

Klasifikasi Gejala Penyakit Daun Pada Tanaman Singkong Berbasis *Vision* Menggunakan Metode CNN Dengan Arsitektur Mobilenet

1st Alex Lianardo
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
alexlianardo@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Syamsul Rizal
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
syamsul@telkomuniversity.ac.id

3rd Nor Kumalasari Caesar Pratiwi
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
caecarmkcp@telkomuniversity.ac.id

Abstrak—Singkong merupakan tanaman pangan yang dikonsumsi oleh mayoritas masyarakat sebagai makanan pokok. Dengan bertumbuhnya konsumsi dan produksi singkong setiap tahun, maka semakin sulitnya bagi petani untuk memeriksa kualitas dari tanaman singkong dengan kuantitas yang semakin banyak setiap tahunnya. Salah satu faktor yang dapat merusak kualitas singkong yaitu penyakit tanaman singkong, gejala dari penyakit singkong sendiri dapat dilihat melalui pengecekan secara visual. Dengan permasalahan tersebut, penulis menggunakan pengolah citra data berbasis algoritma convolution neural network (CNN) di mana merupakan salah satu metode dari deep learning untuk mengklasifikasi gejala penyakit pada tanaman singkong melalui citra data daun singkong. Penulis membandingkan kinerja dari arsitektur CNN yaitu MobileNet V1, MobileNet V2, MobileNet V3, dan CropNet. Terdapat 5656 citra data dengan format JPG yang didapatkan dari situs web www.kaggle.com, yang telah diklasifikasikan sebagai lima kelas yaitu CBSD, CMD, CBB, CGM dan healthy (daun sehat). Hasil terbaik yang didapatkan pada Tugas Akhir ini menggunakan arsitektur CropNet dengan hyperparameter berupa optimizer Adam, learning rate 0.001, dan batch size 32. Hasil yang diperoleh ialah akurasi mencapai 87.47%, presisi sebesar 87%, recall sebesar 82%, dan F1-Score sebesar 84.2%.

Kata Kunci — mobilenet V1, mobilenet V2, mobilenet V3, cropnet.

Abstract—Cassava is a food crop that is consumed by the majority of people as a staple food. With the growth of consumption and production of cassava every year, it is increasingly difficult for farmers to check the quality of cassava plants with more and more quantities every year. One of the factors that can damage the quality of cassava is cassava plant disease, the symptoms of cassava disease itself can be seen through visual inspection. The author used a data image processing based on the Convolution Neural Network (CNN) algorithm which is one method of deep learning to classify disease symptoms in cassava plants through cassava leaf data images. The author comparing the performance of the CNN architecture, namely MobileNet V1, MobileNet V2, MobileNet V3, and CropNet. There are 5656 data images in JPG format obtained from the website www.kaggle.com, which have been classified into five classes, namely CBSD, CMD, CBB, CGM and healthy (healthy leaves). The best results obtained in this Final Project are using the CropNet architecture with hyperparameters in the form of Adam optimizer, learning rate 0.001, and batch size 32. The results obtained are 87.47% accuracy, 87% precision, 82% recall, and F1-Score of 84.2%.

Keywords— MobileNet V1, MobileNet V2, MobileNet V3, CropNet.

I. PENDAHULUAN

Singkong merupakan salah satu komoditas pertanian yang telah banyak diolah menjadi berbagai produk jadi yang memiliki nilai tambah tinggi. Indonesia menjadi salah satu negara yang memproduksi singkong dengan produksi sebesar 19 hingga 20 juta ton lebih pada tahun 2021, menjadikan Indonesia menjadi negara ke empat terbesar yang memproduksi singkong di dunia [1]. Setiap tahun

berdasarkan data dari [2] tahun 1995 – hingga sekarang produksi singkong di Indonesia selalu bertambah setiap tahunnya secara kumulatif. Hal ini tentu menjadikan singkong sebagai salah satu mata pencaharian paling menjanjikan bagi petani karena banyaknya target konsumen yang bisa di jangkau baik di dalam negeri maupun di luar negeri. Salah satu faktor yang dapat mempengaruhi baik atau buruknya kualitas dari tanaman singkong adalah penyakit pada

singkong [3]. Pengklasifikasian penyakit singkong sangat memakan waktu bagi petani karena memiliki gejala yang berbeda-beda. Melakukan identifikasi penyakit tanaman singkong melalui laboratorium membutuhkan waktu yang lama, biaya yang mahal, dan terbatasnya laboratorium yang ada. Oleh karena itu, baik atau buruknya kualitas singkong dapat berdampak bagi nilai jual dari tanaman singkong itu sendiri [3]. Pada penelitian Tugas Akhir ini, penulis menggunakan metode CNN dan melakukan perbandingan terhadap beberapa arsitektur CNN berupa MobileNet [4], MobileNet V2, MobileNet V3, dan CropNet [5] dengan mengukur performa parameter akurasi, presisi, dan F1-Score. Penelitian menggunakan arsitektur MobileNet dikarenakan model arsitektur tersebut bersifat ringan, memiliki latensi rendah, dan berdaya rendah di mana cocok untuk berbagai kasus penggunaan seperti di smartphone android [4]. Pengklasifikasian dilakukan berdasarkan lima kelas penyakit tanaman berupa Cassava Brown Streak Disease (CBSD), Cassava Mosaic Disease (CMD), Cassava Bacterial Blight (CBB), Cassava Green Mite (CGM), daun yang sehat (healthy) menggunakan masukan data training berupa citra data yang berformat JPG untuk melatih model arsitektur. Data tersebut diperoleh dari situs web www.kaggle.com dengan total citra data sebanyak 5656 citra data. Hasil analisis dari penelitian ini akan dilihat dari hasil prediksi dari model MobileNet, MobileNet V2, MobileNet V3, dan CropNet, hasil tersebut akan di evaluasi berdasarkan parameter yang akan digunakan untuk menentukan bagus atau tidaknya sebuah model tersebut melalui parameter akurasi, presisi, dan F1-Score.

II. KAJIAN TEORI

Pada penelitian [6] Patike Kiran Rao, R Sandeep Kumar, dan Dr K Sreenivasulu klasifikasi penyakit tanaman singkong menggunakan deep learning dengan model arsitektur UNet terhadap dua kelas penyakit yaitu CMD dan CBB, penelitian ini mendapatkan hasil akurasi sebesar 83.9%. Klasifikasi yang dilakukan menggunakan kaggle challenge dataset dengan jumlah 21397 citra data yang diambil dan dilabel ke dua kelas klasifikasi yaitu CMD dan CBB.

III. METODE

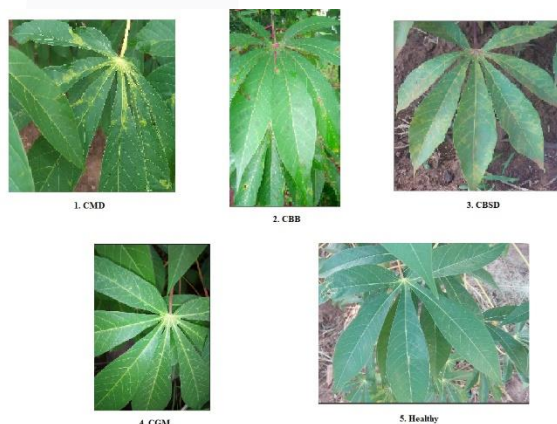
Pada bagian ini didefinisikan pengambilan dataset dan perancangan sistem.

A. Pengambilan Dataset

Dataset yang digunakan berasal dari situs web www.kaggle.com berjudul Cassava Disease Classification yang awalnya digunakan untuk kebutuhan kompetisi dari Community Prediction Competition dimana kompetisi ini merupakan bagian dari fine-grained visual-categorization workshop (FGVC6 workshop) di konferensi CVPR 2019. Dataset ini berjumlah 5656 citra data daun singkong yang sudah dilabeli menjadi lima label, dataset tersebut dikumpulkan selama survey regular di Uganda, sebagian besar bersumber dari petani yang mengambil gambar kebun singkong mereka dan dijelaskan oleh para ahli di National Crops Resources Research Institute (NaCRRI) bekerjasama dengan lab AI di Makerere University, kota Kampala. Dataset menggunakan format JPG dan memiliki warna RGB dengan resolusi yang berbeda-beda di setiap citra data. Dataset sudah terbagi menjadi lima kelas klasifikasi tanaman singkong, yaitu berupa penyakit tanaman singkong berjenis CBSD, CMD, CBB, CGM, dan healthy (daun yang sehat).

TABEL 1
TOTAL CITRA PER KELAS.

Kelas	CMD	CBSD	CGM	CBB	Sehat
Total Citra	2658	1443	773	466	316



GAMBAR 1
CONTOH CITRA DATA DARI TIAP KELAS DI DATASET.

B. Perancangan Sistem

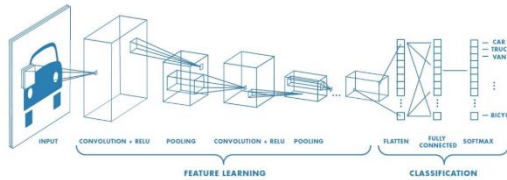
Perancangan sistem dilakukan menggunakan *Pre-processing* data dan mengimplementasikan arsitektur CNN menggunakan bahasa python sebagai bahasa pemrograman yang digunakan di penelitian ini. *Pre-processing* yang dilakukan

berupa augmentasi dan *balancing* data seperti *undersampling*, *oversampling*, *rotate*, *shear*, *flipping*, dan *resize*. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini yaitu MobileNet V1, MobileNet V2, MobileNet V3, dan CropNet.

C. Convolutional Neural Network

CNN adalah salah satu tipe *multi-layer neural network* dan juga arsitektur *deep learning* yang terinspirasi dari cara melihat makhluk hidup. CNN sangat cocok untuk berbagai subjek model machine learning yang berhubungan dengan pengenalan pola seperti computer vision dan natural language processing [7].

Sebuah deep CNN umumnya membahas tentang sebuah struktur yang berisi convolutional layers, pooling layers, dan fully connected layers. Di bagian feature learning, operasi konvolusi digunakan untuk fitur ekstraksi yang berguna menghitung suatu bagian dari citra data untuk mendapatkan nilai agar bisa dikomputasi, sedangkan untuk fully connected berguna untuk pengklasifikasi dari fitur ekstraksi [8].



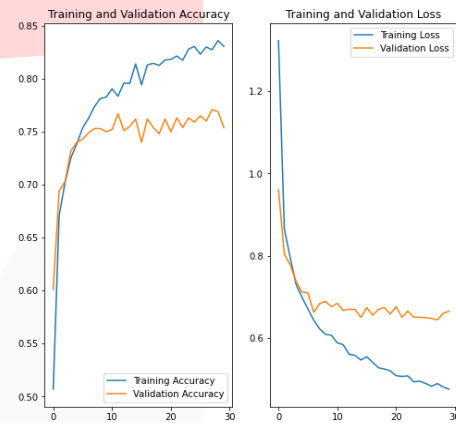
GAMBAR 2
DIAGRAM BLOK CNN

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penulis melakukan pelatihan model menggunakan empat jenis arsitektur (MobileNet V1, MobNet V2, MobNet V3, dan CropNet), dua jenis dataset (*Balance* dan *Unbalance*), dan tiga jenis skenario yaitu perubahan *optimizer* (Adam, Nadam, dan RMSProp), *batch size* (16, 32, dan 64), dan *learning rate* (0.01, 0.001, dan 0.0001). Hasil terbaik yang didapatkan pada penelitian ini yaitu menggunakan arsitektur CropNet dengan dataset *unbalanced* dan juga skenario seperti berikut *optimizer* Nadam, *learning rate* 0.001, dan *batch size* 32 dengan hasil akurasi sebesar 87.47%. Arsitektur terbaik yang digunakan pada citra *balanced* adalah MobileNet V3 dengan hasil akurasi sebesar 83.54%. Berikut perbandingan antara arsitektur terbaik yang menggunakan dataset *unbalanced* dan *balanced*.



GAMBAR 3
GRAFIK AKURASI DAN LOSS CITRA UNBALANCED CROPNET

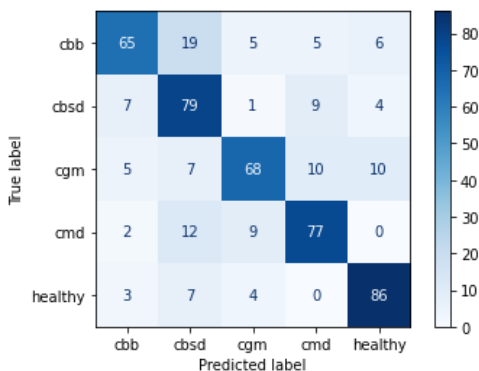


GAMBAR 4
GRAFIK AKURASI DAN LOSS CITRA BALANCED MOBILENET V3

Dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4 jika hasil *training* yang dihasilkan oleh arsitektur CropNet lebih stabil dibandingkan arsitektur MobileNet V3, di mana pada *epochs* 10 keatas arsitektur MobileNet V3 terjadi *overfitting* sedangkan CropNet tidak mengalami *overfitting*.



GAMBAR 5
CONFUSION MATRIX CITRA UNBALANCED (CROPNET)



GAMBAR 6

CONFUSION MATRIX CITRA BALANCED (MOBILENET V3)

Dapat dilihat pada Gambar 5 dan Gambar 6 jika confusion matrix yang dihasilkan MobileNet V3 lebih stabil karena menggunakan dataset balanced sehingga kelas yang memiliki jumlah lebih sedikit menjadi lebih stabil dengan kelas yang lainnya dibandingkan menggunakan dataset unbalanced.

V. KESIMPULAN

Pada penelitian Tugas Akhir ini penulis membuat dan merancang sistem dengan parameter awal yaitu menggunakan epoch sebesar 30, input size sebesar 224x224 pixels, dan pembagian data menjadi 70% data training, 20% data validasi, dan 10% data testing untuk mengklasifikasi penyakit tanaman singkong menggunakan dua jenis citra data daun yaitu citra data asli dan citra data balanced dengan metode convolutional neural network menggunakan arsitektur MobileNet V1, MobileNet V2, MobileNet V3, dan CropNet. Dengan diperolehnya beberapa kesimpulan diantaranya sebagai berikut:

Model yang dibuat pada Tugas Akhir ini dapat mengklasifikasi lima kelas penyakit tanaman singkong.

Balancing dataset memiliki pengaruh terhadap peningkatan ataupun penurunan akurasi training tiap arsitektur, begitu pula dengan penurunan loss training, terbukti dari meningkatnya nilai true positive dari kelas jumlah data paling rendah yaitu CBB dan healthy, begitu pula dengan menurunnya nilai true positive pada kelas dengan jumlah data paling tinggi yaitu CBSD, CGM, dan CMD.

Model pengujian menggunakan data citra asli mendapatkan hasil terbaik dibandingkan dengan data balanced dengan menggunakan arsitektur CropNet dengan hyperparameter optimizer Adam, learning rate

0.001, dan batch size 32. Nilai akurasi dan validasi akurasi yang didapatkan yaitu secara berturut-turut 87.47% dan 88.13%.

REFERENSI

- [1] "Indonesia Negara Penghasil Singkong Terbanyak Keempat Dunia," *Dinas Komun. Dan Inform. Pemerintah Provinsi Jawa Timur*, 2021, [Daring]. Tersedia Pada: [Http://Kominfo.Jatimprov.Go.Id/Read/Umum/Indonesia-Negara-Penghasil-Singkong-Terbanyak-Keempat-Dunia](http://Kominfo.Jatimprov.Go.Id/Read/Umum/Indonesia-Negara-Penghasil-Singkong-Terbanyak-Keempat-Dunia).
- [2] "Produksi Ubi Kayu Menurut Provinsi (Ton), 1993-2015," *Badan Pusat Statistik*, 2015. <https://Www.Bps.Go.Id/Linktabledinamis/View/Id/880>.
- [3] N. Saleh, M. Rahayu, S. W. Indiaty, B. S. Radjit, Dan S. Wahyuningsih, "Hama, Penyakit, Dan Gulma Pada Tanaman Ubi Kayu," *Badan Penelit. Dan Pengemb. Pertan. Kementeri. Pertan.*, Hal. 48, 2013.
- [4] A. G. Howard *Et Al.*, "Mobilenets: Efficient Convolutional Neural Networks For Mobile Vision Applications," 2017, [Daring]. Tersedia Pada: [Http://Arxiv.Org/Abs/1704.04861](http://Arxiv.Org/Abs/1704.04861).
- [5] H. Chen, B. Wang, T. Pan, L. Zhou, Dan H. Zeng, "Cropnet: Real-Time Thumbnailing," *MM 2018 - Proc. 2018 ACM Multimed. Conf.*, Hal. 81-89, 2018, Doi: 10.1145/3240508.3240517.
- [6] P. K. Rao, R. S. Kumar, Dan K. Sreenivasulu, "Cassava Leaf Disease Classification Using Separable Convolutions Unet," *Turkish J. Comput. Math. Educ.*, Vol. 12, No. 7, Hal. 140-145, 2021.
- [7] D. Saravanan, D. Joseph, Dan S. Vaitiyasubramanian, *Recent Trends And Advances In Artificial Intelligence And Internet Of Things*, Vol. 172. 2019.
- [8] M. Sangül, B. M. Ozyildirim, Dan M. Avci, "Differential Convolutional Neural Network," *Neural Networks*, Vol. 116, Hal. 279-287, 2019, Doi: 10.1016/J.Neunet.2019.04.025.