenalkan *sparsity* (banyak nol) ke dalam jaringan, membantu mempercepat konvergensi dan mencegah masalah hilangnya gradien pada rentang positif.

2.7. Lapisan Flatten

Lapisan Flatten berfungsi mengubah tensor berdimensi tinggi biasanya keluaran dari rangkaian lapisan konvolusi dan pooling menjadi vektor satu dimensi agar bisa diproses oleh lapisan *fully connected* (Dense). Misalkan keluaran konvolusi memiliki bentuk $X \in \mathbb{R}^H \times W \times C$, di mana H adalah tinggi, W lebar, dan C jumlah kanal. Setelah melewati Flatten, tensor ini “diratakan” menjadi vektor $Y \in \mathbb{R}^N$, dengan $N = H \times W \times C$. Secara komputasi, setiap elemen $X_{i,j,c}$ dipetakan ke posisi unik k di vektor y melalui persamaan 4:

$$k = i(W \cdot C) + j(C) + c \quad (4)$$

Sehingga $y_k = X_{i,j,c}$, untuk $i=0, \dots, H-1$, $j=0, \dots, W-1$, $c=0, \dots, C-1$. Dengan begini, semua informasi spasial dan kanal dalam tensor 3-D dikemas ke dalam satu baris vektor, memudahkan lapisan Dense berikutnya melakukan operasi matriks-vektor.

2.8. Fully Conncted Layer (Dense)



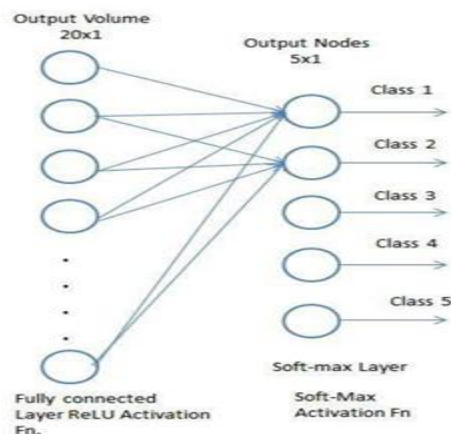
Gambar 6. Visualisasi layer Dense

Pada lapisan fully-connected, setiap neuron di lapisan sebelumnya (setelah diratakan menjadi vektor satu dimensi pada *flatten*) terhubung dengan seluruh neuron di lapisan berikutnya mirip arsitektur perceptron berlapis (MLP). Setiap neuron j di lapisan ini menghitung kombinasi linear dari seluruh komponen x , lalu menambahkan bias dengan persamaan 5:

$$z_j = \sum_{i=1}^n w_{j,i} x_i + b_j, \quad j = 1, \dots, m. \quad (5)$$

W adalah matriks bobot berukuran $m \times n$ yang menghubungkan tiap elemen masukan ke tiap neuron keluaran setiap elemen bobot menentukan seberapa besar kontribusi satu fitur ke satu neuron. b adalah vektor bias berukuran m yang “menyesuaikan” nilai sebelum aktivasi, agar neuron masih bisa menghasilkan keluaran positif meski seluruh masukan bernilai nol. z merupakan nilai gabungan (kombinasi linear) dari masukan dan bobot sebelum fungsi aktivasi diterapkan

2.9. Aktivasi Softmax



Gambar 7. Aktivasi Softmax

Setelah lapisan fully-connected menghasilkan vektor *pre-aktivasi* z_j dengan K buah neuron keluaran (misalnya $K=5$ untuk lima kelas), lapisan Softmax mengubah setiap nilai z_j menjadi angka antara 0 dan 1 yang dapat diinterpretasikan sebagai probabilitas kelas ke- j . Softmax menjamin bahwa semua keluaran

menambahkan hingga 1, sehingga cocok untuk tugas klasifikasi multi kelas. Secara matematis, fungsi Softmax didefinisikan pada persamaan 6:

$$\sigma(z)_j = \frac{\exp(z_j)}{\sum_{i=1}^K \exp(z_i)}, \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

Dalam fungsi Softmax, vektor $z=[z_1, z_2, \dots, z_K]$ merepresentasikan skor atau *logit* mentah yang dihasilkan oleh lapisan fully-connected sebelumnya untuk setiap kelas yang mungkin. Jumlah komponen dalam vektor ini, yaitu K , menunjukkan jumlah kelas target yang akan diprediksi oleh model. Masing-masing nilai z_j dalam vektor ini akan dikonversi menjadi probabilitas melalui fungsi eksponensial, yaitu $\exp(z_j)$, yang berfungsi memperbesar perbedaan antar skor dan memastikan nilainya selalu positif. Kemudian, untuk menjadikan seluruh skor sebagai probabilitas, setiap nilai $\exp(z_j)$ dibagi dengan jumlah total seluruh nilai eksponensial, yaitu $\sum_{i=1}^K \exp(z_i)$ sehingga nilai akhir yang dihasilkan, $\sigma(z)_j$, menjadi proporsi dari keseluruhan dan berada dalam rentang antara 0 dan 1. Dengan demikian, hasil dari Softmax adalah sekumpulan nilai probabilitas yang jika dijumlahkan seluruhnya akan menghasilkan 1, yang menunjukkan distribusi kemungkinan prediksi terhadap masing-masing kelas [5].

2.10. Android

Android adalah sistem operasi berbasis kernel Linux yang telah dimodifikasi dan melibatkan berbagai komponen sumber terbuka, khusus dirancang untuk perangkat seluler berlayar sentuh seperti smartphone dan tablet [3]. Diluncurkan pertama kali pada September 2008 oleh Open Handset Alliance dengan dukungan finansial Google, Android bersifat gratis dan open source, memberi kebebasan bagi pengembang untuk memodifikasi dan mengoptimalkan sistem operasi tersebut. Selain itu, Android juga menyediakan platform distribusi aplikasi terintegrasi Google Play Store yang memungkinkan pengguna mengunduh berbagai aplikasi dan permainan dengan mudah [7].

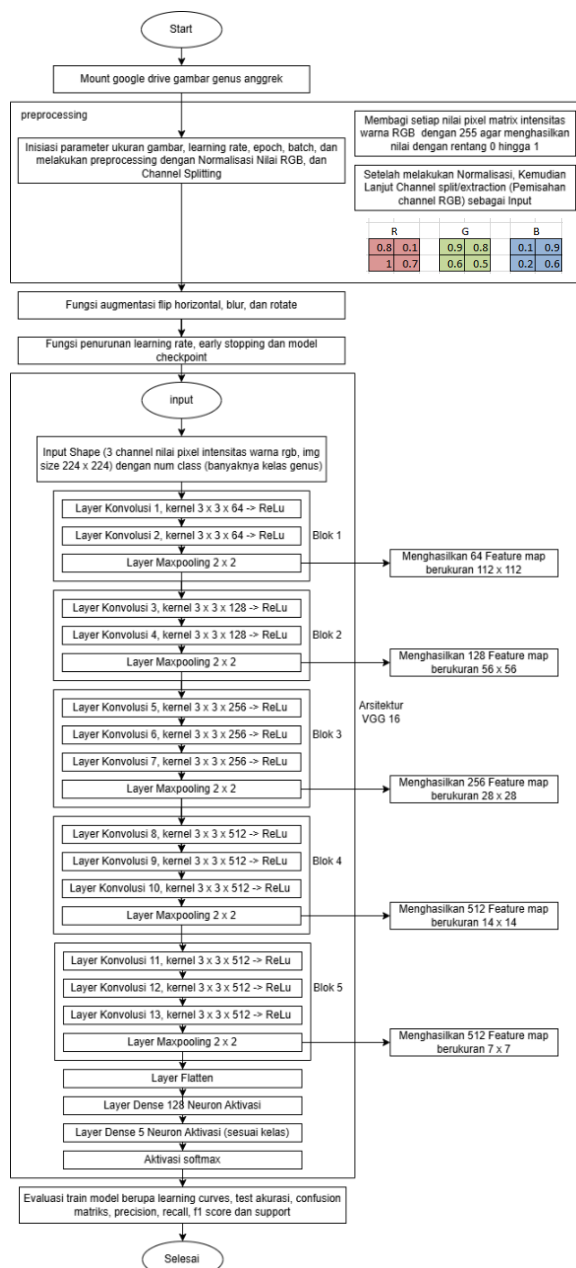
3. METODE PENELITIAN

3.1. Flowchart Tahapan Metode CNN

Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi lima genus tanaman anggrek dimulai dengan menggunakan arsitektur vgg 16. Pertama, memuat dataset citra berwarna dari Google Drive dan melakukan inisialisasi parameter pelatihan ukuran citra ukuran 224, laju pembelajaran (learning rate), jumlah epoch, serta ukuran batch kemudian menormalisasi intensitas piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1 agar nilai input berada pada skala yang seragam dan numerik stabil. Setelah normalisasi, tensor tiga dimensi ($H \times W \times 3$) dipisah menjadi tiga matriks dua dimensi (kanal R, G, B) untuk memungkinkan augmentasi atau modulasi kanal secara khusus, meski augmentasi umum seperti flip

horizontal, blur, dan rotasi acak diterapkan pada keseluruhan citra guna meningkatkan keanekaragaman data dan mencegah model terlampau menghafal pola (overfitting).

Citra berukuran 224×224 pertama tama melewati Blok 1, yang terdiri dari dua lapis konvolusi 3×3 dengan 64 filter dan padding “same” (padding=1) serta stride=1, masing masing diikuti fungsi aktivasi ReLU untuk mengekstrak fitur dasar seperti tepi dan sudut; setelah dua kali konvolusi, dilanjutkan operasi Max Pooling 2×2 (stride=2) yang mereduksi dimensi spasial dari 224×224 menjadi 112×112 sambil mempertahankan 64 channel fitur.



Citra berukuran 224×224 pertama tama melewati Blok 1, yang terdiri dari dua lapis konvolusi 3×3 dengan 64 filter dan padding “same” (padding=1) serta stride=1, masing masing diikuti fungsi aktivasi ReLU

untuk mengekstrak fitur dasar seperti tepi dan sudut; setelah dua kali konvolusi, dilanjutkan operasi Max Pooling 2×2 (stride=2) yang mereduksi dimensi spasial dari 224×224 menjadi 112×112 sambil mempertahankan 64 channel fitur.

Blok 2 memiliki struktur serupa namun menggunakan 128 filter pada kedua lapis konvolusinya, diakhiri ReLU dan Max Pooling 2×2 , sehingga keluaran feature map berubah menjadi $56 \times 56 \times 128$.

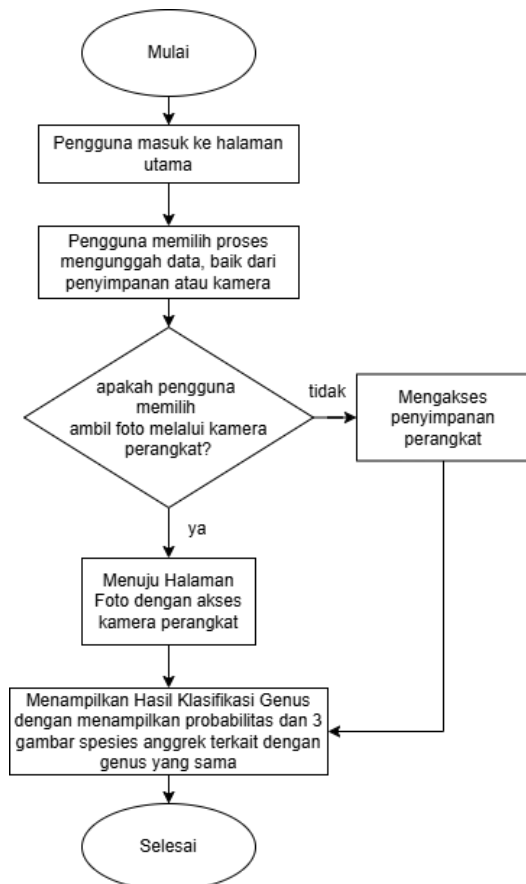
Blok 3 memperdalam representasi dengan tiga lapis konvolusi 3×3 berjumlah 256 filter masing masing diiringi ReLU kemudian Max Pooling 2×2 menurunkan dimensi spasial menjadi $28 \times 28 \times 256$.

Blok 4 dan Blok 5 melanjutkan pola ini, masing masing mengeksekusi tiga konvolusi 3×3 dengan 512 filter dan ReLU, lalu Max Pooling 2×2 , sehingga feature map terakhir berukuran $14 \times 14 \times 512$ setelah Blok 4 dan $7 \times 7 \times 512$ setelah Blok 5. Selanjutnya, tensor $7 \times 7 \times 512$ di flatten menjadi vektor 25088 elemen dan diteruskan ke lapis fully connected pertama berisi 128 neuron dengan aktivasi ReLU untuk mempelajari kombinasi non linear fitur tingkat tinggi, lalu ke lapis fully connected kedua yang neuron nya disesuaikan dengan jumlah kelas (lima), diakhiri fungsi softmax untuk menghasilkan probabilitas prediksi per genus anggrek. yang dapat dinyatakan pada flowchart pada gambar 8

Optimasi bobot dilakukan melalui algoritma gradient descent Adam dengan scheduler untuk adaptasi laju pembelajaran dan mekanisme early stopping memantau metrik validasi untuk menghentikan pelatihan saat tidak ada peningkatan signifikan, sementara checkpointing secara berkala menyimpan bobot terbaik agar eksperimen dapat dipulihkan tanpa kehilangan kemajuan. Setelah pelatihan, evaluasi dilakukan pada data uji dengan menghitung loss, akurasi, precision, recall, dan F1 score, serta menampilkan confusion matrix dan learning curves untuk memastikan model dapat membedakan kelima genus anggrek dengan akurasi tinggi dan generalisasi yang valid.

3.2. Flowchart Sistem Aplikasi

Saat aplikasi Flutter dijalankan, pengguna akan langsung disuguhkan Halaman Utama dengan dua pilihan “Unggah Foto” untuk memilih gambar dari penyimpanan perangkat atau “Ambil Foto” untuk memotret lewat kamera. Setelah salah satu tombol ditekan, aplikasi meminta izin akses galeri atau kamera, lalu membuka Image Picker atau Camera Preview sesuai pilihan. Foto yang diambil atau dipilih kemudian dikirim ke Halaman Foto. Selanjutnya, Flutter memanggil fungsi TFLite, menghasilkan probabilitas setiap genus anggrek yang kemudian dipetakan ke label melalui file labels.txt. Di Halaman Hasil, nama genus bersama persentase keyakinan model (misalnya “Cattleya: 95,9%”) ditampilkan, ditemani tiga gambar referensi spesies dari genus yang sama sebagai visualisasi tambahan.

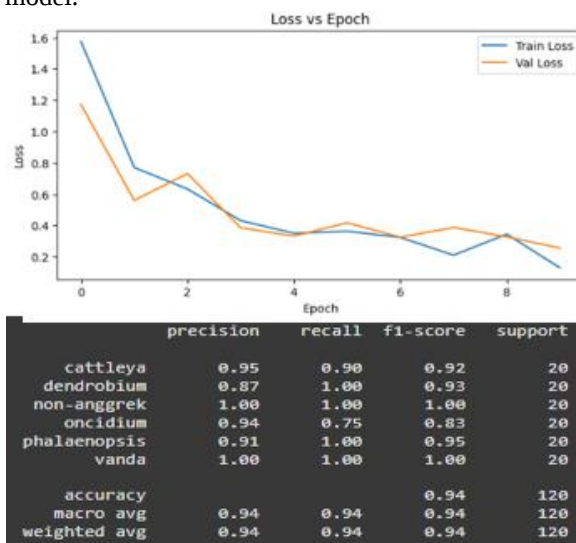


Gambar 9. Flowchart Sistem Android

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Pengujian Data Training

Hasil Evaluasi Model pada 100 citra (20 per kelas) menunjukkan *Accuracy* sebesar 94% (94/100) sebagai akurasi pelatihan selama train model. Dari confusion matrix training, didapatkan, seluruh citra vanda terklasifikasi dengan baik, sedangkan terjadi kesalahan pada kelas lain seperti cattleya, dendrobium, oncidium, phalaenopsis sehingga genus vanda menjadi kelas genus yang paling mudah diklasifikasikan oleh model.



Gambar 10. Hasil Evaluasi Training

Untuk melihat performa model secara nyata, maka dilakukan pengujian datatest terhadap 5 genus tanaman anggrek yaitu berupa cattleya, *dendrobium*, oncidium, *phalaenopsis*, dan *vanda* dengan menggunakan datatest berasal dari koleksi gambar dan pengambilan gambar pada studi kasus Handoyo Budi Orchid. Berikut merupakan hasil pengujian datatest dengan total 30 sampel gambar dengan 25 gambar dari 5 genus anggrek terhadap pakar yang ditunjukkan melalui tabel hasil confusion matriks.

4.2. Hasil Pengujian Datatest

Dilakukan pengujian data lapangan atau data asli terhadap 5 genus tanaman anggrek yaitu berupa cattleya, dendrobium, oncidium, phalaenopsis dan vanda. Berikut merupakan hasil pengujian dari 5 genus anggrek yang ditunjukkan melalui tabel 1 – 5.

Yang pertama dalam pengujian terhadap genus anggrek yaitu Cattleya dengan 5 gambar datatest akan dinyatakan pada tabel 1

Tabel 1. Hasil Pengujian Cattleya

No	Gambar	Klasifikasi Sistem	Pernyataan
1		Dendrobium	Tidak Sesuai
2		Cattleya	Sesuai
3		Cattleya	Sesuai
4		Cattleya	Sesuai
5		Oncidium	Tidak Sesuai

Pada pengujian 5 gambar anggrek genus Cattleya, model berhasil melakukan prediksi sesuai pada 3 gambar (3 TP) dan 2 prediksi yang tidak sesuai (2 FN), model salah mengklasifikasikan gambar pertama sebagai Dendrobium dan gambar kelima sebagai Oncidium. Menunjukkan model masih kesulitan dalam membedakan Cattleya dari genus anggrek lain. Kemudian dilanjutkan dalam pengujian terhadap genus anggrek ke 2 yaitu dendrobium dengan 5 gambar datatest akan dinyatakan pada tabel 2

Tabel 2. Hasil Pengujian Dendrobium

No	Gambar	Klasifikasi Sistem	Pernyataan
1		Dendrobium	Sesuai
2		Dendrobium	Sesuai

No	Gambar	Klasifikasi Sistem	Pernyataan
3		Dendrobium	Sesuai
4		Dendrobium	Sesuai
5		Dendrobium	Sesuai

Pada pengujian terhadap 5 gambar genus tanaman anggrek dendrobium, menghasilkan prediksi benar sebanyak 5 (5 TP) dan 0 prediksi tidak benar (0 FN), yang mana model cukup yakin dan mampu mengklasifikasikan tanaman dendrobium dengan baik dan benar. Kemudian dalam pengujian terhadap genus anggrek ke 3 yaitu Oncidium dengan 5 gambar data test akan dinyatakan pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil Pengujian Oncidium

No	Gambar	Klasifikasi Sistem	Pernyataan
1		Oncidium	Sesuai
2		Dendrobium	Tidak Sesuai
3		Oncidium	Sesuai
4		Oncidium	Sesuai
5		Oncidium	Sesuai

Pada pengujian 5 gambar anggrek genus Oncidium, model berhasil melakukan prediksi sesuai sebanyak 4 gambar (4 TP) dan 1 prediksi yang tidak sesuai (1 FN), di mana model salah mengklasifikasikan satu gambar Oncidium sebagai Dendrobium. Menunjukkan bahwa kinerja model tergolong baik.

Kemudian dalam pengujian terhadap genus anggrek ke 4 yaitu Phalaenopsis dengan 5 gambar data test akan dinyatakan pada tabel 4 berikut ini.

Tabel 4. Hasil Pengujian Phalaenopsis

No	Gambar	Klasifikasi Sistem	Pernyataan
1		Phalaenopsis	Sesuai
2		Cattleya	Tidak Sesuai

No	Gambar	Klasifikasi Sistem	Pernyataan
3		Phalaenopsis	Sesuai
4		Phalaenopsis	Sesuai
5		Phalaenopsis	Sesuai

Pada pengujian terhadap 5 gambar genus tanaman anggrek phalaenopsis, menghasilkan prediksi benar sebanyak 3 (3 TP) dan 2 prediksi tidak benar (2 FN), yang mana model memprediksi 2 gambar phalaenopsis sebagai cattleya dan Non-anggrek sehingga dapat dinyatakan model masih cukup kesulitan mengenali genus phalaenopsis.

Kemudian dalam pengujian terhadap genus anggrek ke 5 yaitu Vanda dengan 5 gambar data test akan dinyatakan pada tabel 5 berikut ini.

Tabel 5. Hasil Pengujian Vanda

No	Gambar	Klasifikasi Sistem	Pernyataan
1		Vanda	Sesuai
2		Vanda	Sesuai
3		Vanda	Sesuai
4		Vanda	Sesuai
5		Vanda	Sesuai

Pada pengujian terhadap 5 gambar genus tanaman anggrek vanda, menghasilkan prediksi benar sebanyak 5 (5 TP) dan 0 prediksi tidak benar (0 FN), yang mana model cukup yakin dan mampu mengklasifikasikan tanaman vanda dengan baik dan benar. Sedangkan untuk kelas Non-anggrek sendiri sudah mampu diklasifikasikan secara langsung, karena tanpa memerlukan bantuan validasi dari ahli anggrek.

Dari yang sudah didapatkan melalui tabel pengujian maka hasil tersebut dapat dimasukkan ke dalam tabel hasil confusion matrixnya seperti berikut ini.

Tabel 6. Hasil Confusion Matrix Pengujian Data Test

No	Kelas	TP	TN	FP	FN
1	Cattleya	3	24	1	2
2	Dendrobium	5	24	1	0
3	Non-anggrek	5	24	1	0
4	Oncidium	4	24	1	1
5	Phalaenopsis	3	25	0	2
6	Vanda	5	25	0	0

True Positive (TP) adalah jumlah sampel positif (kelas target) yang berhasil diprediksi benar oleh model, True Negative (TN) adalah jumlah sampel negatif (bukan kelas target) yang juga diprediksi dengan tepat, False Positive (FP) adalah sampel negatif yang keliru diklasifikasikan sebagai positif (alarm palsu) dan False Negative (FN) adalah sampel positif yang gagal terdeteksi dan diprediksi sebagai negatif.

Dari confusion matrix tersebut dapat dilakukan untuk perumusan dan perhitungan hasil evaluasinya yang dapat dinyatakan untuk perhitungannya sebagai berikut

a. Cattleya

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{3}{4} = 0.75$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{3}{5} = 0.60$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.67$$

b. Dendrobium

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{5}{6} = 0.83$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{5}{5} = 1.00$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.91$$

c. Non-Anggrek

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{5}{5} = 1.00$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{5}{5} = 1.00$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 1.00$$

d. Oncidium

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{4}{5} = 0.80$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{4}{5} = 0.80$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.80$$

e. Phalaenopsis

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{4}{4} = 1.00$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{4}{5} = 0.80$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.89$$

f. Vanda

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{5}{5} = 1.00$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{5}{5} = 1.00$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 1.00$$

Dari Hasil Perhitungan tersebut maka tabel hasil perhitungan evaluasi klasifikasi pengujian datatest dapat dinyatakan pada tabel 2

Tabel 7. Hasil Evaluasi Pengujian Datatest

No	Genus	Precision	Recall	F1-Score
1	Cattleya	0.75	0.60	0.67
2	Dendrobium	0.83	1.00	0.91
3	Non-anggrek	1.00	1.00	1.00
3	Oncidium	0.80	0.80	0.80
4	Phalaenopsis	1.00	0.80	0.89
5	Vanda	1.00	1.00	1.00
6	Rata Rata	0.90	0.87	0.88

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Benar}}{\text{Total Sampel}} = \frac{26}{30} = 0.87$$

Pada pengujian 5 sampel per genus, model mencapai akurasi rata-rata sekitar 0,95 dan F1-score rata-rata sekitar 0,83. Untuk Cattleya, presisi 0,75, recall 0,60 (F1-score 0,67; akurasi 0,90) menunjukkan masih ada beberapa false positive dan false negative meski mayoritas sampel terklasifikasi benar. Dendrobium tampil kuat dengan presisi 0,83, recall 1,00 (F1-score 0,91; akurasi 0,97), menandakan hampir semua sampel dikenali dengan tepat. Pada Oncidium, presisi dan recall sama-sama 0,80 (F1-score 0,80; akurasi 0,93), artinya satu sampel tertukar dan satu terlewat. Phalaenopsis mencatat presisi sempurna 1,00 tetapi recall hanya 0,60 (F1-score 0,75; akurasi 0,93), mengindikasikan dua sampel gagal terdeteksi. Terakhir, Vanda unggul sempurna di semua metrik presisi 1,00, recall 1,00 (F1-score 1,00; akurasi 1,00) tanpa kesalahan klasifikasi.

4.3. Halaman Utama Aplikasi



Gambar 11. Halaman utama

Untuk menerapkan hasil model pelatihan klasifikasi Halaman Utama aplikasi “Klasifikasi Anggrek” menampilkan antarmuka sederhana berwarna hijau dengan ikon bunga di tengah layar, di bawah judul. Pengguna disajikan dua tombol aksi “Ambil Foto” untuk langsung memotret tanaman menggunakan kamera perangkat, dan “Dari Penyimpanan” untuk memilih gambar dari galeri.

Ketika salah satu tombol dipilih, aplikasi secara otomatis meminta izin yang diperlukan, mengaktifkan kamera atau galeri, lalu menavigasi pengguna ke halaman berikutnya untuk memproses dan menampilkan hasil klasifikasi genus anggrek

4.4. Halaman Foto Aplikasi

Halaman “Foto Anggrek” (ScanPage) menampilkan preview kamera dengan resolusi sedang, di mana sebuah kotak merah ditumpangkan sebagai panduan area pemotretan. Saat halaman dipanggil, Camera Controller dijalankan untuk memastikan kamera siap sebelum ditampilkan. Pengguna cukup menekan tombol “Ambil Foto” di bagian bawah, maka aplikasi akan memotret dengan takePicture(), menyimpan file gambar, dan langsung menavigasi ke halaman tampilan gambar (ImageDisplayPage) untuk proses klasifikasi selanjutnya



Gambar 12. Halaman akses kamera

4.5. Halaman Klasifikasi

Halaman “Hasil Klasifikasi” (Image Display Page) menampilkan foto input yang sudah di-resize dengan border persegi di bagian atas, diikuti judul klasifikasi genus (misalnya “Klasifikasi: dendrobium”) dan persentase probabilitas model (misalnya “Probabilitas: 99,9%”). Di bawahnya terdapat tiga gambar bunga anggrek spesies representatif dari genus yang sama, lengkap dengan label nama spesies berdasarkan indeks genus dengan deskripsi perawatan singkat untuk genus tersebut. Pengguna dapat menekan tombol “Back” di sudut kiri atas untuk kembali ke halaman utama dan melakukan klasifikasi gambar lain.



Gambar 13. Halaman Klasifikasi

4.6. Hasil Pengujian User

Tabel 8. Hasil Pengujian User

No	Pertanyaan	Keterangan		
		Setuju	Netral	Tidak Setuju
1	Apakah anda merasa puas dengan desain aplikasi tersebut?	11	3	1
2	Apakah aplikasi dapat digunakan dan dipahami dengan mudah oleh pengguna?	12	3	0
3	Apakah hasil klasifikasi genus anggrek pada aplikasi sudah cukup akurat?	11	3	1
4	Apakah anda tidak memerlukan bantuan orang lain dalam menggunakan aplikasi ini?	9	4	2
5	Apakah tidak ada masalah terkait dengan fitur penggunaan aplikasi?	9	5	1
6	Apakah aplikasi tersebut sudah cukup untuk memenuhi kebutuhan anda dalam membantu identifikasi genus tanaman anggrek?	13	2	0

Hasil uji 15 responden menunjukkan tanggapan positif mayoritas. Untuk tiap pertanyaan: 73,33% (11 responden) puas dengan desain, 80,00% (12 responden) menyatakan aplikasi mudah dipahami, 80,00% (12 responden) menilai hasil klasifikasi cukup akurat, 73,33% (11 responden) tidak membutuhkan bantuan orang lain saat menggunakan, 80,00% (12

responden) menyatakan tidak ada masalah fitur, dan 93,33% (14 responden) menilai aplikasi membantu identifikasi genus. Secara keseluruhan terdapat 72 jawaban setuju (80,00%), 15 netral (16,67%), dan 3 tidak setuju (3,33%), sehingga dapat disimpulkan aplikasi umumnya efektif, mudah digunakan, dan akurat.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pengujian model CNN dengan arsitektur VGG16 untuk klasifikasi genus anggrek, sistem klasifikasi menunjukkan kinerja baik dengan akurasi rata-rata 0,94% selama masa training, terutama *Vanda* yang diklasifikasikan dengan mudah pada semua metrik. Namun akurasi model tersebut menurun menjadi 0,87% pada pengujian 25 dataset asli dengan validasi pakar anggrek, *Dendrobium* dan *Vanda* tetap unggul sedangkan *Cattleya* dan *Oncidium* mengalami penurunan karena model kesulitan untuk mengidentifikasi genus tersebut. Sedangkan hasil pengujian aplikasi kepada 15 responden menunjukkan bahwa 80% responden memberikan respon positif untuk aplikasi dalam menyelesaikan kebutuhan responden. Untuk meningkatkan kinerja model terutama dalam klasifikasi *Cattleya*, *Oncidium*, dan *Phalaenopsis*, disarankan memperbanyak dan memvariasikan augmentasi citra tambahan serta menambahkan teknik regularisasi seperti dropout untuk mencegah *overfitting*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Allaam, M. R. R., & Wibowo, A. T. (2021). Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *e-Proceeding of Engineering*, Vol.8, No.2 April 2021, Page 1153. ISSN 2355-9365. Prodi S1 Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung.
- [2] Ananda, T. P., Widyasari, S. V., Muttaqin, M. I., & Stefanie, A. (2023). Identifikasi tingkat kematangan buah pepaya menggunakan metode convolutional neural network (CNN). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(3).
- [3] Asrul, A., Setiawan, A. F., & Vendyansyah, N. (2024, April). Implementasi Location Based Service untuk Aplikasi Presensi Pegawai ITN Malang Berbasis Android. *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(2).
- [4] Erwinda, G. W., Wibowo, S. A., & Rudhistiar, D. (2022, September). Implementasi Face Recognition dan RFID sebagai fitur security pada Smart Home. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2).
- [5] Hasan, M. A., Riyanto, Y., & Riana, D. (2021). Klasifikasi penyakit citra daun anggur menggunakan model CNN-VGG16. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 9(4), 218-223.
- [6] Perwati, I. G., Suarna, N., & Suprati, T. (2024). Analisis klasifikasi gambar bunga lily menggunakan metode convolutional neural network (CNN) dalam pengolahan citra. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(3).
- [7] Ramadhan, Z., Irawan, J. D., & Rudhistiar, D. (2023, Oktober). *Sistem Informasi Geografis Hasil Petani Sarang Burung Sriti dan Walet Berbasis Android* [Skripsi, Program Studi Teknik Informatika S1, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Nasional Malang].
- [8] Sibarani, J. S., Damanik, S. T., Nurkhalizah, R., Mulyana, S., & Nasution, B. (2023). Klasifikasi Tanaman Hias Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Journal of Information Technology Ampera*, 4(3), 286-297.
- [9] Satwikayana, S., Wibowo, S. A., & Vendyansyah, N. (2021, September). Sistem presensi mahasiswa otomatis pada Zoom Meeting menggunakan face recognition dengan metode Convolutional Neural Network berbasis web. *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 5(2).
- [10] Saputra, W., & Prabowo, Y. D. (2022). Pengembangan aplikasi klasifikasi gambar menggunakan Tensorflow yang menerapkan algoritma Convolutional Neural Network: Studi kasus Galeri Foto Kegiatan Ibadah Gereja Shoot Fellowship. *KALBISIANA: Jurnal Mahasiswa Institut Teknologi dan Bisnis Kalbis*, 8(3).