

**Article history**

Received, March 2 ,2023

Accepted, December 12, 2023

**KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH PISANG CAVENDISH  
MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK  
MODEL VGG-19****Aditya Dwi Putro Wicaksono<sup>1</sup> Arif Amrulloh<sup>2</sup>**<sup>1,2</sup> Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto  
email: <sup>1</sup> aditya@ittelkom-pwt.ac.id, <sup>2</sup> amrulloh@ittelkom-pwt.ac.id**Abstract**

*Bananas found in Cavendish Banana Gardens Purbalingga Regency have different levels of maturity and quality, as a local fruit that has high economic value and has a market potential that is still wide open, Cavendish bananas are one of the most reliable fruit commodities in Indonesia[1]. The government through the National Standardization Agency sets standards for bananas, maintaining the quality of bananas. The purpose of this study was to analyze the influence of light and image quality in classifying the ripeness level of bananas based on the color characteristics of bananas in the Cavendish Banana Garden, Banyumas Regency, Central Java according to SNI 7422:2009[2]. In this study the authors classify the maturity level of cavendish bananas using the Convolutional Neural Network with the Vgg-19 Model, VGG-19 is used to categorize the maturity level of cavendish bananas and the reason for choosing VGG-19 is because VGGNet is deeper and more reliable architecture for ImageNet technology. The author is also interested in learning how accurate the VGG-19 model is. With a total of 9,000 datasets, 80% of which are training data, 10% are validation data, and 10% are test data, The accuracy obtained for epochs 32, 64 and 96 varies. The accuracy results obtained using VGG-19 were 97% at epochs 32, 64 and 96.*

**Keywords:** Convolutional Neural Network, VGG-19, Maturity Level, Cavendish Bananas

**Abstrak**

Pisang yang terdapat di Kebun Pisang Cavendish Kabupaten Purbalingga memiliki tingkat kematangan dan kualitas yang berbeda beda, sebagai buah lokal yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan memiliki potensi pasar yang masih terbuka luas, buah pisang cavendish menjadi salah satu komoditas buah-buahan yang dapat diandalkan di indonesia[3]. Pemerintah melalui Badan Standarisasi Nasional menetapkan standar untuk buah pisang, menjaga mutu buah pisang. Tujuan dari penelitian ini adalah menganalisa pengaruh cahaya dan kualitas citra dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang berdasarkan ciri warna buah pisang di Kebun Pisang Cavendish kabupaten banyumas jawa tengah sesuai dengan SNI 7422:2009[1]. Dalam penelitian ini, para peneliti mengelompokkan tingkat kematangan buah pisang Cavendish dengan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) yang menggunakan arsitektur model VGG-19. Penggunaan VGG-19 difokuskan pada identifikasi tingkat kematangan buah pisang varietas Cavendish. Pemilihan model VGG-19 dilatarbelakangi oleh kedalaman serta keandalan arsitektur VGGNet yang terbukti efektif dalam teknologi ImageNet. Keterlibatan peneliti adalah untuk menguji ketepatan model VGG-19 dalam eksperimen ini, yang melibatkan total 9.000 dataset. Di antara jumlah tersebut, 80% digunakan sebagai data latihan, 10% sebagai data validasi, dan 10% sebagai data uji. Namun, hasil akurasi yang tercatat pada epoch 32, 64, dan 96 menunjukkan variasi yang signifikan. Pada epoch 32, 64, dan 96, VGG-19 berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 97%.

**Kata Kunci:** Convolutional Neural Network, VGG-19, Tingkat Kematangan, Buah Pisang Cavendish

## 1. PENDAHULUAN

Pisang menjadi salah satu komoditas buah-buahan yang dapat diandalkan dan buah pisang memiliki nilai ekonomi tinggi dan potensi pasar yang masih terbuka luas[3]. Mendapatkan buah lokal seperti pisang yang berkualitas tidak mudah, dalam penelitian ini, diperlukan tingkat kecermatan dan pemahaman yang tinggi dari pihak produsen atau petani/ Dengan landasan tersebut penulis mencoba untuk mengklasifikasikan jenis pisang dan level kematangannya dari segi warna dan bentuk pisang untuk membantu memudahkan petani dan petugas dalam memanen hasil kebun[4]. Selain menentukan kualitas buah pisang, Di kebun Pisang Cavendish Kabupaten Purbalingga, proses penentuan tingkat kematangan pisang masih dilakukan secara manual. Kematangan pisang diukur berdasarkan warna, bentuk, dan ukurannya sebagai acuan. Kesulitan yang muncul adalah kurangnya pengetahuan di antara pengunjung atau petugas tentang cara mengidentifikasi tingkat kematangan pisang, yang menyebabkan mereka hanya memilih pisang yang sudah matang. Hasil wawancara dengan para petani menegaskan bahwa kesalahan dalam mengenali jenis dan tingkat kematangan pisang dapat menyebabkan kerugian yang signifikan bagi mereka. Diperlukan solusi berupa pengembangan aplikasi, sistem, atau perangkat otomatis yang dapat menentukan tingkat kematangan pisang berdasarkan warna dan ukurannya secara akurat.

Bidang keilmuan kecerdasan buatan seperti image detection, image recognition, dan image processing sangat relevan dalam mengklasifikasikan jenis pisang berdasarkan bentuk, warna, dan ukuran bibitnya. Variasi bibit pisang yang unik bergantung pada jenisnya dapat diidentifikasi menggunakan teknik-teknik ini. Selain itu, bidang ini juga dapat membantu dalam mendeteksi tingkat kematangan pisang berdasarkan analisis warna buah pisang.[4].

Pada penelitian sebelumnya yang bertujuan membantu petani dalam mengelompokkan jenis pisang berdasarkan warna, digunakan metode *image detection* dan *image recognition*. Proses ini melibatkan beberapa langkah, dimulai dengan segmentasi yang mengubah citra menjadi berwarna, diikuti dengan ekstraksi fitur, dan terakhir adalah klasifikasi menggunakan metode K-NN (K-Nearest Neighbor), Support Vector Machine (SVM), dan Decision Tree (DT). Hasil akurasi yang didapat mencapai 96,6% (Sabilla, et

al.,2020). Informasi tambahan dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode Extreme Learning Machine (ELM) mampu mengklasifikasikan gambar dengan baik, meskipun resolusi gambar yang digunakan relatif kecil (Mahmud, Adiwijaya, Faraby, 2019)[5].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Maulana & Rochmawati (2019), mereka melakukan klasifikasi buah-buahan dengan menggunakan dataset dari Fruit-360. Mereka memilih sejumlah 15 kelas dari total 111 kelas yang ada dalam dataset Fruit-360. Hasil dari proses pembelajaran menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) yang dihasilkan mencapai akurasi sebesar 100% dengan nilai loss sebesar 0,012.[6].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Vimal K. Shrivastava dan rekan-rekannya, mereka melakukan klasifikasi penyakit tanaman padi menggunakan Transfer Learning dari Deep Convolutional Neural Network. Dalam pendekatannya, para peneliti menggunakan Support Vector Machine (SVM) sebagai alat klasifikasi, sementara untuk mengekstraksi fitur, mereka memanfaatkan arsitektur AlexNet. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan menggunakan kamera Canon Powershot SX530HS pada rentang waktu antara pukul 6.30 hingga 9.30 pagi dan 4.00 hingga 5.30 sore. Dataset ini terdiri dari 619 gambar yang terbagi dalam empat klasifikasi penyakit daun padi, yaitu blast, blight, sheat blight, dan daun yang sehat.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi tertinggi yang dicapai dalam penelitian ini adalah 91,3 persen. Tingkat akurasi ini diperoleh dengan menggunakan partisi pelatihan-pengujian sebesar 80 persen - 20 persen, dengan jumlah gambar yang diuji sebanyak 91.[7].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Ardi Hidayat dan kolega, berjudul "Detection Of Disease On Corn Plants Using Convolutional Neural Network Methods", mereka menggunakan kumpulan data sebanyak 3854 gambar dengan tiga jenis penyakit jagung yang berbeda, yaitu karat biasa, bercak daun abu-abu, dan hawar daun utara. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN) yang merupakan teknik deep learning. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode CNN mencapai akurasi sebesar 99% dalam mendiagnosis penyakit jagung.[8].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Endang Anggiratih dan timnya yang berjudul "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 Dengan Transfer Learning", mereka menggunakan dataset berupa 857 citra dengan resolusi total 2848 x 4288. Citra-citra ini diambil menggunakan kamera digital NIKON D90. Terdapat dua klasifikasi utama dalam penelitian ini, yaitu kelas bercak coklat dan kelas bakteri daun.

Karena adanya variasi resolusi gambar, resolusi diubah menjadi 300 x 300 untuk arsitektur atau model Efficientnet B3, dan 224 x 224 untuk arsitektur atau model Mobilenet V3. Proses pengujian pada dataset uji dilakukan secara acak. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa arsitektur Efficientnet mencapai akurasi tertinggi sebesar 79,53% setelah melalui 350 epoch, sedangkan arsitektur Mobilenet V3 memiliki akurasi sebesar 54,32% setelah 300 epoch.[9].

## 2. METODE PENELITIAN

Subjek pada studi atau penelitian yaitu tingkat kematangan buah pisang cavendish dan Obyek pada penelitian ini adalah 3 macam tingkatan kematangan buah pisang yaitu mentah, pra panen, dan matang. Dengan mempertimbangkan subjek dan objek yang disebutkan, berikut adalah peralatan dan materi yang digunakan.

### Software atau Perangkat Lunak

Tabel 1. Software/Perangkat Lunak

Perangkat Lunak	Kegunaan
Windows 10 Pro	Sistem Operasi.
Anaconda Navigator	Aplikasi <i>desktop</i> yang berada di dalam paket instalasi <i>Anaconda</i> untuk menjalankan dan mengelola paket Conda.
Jupyter Notebook	<i>Software open-source</i> buatan Jupyter untuk mengembangkan <i>software</i> interaktif dalam berbagai bahasa pemrograman.
Python	Bahasa pemrograman.

### Hardware/Perangkat Keras

Tabel 2. Hardware

Perangkat Keras	Tipe/Ukuran
Processor	Intel(R)Core(TM) i5-3210M CPU @2.50GHz
Memory	12288 MB RAM
VGA	NVIDIA GeForce GTX 1050Ti
Storage	WDC 1TB SATA3, VGEN SSD SU650 240GB
Display	14 inch

### Bahan Penelitian

Bahan penelitian atau dataset yang digunakan dalam studi ini terdiri dari tiga tingkat kematangan dari buah pisang cavendish yaitu mentah, pra panen dan matang. Pada Gambar 1 menunjukkan buah pisang dengan keadaan mentah. Sedangkan pada Gambar 2, Menunjukkan buah pisang dengan keadaan pra panen. Dan pada Gambar 3, menunjukkan buah pisang dengan keadaan matang.



Gambar 1. Gambar Pisang Cavendish Mentah



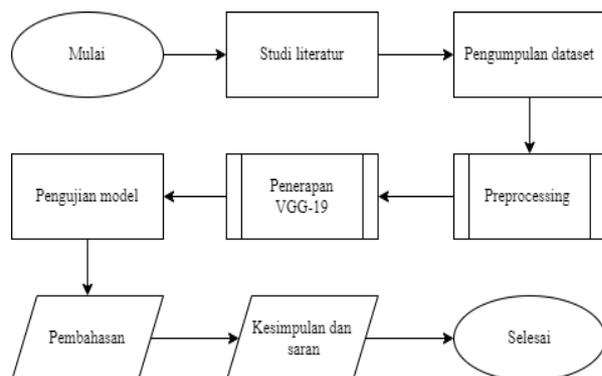
Gambar 2. Gambar Pisang Cavendish Pra Panen



Gambar 3. Gambar Pisang Cavendish Pra Panen

### Proses Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan meninjau literatur yang relevan, mengumpulkan data penelitian/dataset, melakukan Preprocessing data, menerapkan model, menguji model, dan menganalisis hasil penelitian. Alur proses penelitian ini diilustrasikan dalam Gambar 4.



Gambar 4. Proses Penelitian

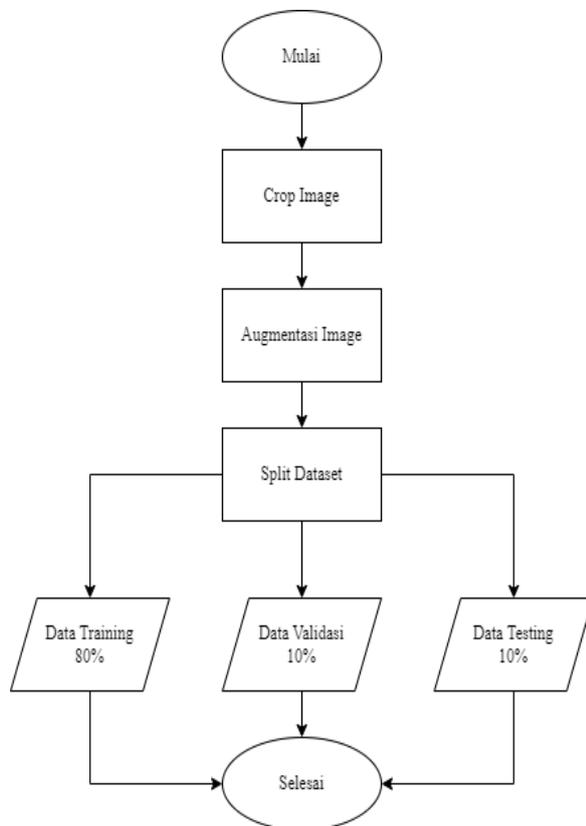
Pengumpulan dataset buah pisang cavendish menggunakan data primer yang diambil oleh penulis di kebun pisang cavendish Kabupaten banyumas menggunakan device Canon EOS1000D.

Tabel 3. Dataset

Buah Pisang Cavendish	Jumlah Citra
Mentah	30
Pra Panen	30
Matang	30
Jumlah	90

### Preprocessing

Langkah-langkah yang diambil oleh peneliti dalam tahap Preprocessing mencakup pemangkasan gambar (crop image), augmentasi gambar (augmentasi image), dan pembagian dataset (split dataset). Gambar 5 menggambarkan alur dari tahap-tahap Preprocessing tersebut.



Gambar 5. Preprocessing

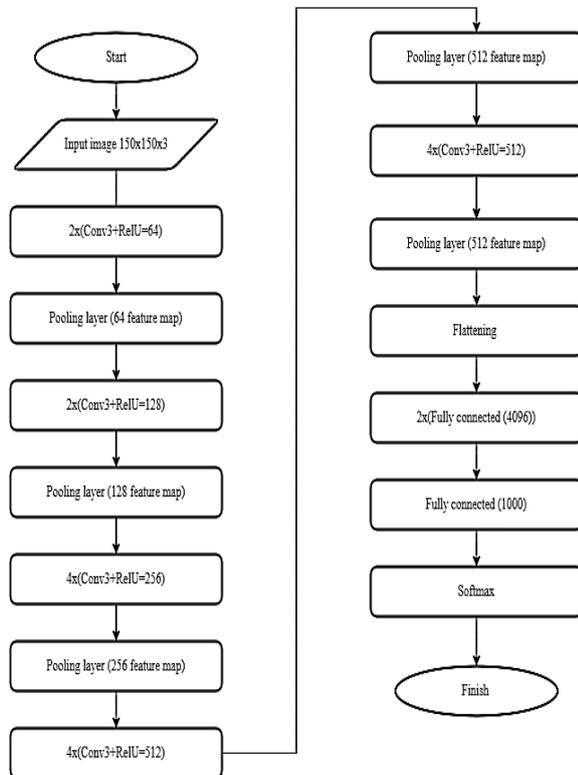
Pada bagian crop image citra dipotong ke rasio square. Citra semula berukuran 1920x1440 diubah menjadi 1440x1440.

### Augmentasi Data

Pada tahap augmentasi citra diperbanyak dengan cara rotasi, zoom dan flip. Dalam tahap augmentasi citra, citra-citra diperbanyak menggunakan proses rotasi, zoom, dan flip. Ukuran citra yang dihasilkan pada proses ini adalah 150x150 piksel. Selanjutnya, dataset dipisahkan menjadi tiga bagian: data pelatihan (training), data validasi (validation), dan data uji (testing). Selama fase pelatihan, proses pembelajaran dijalankan pada gambar-gambar tersebut, menghasilkan model yang kemudian disimpan untuk digunakan dalam proses pengujian. Tahap pengujian melibatkan klasifikasi citra, di mana data citra uji diuji dan hasilnya dibandingkan dengan model yang telah dilatih menggunakan data citra latih yang disimpan dalam database.[5].

### Penerapan VGG-19

Setelah tahap Preprocessing selesai, langkah berikutnya adalah menerapkan model VGG-19. Tahapan pertama dari model VGG-19 melibatkan input citra dengan ukuran 150 piksel. Selanjutnya, citra melewati lapisan konvolusi pertama dengan aktivasi ReLU dilakukan dua kali, dan lapisan ini memiliki 64 filter[10]. Setelah itu, citra melewati lapisan pooling yang menghasilkan 64 peta fitur. Proses ini diulang dengan lapisan konvolusi kedua yang memiliki 128 filter dan lalu melewati lapisan pooling yang menghasilkan 128 peta fitur. Seterusnya, citra melewati lapisan konvolusi ketiga dengan 256 filter dan lalu melewati lapisan pooling yang menghasilkan 256 peta fitur. Proses ini diulang lagi dengan lapisan konvolusi keempat yang memiliki 512 filter dan lalu melewati lapisan pooling yang menghasilkan 512 peta fitur. Kemudian, citra melewati lapisan konvolusi kelima dengan 512 filter dilakukan empat kali, diikuti dengan lapisan pooling yang menghasilkan 512 peta fitur. Setelah itu, citra melewati lapisan konvolusi ketiga belas dengan 512 filter dilakukan empat kali dengan aktivasi ReLU dilakukan empat kali. Citra kemudian melewati lapisan pooling yang menghasilkan 512 peta fitur. Langkah selanjutnya adalah melalui proses "flattening" untuk meratakan data. Pada lapisan klasifikasi, terdapat tiga lapisan fully-connected, dua di antaranya memiliki 4096 unit, dan satu lapisan terakhir memiliki 1000 unit. Alur penerapan model VGG-19 ini dijelaskan dalam Gambar 6.



Gambar 6. Alur penerapan VGG-19

VGG-19 yang ditraining kemudian akan ditesting menggunakan confusion matrix. Pengujian model ini dilakukan accuracy, precision, recall dan f1-score dari model.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam tahap augmentasi, citra diperbanyak dengan menerapkan proses rotasi, zoom, dan flip. Ukuran citra yang dihasilkan dalam proses ini adalah 224x224 piksel. Rincian jumlah citra yang diperoleh dari hasil augmentasi data ini dapat ditemukan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Perbedaan jumlah gambar sebelum dan sesudah augmentasi

Buah Pisang Cavendish	Sebelum	Sesudah
Mentah	30	3000
Pra Panen	30	3000
Matang	30	3000
Jumlah	90	9000

Data yang sudah diperbanyak tersebut kemudian dibagi menjadi data training, data validasi, dan data testing yang masing-masing berjumlah 80%, 10% dan 10%. Detail jumlah dataset pada tahap ini dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Split Dataset

Pisang Cavendish	Data training 80%	Data validation 10%	Data testing 10%
Mentah	2.400	300	300
Pra Panen	2.400	300	300
Matang	2.400	300	300
<b>Total</b>	<b>7.200</b>	<b>900</b>	<b>900</b>

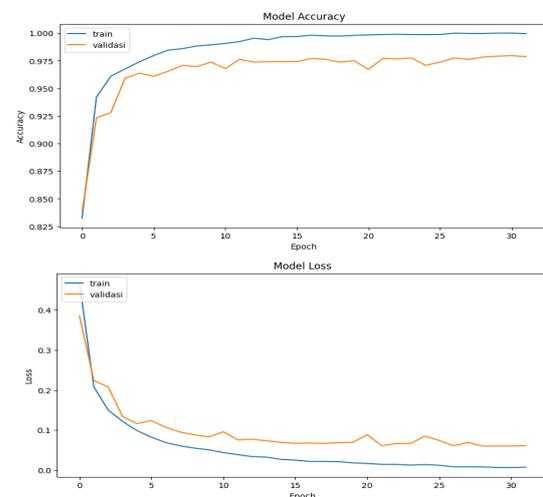
Pada penerapan VGG19, model VGG19 tersebut diaplikasikan dari tensorflow.keras.applications.vgg19. Pada VGG19 terdapat 16 layer konvolusi seperti yang telah dijelaskan pada BAB 3 dengan layer konvolusi paling besar memiliki 512 filter. Input citra yang digunakan pada model ini berukuran 150x150.

### 3.1 Hasil Pengujian Model

Setelah model dari VGG19 terbentuk, proses pengujian model dilakukan dengan epoch 32, 64 dan 96. Nilai epoch tersebut digunakan untuk melihat akurasi yang dihasilkan epoch dengan nilai rendah ke nilai yang lebih tinggi. Berikut hasil yang didapatkan.

#### 3.1.1 Training Epoch 32

Hasil pengujian model dengan epoch 32 mendapatkan akurasi 0,9787 dan loss 0,0608. Grafik dari akurasi dan loss pada pengujian epoch 32 ditunjukkan pada Gambar 7 yang mana garis merah menunjukkan hasil dari training dan garis biru menunjukkan hasil dari validasi.

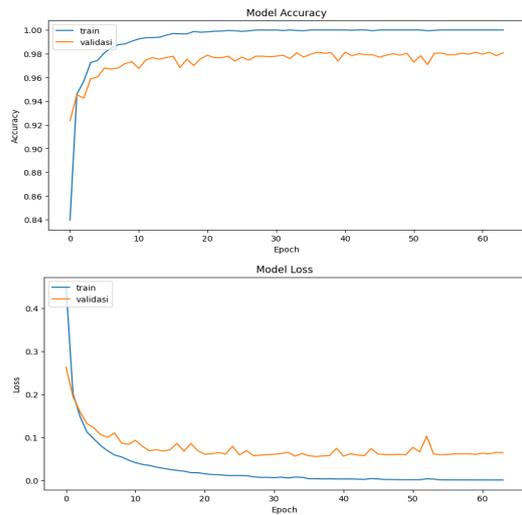


Gambar 7. Grafik accuracy dan loss epoch-32

#### 3.1.2 Training Epoch 64

Pada pengujian model dengan epoch 64 mendapatkan masing-masing akurasi dan loss sebesar 0,9808 dan 0,0642. Grafik dari akurasi

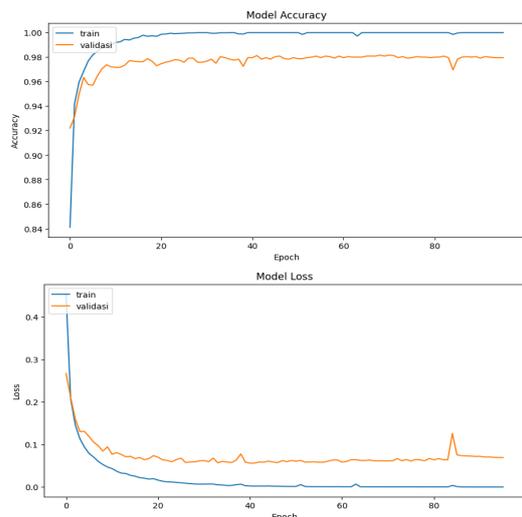
dan loss pada pengujian epoch 64 ditunjukkan pada Gambar 8 yang mana garis merah menunjukkan hasil training dan garis biru menunjukkan hasil validasi.



Gambar 8. Grafik accuracy dan loss epoch-64

### 3.1.3 Training Epoch 96

Hasil pengujian model dengan epoch 96 mendapatkan masing-masing akurasi dan loss sebesar 0,9796 dan 0,0695. Grafik dari akurasi dan loss pada pengujian epoch 96 ditunjukkan pada Gambar 9 yang mana garis merah menunjukkan hasil dari training dan garis biru menunjukkan hasil dari validasi.



Gambar 9. Grafik accuracy dan loss epoch 96

## 3.2 Pembahasan

Setelah pengujian model dilakukan, berikut pembahasan hasil dari klasifikasi penyakit pada daun padi menggunakan VGG19. Pada gambar 10 terlampir waktu yang digunakan saat training.

	32-Epoch	64-Epoch	96-Epoch
0	271.831848	271.831848	271.831848
1	275.440074	275.440074	275.440074
2	277.749409	277.749409	277.749409
3	279.054848	279.054848	279.054848
4	278.493531	278.493531	278.493531
...	...	...	...
92	0.000000	0.000000	277.314454
93	0.000000	0.000000	276.847853
94	0.000000	0.000000	276.467976
95	0.000000	0.000000	276.470538
96	8875.578341	17760.877304	26640.737780

Gambar 10. Training time

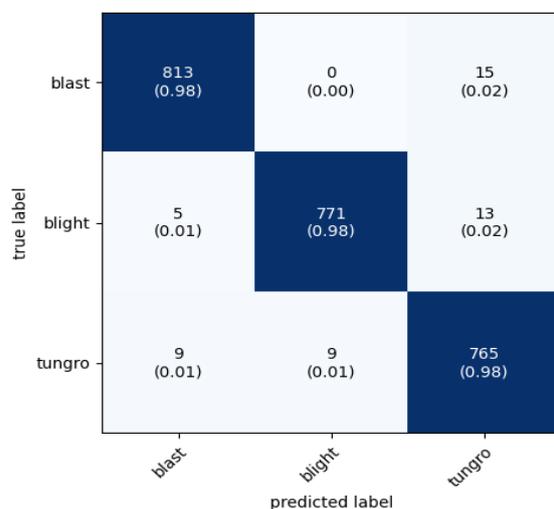
Dari Gambar 10, waktu yang diperlukan saat melatih model pada epoch 32 adalah 8875,6 detik. Pada epoch 64, waktu yang diperlukan saat melatih adalah 17760,9 detik, dan pada epoch 96, waktu yang diperlukan saat melatih adalah 26640,7 detik. Informasi rinci mengenai nilai loss, akurasi, dan waktu saat pelatihan dapat ditemukan dalam Tabel 6.

Tabel 6. Hasil training model

	Training Loss	Training Accuracy	Time (s)
32	0,0608	0,9787	8875,6
64	0,0642	0,9808	17760,9
96	0,0695	0,9796	26640,7

Dari tabel 6 dapat diketahui jika nilai epoch semakin tinggi akurasi yang didapatkan juga semakin baik. Hasil loss juga semakin kecil. Namun, semakin tinggi epoch, semakin lama waktu yang dibutuhkan untuk melatih model. Berikut pembahasan hasil dari klasifikasi model.

### 3.2.1 Epoch 32



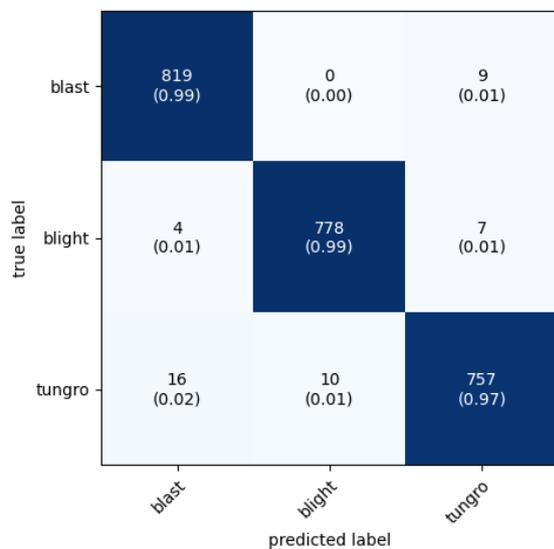
Gambar 11. Confussion matrix epoch 32

Hasil klasifikasi dari model VGG19 menggunakan confusion matrix untuk menghitung presisi, recall, f1-score, akurasi, dan macro average. Confusion matrix pada epoch 32 dapat dilihat pada Gambar 11. Hasil rata-rata dari presisi, recall dan f1-score pada epoch 32 yaitu 0.98. Akurasi pada epoch 32 adalah 0,98 dalam bentuk persen yaitu 98%. Classification report dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Klasifikasi Epoch-32

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Blas	0,98	0,98	0,98
Hawar (blight)	0,99	0,98	0,98
Tungro	0,96	0,98	0,97
<i>Accuracy</i>			0,98
<i>Macro avg</i>	0,98	0,98	0,98

### 3.2.2 Epoch 64



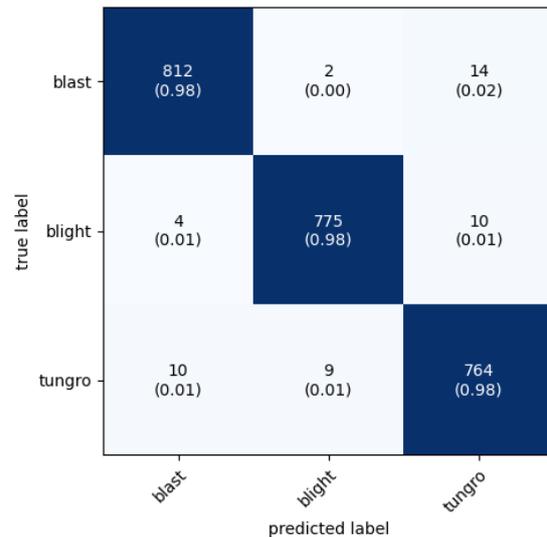
Gambar 12. Confusion matrix epoch 64

Pada epoch 64 nilai dari confusion matrix dapat dilihat pada Gambar 12 Akurasi pada epoch 64 adalah 0,98 atau dalam bentuk persen yaitu 98%. Hasil macro average masing-masing presisi, recall dan f1-score yaitu 0.98. Detail classification report dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Klasifikasi Epoch-64

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Blas	0,98	0,99	0,98
Hawar (blight)	0,99	0,99	0,99
Tungro	0,98	0,97	0,97
<i>Accuracy</i>			0,98
<i>Macro avg</i>	0,98	0,98	0,98

### 3.2.3 Epoch 96



Gambar 13. Confusion matrix epoch 96

Pada epoch 96 nilai dari confusion matrix dapat dilihat pada Gambar 13 Hasil presisi, recall dan f1-score pada epoch 96 yaitu 0.98. Akurasi pada epoch 96 adalah 0,98 atau dalam bentuk persen yaitu 98%. Hasil macro average masing-masing presisi, recall dan f1-score yaitu 0.98. Detail classification report dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi epoch-96

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Blas	0,98	0,98	0,98
Hawar (blight)	0,99	0,98	0,98
Tungro	0,97	0,98	0,97
<i>Accuracy</i>			0,98
<i>Macro avg</i>	0,98	0,98	0,98

Berikut Tabel 10 perolehan akurasi yang didapatkan epoch 32, 64, dan 96.

Tabel 10. Hasil testing

Epoch	Presisi	recall	F1-score	Akurasi(%)
32	0,98	0,98	0,98	98%
64	0,98	0,98	0,98	98%
96	0,98	0,98	0,98	98%

## 4. PENUTUP

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa penerapan model VGG-19 dalam penelitian ini berhasil dalam melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah pisang cavendish. Pembangunan model ini melibatkan aktivitas pengumpulan dataset dan proses Preprocessing. Tahap Preprocessing mencakup

pemangkasan data (crop data), augmentasi data, dan pembagian dataset (split dataset). Setelah tahap Preprocessing selesai, model VGG-19 diterapkan untuk mengklasifikasikan gambar tingkat kematangan buah pisang cavendish.

Waktu yang digunakan untuk melatih model pada epoch 32 adalah 8875,6 detik. Pada epoch 64, waktu yang diperlukan untuk melatih adalah 17760,9 detik. Sedangkan pada epoch 96, waktu yang dibutuhkan untuk melatih adalah 26640,7 detik. Hasil pengklasifikasian tingkat kematangan buah pisang cavendish menggunakan model VGG-19 menunjukkan akurasi sebesar 97% pada epoch 32, 64, dan 96.

### Saran

Pada penelitian berikutnya, Penting untuk menggunakan perangkat komputasi dengan kapasitas memori yang mencukupi jika berencana untuk menangani jumlah dataset yang besar dalam penelitian selanjutnya. Dan Memastikan bahwa perangkat keras memiliki memori yang cukup akan memungkinkan Anda untuk menyimpan, memproses, dan menganalisis dataset dengan efisien, mendukung kemajuan penelitian.

Pada penelitian berikutnya, disarankan untuk mempertimbangkan penggunaan metode transfer learning lainnya agar hasilnya dapat dibandingkan dan diverifikasi dengan lebih baik. Selain itu, eksperimen dengan ukuran piksel yang berbeda seperti 64x64, 128x128, 256x256, atau ukuran lainnya. Penggunaan variasi ukuran piksel memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi ukuran yang paling optimal untuk klasifikasi tingkat kematangan buah pisang cavendish. Dengan melakukan percobaan ini.

### 5. REFERENSI

- [1] I. Najiah, I. Hariyanti, A. R. Sanjaya, A. R. Sanjaya, K. P. Celak, and D. K. Pisang, "Deteksi Jenis Dan Kematangan Pisang Menggunakan Metode Extreme Learning," *Responsif*, vol. 2, no. 2, pp. 232–242, 2020.
- [2] <https://id.wikipedia.org>, "Pisang cavendish," <https://id.wikipedia.org>, 2021. [https://id.wikipedia.org/wiki/Pisang\\_cavendish](https://id.wikipedia.org/wiki/Pisang_cavendish) (accessed Jun. 03, 2021).
- [3] A. D. Putro and A. Hermawan, "Pengaruh Cahaya dan Kualitas Citra dalam Klasifikasi Kematangan Pisang Cavendish Berdasarkan Ciri Warna Menggunakan Artificial Neural Network," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 215–228, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1396.
- [4] A. Dwi and P. Wicaksono, "Klasifikasi Tingkat Kematangan, Kualitas dan Jenis Buah Pisang Berdasarkan Ciri Warna dan Bentuk Menggunakan Artificial Neural Networks," vol. 07, no. 02, pp. 91–98, 2022.
- [5] Y. Zhang, J. Gao, and H. Zhou, "Breeds Classification with Deep Convolutional Neural Network," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, 2020, doi: 10.1145/3383972.3383975.
- [6] I. SABILLA, AHMAD, "Arsitektur Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jenis Dan Kesegaran Buah Pada Neraca Buah," *Tesis*, no. 201510370311144, pp. 1–119, 2020, [Online]. Available: [https://repository.its.ac.id/73567/1/05111850010020-Master\\_Thesis.pdf](https://repository.its.ac.id/73567/1/05111850010020-Master_Thesis.pdf).
- [7] S. G. and K. Sarkar, "Rice Leaf Diseases Classification Using CNN with Transfer Learning," *IEEE Calcutta Conf. CALCON*, pp. 230–236, 2020, doi: 10.1109/CALCON49167.2020.9106423.
- [8] and I. I. A. Hidayat, U. Darusalam, "Detection of Disease on Corn Plants Using Convolutional Neural Network Methods," *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 12, no. 1, p. 51, 2020, doi: 10.21609/jiki.v12i1.695.
- [9] and A. S. E. Anggiratih, S. Siswanti, S. K. Octaviani, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 dengan Transfer Learning," *J. Ilm. SINUS*, vol. 19, no. 1, p. 75, 2021, doi: 10.30646/sinus.v19i1.526.
- [10] F. Emmert-streib, Z. Yang, H. Feng, S. Tripathi, and F. Emmert-streib, "An Introductory Review of Deep Learning for Prediction Models With Big Data," vol. 3, no. February, pp. 1–23, 2020, doi: 10.3389/frai.2020.00004.