

Perbandingan Metode Efficientnet-B3 dan Mobilenet-V2 Untuk Identifikasi Jenis Buah-buahan Menggunakan Fitur Daun

Yusup Miftahuddin, Fiqry Zaelani S
Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri
Institut Teknologi Nasional
Jl. Phh. Mustofa No. 23 Kota Bandung
yusufm.itenas.ac.id, fiqryzaelani2323@gmail.com

Abstrak

Teknologi pada zaman sekarang semakin berkembang dengan pesat dalam berbagai bidang. Manfaat dari perkembangan teknologi ini tentu saja dapat membantu pekerjaan manusia di berbagai bidang. Misalkan dalam bidang perkebunan, pengembangan untuk kualitas pada buah-buahan bahkan sampai pada bidang pendidikan. Salah satunya adalah pengidentifikasian jenis buah-buahan dibutuhkan agar masyarakat umum khususnya anak-anak dapat membedakan jenis buah-buahan dengan cara melihat bentuk daun, sehingga dapat bermanfaat untuk menambah wawasan mengenai buah-buahan. Untuk orang awam pasti cukup sulit dalam mengetahui jenis buah apa dari daun tersebut. Oleh karena itu penelitian ini mengusulkan algoritma *Convolution Neural Network* dengan membandingkan arsitektur EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2 dengan cara mengatur beberapa parameter pada setiap model untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik dalam mendeteksi jenis buah-buahan menggunakan fitur daun. EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2 merupakan model *Pre-trained* dari CNN yang telah dilatih pada suatu dataset yang cukup besar yaitu ImageNet. Hasil yang dihasilkan dari penelitian ini dengan menerapkan beberapa parameter seperti penggunaan *epoch*, *optimizer Adam*, *optimizer Adamax*, *optimizer sgd*, *batchsize*. Untuk EfficientNet-B3 *epoch 20 optimizer sgd* menghasilkan akurasi 0,2370 atau 23%, sedangkan EfficientNet-B3 *epoch 50 optimizer Adamax* menghasilkan akurasi 0,3051 atau 30%. Selain itu penelitian pada model MobileNet-V2 *epoch 20 optimizer Adam* menghasilkan akurasi 0,9914 atau 99%, sedangkan MobileNet-V2 *epoch 50 optimizer Adamax* menghasilkan akurasi 0,9860 atau 98%.

Kata kunci: Daun, *Convolution Neural Network*, EfficientNet-B3, MobileNet-V2

Abstract

Today's technology is growing rapidly in various fields. One of the benefits of technological developments are helping human to work in various fields, for instance, in the field of plantations, development for the quality of fruits and even in the field of education. One of them is identifying the types of fruits that are needed by citizen even children. They can easily distinguish the types of fruits by looking at the shape of the leaves, so that it can help to increase their knowledge about fruits. For ordinary people, it must be quite difficult to know what kind of fruit on its leaf. Therefore, this study proposes a Convolution Neural Network proposal by comparing the architecture of EfficientNet-B3 and MobileNet-V2 by setting several parameters to get the best accuracy value in detecting fruit types using leaf features. EfficientNet-B3 and MobileNet-V2 are pre-trained models from CNN that tell a fairly large dataset, namely ImageNet. The results obtained from this study are applied several parameters such as the use of epoch, optimizer Adam, optimizer Adamax, optimizer sgd, batchsize. For EfficientNet-B3 epoch 20 optimizer sgd produces an accuracy of 0.2370 or 23%, while EfficientNet-B3 epoch 50 optimizer Adamax produces an accuracy of 0.3051 or 30%. In addition, research on the MobileNet-V2 epoch 20 optimizer Adam resulted in an accuracy of 0.9914 or 99%, while the MobileNet-V2 epoch 50 optimizer Adamax resulted in an accuracy of 0.9860 or 98%.

Keywords: Leaf, Convolution Neural Network, EfficientNet-B3, MobileNet-V2

I. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara tropis yang memiliki keanekaragaman buah-buahan, termasuk buah jeruk, tomat, jangung dan lain sebagainya, buah-buahan itu sendiri banyak tumbuh subur dan memiliki manfaat yang tidak diketahui oleh banyak orang. Definisi buah-buahan secara umum dapat diartikan salah satu bagian tanaman yang berdaging dan dapat dimakan (Putra et al., 2021). Teknologi pada zaman sekarang semakin berkembang dengan pesat dalam berbagai bidang. Manfaat dari perkembangan teknologi ini tentu saja dapat membantu pekerjaan manusia di berbagai bidang. Misalkan dalam bidang perkebunan, pengembangan untuk kualitas pada buah-buahan bahkan sampai pada bidang pendidikan. Salah satunya adalah pengidentifikasian jenis buah-buahan dibutuhkan agar masyarakat umum khususnya anak-anak dapat membedakan jenis buah-buahan dengan melihat bentuk daun, sehingga dapat bermanfaat untuk menambah wawasan mengenai buah-buahan.

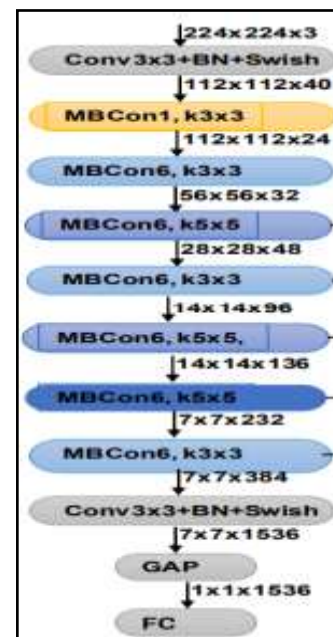
Penelitian yang akan dilakukan adalah mengukur tingkat akurasi terbaik pada model EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2 dengan cara mengukur parameter yang terdapat pada setiap model. Efficientnet-B3 merupakan model dari CNN yang dapat memprediksi dan mengklasifikasi objek secara akurat karena memiliki jaringan yang lebih luas dengan lebih besar, lebar, kedalaman, atau resolusi cenderung mencapai akurasi yang lebih tinggi (Anggiratih, Endang, et al., 2021). Efficientnet-B3 juga merupakan model CNN yang memanfaatkan spesifikasi yang terdiri dari 2 *convolution layer*, 7 *mobile bottleneck convolution layer*, 1 *pooling layer*, dan 1 *fully connected layer*, menghasilkan 12M parameter. Perbedaan mendasar antara arsitektur MobileNetV2 dan arsitektur CNN pada umumnya adalah penggunaan lapisan atau *convolution layer* dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image. MobileNetV2 membagi konvolusi menjadi *depthwise convolution* dan *pointwise convolution* (Budiman., et al., 2021).

II. METODE PENELITIAN

EfficientNet adalah arsitektur CNN dan memiliki beberapa varian. Sistem ini menggunakan metode penskalaan yang menskalakan semua dimensi

secara seragam menggunakan koefisien gabungan. Arsitektur Efficientnet B3 mempunyai spesifikasi yang terdiri dari 2 *convolution layer*, 7 *mobile bottleneck convolution layer*, 1 *pooling layer*, dan 1 *fully connected layer*, menghasilkan 12M parameter. Struktur layer Efficientnet B3 pada dasarnya menggunakan struktur layer Efficientnet B0 hanya saja yang berbeda adalah jumlah layer-nya.

Seperti pada gambar1 berikut seluruh lapisan konvolusi diawali proses convolutional dengan nilai filter 24 kernel 3 x 3 dan diikuti dengan proses ReLU, selanjutnya dilakukan proses Max Pooling dengan filter 32, kemudian proses yang dilakukan adalah konvolusi dengan filter 32 dengan kernel 3x3. Yang diikuti proses fungsi aktivasi ReLU. Proses selanjutnya sama, dilakukan hingga mencapai lapisan 7 konvolusi dengan filter 384 dan Max Pooling 384. Setelah proses konvolusi, fungsi aktivasi ReLU, dan Max Pooling selesai akan dilakukan proses fully connected sebanyak 1 layer dan SoftMax. Pada proses ini berfungsi untuk mengklasifikasikan fitur yang telah diperoleh untuk menghasilkan output berupa kelas dari citra yang di uji.

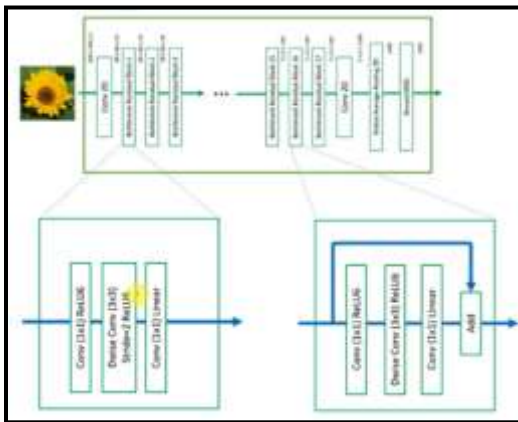


Gambar 1. Arsitektur EfficientNetB3

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur dari metodologi *convolutional neural network* atau yang biasa dikenal juga dengan singkatan CNN yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan akan computing resource berlebih atau yang memerlukan komputasi tinggi.

Perbedaan mendasar antara arsitektur MobileNetV2 dan arsitektur CNN pada umumnya adalah penggunaan lapisan atau convolution layer dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image. MobileNet membagi konvolusi menjadi *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*.

Sedangkan MobileNetV2 menambahkan dua fitur baru yaitu *linear bottleneck*, dan *shortcut connections* antar bottlenecks. Selain itu hasil studi menunjukkan bahwa *optimizer* tipe ADAM pada arsitektur MobileNetV2 dengan menggunakan ukuran data *augmentation* menghasilkan akurasi yang baik saat proses training maupun testing (Wikarta., et al., 2021). Seperti pada gambar2 arsitektur MobileNetv2



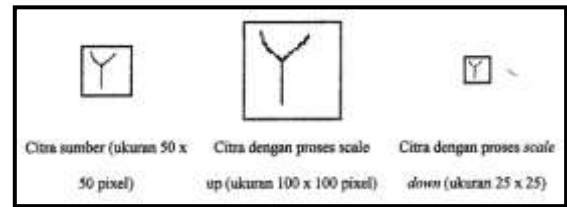
Gambar 2. Arsitektur MobileNet-V2

Pada proses pertama dalam penggunaan model MobileNet-V2 citra akan di inputkan, lalu MobileNet-V2 ini menggunakan layer 2D, dan akan dilanjut pada proses selanjutnya, disana terdapat 17 block jika dikelompokan terdapat block 0-16 atau bisa disebut bottleneck 1-17. Seperti yang kita ketahui MobileNet-V2 ini memiliki fitur tambahan di bagian bottleneck layer di bagi 2, kedua block tersebut memiliki perbedaan proses yaitu *bypass* yang disebut *residu*. Lalu setelah proses tersebut selesai akan dilakukan pada layer *Global Average pooling* (GAP). Pada intinya model MobileNet-V2 pada setiap block terdapat layer, jika ditotal kan terdapat ± 150 layer.

Data augmentation adalah tahapan *pre-processing* dengan melakukan beberapa proses di dalamnya seperti rescale, rotation, flip transformasi dan sebagainya. Augmentasi data juga dilakukan untuk meningkatkan ukuran set pelatihan agar mendapatkan banyak gambar yang berbeda.

- *Scaling/Rescale*

Scaling adalah membuat suatu citra menjadi lebih besar (*Scale Up*) ataupun lebih kecil (*Scale Down*), *Scale Up* adalah mengulang satu pixel pada citra sumber kedalam beberapa pixel pada citra tujuan, sedangkan *Scale Down* adalah pixel pada citra sumber akan dijadikan satu pixel, maka dari itu ada beberapa pixel yang hilang.



- *Rotation*

Rotasi merupakan suatu transformasi geometri yang memindahkan nilai piksel dari posisi awal menuju ke posisi akhir yang ditentukan melalui nilai variabel rotasi sebesar θ° terhadap sudut 0° atau garis horizontal dari citra. Proses rotasi dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$x' = x_0 + (x - x_0) \cos \gamma - (y - y_0) \sin \gamma$$

dan

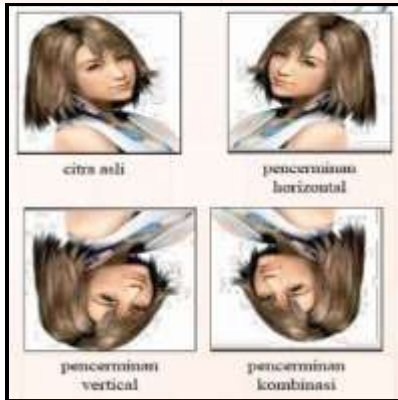
$$y' = y_0 + (y - y_0) \cos \gamma + (x - x_0) \sin \gamma$$

Dimana x' dan y' adalah citra output, x dan y adalah citra input, x_0 dan y_0 adalah titik pusat perputaran, sedangkan γ adalah sudut perputaran.

- *Flip*

Flip atau *Flipping* adalah salah satu proses geometri yang sederhana dan memiliki 3 jenis diantaranya *flip horizontal*, *vertical*, *Flip Horizontal* yaitu pencerminan pada sumbu Y, sedangkan *Flip Vertical* pencerminan pada sumbu X. Berikut merupakan contoh citra dan perumusan proses *Flip horizontal dan Vertical*.

- Pencerminan Horizontal : $x' = w - 1 - x$
 $y' = y$ (nilai koordinat y tetap)
- Pencerminan Vertical : $y' = h - 1 - y$
 $x' = x$ (nilai koordinat x tetap)

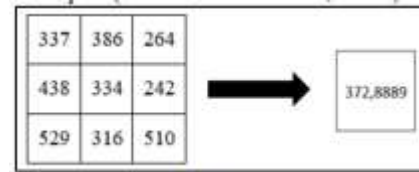


pooling layer adalah layer yang mengambil nilai terbesar pada citra hasil proses sebelumnya, biasa digunakan 2x2 filter sehingga mengambil nilai tertinggi pada citra yang ada. Tujuan dari pooling layer adalah untuk menurunkan sampel feature map yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi ke dalam jumlah parameter yang lebih kecil untuk mengurangi kompleksitas komputasi (Elgendy, 2019).



Gambar 3. Max pooling dan strides

Average pooling dilakukan untuk mendapatkan nilai rata-rata. Dimana ini dilakukan untuk mengurangi dimensi feature map. Dimana hasil feature map yang dihasilkan hanya akan menjadi satu keluaran output (Redmon & Farhadi, 2018).



Gambar 4. Average Pooling

Dalam proses klasifikasi melalui proses seperti flatten, fully-connected, dan softmax

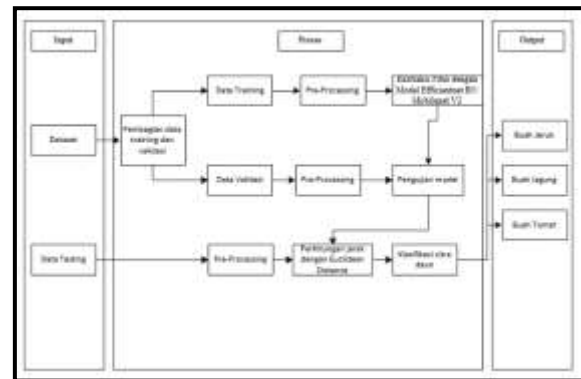
1. Flatten Feature map yang dihasilkan masih berbentuk multidimensional array, maka akan dilakukan flatten yaitu reshape feature map menjadi sebuah vektor agar bisa digunakan sebagai inputan dari fully-connected layer.

1. Fully-connected

Lapisan ini dimana semua neuron aktivasi pada layer sebelumnya terhubung dengan semua neuron di layer berikutnya sama seperti halnya jaringan syaraf tiruan biasa dan akan menghitung tiap nilai kelasnya.

2. Softmax

Softmax berfungsi untuk menghitung probabilitas setiap kelas target untuk input yang diberikan rentang nilai probabilitasnya adalah antara 0 hingga 1.



Gambar 5. Blok Diagram

Dataset yang digunakan Corn Leaf Infection, Tomato Leaf Disease, dan Leaf Orange,

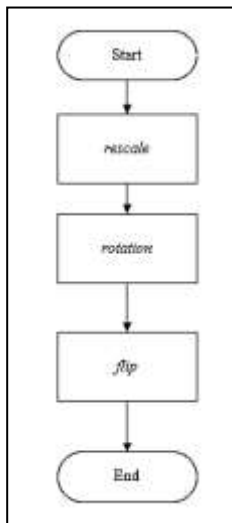
Banana Leaf Dataset, Mango Leaf Species yang diperoleh dari kaggle dan tersedia untuk umum. Pada penelitian ini mendeteksi 7 jenis buah-buahan menggunakan fitur daun.

Dengan jumlah gambar sebanyak 4312, yaitu gambar daun jagung, daun mangga, daun tomat, daun mulberry, daun pisang, daun jeruk, dan daun jambu. Berikut gambar 6 kelas dataset yang akan di uji.



Gambar 6. Dataset

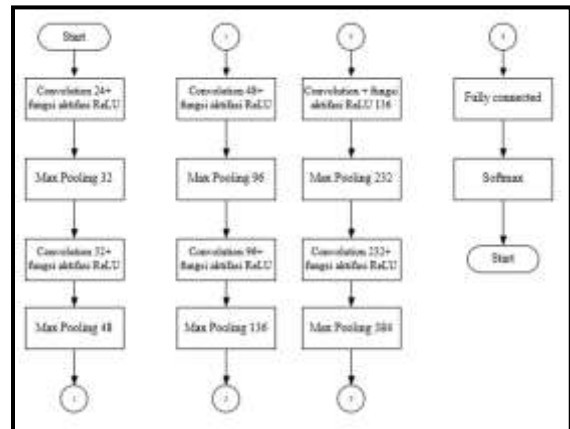
Tahap pertama adalah mempersiapkan dataset dari citra yang akan dijadikan sebagai objek penelitian. Dalam penelitian ini objek yang digunakan adalah citra daun buah-buahan dari 7 kelas jenis yang berbeda. Dataset tersebut dibagi menjadi data training, validation dan testing dengan perbandingan 80:10:10 untuk melakukan pengujian model. Sehingga dari total 4.312 total data yang akan di training 3232. Dalam kasus ini model yang digunakan untuk perbandingan adalah arsitektur EfficientNetB3 dan MobileNetV2. Data yang telah dibagi menjadi data training dan data validation tersebut kemudian dilakukan pre-processing seperti pada gambar berikut.



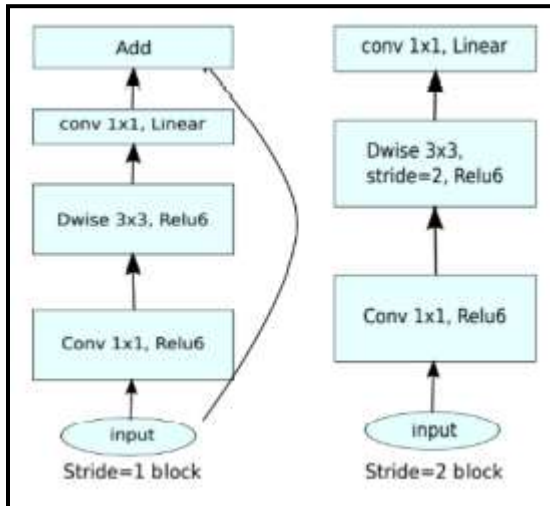
Gambar 7. Pre-processing

Pada tahap ini dilakukan proses Data Augmentation. Data Augmentation yaitu proses meningkatkan ukuran set pelatihan agar mendapatkan banyak gambar yang berbeda. Tahap ini juga merupakan cara lain untuk mengurangi overfitting sebuah model dengan cara meningkatkan jumlah data pelatihan menggunakan informasi suatu data. Data yang berupa citra akan dilakukan proses seperti rescale, rotation, flip transformasi.

Kemudian masuk pada tahap pengujian dengan model EfficientNetB3 dan MobileNetB3, tahapan proses training model seperti yang dijelaskan pada gambar berikut:



Pada tahap ini diawali dengan proses convolutional dengan nilai filter 24 kernel 3 x 3 dan diikuti dengan proses ReLU, selanjutnya dilakukan proses Max Pooling dengan filter 32, kemudian proses yang dilakukan adalah konvolusi dengan filter 32 dengan kernel 3x3. Yang diikuti proses fungsi aktivasi ReLU. Proses selanjutnya sama, dilakukan hingga mencapai lapisan 7 konvolusi dengan filter 384 dan Max Pooling 384. Setelah proses konvolusi, fungsi aktivasi ReLU, dan Max Pooling selesai akan dilakukan proses fully connected sebanyak 1 layer dan SoftMax.



Berdasarkan blok penyusun MobileNetV2, dicantumkan detail arsitektur yang memiliki 32 filter pada fully convolutional layer, diikuti dengan 19 layer residual bottleneck. Kemudian digunakan ReLU6 sebagai variabel non-linear karena keunggulannya pada komputasi rendah. Standar kernel 3x3 digunakan, juga batch normalization pada tahap training. Expansion factor t digunakan pada nilai ukuran input.

Parameter lain yang diperhitungkan seperti pada pembuatan model ini yaitu nilai batch size = 64, optimizer Adam, tujuan untuk memperbaharui bobot secara interaktif dan mengatur jumlah sampel data yang disebarikan yang didasarkan pada data training. Setelah melakukan pelatihan terhadap model yang sudah dilatih kemudian model di uji untuk menghasilkan model yang terbaik. Ketika melakukan pengujian, model yang di ambil adalah model yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan model akan disimpan untuk melakukan pengujian pada data *testing*.

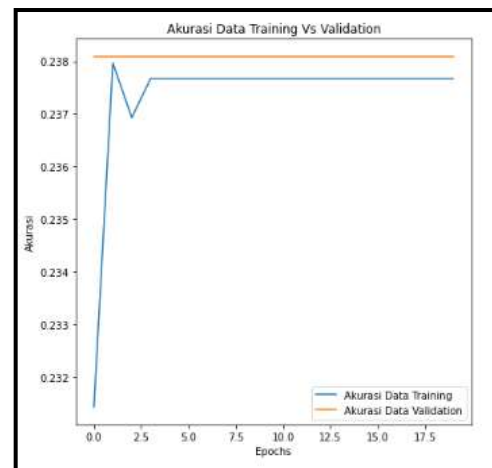
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset proses pengujian pada model EfficientNetB3 dan MobileNetV2 terdapat menjadi 7 kelas dan dibagi kedalam dataset training dan testing. Berikut tabel pembagian dataset.

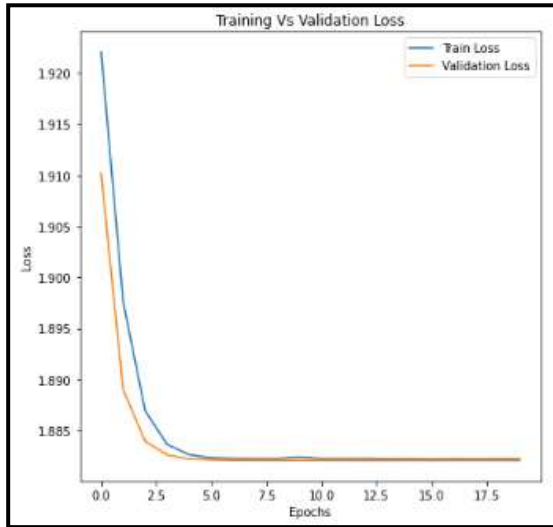
No	Kelas	EfficientNet-B3		MobileNet-V2	
		Training	Testing	Training	Testing
1	Daun Jajung	300	200	283	200
2	Daun Jambu	560	70	448	56
3	Daun Jeruk	302	174	482	174
4	Daun Mangga	264	108	576	72
5	Daun Mulberry	672	84	458	42
6	Daun Pisang	254	108	756	54
7	Daun Tomat	800	100	800	100
Total		3.232	844	3.833	698

Jumlah total dataset pada model EfficientNetB3 yaitu dataset training 3.232 dan Testing 844. Sedangkan jumlah total pada dataset model MobileNetV2 yaitu dataset training 3.833 dan testing 698.

Akurasi yang diperoleh EfficientNet-B3 epoch 20 *optimizer sgd* menghasilkan akurasi 0,2370 atau 23% dan jumlah loss 1,8818. Pengukuran akurasi pada pengidentifikasian jenis daun buah-buahan ini dilihat dari nilai probabilitas yang diperoleh dari tiap kelas. Akurasi model terhadap citra yang diuji akan baik apabila nilai probabilitas mendekati nilai 1 dimana nilai probabilitas ini terdiri dari rentang 0 hingga 1.



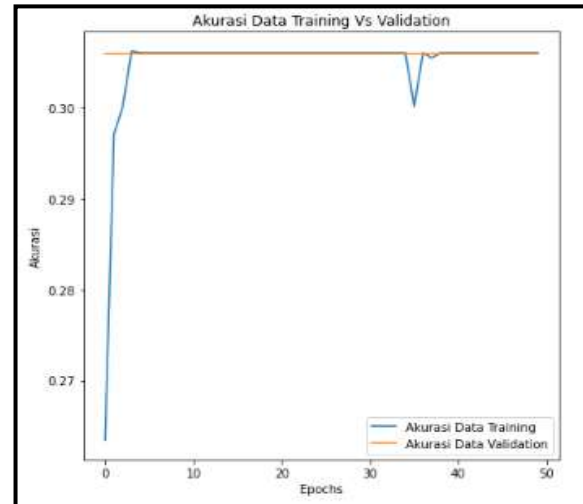
Gambar 8. Grafik akurasi data training dan validasi



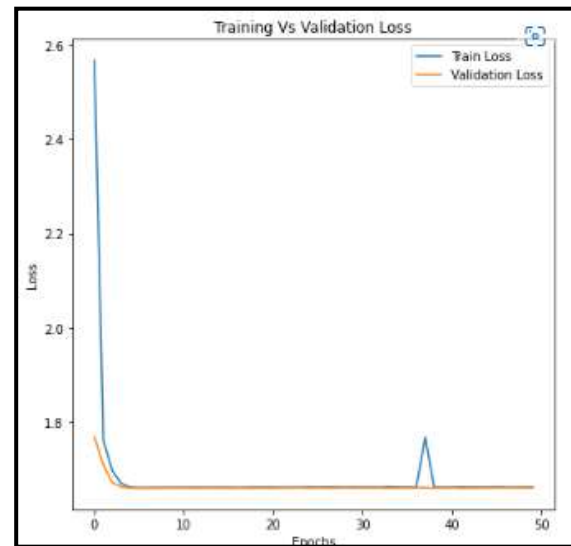
Gambar 9. Grafik *loss* data training dan validasi

Gambar diatas merupakan grafik dari hasil akurasi dan loss data training dan validasi pada saat pembuatan model. Akurasi merupakan rasio prediksi benar baik itu positif ataupun negatif dari seluruh data tiap kelas yang ada. Sedangkan dari *loss function* model dapat mengetahui apakah prediksi sudah tepat atau belum. Dalam pembuatan sebuah model dilakukan dengan tujuan agar nilai *loss* nya rendah

Akurasi yang diperoleh EfficientNet-B3 epoch 50 *optimizer Adamax* menghasilkan akurasi 0,3051 atau 30% dan jumlah loss 1,6613. Pengukuran akurasi pada pengidentifikasian jenis daun buah-buahan ini dilihat dari nilai probabilitas yang diperoleh dari tiap kelas. Akurasi model terhadap citra yang diuji akan baik apabila nilai probabilitas mendekati nilai 1 dimana nilai probabilitas ini terdiri dari rentang 0 hingga 1.



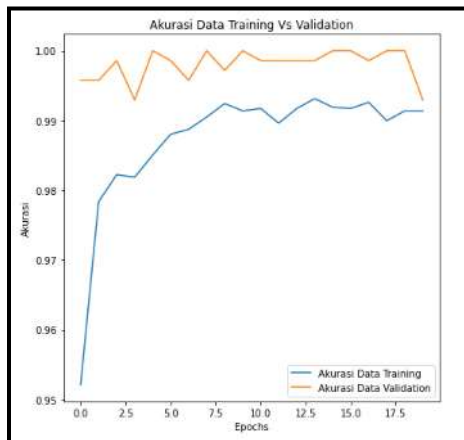
Gambar 10. Grafik akurasi data training dan validasi



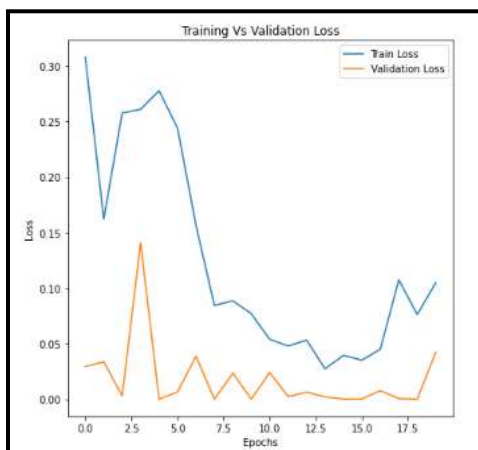
Gambar 11. Grafik *loss* data training dan validasi

Gambar diatas merupakan grafik dari hasil akurasi dan loss data training dan validasi pada saat pembuatan model. Akurasi merupakan rasio prediksi benar baik itu positif ataupun negatif dari seluruh data tiap kelas yang ada. Sedangkan dari *loss function* model dapat mengetahui apakah prediksi sudah tepat atau belum. Dalam pembuatan sebuah model dilakukan dengan tujuan agar nilai *loss* nya rendah.

Selain itu penelitian pada model MobileNet-V2 epoch 20 *optimizer Adam* menghasilkan akurasi 0,9914 atau 99% dan jumlah *loss* 0,1046. Pengukuran akurasi pada pengidentifikasian jenis daun buah-buahan ini dilihat dari nilai probabilitas yang diperoleh dari tiap kelas. Akurasi model terhadap citra yang diuji akan baik apabila nilai probabilitas mendekati nilai 1 dimana nilai probabilitas ini terdiri dari rentang 0 hingga 1.



Gambar 12. Grafik data training dan validasi



Gambar 13. Grafik *loss* data training dan validasi

Gambar di atas merupakan grafik dari hasil akurasi dan *loss* data training dan validasi pada saat pembuatan model. Akurasi merupakan rasio prediksi benar baik itu positif ataupun negatif dari seluruh data tiap kelas yang ada. Sedangkan dari *loss function*

model dapat mengetahui apakah prediksi sudah tepat atau belum. Dalam pembuatan sebuah model dilakukan dengan tujuan agar nilai *loss* nya rendah.

Setelah melakukan proses training selanjutnya model diuji atau dievaluasi terhadap data testing. Proses evaluasi ini mengukur beberapa nilai seperti nilai *Precision*, *Recall*, dan *F-Score*. Perhitungan nilai tersebut menerapkan konsep *weighted metric* dimana *weighted metric* biasa digunakan dalam klasifikasi *multiclass* [15]. *Precision* merepresentasikan pengukuran prediksi positif dengan seluruh nilai atau hasil yang diprediksi benar atau positif. *Recall* atau sensitivitas merupakan rasio yang diprediksi benar (positif) dengan seluruh data yang benar dari tiap kelas. Sedangkan *F-Score* adalah perbandingan nilai rata-rata antara *Precision* dan *Recall*. Tabel berikut merupakan hasil evaluasi model yang telah dilatih dengan data testing.

Tabel 1. Hasil evaluasi model

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-Score</i>
daun jagung	0.990099	1.000000	0.995025
daun jambu	1.000000	1.000000	1.000000
daun jeruk	0.982456	1.000000	0.991150
daun mangga	1.000000	0.958333	1.000000
daun mulberry	1.000000	1.000000	0.903226
daun pisang	0.958615	1.000000	1.000000
daun tomat	1.000000	0.916667	1.000000

Confusion matrix merupakan metode dalam bentuk visualisasi yang digunakan untuk mengukur tingkat keberhasilan atau performa model dalam proses klasifikasi dalam machine learning. *Confusion matrix* juga sering disebut dengan *error matrix* yang

memberikan informasi mengenai keberhasilan dan kesalahan prediksi mengenai data yang di uji [16]. Gambar berikut merupakan representasi confusion matrix dari performa model yang di lakukan evaluasi terhadap data uji dengan menampilkan data aktual dan data prediksi yang di lakukan oleh model.

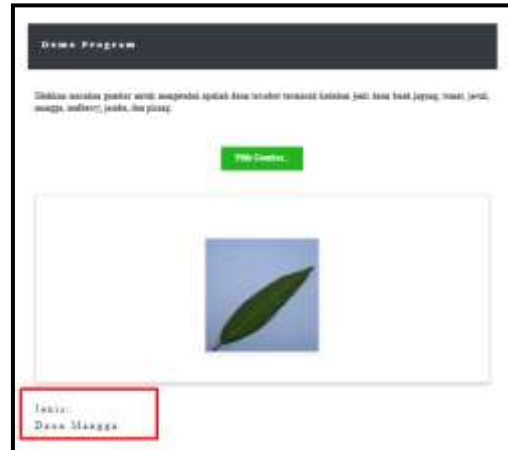
Actual \ Predicted	daun jagung	daun jambu	daun jeruk	daun mangga	daun mulberry	daun pisang	daun tomat
daun jagung	200	0	0	0	0	0	0
daun jambu	0	56	0	0	0	0	0
daun jeruk	0	0	174	0	0	0	0
daun mangga	0	0	0	72	0	0	0
daun mulberry	0	0	0	0	53	0	3
daun pisang	0	0	0	0	0	54	0
daun tomat	0	0	0	0	0	0	100

Gambar 14. Hasil confusion matrix

Pada gambar di atas dapat dilihat bahwa hasil prediksi yang diperoleh model dengan akurasi terbaik yaitu epoch 20 pada model MobileNet-V2 kemudian dievaluasi terhadap setiap kelas yang ada pada data uji mendapat hasil yang cukup baik. Untuk kelas pertama yaitu kelas daun buah jagung memperoleh prediksi benar sebanyak 200 data. Tidak ada kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model, lalu prediksi pada buah jambu memperoleh prediksi benar sebanyak 56 data. Tidak ada kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model, lalu prediksi pada buah jeruk memperoleh prediksi benar sebanyak 174 data. Tidak ada kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model, lalu prediksi pada buah mangga memperoleh prediksi benar sebanyak 72 data. Tidak ada kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model, lalu prediksi pada buah mulberry memperoleh prediksi benar sebanyak 53 data. Tidak ada kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model, lalu prediksi pada buah pisang memperoleh prediksi benar sebanyak 54 data. Tidak ada kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model, lalu prediksi pada buah tomat memperoleh prediksi benar sebanyak 100 data. Tidak ada kesalahan prediksi yang dilakukan oleh model.

Setelah tahapan implementasi hingga evaluasi model terhadap data uji telah selesai, pada penelitian ini juga mengimplementasikan model kedalam sebuah

website berbasis *Flask* sebagai media agar memudahkan user melakukan pengujian untuk mengetahui jenis dari daun buah-buahan yang ingin diketahui. Berikut merupakan salah satu contoh gambarannya.



Gambar 15. Hasil prediksi

Pada gambar di atas menghasilkan tujuan dari penelitian ini yaitu menampilkan *output* berupa jenis dari daun buah-buahan yang ingin diketahui jenisnya dan terdapat beberapa deskripsi dari jenis atau nama buah-buahan itu sendiri. Apabila ingin mengetahui jenis lainnya pengguna hanya perlu memilih gambar lain dengan menekan tombol pilih gambar setelah itu sistem akan memprediksi termasuk ke dalam jenis apakah gambar daun tersebut yang di uji. Terdapat 7 jenis daun buah-buahan yang dapat di uji sesuai dataset yang digunakan diantaranya daun buah jagung, tomat, pisang, jeruk, mulberry, jambu, dan daun buah mangga.

IV. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah di implementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2. Pengimplementasian salah satu pada model tersebut telah berhasil memberikan hasil yang cukup baik yaitu model MobileNet-V2 dengan tujuan untuk mengidentifikasi ataupun memprediksi berupa 7 kelas citra daun dengan jenis yang berbeda dengan menghasilkan *output* berupa nama jenis buah-buahan. Lalu Dari hasil penelitian yang

telah di lakukan penerapan model EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2 dengan pengaturan beberapa parameter seperti epoch 20 dan 50, batch size 32 dan 64, *optimizer* Adam, Adamax dan *Stochastic gradient descent* (SGD) mendapatkan hasil dengan akurasi masing-masing model yaitu EfficientNet-B3 dengan epoch 20 mendapat akurasi 23% dan jumlah loss 1,8818, lalu pada epoch 50 mendapat akurasi 30% dan jumlah loss 1,6613. Sedangkan model MobileNet-V2 dengan epoch 20 mendapat akurasi 99% dan jumlah loss 0,1046, lalu pada epoch 50 mendapatkan akurasi 98% dan jumlah loss 0,0497, waktu yang digunakan dalam membuat model EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2 dengan epoch 20 ini adalah 600 Menit atau sekitar 10 Jam, dan dengan epoch 50 waktu yang digunakan adalah 900 Menit atau sekitar 15jam.

REFERENSI

- Astiningrum, M., Arhandi, P. P., & Ariditya, N. A. (2019). Identifikasi Penyakit pada Daun Tomat Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur. In *Seminar Informatika Aplikatif Polinema* (pp. 227-230).
- Atila, Ü., Uçar, M., Akyol, K., & Uçar, E. (2021). Plant leaf disease classification using EfficientNet deep learning model. *Ecological Informatics*, 61, 101182.
- Anggiratih, Endang, et al. "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 dengan Transfer Learning." *Jurnal Ilmiah SINUS* 19.1 (2021): 75-83.
- Alhichri, Haikel, et al. "Classification of remote sensing images using EfficientNet-B3 CNN model with attention." *IEEE Access* 9 (2021): 14078-14094.
- Bhatt, Anant, Amit Ganatra, and Ketan Kotecha. "COVID-19 pulmonary consolidations detection in chest X-ray using progressive resizing and transfer learning techniques." *Heliyon* (2021): e07211.
- Dewi, R. K., & Ginardi, R. H. (2014). Identifikasi Penyakit pada Daun Tebu dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Color Moments. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(2), 70-77.
- Duong, L. T., Nguyen, P. T., Di Sipio, C., & Di Ruscio, D. (2020). Automated fruit recognition using EfficientNet and MixNet. *Computers and Electronics in Agriculture*, 171, 105326.
- Fan, A., Stock, P., Graham, B., Grave, E., Gribonval, R., Jegou, H., & Joulin, A. (2020). Training with quantization noise for extreme model compression. *arXiv preprint arXiv:2004.07320*.
- Ha, Q., Liu, B., & Liu, F. (2020). Identifying melanoma images using efficientnet ensemble: Winning solution to the siim-isic melanoma classification challenge. *arXiv preprint arXiv:2010.05351*.
- Hu, F., Xia, G. S., Hu, J., & Zhang, L. (2015). Transferring deep convolutional neural networks for the scene classification of high-resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing*, 7(11), 14680-14707.
- Ilahiyah, Sarirotul, and Agung Nilogiri. "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network." *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)* 3.2 (2018): 49-56.
- Kurniawan, E. (2015). PERANCANGAN SISTEM SORTING BUAH JERUK MANIS BERBASIS PERBEDAAN WARNA KULIT BUAH. *Heuristic*, 12(02).

- Nguyen, T. T., Vien, Q. T., & Sellahewa, H. (2021). An efficient pest classification in smart agriculture using transfer learning. *EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems*.
- Purwandari, E. P., Hasibuan, R. U., & Andreswari, D. (2018). Identifikasi Jenis Bambu Berdasarkan Tekstur Daun dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Gray Level Run Length Matrix. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 6(4), 146-151.
- Putra, Ilham Rizaldy Widy. *LKP: Deteksi Jenis Buah-buahan Menggunakan Deep Learning*. Diss. Universitas Dinamika, 2021.
- Soegeng, Michael Kurniawan, Liliana Liliana, and Agustinus Noertjahyana. "Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kanker Kulit Melanoma Pada Dataset Gambar Kulit." *Jurnal Infra* 9.1 (2021): 47-51.
- Tan, M., & Le, Q. (2019, May). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 6105-6114). PMLR.
- Tan, M., Pang, R., & Le, Q. V. (2020). Efficientdet: Scalable and efficient object detection. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 10781-10790).
- Widyaningsih, W., Tritasmoro, I. I., & Kumalasari, N. C. (2020). Perbandingan Klasifikasi Kematangan Buah Kopi Menggunakan Metode Fuzzy Logic Dan K-Nearest Neighbor Dengan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix. *eProceedingsofEngineering*, 7(2).
- Xie, C., Tan, M., Gong, B., Wang, J., Yuille, A. L., & Le, Q. V. (2020). Adversarial examples improve image recognition. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 819-828).
- Zakariya, M. A., Astiningrum, M., & Syulistyo, A. R. (2020). Identifikasi Kualitas Biji Jagung Manis Layak Jual dari Warna dan Tekstur Menggunakan HSV dan Gray Level Run Length Matrix (GLRLM). *Jurnal Informatika Polinema*, 7(1), 37-44.