

Klasifikasi Tanaman Anggrek jenis Phalaenopsis berdasarkan Citra Labellum Bunga Menggunakan Metode *Convolutinal Neural Network* (CNN)

1st Muhammad Baihaqy
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
baihaqybeki@students.telkomuniversity.ac.id

2nd Agung Toto Wibowo
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
agungtoto@telkomuniversity.ac.id

3rd Dody Qori Utama
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
dodyqori@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Anggrek termasuk salah satu tanaman hias yang digemari oleh masyarakat umum dan tidak sedikit penghobi tanaman hias mencoba untuk membudidayakan tanaman ini. Anggrek sendiri memiliki banyak sekali jenis yang seringkali kebanyakan orang agak sulit membedakan satu jenis anggrek dengan jenis lainnya. Sebagai contoh bisa dilihat anggrek jenis Phalaenopsis cornu-cervi dan lamelligera yang memiliki bentuk fisik yang sangat mirip dan sulit dibedakan. Bahkan banyak masyarakat yang menganggap bahwa kedua jenis anggrek tersebut merupakan jenis yang sama. Akan sangat disayangkan apabila keanekaragaman ini hilang hanya dikarenakan ketidaktahuan akan perbedaan kedua jenis anggrek tersebut. Dalam membudidayakan anggrek pun berbeda tiap jenisnya. Agar keanekaragaman jenis anggrek tersebut tidak hilang dan terbudidayakan secara optimal, penting bagi masyarakat umum untuk lebih mengenal dan mengidentifikasi jenis anggrek yang sedang dibudidayakannya. Oleh karena itu, sangat penting untuk membuat sistem yang dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis-jenis anggrek agar memudahkan masyarakat umum membudidayakan anggrek secara optimal berdasarkan jenis dan habitat asli anggrek tersebut. Tugas akhir ini diharapkan dapat menjadi solusi dari semua masalah tersebut. Penelitian yang dikerjakan ini membuat sebuah sistem yang dapat mengklasifikasi tanaman anggrek jenis phalaenopsis berdasarkan lip bunga dari data berupa citra dengan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN).

Kata Kunci: Phalaenopsis Cornu-cervii, Phalaenopsis Lamelligera, Convolutional Neural Network

Abstract

Orchids are one of the ornamental plants favored by the general public and many ornamental plant hobbyists try to cultivate this plant. Orchids themselves have so many types that most people often find it difficult to distinguish one type of orchid from another. For example, the Phalaenopsis cornu-cervi and lamelligera orchids can be seen which have very similar physical shapes and are difficult to distinguish. In fact, many people think that the two types of orchids are the same type. It would be a pity if this diversity was lost just because of ignorance about the difference between the two types of orchids. So that the diversity of orchid species is not lost and optimally cultivated, it is important for the general public to be more recognize with and identify the types of orchids being cultivated. Therefore, it is very important to create a system that can identify and classify the types of orchids in order to make it easier for the public to cultivate orchids optimally based on the type and original habitat of the orchid. This final project is be the answer to the problem. In this final project, a system is created that can classify phalaenopsis orchids based on flower lip from image data using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm.

Keywords: Phalaenopsis Cornu-cervii, Phalaenopsis Lamelligera, Convolutional Neural Network

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Di tahun 2018, Indonesia memproduksi lebih dari 500 Juta batang tanaman hias[3]. Tanaman anggrek merupakan salah satu tanaman hias yang diminati masyarakat. Anggrek adalah keluarga terbesar dari angiosperma. Disukai masyarakat karena keunikan dan struktur bunga yang berbeda dari anggrek lainnya. Tidak sedikit masyarakat yang mulai menggemari dan mulai membudidayakan anggrek.

Anggrek dapat dikategorikan berdasarkan gen, bentuk, warna, biji dan kadang akar dan sekitarnya. Akan tetapi, beberapa anggrek memiliki warna dan penampilan yang serupa meskipun termasuk dalam spesies yang berbeda. Bahkan tidak sedikit kalangan masyarakat yang menganggap salah satu spesies anggrek dengan spesies anggrek lainnya yang memiliki bentuk serupa menjadi satu spesies yang sama. Hal ini sangat disayangkan karena menghilangkan salah satu keanekaragaman dari spesies anggrek tersebut.

Penelitian ini akan membangun sistem yang dapat membantu masyarakat untuk membedakan spesies anggrek. Spesies anggrek yang dipilih adalah spesies yang umumnya masih sulit untuk membedakannya, yaitu *Phalaenopsis Cornu-cervii* dan *Phalaenopsis Lamelligera*. Proses pengklasifikasian menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) berdasarkan citra labellum karena kedua anggrek tersebut hanya dapat dibedakan pada bagian labellumnya.

B. Topik dan Batasannya

Berdasarkan latar belakang, maka disimpulkan rumusan masalah adalah bagaimana cara mengklasifikasikan spesies cornu-cervi dan lamelligera menggunakan metode CNN berdasarkan citra Labellum serta bagaimana performansi yang dihasilkan oleh sistem.

Batasan lingkup pada penelitian ini adalah citra yang bisa diklasifikasikan oleh sistem hanya citra dua spesies anggrek dari genus *Phalaenopsis*, yaitu *Phalaenopsis Cornu-Cervi* dan *Phalaenopsis Lamelligera*. Citra tanaman anggrek yang bisa diklasifikasikan hanya anggrek yang sudah berbunga, bentuk labellum bunga yang menjadi fokus dari citra. Batasan masalah lainnya pada penelitian ini adalah sistem belum bisa membedakan kelas anggrek phalaenopsis dengan kelas lainnya, sehingga semua citra akan tetap diproses oleh sistem.

C. Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah membangun sistem yang dapat mengklasifikasikan tanaman anggrek jenis phalaenopsis jenis Cornu-cervi dan Lamelligera dengan menggunakan Convolutional Neural Network serta menganalisis performansi dari arsitektur sistem yang dipergunakan.

D. Organisasi Tulisan

Organisasi penulisan tugas akhir ini adalah pada bagian satu membahas latar belakang dari penelitian ini, bagian dua yang membahas tentang studi terkait tugas akhir, kemudian pada bagian tiga membahas rancangan sistem yang dibangun pada tugas akhir, bagian empat membahas hasil dan evaluasi dari pengujian sistem yang telah dilakukan, dan terakhir membahas kesimpulan dan saran.

II. KAJIAN TEORI

A. Penelitian Terkait

Berdasarkan Penelitian yang dilakukan oleh Suartika, Wayan. Wijaya Yudhi. Soelaiman Rully [1] Pada penelitian ini memiliki 3 tahap, yaitu: desain sistem, proses training dan proses testing. Desain sistem untuk mengolah data input berupa citra. Data tersebut akan melalui tahap pra proses yaitu proses wrapping dan cropping. Pada proses wrapping, citra akan di crop terhadap edge dari objek utama pada citra tersebut. Kemudian proses training yang dimana CNN dilatih agar memiliki akurasi yang tinggi untuk proses klasifikasi. Memiliki 2 tahap proses, yaitu feedforward dan back propagation. Setelah itu, proses testing yaitu proses klasifikasi menggunakan bobot dari hasil yang sudah ditraining sebelumnya. Proses ini mirip dengan proses training akan tetapi tidak memiliki proses backpropagation. Maka hasil akhir proses ini adalah akurasi dari klasifikasi yang dijalankan, data dan nomor citra yang gagal diklasifikasikan, dan bentuk jaringan yang terbentuk dari feedforward. Pengujian penelitian tersebut dilakukan dengan 390 citra pada caltech-101. Terdiri dari 150 citra kategori unggas, 80 citra buaya, 80 citra singa gunung, dan 80 citra muka[1].

Berdasarkan Penelitian yang berjudul "Classification of Orchid Species using Neural Network". Pada penelitian ini menjelaskan pembentukan data klasifikasi dengan mengumpulkan 30 data setiap jenis anggrek. Setelah semua hasil didapat, melalui pelatihan dan pengujian. Performa validasi terbaik dengan satu hidden layer. Dengan satu lapisan tersembunyi, kinerja validasi terbaik terjadi pada epoch 58. Epoch satu kali melewati seluruh set pelatihan, diikuti dengan pengujian set verifikasi. Dengan satu lapisan tersembunyi, titik validasi ditemukan setelah melalui seluruh sistem sebanyak 58 kali. Performa validasi terbaik terjadi pada epoch 56 ketika hidden layer bertambah dua. Titik validasi

dari tiga hidden layer menemukan titik validasi terbaik lebih cepat dari yanglain pada epoch 37. Kesimpulannya Jaringan syaraf tiruan 3 lapis tampaknya layak untuk mengidentifikasi famili anggrek berdasarkan hasil yang diperoleh. Dibandingkan dengan metode taksonomi, jaringan saraf tiruan ini tidak melalui asumsi tampilan fisik anggrek tetapi mengklasifikasikannya melalui nilai bobot dari proses pembelajaran dan melakukan proses klasifikasi dari basis data yang diberikan. Dari hasil proses pengujian dapat disimpulkan bahwa klasifikasi anggrek dapat dicapai dengan menggunakan teknik neural network[2].

Pada sebuah karya ilmiah yang dilakukan oleh Borwarnginn, P., Thongkanchorn, K., Kanchanapreechakorn, S., & Kusakunniran, W. menggunakan CNN dengan model InceptionV3 menggunakan transfer learning menghasilkan akurasi 89,60% pada eksperimen 133 ras anjing dengan data sebanyak 8351 citra[4].

B. Phalaenopsis

Nama Phalaenopsis diambil dari Bahasa Yunani. “Phalaenos” memiliki arti ngengat atau kupu-kupu dan “opsis” memiliki arti menyerupai. Anggrek Phalaenopsis diperkirakan berjumlah kurang lebih 46 spesies, Dari 45–46 spesies yang ada, 22 spesies di antaranya terdapat di Indonesia. Umumnya setiap jenis anggrek memiliki berbagai karakteristik tersendiri, identifikasi perbedaan karakteristik tersebut dapat diamati dari bentuk akar, batang, daun, dan bunga. Pada tugas akhir ini, penelitian berfokus pada klasifikasi 2 jenis anggrek Phalaenopsis, yaitu Phalaenopsis Cornu-cervi dan Phalaenopsis Lamelligera[7].



GAMBAR 1. Labellum Anggrek

Pada Gambar 1. Memperlihatkan contoh labellum pada anggrek, dimana pada penelitian ini digunakan sebagai citra untuk pengklasifikasian antara jenis Phalaenopsis Cornu-cervi dan Phalaenopsis Lamelligera. Labellum pada jenis cornu-cervi terlihat lebih besar atau mengembang pada ujung labellum dibandingkan dengan jenis Lamelligera yang terlihat lebih lancip atau meruncing pada

bagian ujungnya. Phalaenopsis Cornucervii dan Phalaenopsis Lamaelligera hanya dapat dibedakan berdasarkan labellumnya.

a. Phalaenopsis Cornu-cervi



GAMBAR 2 Anggrek Phalaenopsis Cornu-cervi

Gambar diatas adalah contoh Anggrek Phalaenopsis cornu-cervi. Anggrek ini terdapat di pulau Sumatra, Kalimantan dan Jawa hingga India, Malaysia, Thailand, Laos dan Myanmar. Disebut anggrek loreng karena warna bunga loreng. Termasuk anggrek yang kecil, bunga berbentuk bintang dan warna bunganya kuning. Diameter bunga 4 cm. Panjang tangkai bunga antara 10-45 cm.[5]

b. Phalaenopsis Lamelligera

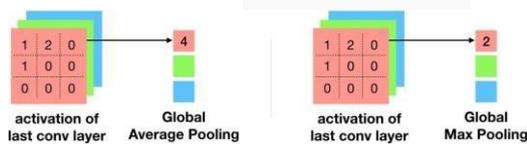


GAMBAR 3 Anggrek Phalaenopsis Lamelligera

Pada Gambar 3 memperlihatkan contoh jenis anggrek Phalaenopsis Lamelligera, memiliki satu batang utama yang akan terus tumbuh. Kuntumnya berbentuk bintang dan bagian bunga terdiri dari 1 sepal dorsal, 2 sepallateral, 2 petal, serta bibir/labellum. Sepal dan petal anggrek ini berwarna kuning dan bermotif bercak berwarna merah kecoklatan[7]. Anggrek ini memiliki persamaan dengan Phalaenopsis Cornu-cervii akan tetapi memiliki perbedaan dibagian labellumnya. Phalaenopsis Lamelligera memiliki labellum yang lancip dibagian ujungnya dan lebih ramping dibanding phalaenopsis Cornucervii.

C. Convolutional Neural Networks (CNN)
 Convolutional Neural Network (CNN) merupakan Teknik deep learning yang cukup sering digunakan dalam penyelesaian pada computer vision khususnya identifikasi citra dan pengolahan citra [10]. CNN biasanya digunakan untuk pengklasifikasian gambar, mengelompokkannya berdasarkan kesamaan, dan melakukan pengenalan objek. CNN terdiri dari beberapa layer dan dirancang untuk pengenalan citra kompleks yang efektif. Keuntungan utama CNN dibandingkan dengan pendahulunya adalah secara otomatis mendeteksi fitur-fitur penting dengan cara mempelajari/mengekstrak/menerjemahkan fitur dari kumpulan data seperti gambar, video, atau teks. CNN mempunyai performansi yang baik dalam ekstraksi fitur untuk mencapai akurasi tinggi layak nya cara kerja otak manusia.[1]

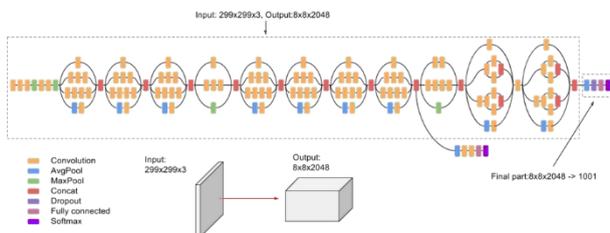
a. Global Average Pooling
Global Average Pooling ini merupakan sebuah layer yang memiliki fungsi untuk menghitung rata-rata hasil matriks konvolusi sebelumnya. Sehingga mengurangi parameter yang hasilnya akan lebih cepat dan mempunyai kemampuan generalisasi yang lebih bagus. Pada gambar 4 dibawah ini, dapat dilihat ilustrasi operasi *Global Average Pooling*.



GAMBAR 4 Ilustrasi operasi *Global Average Pooling*

D. Transfer Learning
Transfer Learning merupakan metode yang memanfaatkan model yang sudah ditraining sebelumnya terhadap dataset agar dapat mengatasi masalah lain yang serupa. Metode ini sudah banyak digunakan untuk menyelesaikan berbagai masalah yang kompleks.[8]

a. InceptionV3

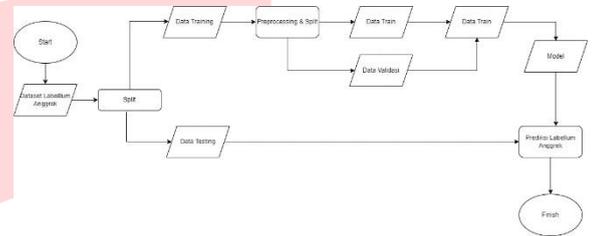


GAMBAR 5 Arsitektur *InceptionV3*

InceptionV3 merupakan salah satu model *deep convolutional network*. Arsitektur ini diperkenalkan oleh Szegedy. Dikembangkan pada tahun 2014 dengan judul paper “Going Deeper with Convolutions”. Model *InceptionV3* ini pernah dilatih dengan data pada *ImageNet* dan mampu untuk mengidentifikasi 1000 kelas dalam *ImageNet* dengan *error rate* terendah yaitu 3,5% dan *error rate* tertinggi yaitu 17.3.[9]

III. METODE

A. Flowchart



GAMBAR 6 Flowchart Sistem

Berdasarkan *flowchart* pada Gambar 5, penelitian dimulai dari persiapan dataset, kemudian data tersebut dibagi menjadi 2 data terpisah yaitu, Data training yang disiapkan untuk model, dan data testing untuk pengujian sistem. Selanjutnya data training dilakukan *preprocessing* dan split untuk membagi data train dan data validation, selanjutnya akan dilakukan training pada arsitektur yang dibangun, apabila hasil sudah bagus maka model akan disimpan dan dilakukan pengujian klasifikasi labellum angrek.

B. Dataset

Data yang digunakan berupa citra angrek phalaenopsis cornu-cervi dan lamelligera yang sudah dicrop pada bagian labellumnya. Dataset ini terdiri dari 180 citra labellum phalaenopsis cornu-cervi dan 185 citra labellum phalaenopsis lamelligera.



GAMBAR 7 Contoh dataset yang digunakan

Pada Gambar 6 merupakan contoh dataset yang digunakan. Citra yang digunakan sudah di crop secara manual agar sistem dapat mengenali citra

lebih cepat pada bagian labellum. Citra sebelah kiri merupakan citra dari jenis cornu-cervi dimana terlihat labellum lebih besar atau mengembang dan citra kanan merupakan lamelligera yang memiliki labellum lebih meruncing pada bagian ujungnya membentuk huruf V.

TABEL 1 Pembagian Data

Keterangan	Persentase	Jumlah
Data Train	80%	292
Data Test	20%	73
Jumlah	365	

Pada Tabel 1 terlihat pembagian data yang digunakan. Data train sebanyak 80% dan data test sebanyak 20%, nantinya data train akan dibagi untuk validasi pada saat pengujian menggunakan cross fold validation. Setelah model terbentuk lalu dilakukan pengujian terhadap data test.

C. Inception V3

Sistem yang dibangun untuk mengerjakan tugas akhir menggunakan Inception V3. Arsitektur ini dipilih karena menghasilkan performa yang cukup baik dan komputasi yang cukup rendah. [9].

TABEL 2 Performa Inception-V3 dengan beberapa arsitektur lain

Model	Top-1 Acc	Top-5 Acc	Parameter	Flops
Inception-V3 [9]	77,45%	93,56%	24M	5,7B
Densenet-121 [11]	74,65%	92,17%	7,9M	2,8B
ResNet-50 [12]	76,16%	92,87%	25M	4,1B
VGG-19 [13]	72,38%	90,88%	143M	19,6B
VGG-13 [13]	69,93%	89,25%	133M	11,3B
SqueezeNet 1.0 [14]	58,1%	80,42%	1,2M	0,8B
AlexNet [15]	56,55%	79,09%	61M	0,7B

Pada Tabel 2 menunjukkan performa Inception V3 terbaik diantara arsitektur lain. Inception V3 memperoleh score Top-1 acc 77.45% dan Top-5 acc 93.56% dimana itu adalah score tertinggi dibandingkan arsitektur lainnya. Beberapa riset sebelumnya juga menunjukkan bahwa arsitektur Inception V3 paling optimal untuk klasifikasi, salah

satu riset yang dilakukan oleh Sanjeev Dhawan, Kulvinder Singh, dan Mamta Arora[16].

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem yang telah dibangun akan diujicoba dengan metode Cross Fold Validation dan akan dievaluasi juga nilai accuracy, precision, recall dan f1-score. Tujuan dari cross validation adalah untuk memastikan bahwa setiap observasi dari dataset memiliki peluang untuk menjadi data training dan data testing. Ini merupakan salah satu solusi terbaik apabila dataset yang dimiliki terbatas. Pada penelitian ini uji coba dengan menggunakan 5 dan 10 fold.

Pengujian dilakukan sebanyak 3 kali dengan jumlah fold berbeda yaitu 5 dan 10.

A. Pengujian 5 Fold

TABEL 3 Hasil Pengujian pertama dengan 5 fold

Fold Ke -	Akurasi	F1-Score	Precision	Recall
1	96,7%	96,7%	100%	93,7%
2	100%	100%	100%	100%
3	98,3%	98,4%	100%	96,8%
4	100%	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%	100%

Pada pengujian pertama dengan 5 fold, didapati rata-rata nilai akurasi 99,6%, rata-rata f1 score 99,6%, rata-rata precision 100%, rata-rata recall 99,2%.

TABEL 4 Hasil Pengujian kedua dengan 5 fold

Fold Ke -	Akurasi	F1-Score	Precision	Recall
1	100%	100%	100%	100%
2	100%	100%	100%	100%
3	98,3%	98,4%	100%	96,8%
4	98,3%	98,4%	100%	96,8%
5	98,3%	98,4%	100%	96,8%

Pada pengujian kedua dengan 5 fold, didapati rata-rata

nilai akurasi 98,9%, rata-rata f1 score 99,04%, rata-rata precision 100%, rata-rata recall 98,08%.

TABEL 5 Hasil Pengujian ketiga dengan 5 fold

Fold Ke -	Akurasi	F1-Score	Precision	Recall
1	100%	100%	100%	100%
2	100%	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%	100%
4	100%	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%	100%

Pada pengujian ketiga dengan 5 fold, didapati rata-rata nilai akurasi 100%, rata-rata f1 score 100%, rata-rata precision 100%, rata-rata recall 100%.

B. Pengujian 10 fold

Tabel 6 Hasil Pengujian pertama dengan 10 fold

Fold Ke -	Akurasi	F1-Score	Precision	Recall
1	100%	100%	100%	100%
2	100%	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%	100%
4	100%	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%	100%
6	98,3%	98,4%	100%	96,8%
7	100%	100%	100%	100%
8	100%	100%	100%	100%
9	98,3%	98,4%	100%	96,8%
10	98,3%	98,4%	100%	96,8%

Pada pengujian pertama diuji dengan 10 fold dan didapati rata-rata nilai akurasi 99,4%, rata-rata f1 score 99,4%, rata-rata precision 100%, rata-rata recall 98,8%.

TABEL 7 Hasil Pengujian kedua dengan 10 fold

Fold Ke -	Akurasi	F1-Score	Precision	Recall
1	98,3%	98,4%	100%	96,8%
2	100%	100%	100%	100%
3	98,3%	98,4%	100%	96,8%
4	98,3%	98,4%	100%	96,8%
5	100%	100%	100%	100%
6	98,3%	98,4%	100%	96,8%
7	100%	100%	100%	100%
8	98,3%	98,4%	100%	96,8%
9	98,3%	98,4%	100%	96,8%
10	95,1%	95,2%	96,7%	93,7%

Pada pengujian kedua diuji dengan 10 fold dan didapati rata-rata nilai akurasi 98,49%, rata-rata f1 score 98,56%, rata-rata precision 99,67%, rata-rata recall 97,45%

TABEL 7 Hasil Pengujian kedua dengan 10 fold.

Fold Ke -	Akurasi	F1-Score	Precision	Recall
1	98,3%	98,4%	100%	96,8%
2	100%	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%	100%
4	98,3%	98,4%	100%	96,8%
5	96,7%	98,4%	100%	96,8%
6	98,3%	98,4%	100%	96,8%
7	100%	100%	100%	100%
8	100%	100%	100%	100%
9	100%	100%	100%	100%
10	96,7%	96,7%	100%	93,7%

Pada pengujian ketiga diuji dengan 10 fold dan didapati rata-rata nilai akurasi 98,83%, rata-rata f1 score 99,03%, rata-rata precision 100%, rata-rata recall 98,09%

V. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan sistem yang dapat mengklasifikasikan citra labellum pada bunga angrek dengan baik menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini adalah Inception V3 dengan skema 3 kali pengujian setiap, didapati nilai akurasi tertinggi pada uji coba ketiga dengan fold ke- 5 yaitu dengan rata-rata akurasi 100%. Pada seluruh pengujian, arsitektur ini menghasilkan nilai akurasi rata-rata 99,2%, f1 score rata-rata 99,2%, nilai precision rata-rata 99,89%, dan recall rata-rata 98,6%. Dari hasil pengujian tersebut juga, hasil training uji coba menggunakan dataset yang sama dengan jumlah 5, dan 10 fold memiliki tingkat akurasi yang tidak begitu berbeda. Maka dari itu, dapat disimpulkan bahwa jumlah fold tidak terlalu mempengaruhi hasil training yang dilakukan dengan dataset yang sama. Pada saat dilakukan Cross fold validation, menggunakan stratified k fold untuk membuat data balance sehingga dapat membuat hasil training menjadi optimal, apabila tidak menggunakan stratified k, maka data unbalance dan hasil training dapat overfitting atau underfitting.

Saran penelitian kedepan adalah menambahkan algoritma Object Detection agar model dapat mengklasifikasikan seluruh citra angrek tidak hanya bagian labellum saja dengan cara melakukan training terlebih dahulu tiap objek bagian angrek dan tidak perlu melakukan crop citra secara manual sehingga dapat menambah nilai otomatisasi pada

sistem, selain itu sistem juga sebaiknya dapat mengenali kelas dari bunga anggrek jenis phalaenopsis dan bukan dengan dilakukannya training lagi.

REFERENSI

- [1] Suartika, Wayan. Wijaya Yudhi. Soelaiman Rully. 2016. Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional NeuralNetwork(CNN) pada Caltech 101. Jurnal Teknik ITS Vol. 5, No. 1, (2016) ISSN: 2337-3539.
- [2] Sani, Maizura. Suhaili, Kuty. Omar, Hasmila. 2013. Classification of Orchid Species using Neural Network. 2013 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering.
- [3] Badan Pusat Statistika Indonesia. 2019. Statistik Tanaman Hias 2018.
- [4] Borwarnginn, P., Thongkanchorn, K., Kanchanapreechakorn, S., & Kusakunniran, W. (2019, October). Breakthrough Conventional Based Approach for Dog Breed Classification Using CNN with Transfer Learning. In 2019 11th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE) (pp. 1- 5). IEEE.
- [5] Direktorat Perbenihan Hortikultura. Anggrek Spesies Indonesia. 2012. Jakarta.
- [6] Sabri, Nurbaity. Ibrahim, Zaidah. Rosman, Nur. 2016. K-Means vs Fuzzy C-Means for Segmentation of Orchid Flower. IEEE 7th Control and System Graduate Research Colloquium.
- [7] Badan Litbang Pertanian. 2021. Anggrek Phalaenopsis lamelligera Sumberdata Genetik Kalimantan.
- [8] X. Wu, Lu, H. Leung, An Adaptive threshold deep learning method for fire and smoke detection, IEEEInternational Conference, 2017.
- [9] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, et al, Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. arXiv: 1512.00567, 2015
- [10] P. Samudre, P. Shende and V. Jaiswal, "Optimizing Performance of Convolutional Neural Network Using Computing Technique," 2019 IEEE 5th International Conference for Convergence in Technology (I2CT), Bombay, India, 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/I2CT45611.2019.9033876.
- [11] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, Kilian Q. Weinberger, Densely Connected Convolutional Networks. arXiv: 1608.06993, 2018
- [12] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, Deep Residual Learning for Image Recognition. arXiv:1512.03385, 2015.
- [13] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. arXiv:1409.1556, 2014
- [14] Forrest N. Iandola, Song Han, Matthew W. Moskewicz, Khalid Ashraf, William J. Dally, Kurt Keutzer, SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5MB model size. arXiv:1602.07360, 2016
- [15] Alex Krizhevsky, One weird trick for parallelizing convolutional neural networks. arXiv:1404.5997,2014
- Sanjeev Dhawan, Kulvinder Singh, Mamta Arora, Cervix Image Classification for Prognosis of Cervical Cancer using Deep Neural Network with Transfer Learning, 2021





