

KLASIFIKASI TANAMAN ANGGREK MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN ARSITEKTUR VGG-16

Kelvianto Husodo¹, Charisini Lubis*², Zyad Rusdi³

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara
e-mail : ¹kelviantoh30@gmail.com, ²chairisnil@fti.untar.ac.id

Anggrek merupakan salah satu keluarga tanaman berbunga yang berjumlah paling besar dan paling beragam. Banyaknya jenis tanaman anggrek yang biasa dibudidayakan di Indonesia membuat perawatan tanaman anggrek tiap genusnya bisa saja berbeda. Anggrek memiliki nilai jual yang tinggi karena keindahan bunganya yang unik, sehingga bunga pada anggrek merupakan salah satu unsur terpenting dalam tanaman anggrek yang memiliki ciri khas dan membuat anggrek berbeda dengan famili tumbuhan berbunga lainnya. Keindahan anggrek akan didapatkan jika proses budidaya dilakukan dengan benar sejak anggrek masih remaja (belum berbunga). Oleh karena itu, diperlukan suatu program untuk membantu masyarakat mengidentifikasi genus anggrek yang ditanam sehingga dapat memberikan perawatan yang optimal sesuai dengan genusnya masing-masing. Pada penelitian ini salah satu metode dari Deep Learning yaitu Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk melakukan klasifikasi tanaman anggrek kedalam lima kelas, yaitu Cattleya, Dendrobium, Oncidium, Phalaenopsis, dan Vanda. Hasil pengujian menunjukkan model yang dibuat mendapatkan tingkat akurasi sebesar 82%.

Kata Kunci : Anggrek, Citra, Convolutional Neural Network, Deep Learning, Klasifikasi.

I. PENDAHULUAN

Orchidaceae atau lebih dikenal dengan anggrek adalah tanaman yang mempunyai nilai jual tinggi karena keindahan bunganya yang khas, sehingga bunga pada tanaman anggrek adalah unsur terpenting yang memiliki ciri khas dan menjadikan bunga anggrek berbeda dengan famili tanaman berbunga lainnya [1].

Keindahan bunga anggrek akan didapat jika dalam proses pembudidayaannya dilakukan secara tepat semenjak anggrek tersebut masih remaja (belum berbunga). Banyaknya jenis tanaman anggrek yang biasa dibudidayakan di Indonesia membuat perawatan tanaman anggrek tiap genusnya bisa saja berbeda. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dibangun sebuah sistem yang dapat

mengklasifikasi citra genus tanaman anggrek dengan menggunakan *deep learning*.

Perkembangan teknologi khususnya pada bidang AI (Artificial Intelligence) telah membantu manusia memecahkan masalah-masalah yang sulit dipecahkan dengan program konvensional [2]. Salah satu metode dalam *deep learning* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), CNN telah menghadirkan model untuk pemahaman yang lebih baik tentang konten yang ada dalam citra, sehingga menghasilkan pengenalan, segmentasi, deteksi, dan pengambilan gambar yang lebih baik. CNN secara efisien dan efektif digunakan dalam banyak aplikasi pengenalan pola dan gambar, misalnya pengenalan gerakan, pengenalan wajah, klasifikasi objek dan memberikan deskripsi terhadap citra [3]. Pada perancangan ini, digunakan salah satu arsitektur CNN yaitu VGG-19. Model yang sudah dibangun ini akan digunakan untuk melakukan proses klasifikasi terhadap data input yang diambil dari aplikasi *mobile* (handphone).

Dengan adanya aplikasi ini, diharapkan dapat membantu masyarakat umum mengenali genus tanaman anggrek yang ditanam supaya bisa memberikan perawatan yang optimal sesuai dengan genus masing-masingnya.

Pada perancangan sebelumnya, mendapatkan akurasi sebesar 97% dalam mengklasifikasi tanaman anggrek kedalam 4 kelas yaitu Cattleya, Dendrobium, Oncidium, Phalaenopsis. Pada penelitian ini, dikembangkan suatu program aplikasi yang dapat digunakan masyarakat luas dan diharapkan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam mengklasifikasi tanaman anggrek kedalam 5 kelas yaitu Cattleya, Dendrobium, Oncidium, Phalaenopsis, dan Vanda.

II. LANDASAN TEORI

A. Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data citra tanaman anggrek. Data citra ini berasal dari Kaggle dengan nama "Orchid Genus" yang memiliki citra yang sudah diberi label, pembagian label tersebut meliputi Cattleya, Dendrobium, Oncidium, Phalaenopsis dan Vanda sesuai dengan genus tanaman anggrek, serta pengambilan citra langsung pada tanaman anggrek yang

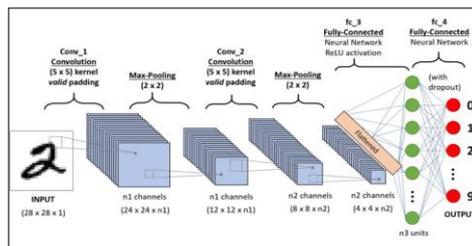
dijual di Jalan Dharmawangsa, Jakarta Selatan dan Taman Angrek Indonesia Permai. Total data yang digunakan adalah 6566 yang terdiri dari 6500 citra berasal dari dataset Kaggle dan 66 citra berasal dari hasil pengambilan langsung. Contoh citra tanaman anggrek dapat dilihat di Tabel 1.

No.	Nama Genus	Contoh Citra
1.	Cattleya	
2.	Dendrobium	
3.	Oncidium	
4.	Phalaenopsis	
5.	Vanda	

Tabel 1 Citra Tanaman Angrek

B. Convolutional Neural Network (CNN)

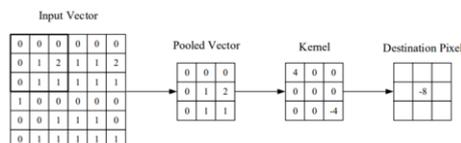
Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu algoritma dari deep learning yang merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dirancang untuk mengolah data dalam bentuk dua dimensi, misalnya gambar atau suara. CNN digunakan untuk mengklasifikasi data yang terlabel dengan menggunakan metode supervised learning. Cara kerja dari supervised learning adalah terdapat data yang dilatih dan terdapat variabel yang ditargetkan sehingga tujuan dari metode ini adalah mengelompokan suatu data ke data yang sudah ada [4]. Di bidang Deep Learning, CNN adalah algoritma yang paling terkenal dan umum digunakan. Manfaat utama CNN dibandingkan pendahulunya adalah secara otomatis mengidentifikasi fitur yang relevan tanpa pengawasan manusia. CNN telah diterapkan secara luas dalam berbagai bidang yang berbeda, termasuk computer vision, speech processing, face recognition, dll. Contoh struktur CNN untuk klasifikasi gambar diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi Struktur CNN

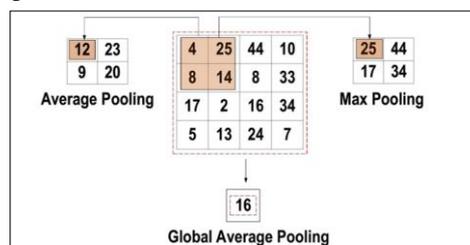
Dalam arsitektur CNN, komponen yang paling signifikan adalah lapisan konvolusi. Lapisan ini terdiri dari kumpulan filter konvolusi yang disebut kernel. Citra input, dinyatakan sebagai matriks N-dimensi, akan dilakukan operasi konvolusi dengan filter tersebut untuk menghasilkan output berupa Feature Map [6].

Parameter lapisan ini fokus di sekitar penggunaan kernel. Kernel ini biasanya berukuran kecil dalam dimensi spasial, tetapi menyebar di sepanjang keseluruhan kedalaman input. Ketika data menyentuh lapisan konvolusi, lapisan ini melakukan operasi konvolusi pada setiap filter melintasi dimensi spasial input untuk menghasilkan peta aktivasi 2 dimensi. Peta aktivasi ini dapat divisualisasikan, seperti yang terlihat pada Gambar 3. Setiap bergeser melalui input, produk skalar dihitung untuk setiap nilai dalam kernel. Dari sini CNN akan mempelajari kernel yang “menyala: ketika melihat fitur tertentu pada posisi spasial tertentu dari input. Ini biasanya disebut sebagai aktivasi [7].



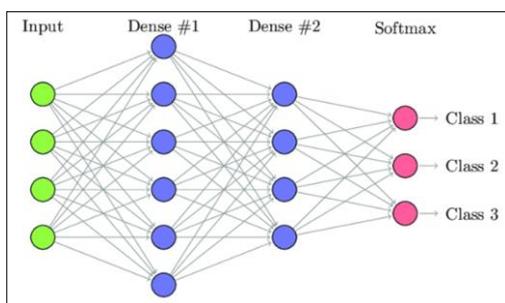
Gambar 2. Representasi visual dari convolutional layer [7]

Pooling layer bertujuan untuk secara bertahap mengurangi dimensi representasi, dan dengan demikian semakin mengurangi jumlah parameter dan kompleksitas komputasi modelnya. Metode pooling yang paling familiar dan sering digunakan adalah max, min, and global average pooling. Gambar 6 mengilustrasikan operasi max pooling, average pooling dan global average pooling. Terkadang, kinerja CNN secara keseluruhan menurun sebagai akibatnya; ini mewakili kekurangan utama dari pooling layer, karena lapisan ini membantu CNN untuk menentukan apakah fitur tertentu tersedia atau tidak dalam gambar input tertentu, tetapi fokus secara eksklusif untuk memastikan lokasi yang benar dari fitur tersebut. Jadi, model CNN ketinggalan informasi yang relevan [6]. Untuk contoh operasi pooling layer bisa dilihat pada Gambar 2.



Gambar 3. Representasi tiga jenis operasi *pooling* [6]

Biasanya lapisan ini terletak di akhir setiap arsitektur CNN. Di dalam lapisan ini, setiap neuron terhubung ke semua neuron dari lapisan sebelumnya, yang disebut pendekatan *Fully Connected* (FC). Ini digunakan sebagai CNN pengklasifikasi. Lapisan ini mengikuti metode dasar dari jaringan saraf tiruan konvensional *multiple-layer perceptron*, karena merupakan jenis JST *feed-forward*. Masukan dari lapisan FC datang dari *pooling* atau *convolutional layer* terakhir. Masukan ini berupa vektor, yang dibuat dari peta fitur setelah proses *flatten* [6]. Keluaran dari lapisan FC mewakili keluaran CNN akhir, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 3.



Gambar 4. Representasi *fully connected layer* [8]

Setelah CNN dipastikan efektif di bidang pengenalan gambar, sebuah prinsip desain yang mudah dan efisien untuk CNN diusulkan oleh Simonyan dan Zisserman. Desain inovatif ini disebut Visual Geometry Group (VGG). Sebuah model multilayer yang menampilkan sembilan belas lapisan lebih dari ZefNet dan AlexNet untuk mensimulasikan hubungan kapasitas representasi jaringan secara mendalam. Sebaliknya, dalam kompetisi ILSVRC 2013, ZefNet adalah jaringan terdepan, yang mengusulkan bahwa filter dengan ukuran kecil dapat meningkatkan kinerja CNN. Dengan mengacu pada hasil ini, VGG memasukkan sebuah lapisan tumpukan 3×3 filter daripada 5×5 dan 11×11 filter di ZefNet. Ini menunjukkan secara eksperimental bahwa penugasan paralel filter ukuran kecil ini dapat menghasilkan pengaruh yang sama seperti filter ukuran besar. Dengan kata lain, filter berukuran kecil ini membuat bidang reseptif sama efisiennya dengan saringan ukuran besar (7×7 dan 5×5). Karena mengurangi jumlah parameter, keuntungan ekstra untuk mengurangi komplikasi komputasi dicapai dengan menggunakan filter ukuran kecil. Hasil ini ditetapkan sebagai tren penelitian baru untuk bekerja dengan filter ukuran kecil di CNN. Selain itu, dengan memasukkan 1×1 konvolusi di tengah lapisan konvolusi, VGG mengatur kompleksitas jaringan. VGG mempelajari pengelompokan linier dari peta fitur berikutnya. Untuk penyetelan jaringan, max pooling layer dimasukkan mengikuti layer konvolusi, sedangkan padding diimplementasikan untuk menjaga resolusi spasial. Secara umum, VGG diperoleh hasil yang signifikan untuk masalah lokalisasi dan klasifikasi citra. Sementara itu tidak mencapai tempat pertama dalam kompetisi 2014-ILSVRC, ia memperoleh reputasi karena kedalaman yang diperbesar, topologi homogen, dan

kesederhanaan [6]. Konfigurasi model CNN yang digunakan pada perancangan ini bisa dilihat di Tabel 2.

Layer	Nilai Parameter	Keterangan Parameter	Output Shape
VGG19	-	-	(None, 512)
Flatten	-	-	(None, 128)
Dense	128, relu	<i>units, activation</i>	(None, 128)
Dropout	0.5	<i>dropout rate</i>	(None, 128)
Dense_1	64, relu	<i>units, activation</i>	(None, 64)
Dropout_1	0.5	<i>dropout rate</i>	(None, 64)
Dense_2	5, softmax	<i>units, activation</i>	(None, 5)

Tabel 2 Konfigurasi Model CNN

III. METODE PENELITIAN

Model yang akan digunakan oleh program aplikasi adalah model dengan akurasi tertinggi dari tiga skenario penggunaan dataset yang bisa dilihat di Tabel 3 dan dibatasi jumlah epoch sebesar 10, 15, 20, 25, dan 30.

No.	Pemilihan Citra	Jumlah Citra
1.	Citra tanpa latar belakang	Akan menggunakan citra tanpa latar belakang yang berjumlah 800 citra per kelas dengan total 4000 citra.
2.	Citra dengan latar belakang	Akan menggunakan citra dengan latar belakang yang berjumlah 500 citra per kelas dengan total 2500 citra.
3.	Citra tanpa latar belakang dan dengan latar belakang	Akan menggunakan citra tanpa latar belakang yang berjumlah 800 per kelas dan citra dengan latar belakang berjumlah 500 per kelas, sehingga jumlah citra 1000 per kelas dengan total 6500 citra.

Tabel 3 Skenario penggunaan data latih

Pelatihan menggunakan konfigurasi model CNN dengan arsitektur VGG-19 pada Tabel 2 dan menggunakan skenario pada Tabel 3. Akurasi validasi model didapatkan dari validasi terhadap dataset yang telah dikumpulkan, dataset ini terdiri dari 185 citra berjumlah 25 untuk genus *Cattleya*, dan 40 untuk setiap genus lainnya. Akurasi training didapatkan dari melakukan validasi model terhadap 20% data dari data training. Hasil akurasi bisa dilihat dibawah.

No	Epochs	Akurasi Training	Akurasi Validasi
1	10	97.69%	72%
2	15	98.19%	75%
3	20	98.75%	74%
4	25	99.50%	74%
5	30	99.12%	73%

Tabel 4 Hasil akurasi menggunakan dataset skenario 1

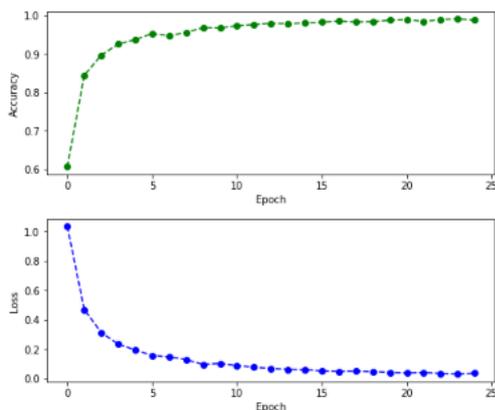
No	Epochs	Akurasi Training	Akurasi Validasi
1	10	96.15%	67%
2	15	98.50%	71%
3	20	98.65%	69%
4	25	98.80%	67%
5	30	99.45%	65%

Tabel 5 Hasil akurasi menggunakan dataset skenario 2

No	Epochs	Akurasi Training	Akurasi Validasi
1	10	98.31%	81%
2	15	99.17%	78%
3	20	99.13%	79%
4	25	99.48%	81%
5	30	99.71%	80%

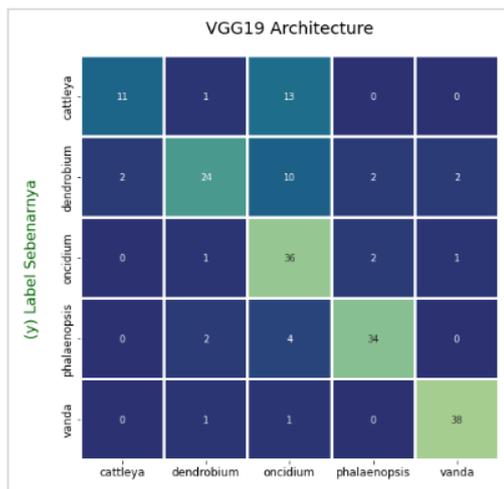
Tabel 6 Hasil akurasi menggunakan dataset skenario 3

Model dengan akurasi tertinggi adalah model hasil training skenario 3 dengan jumlah epochs sebanyak 25, dengan akurasi training sebesar 99.48% dan akurasi validasi sebesar 81%. Untuk grafik accuracy dan loss pelatihan bisa dilihat pada Gambar 8.



Gambar 5. Grafik akurasi dan loss skenario ketiga model epoch 25

Metode pengujian dilakukan dengan menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* adalah salah satu alat analitik prediktif yang menampilkan dan membandingkan nilai sebenarnya dengan nilai hasil prediksi model. Untuk *confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 6. Confusion Matrix validasi model skenario ketiga epoch 25

Dari confusion matrix yang telah diperoleh, maka dapat dihitung juga nilai akurasi, presisi, recall dan F1-Score. Nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut [5]:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi+Recall} \times 100\% \quad (4)$$

Dengan menggunakan rumus-rumus tersebut maka didapat performa dari model yang telah dibuat. Hasil dari performa model dalam nilai akurasi, presisi, recall dan F1-score dapat dilihat pada Gambar 10.

Classification Report :				
	precision	recall	f1-score	support
cattleya	0.85	0.44	0.58	25
dendrobium	0.83	0.60	0.70	40
oncidium	0.56	0.90	0.69	40
phalaenopsis	0.89	0.85	0.87	40
vanda	0.93	0.95	0.94	40
accuracy			0.77	185
macro avg	0.81	0.75	0.76	185
weighted avg	0.81	0.77	0.77	185

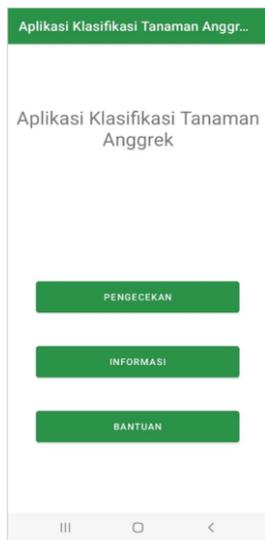
Gambar 7. Classification Report validasi model skenario ketiga epoch 25

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian program aplikasi dilakukan dengan menggunakan metode blackbox testing. Blackbox Testing merupakan pengujian yang dilakukan pada rancangan yang sudah dibuat dengan memperhatikan hasil uji dan mengamati fungsionalitas dari sistem yang dirancang. Pengujian ini hanya melakukan evaluasi ketat terhadap tampilan.

1. Modul Utama

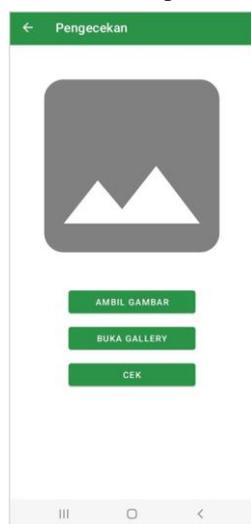
Modul utama, adalah tampilan awal aplikasi yang dihadapkan ke user ketika user menjalankan aplikasi. Dimodul ini ini terdapat nama modul, tombol informasi, tombol pengecekan, dan tombol bantuan.



Gambar 8. Modul Utama

2. Modul Pengecekan

Modul ini memiliki tombol “Ambil Gambar” untuk mengambil citra tanaman anggrek dan tombol “Cek” untuk melakukan klasifikasi berdasarkan citra tersebut. Hasil dari klasifikasi akan ditampilkan di modul hasil. Hasil dari klasifikasi akan ditampilkan di modul hasil.



Gambar 9. Modul Pengecekan

3. Modul Hasil

Modul ini merupakan lanjutan dari modul pengecekan dimana akan ditampilkan hasil genus dari citra tanaman anggrek yang sudah dipotret, cara perawatan atau budidaya genus tersebut, beserta contoh gambar tanaman anggrek dari genus tersebut.



Gambar 10. Modul Hasil

Pengujian program aplikasi klasifikasi tanaman anggrek menggunakan model dengan skenario pelatihan citra gabungan dan epoch berjumlah 25 dengan data yang telah dikumpulkan dari internet dan langsung dari lapangan yang berjumlah 251 citra dan mendapat akurasi sebesar 82%. Untuk hasil pengujian beserta *classification report* dan *confusion matrix*-nya dapat dilihat dibawah.

No.	Citra	Hasil Prediksi	Hasil Sebenarnya
1		Cattleya	Cattleya
2		Dendrobium	Dendrobium
3		Oncidium	Oncidium

Tabel 7 Contoh Hasil Klasifikasi

No.	Citra	Hasil Prediksi	Hasil Sebenarnya
4		Phalaenopsis	Phalaenopsis
5		Vanda	Vanda

Tabel 7 (lanjutan)



Gambar 11. Confusion Matrix hasil pengujian

```

Classification Report :

```

	precision	recall	f1-score	support
cattleya	0.85	0.44	0.58	25
dendrobium	0.90	0.70	0.79	61
oncidium	0.50	0.90	0.64	40
phalaenopsis	0.88	0.82	0.85	55
vanda	0.96	0.91	0.93	70
accuracy			0.79	251
macro avg	0.82	0.76	0.76	251
weighted avg	0.84	0.79	0.80	251

Gambar 12. Classification Report hasil pengujian

Klasifikasi tanaman anggrek menggunakan model CNN yang dilatih menghasilkan hasil yang baik melihat akurasi training yang tinggi untuk tiga skenario penggunaan dataset dengan mencapai rata-rata akurasi 98.71%, namun untuk akurasi validasi skenario pertama mencapai rata-rata akurasi sebesar 73.60% dengan akurasi tertinggi sebesar 75%, skenario kedua mencapai rata-rata akurasi 67.80% dengan akurasi tertinggi sebesar 71%, dan skenario ketiga mencapai rata-rata akurasi 79.80% dengan skenario tertinggi sebesar 81%. Hal ini menunjukkan bahwa model yang telah dibuat dapat melakukan klasifikasi tanaman anggrek dengan baik. Pada hasil pengujian, kesalahan klasifikasi terjadi pada citra yang memiliki latar belakang yang berisik (warna latar belakang serupa dengan warna tanaman) dan genus *Oncidium* memiliki akurasi terendah dibanding genus lain karena kemiripannya dari segi bentuk dan warna dengan kelas *Cattleya* dan *Dendrobium*.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pengujian program klasifikasi tanaman anggrek menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode Convolutional Neural Network dengan menggunakan arsitektur VGG-19 cukup bagus digunakan untuk mengklasifikasi tanaman anggrek.
2. Kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada genus *Oncidium* dikarenakan kemiripannya dari segi bentuk dan warna dengan genus *Cattleya* dan *Dendrobium*.
3. Pelatihan menggunakan skenario gabungan citra tanpa latar belakang dan latar belakang menghasilkan model dengan akurasi yang lebih tinggi daripada skenario lain.
4. Akurasi tertinggi yang didapatkan pada pelatihan model CNN sebesar 99.48%, akurasi validasi tertinggi sebesar 81% dan akurasi pengujian terhadap program aplikasi sebesar 82%.

Berdasarkan pengujian program klasifikasi tanaman anggrek menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), terdapat beberapa saran agar program ini dapat dikembangkan, yaitu sebagai berikut:

1. Memperbanyak variasi dan jumlah citra data latih agar pengenalan klasifikasi tanaman anggrek lebih bagus dari sebelumnya.
2. Membuat aplikasi mobile untuk sistem operasi IOS agar aplikasi dapat digunakan lebih meluas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sandra, Edhi, 2019, "Membuat Anggrek Rajin Berbunga", Jakarta, PT AgroMedia Pustaka.
- [2] Cakra, C., Syarif, S., Gani, H., & Patombongi, A. (2022). Analisis Kesegaran Ikan Mujair Dan Ikan Nila Dengan Metode Convolutional Neural Network. *Simtek : Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 7(2), 74-79. <https://doi.org/10.51876/simtek.v7i2.138>
- [3] Mesakh, Anthony, 2022, "Sistem Pengenalan Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Mask RCNN dan CNN", *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, Vol. 10, Nomor 1.
- [4] Sharma, Neha; Jain, Vibhor and Mishra, Anju, 2018, "An Analysis of Convolutional Neural Networks for Image Classification", *Procedia Computer Science*, Vol. 132.
- [5] Ilahiyah, Sarirotul dan Nilogiri, Agung, 2018, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network", *JUSTINDO (Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia)*, Vol. 3.
- [6] Danny, Lina, 2021, "Pendeteksian Sel Darah Putih dari Citra Preparat dengan Convolutional Neural Network", *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, Vol. 9, Nomor 1.
- [7] Alzubaidi, Laith et al., 2021, "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions", *Journal of Big Data*, Vol. 8, Nomor 53.
- [8] O'Shea, Keiron and Nash, Ryan, 2015, "An Introduction to Convolutional Neural Networks", *arXiv*, Vol. 1511. Nomor 8458.
- [9] Pelletier, Charlotte et al., 2019, "Temporal Convolutional Neural Network for the Classification of Satellite Image Time Series", *Remote Sensing*, Vol. 11, Nomor 5.