

ANALISIS PERBANDINGAN METODE TRANSFER LEARNING DENSENET201 DAN VGG-19 TERHADAP PERFORMA KLASIFIKASI KUALITAS BUAH TOMAT

Clairine A. Sanjaya^{1*}, Minto Waluyo²

^{1,2}Teknik Industri, Fakultas Teknik dan Sains, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia; (031) 878219

Received: 24 Desember 2024
Accepted: 14 Januari 2025
Published: 20 Januari 2025

Keywords:

Transfer Learning, VGG-19, DenseNet201, Prediksi

Correspondent Email:

22032010155@student.upnja
tim.ac.id

Abstrak. Melakukan analisa kualitas khususnya pada bidang pertanian pada buah tomat menjadi salah satu aspek penting karena buah tomat merupakan salah satu buah yang hingga saat ini banyak digunakan untuk pengolahan pangan. Data yang diperoleh diolah dengan memanfaatkan teknologi dengan metode *transfer learning* menggunakan metode *DenseNet201* dan VGG19. Metode yang akan digunakan dalam pengolahan data akan dibandingkan untuk mendapatkan hasil yang lebih efektif dalam memprediksi kualitas buah tomat. Hasil menunjukkan bahwa dengan model *DenseNet201* dengan menggunakan *ImageNet* mendapatkan nilai akurasi sebesar 92% dan model VGG didapatkan hasil sebesar 82% sedangkan hasil tanpa *ImageNet* diperoleh model *DenseNet201* memperoleh hasil akurasi sebesar 88% sedangkan model VGG19 sebesar 90%. Pada penelitian ini dilakukan untuk pengembangan sistem komputasi dalam mengklasifikasi kualitas buah tomat yang lebih efektif dalam proses evaluasi.

Abstract. Analyzing quality, especially in the field of agriculture on tomatoes, is one of the important aspects because tomatoes are one of the fruits that are currently widely used for food processing. The data obtained is processed by utilizing technology with transfer learning methods using the *DenseNet201* and VGG19 methods. The methods to be used in data processing will be compared to get more effective results in predicting the quality of tomato fruit. The results show that the *DenseNet201* model using *ImageNet* obtained an accuracy value of 92% and the VGG model obtained a result of 82% while the results without *ImageNet* obtained the *DenseNet201* model obtained an accuracy result of 88% while the VGG19 model was 90%. This research was conducted to develop a computational system in classifying the quality of tomato fruit that is more effective in the evaluation process.

1. PENDAHULUAN

Tomat adalah salah satu sayuran yang paling umum dikonsumsi di seluruh dunia. Buah tomat merupakan komoditas yang mudah ditanam, baik di dataran rendah maupun tinggi, serta dapat tumbuh di lahan bekas sawah maupun lahan kering. Buah tomat termasuk kedalam aspek penting dalam industri pertanian dan distribusi pangan, hingga saat ini buah tomat banyak digunakan sebagai bahan

makanan sehari-hari. Kualitas buah tomat menjadi salah satu faktor utama yang menentukan penerimaan konsumen, nilai jual, serta keberhasilan dalam proses distribusi dan pemasaran. Kualitas tomat dipengaruhi oleh tingkat kualitas tomat karena akan terlihat pada warna sehingga mempengaruhi tekstur, rasa dan kandungan nutrisi yang terdapat pada buah tomat. Oleh karena itu, perlu untuk mengklasifikasikan tingkat kualitas buah tomat

sehingga tomat yang dipanen yang dikirim ke distributor memiliki kualitas yang cukup dan sesuai dengan kriteria permintaan konsumen. Penelitian dalam memahami kualitas produk telah terus berkembang dengan tujuan membangun sistem yang dapat memahami dan menginterpretasikan faktor-faktor lain dari tingkat kualitas tomat dengan akurasi yang tinggi.

Dengan kemajuan teknologi, metode berbasis machine learning dan transfer learning telah muncul sebagai solusi untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses pengklasifikasian. Dengan menggunakan metode ini, fitur-fitur visual pada tomat, seperti warna kulit dan tekstur, dapat diidentifikasi secara otomatis untuk menentukan tingkat kualitas buah dengan lebih tepat.

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis jaringan saraf yang dirancang khusus untuk mengenali objek dalam gambar. CNN termasuk dalam kategori *Deep Neural Network*, yang merupakan pengembangan dari *Multi-Layer Perceptron* (MLP) dan dirancang untuk memproses data dalam bentuk dua dimensi. [1]. Algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) merupakan salah satu metode pemrosesan gambar yang memanfaatkan operasi konvolusi untuk mengidentifikasi fitur-fitur spesifik dalam data pelatihan [2]. Kemampuan CNN untuk dapat memproses gambar visual dua dimensi dalam menganalisis suatu gambar dan mengklasifikasikan gambar dengan baik menjadi salah satu model yang sering digunakan. Terdapat beberapa arsitektur CNN seperti AlexNet, GoogleNet, ResNet, DenseNet, NasNet, VGG dan EfficientNet [3]. Namun, penggunaan model yang digunakan seperti DenseNet dan VGG menjadi salah satu metode yang mampu mengklasifikasikan suatu gambar dengan sangat baik walaupun memiliki kompleksitas yang berbeda.

Pada penelitian sebelumnya dengan judul “Rancangan Sistem Identifikasi Citra Penyakit dan Hama Bawang Merah Menggunakan Metode CNN model DenseNet201” yang dilakukan tahun 2024 oleh peneliti [4]. Pada penelitian tersebut memberikan hasil dengan menggunakan model DenseNet 201 memberikan nilai akurasi model sebesar 77% dalam memprediksi citra penyakit. Kemudian

dengan hasil penelitian lainnya dengan judul “Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN dengan arsitektur VGG Net untuk pengenalan cuaca” yang dilakukan pada tahun 2023 oleh peneliti [5] memberikan hasil nilai akurasi sebesar 94,16% dengan menggunakan pelatihan epoch 150. Melalui penelitian terdahulu ini diketahui penggunaan model transfer learning telah memberikan hasil yang baik pada model klasifikasi, namun belum dijelaskan sepenuhnya pada model DenseNet dan VGG berperan dalam mengklasifikasikan tingkat kualitas tomat. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pengaruh transfer learning pada algoritma DenseNet201 dan VGG19 terhadap performa dalam mengklasifikasikan tingkat kualitas tomat dengan melakukan analisis pada arsitektur model dan hyperparameter yang digunakan. Selain itu, akan dianalisis juga perbandingan yang digunakan terdapat menganalisis tingkat kualitas tomat dengan menggunakan algoritma DenseNet201 dan VGG19 berdasarkan model yang dibuat dengan menggunakan uji *fine-tuning* pada pengujian data dan pelatihan data. Dengan menerapkan deep transfer learning, fitur yang sudah dipelajari dapat dipindahkan ke suatu tugas baru dengan memanfaatkan dataset yang lebih kecil, sehingga membantu mempercepat proses pelatihan [2]. Selanjutnya, hasil implementasi transfer learning akan diuji menggunakan data uji yang telah ditentukan untuk melihat performa dari metode *transfer learning* yang telah dilakukan.

Oleh karena ini penelitian ini diharapkan dapat menambah pengetahuan mengenai pengaruh transfer learning dalam mengklasifikasi tingkat kualitas buah tomat serta memberikan informasi mengenai komparasi antara performa pada algoritma DenseNet201 dengan VGG-19 dalam melakukan prediksi pada suatu produk sehingga dapat membantu peneliti lainnya dalam menentukan model algoritma yang lebih optimal dalam model prediksi kualitas buah.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Transfer Learning*

Transfer learning adalah metode yang memakai *network* yang sudah dilatih sebelumnya dan memakainya sebagai titik awal untuk mempelajari tugas selanjutnya ataupun

baru [6]. *Transfer learning* merujuk pada sebuah cara *training* dengan menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya dan selanjutnya menggunakan model tersebut untuk sebuah dataset baru. *Transfer learning* adalah salah satu solusi yang bisa dimanfaatkan pada saat *dataset* yang ada tidak cukup ideal untuk melakukan proses *training* dari awal [7].

Transfer learning memiliki arsitektur lapisan *convolution* dan *pooling* yang lebih dalam dibandingkan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) sederhana, sehingga dapat melakukan ekstraksi tekstur citra lebih banyak dan menghasilkan informasi dari citra yang lebih baik [8]. *Transfer learning* mampu memberi akurasi yang baik dan mengatasi problem terbatasnya dataset serta permasalahan *cross-domain* dengan mengekstrak informasi berguna dari data yang telah ada dan ditransfer untuk digunakan pada data tujuan.

2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis neural network yang biasa digunakan pada data gambar yang digunakan untuk mendeteksi dan mengenali objek [9]. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah algoritma *deep learning* yang dapat dilatih untuk kumpulan data gambar skala besar untuk melakukan pengenalan dan deteksi objek dalam gambar [10]. Metode CNN) memiliki hasil yang paling signifikan dalam pengenalan citra digital. Hal tersebut dikarenakan CNN di terapkan berdasarkan sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia dengan meniru fungsi dari jaringan saraf otak pada manusia [3].

Karena termasuk ke dalam *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN) memerlukan pelatihan model yang cukup lama dan bergantung pada perangkat yang digunakan [11]. Namun data yang didapatkan untuk digunakan dalam melakukan klasifikasi citra tidak semuanya selalu memiliki jumlah data yang besar, data yang didapatkan bisa saja memiliki proporsi yang tidak seimbang untuk setiap labelnya dan ini mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan pada proses klasifikasi.

2.3 Arsitektur DenseNet201

Jaringan konvolusi padat (*DenseNet*) merupakan penghubung pada lapisan ke setiap lapisan lainnya dengan cara *feedforward* [12]. Arsitektur *DenseNet201* adalah salah satu varian dari *Dense Convolutional Network* (*DenseNet*) yang diperkenalkan pada tahun 2017 [13]. *DenseNet* merupakan inovasi dalam *deep learning* yang di mana setiap *layer* terhubung langsung dengan semua *layer* sebelumnya. Hal ini memungkinkan pemanfaatan ulang fitur secara efisien, mengurangi kebutuhan parameter, dan menjaga stabilitas gradien selama pelatihan. *DenseNet201* terdiri dari 201 *layer* yang dibagi menjadi beberapa komponen utama, yaitu *dense block*, *transition layer*, serta penggunaan *batch normalization* dan fungsi aktivasi *ReLU* untuk mempercepat konvergensi dan meningkatkan performa model. Model *DenseNet201* memiliki keunggulan seperti pada lapisan saling terhubung ke lapisan-lapisan sebelumnya sehingga memberikan pengaruh pada jumlah parameter yang digunakan dalam jaringan menjadi lebih efisien, sementara performa jaringan tetap tinggi [14]. *DenseNet201* adalah arsitektur yang efektif dan inovatif dalam meningkatkan efisiensi serta performa model *deep learning*, meskipun tantangan dalam aspek komputasi dan memori perlu diperhatikan dalam penerapannya.

2.4 Arsitektur VGG-19

VGG-19 merupakan arsitektur yang terdiri dari 19 *layers* yang terdiri dari 16 *convolutional layer*, 4 *max pooling layer*, 2 *fully connected layer*, dan 1 *softmax layer*. Input image size dari arsitektur ini adalah 224x224. Arsitektur ini memiliki kernel yang berukuran 3x3 dan memiliki 5 blok dengan berbagai ukuran *convolutional layer* pada setiap blok, yang kemudian ditambahkan *max pooling layer* sebagai pemisah setiap blok [15].

Lapisan konvolusi di dalam VGG19 berperan penting dalam mendeteksi pola-pola kompleks pada berbagai tingkat abstraksi. Selain itu, lapisan-lapisan konvolusi ini juga telah dilengkapi juga dengan *Rectified Linear Unit* (*ReLU*) [16]. VGG-19 menjadi salah satu arsitektur yang populer dan sering digunakan dalam penelitian maupun aplikasi praktis di bidang *computer vision*.

3. METODE PENELITIAN

Metode yang diterapkan untuk membuat system identifikasi kualitas pada buah tomat yaitu menggunakan metode deep learning. Berikut ini adalah serangkaian langkah-langkah yang diterapkan dalam penelitian ini:



Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian

A. Mengidentifikasi Masalah

Pada tahap awal penelitian adalah melakukan identifikasi masalah. Pada penelitian ini, permasalahan yang terjadi yaitu untuk mengklasifikasikan kualitas dari buah tomat dengan menggunakan teknologi *computer vision* dengan menggunakan metode deep learning dengan membandingkan performa dari model DenseNet201 dengan VGG19. Pada penelitian ini peneliti akan membuat model yang dapat mengklasifikasikan beberapa kelas pada dataset sehingga dapat digunakan untuk keperluan untuk melakukan pengecekan kualitas secara otomatis ataupun keperluan lainnya pada bidang teknologi pada pertanian.

B. Menganalisis Kebutuhan

Pada penelitian ini terdapat perangkat kebutuhan yang dibutuhkan untuk melakukan percobaan penelitian yang dilakukan agar menghasilkan model yang optimal diantaranya penggunaan perangkat yang memadai dengan menggunakan system operasi *Windows 11*. Untuk pembuatan model deep learning dibuat dengan menggunakan media Google Colaboratory dengan menggunakan runtime Python 3 dan akselerasi hardware menggunakan T4 GPU, hal ini dilakukan agar dapat melakukan kegiatan komputasi dengan kecepatan yang cukup tinggi agar menghasilkan hasil yang optimal.

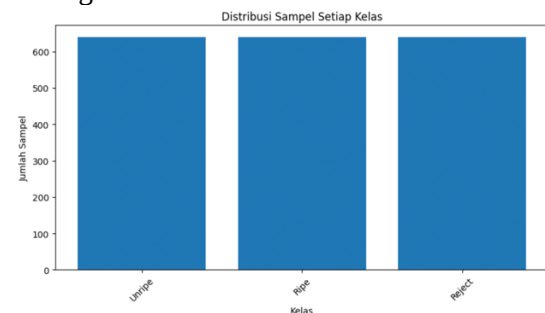
C. Mengumpulkan Data

Dalam melakukan penelitian ini terdapat dataset yang diperlukan. Dataset yang diperlukan diperoleh dari *Tomato Classification* dari website Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/nexuswho/tomatofruits/data>). Populasi penelitian diambil melalui beberapa kelas seperti ripe (tomat sehat, matang), reject (tomat rusak) dan unripe (tidak/kurang matang). Berikut adalah beberapa sample gambaran visual pada dataset yang digunakan dalam penelitian.



Gambar 3.2 Contoh Dataset

Kemudian terdapat beberapa distribusi pada dataset dengan total 2400 gambar yang terdiri dari 3 kelas kualitas tomat yaitu *ripe*, *unripe* dan *reject*. Pada penelitian ini, digunakan dataset yang seimbang agar dapat mempresentasikan setiap kelas dengan baik agar kinerja model yang dihasilkan dapat meningkat.



Gambar 3.3 Distribusi Dataset

D. Preprocessing

Preprocessing merupakan tahapan membersihkan, mentransformasi, dan mempersiapkan data agar siap digunakan dalam proses selanjutnya. Proses *preprocessing* ini melibatkan langkah-langkah seperti melakukan rotasi gambar, penghapusan duplikasi, normalisasi gambar, pengubahan ukuran gambar dan perubahan warna gambar [17]. Pada tahapan ini, gambar dataset akan diubah menjadi ukuran 224x224 pixel. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan beberapa data yang dibagi menjadi tiga bagian berbeda diantaranya. Data latih (*training*), data validasi (*validation*),

dan data uji (*testing*). Pembagian ini dibagi dengan masing-masing sejumlah 1920 (*training*), 240 (*validasi*) dan 240 (*testing*). Dengan total keseluruhan data yang digunakan pada penelitian kali ini sejumlah 2,400 gambar yang terbagi menjadi 3 kelas yang berbeda.

E. Perancangan Model Klasifikasi

Model yang akan digunakan pada penelitian ini dengan menerapkan model klasifikasi dengan menggunakan model *deep learning* dengan menggunakan *pre-trained* model DenseNet201 dan VGG19. Berikut adalah Langkah-langkah dari perancangan model klasifikasi :

- 1) *Input* dataset
- 2) Melakukan *preprocessing* data dengan mengubah ukuran gambar menjadi 224x224 *pixel* serta pemberian label pada setiap kelas.
- 3) Dataset dibagi menjadi 3 yaitu sebanyak 1920 sebagai data *training*, 240 gambar sebagai data validasi dan 240 gambar sebagai data uji tes.
- 4) Data akan *training* dengan metode *deep learning* menggunakan *pre-trained* model DenseNet201 dan VGG19.
- 5) Melakukan evaluasi model dengan melakukan perbandingan pada *pre-trained* model DenseNet201 dan VGG19 melalui performa nilai akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score*.
- 6) Model yang menghasilkan performa lebih baik akan disimpan dan dimanfaatkan untuk melakukan pengklasifikasian kualitas pada tomat.

F. Evaluasi Kinerja Model

Pada penelitian ini model yang telah dirancang selanjutnya akan dievaluasi untuk mengetahui performa yang dihasilkan dalam memprediksi data training, data validasi dan data uji selama dilakukan pelatihan. Pengukuran kinerja model adalah suatu proses penting dalam evaluasi seberapa optimal model machine learning dalam memprediksi atau mengklasifikasikan data [2]. Pengukuran yang dilakukan dilihat menggunakan *confusion matrix* untuk melihat performa pada setiap model yang telah dirancang. Semua proses pelatihan dan validasi dilakukan dengan jumlah epoch dan batch yang sama. Kemudian, evaluasi kinerja model dilakukan dengan

membandingkan akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score* dari kedua model di semua dataset pada proses pengujian. Terakhir, melakukan analisis untuk menyimpulkan arsitektur pembelajaran transfer terbaik dari terbaik dari kedua model yang telah dirancang.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Skenario Pengujian *Pretrained Model*

Dalam melakukan penelitian ini melalui data yang didapatkan pada Kaggle mengenai *Tomato Classification* pada arsitektur model DenseNet201 dan VGG19 digunakan *input layer* yang sama sebesar 224 x 224 *pixel* dengan menggunakan aktivasi softmax atau ReLu. Dataset yang didapatkan kemudian dilakukan *splitting* data untuk dibagi menjadi data train, data validasi dan data uji. Skenario pengujian dilakukan dengan menggunakan metode *fine tuning* dengan menambahkan layer tambahan pada *pretrained model*. Skenario pada pengujian pada *pretrained model* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Skenario Pengujian *Pretrained Model*

Model	Weights	Training Data	Validation Data	Testing Data
DenseNet201	ImageNet	1920	240	240
DenseNet201	None	1920	240	240
VGG19	ImageNet	1920	240	240
VGG10	None	1920	240	2420

Selanjutnya, setelah melakukan 4 kali percobaan pada pelatihan dengan kombinasi pada *pretrained model* DenseNet201 dan VGG19 dengan menggunakan *weights* berupa *ImageNet* dan *None* akan didapatkan hasil evaluasi yaitu akurasi, *average duration per step* (s), dan *loss*. Dengan memanfaatkan perangkat lunak berupa Google Colab peneliti mencoba membandingkan hasil performa training dengan jumlah *epoch* sebanyak 50, dengan tujuan mengetahui model yang memiliki performa yang cukup baik. Berikut adalah hasil metrik evaluasi pada proses *training model* DenseNet201 dan VGG19 yang didapatkan setelah dilakukan percobaan:

Tabel 2. Hasil proses *training model*

Model	DenseNet201	DenseNet201	VGG19	VGG19
Weights	ImageNet	None	ImageNet	None
Average duration per Step (s)	0,453	0,582	0,445	0,628
Accuracy	0.92083	0.88333	0.82499	0.90416
Loss	4.2825	0.7843	3.4865	0.7787

Dari tabel 2, dapat dilihat bahwa pada setiap model yang telah dibuat memiliki hasil yang berbeda-beda. Pada model DenseNet201 dengan menggunakan *pretrain ImageNet*

memiliki nilai akurasi sebesar 0.92083 dengan nilai *loss* sebesar 4.2825, sedangkan pada model VGG19 memiliki akurasi sebesar 0.82499 dengan nilai *loss* sebesar 3.4865. Kemudian pada model *DenseNet201* tanpa menggunakan pretrain ImageNet memiliki nilai akurasi sebesar 0.88333 dengan nilai *loss* sebesar 0.7843, sedangkan pada model VGG19 memiliki nilai akurasi sebesar 0.90416 dengan nilai *loss* 0.7787.

B. Hasil Pengujian *Pretrained Model*

Berikut adalah hasil dari pengujian *learning rate* yang telah dilakukan pada setiap model hingga mendapatkan hasil kinerja model yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, *AUC* dan *support*.

Tabel 3. Performa *Pretrained Model*

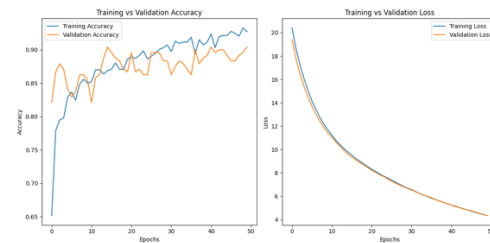
Model	<i>DenseNet201</i>	<i>DenseNet201</i>	VGG19	VGG19
Weights	ImageNet	None	ImageNet	None
Accuracy	0.920	0.880	0.820	0.900
Precision	0.920	0.883	0.826	0.903
Recall	0.923	0.883	0.830	0.906
f1-score	0.923	0.880	0.820	0.903
support	240	240	240	240

Lerning rate merupakan salah satu *factor* yang mengontrol model memahami dari data pelatihan. Pada setiap model yang dilakukan menggunakan *learning rate* sebesar 0.0001. Berdasarkan percobaan yang dilakukan didapatkan nilai rata-rata nilai klasifikasi pada evaluasi model. Pada model *DenseNet201* dengan menggunakan *ImageNet* menghasilkan nilai *accuracy* 92%, *precision* 92%, *recall* 92.3%, *f1-score* 92.3%. Sementara pada model *DenseNet201* tanpa menggunakan *ImageNet* didapatkan nilai *accuracy* 88%, *precision* 88.3%, *recall* 88.3%, *f1-score* 88%. Kemudian pada model VGG19 dengan menggunakan *ImageNet* menghasilkan nilai *accuracy* 82%, *precision* 82.6%, *recall* 83%, *f1-score* 82%. Sementara, pada model VGG19 tanpa menggunakan *ImageNet* didapatkan nilai *accuracy* 90%, *precision* 90.3%, *recall* 90.6%, *f1-score* 90.3%.

C. Evaluasi Model Klasifikasi

Berdasarkan hasil pengujian pada setiap *pretrained model* diketahui bahwa model *DenseNet201* memiliki hasil evaluasi yang cukup baik karena memiliki nilai kinerja model yang cukup optimal untuk digunakan dalam melakukan klasifikasi kualitas buah tomat. Oleh karena itu dilakukan pelatihan model pada *DenseNet201* menggunakan *weight ImageNet* sehingga dihasilkan diagram evaluasi selama

pelatihan yang digambarkan seperti hasil berikut:

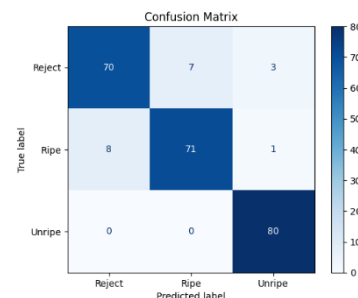


Gambar 4.1 Grafik Peforma Selama Pelatihan

Melalui hasil grafik peforma yang didapatkan selama pelatihan pada grafik akurasi dan validasi selama pelatihan yang terlihat pada Gambar 4.1 memiliki hasil yang cukup baik karena terjadi peningkatan pada grafik seiring bertambahnya proses pelatihan, hal ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar dari data. Walaupun terlihat pada grafik menunjukan grafik yang tidak konsisten naik turun karena terlihat terdapat sedikit gap antara proses akurasi pelatihan dan validasi sehingga memungkinkan terjadinya indikasi terjadinya *overfitting* kecil pada model karena model lebih baik mengenali data pelatihan dibandingkan data validasi.

Selanjutnya dapat terlihat pada grafik *training* dan *validation loss* bahwa kedua kurva memiliki penurunan secara konsisten dalam proses penurunan mendekati nilai 0. Terlihat pada grafik penurunan terlihat stabil dan hampir identik yang menunjukan bahwa model belajar dengan baik sehingga diketahui tidak mengalami *overfitting* ataupun *underfitting* secara signifikan.

Kemudian, dalam melakukan testing data dengan menggunakan *confusion matrix*. Testing data dilakukan untuk mengevaluasi dan memastikan bahwa model dapat bekerja dengan baik pada model dalam mengklasifikasikan data baru. Hasil klasifikasi dengan menggunakan *confusion matrix* dapat terlihat pada Gambar 4.2.



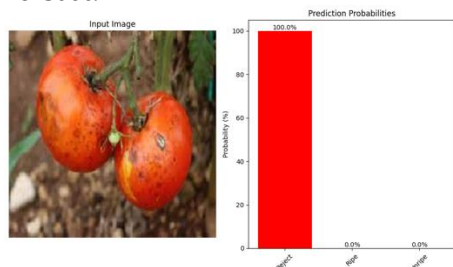
Gambar 4.2 *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi

Berdasarkan hasil *testing* yang dilakukan pada data, menghasilkan hasil *matrix confusion* yaitu metrik evaluasi untuk masing-masing dari data pada mengklasifikasikan kualitas buah tomat dengan label *reject*, *ripe* dan *unripe*. Diketahui bahwa model sudah cukup baik untuk memprediksi kualitas tomat walaupun masih terdapat label yang memiliki kesalahan pada klasifikasi dalam memprediksi data baru. Sehingga perlu ada proses peningkatan pada label yang memiliki kesalahan pada klasifikasi menggunakan data baru. Berikut adalah hasil dari *confusion matrix* pada model *DenseNet201*:

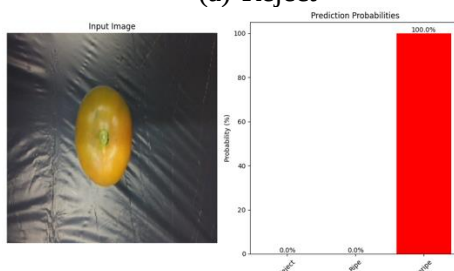
Tabel 4. Hasil Evaluasi Testing

	Precision	Recall	f1-score	support
<i>Reject</i>	0.90	0.88	0.89	80
<i>Ripe</i>	0.91	0.89	0.90	80
<i>Unripe</i>	0.95	1.00	0.98	80
Accuracy			0.92	240
Macro Avg	0.92	0.92	0.92	240
Weighted Avg	0.92	0.92	0.92	240

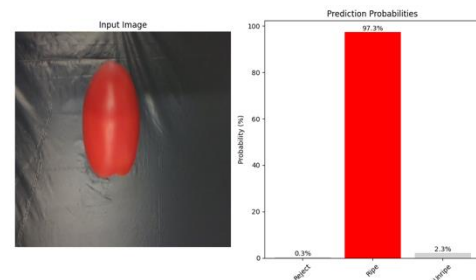
Berdasarkan tabel 4 diketahui bahwa hasil evaluasi testing yang didapatkan cukup baik untuk dapat mengklasifikasikan data untuk mendeteksi kualitas buah tomat. Hasil prediksi model diperoleh nilai rata-rata pada *accuracy* sebesar 92% dengan nilai *precision* sebesar 0.92, nilai *recall* sebesar 0.92 dan nilai *f1-score* sebesar 0.92 yang menunjukkan keseimbangan performa antar kelas. Berikut adalah hasil ujicoba prediksi pada model *DenseNet201* yang telah dibuat:



(a) Reject



(b) Unripe



(c) Ripe

Gambar 4.4 Hasil Prediksi dengan deteksi manual

Berdasarkan gambar 4.4 didapatkan hasil prediksi kualitas buah tomat dengan menggunakan perbandingan model yang telah ditentukan dengan menggunakan model *DenseNet201* menggunakan *ImageNet*. Diketahui bahwa model mampu menentukan bahwa buah tomat rusak atau busuk (*reject*) gambar 4.4 (a), kurang matang (*unripe*) gambar 4.4 (b) dan tomat sehat atau matang (*ripe*) gambar 4.4 (c). Melalui hasil prediksi juga diketahui bahwa model dapat mengklasifikasikan gambar pada data baru.

5. KESIMPULAN

Setelah dilakukan percobaan pada setiap pengujian pretrained model pada data yang telah digunakan, maka penelitian disimpulkan sebagai berikut:

- Berdasarkan penelitian yang dilakukan diketahui bahwa implementasi menggunakan *transfer learning* dengan menggunakan model *DenseNet201* dan VGG19 mampu untuk memprediksi kualitas buah dengan didapatkan hasil bahwa model *DenseNet201* dengan menggunakan *weight ImageNet* cukup efektif berdasarkan nilai akurasi yang didapatkan untuk mengklasifikasikan gambar berdasarkan dataset.
- Berdasarkan hasil yang diperoleh dengan menggunakan model *DenseNet201* dengan menggunakan *weight ImageNet* model menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 92%, sedangkan pada model VGG19 menghasilkan nilai akurasi sebesar 82%. Sedangkan pada model *DenseNet201* tanpa menggunakan *weight ImageNet* didapatkan nilai akurasi sebesar 88%, sedangkan pada model

- VGG19 didapatkan hasil akurasi sebesar 90%.
- c. Melalui penelitian yang dilakukan, menunjukkan bahwa *DenseNet201* dengan menggunakan *ImageNet* merupakan model lebih efektif dibandingkan model lainnya dalam mengklasifikasikan kualitas buah tomat dengan gambar. Melalui hasil evaluasi dan hasil uji menunjukkan hasil yang cukup baik selama diterapkan pada pelatihan model. Namun, perlu diketahui bahwa hasil yang didapatkan berdasarkan dataset yang digunakan sehingga perlu diuji lebih lanjut untuk digunakan dataset lainnya yang memiliki proporsi data yang lebih besar dan bervariasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. I. Haksoro and A. Setiawan, "Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network," *J. ELTIKOM*, vol. 5, no. 2, pp. 81–91, 2021, doi: 10.31961/eltikom.v5i2.428.
- [2] B. A. Sadewa and Y. Yamasari, "Implementasi Deep Transfer Learning untuk Klasifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 5, no. 04, pp. 543–551, 2024, doi: 10.26740/jinacs.v5n04.p543-551.
- [3] A. C. Milano, A. Yasid, and R. T. Wahyuningrum, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet-B6," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3855.
- [4] A. B. Saputra, D. P. Pamungkas, and D. Wahyu, "Rancangan Sistem Identifikasi Citra Penyakit dan Hama Bawang Merah Menggunakan Metode CNN model Densenet 201," vol. 8, pp. 775–780, 2024.
- [5] R. A. Tilasefana and R. E. Putra, "Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG NET Untuk Pengenalan Cuaca," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 05, no. 1, pp. 48–57, 2023.
- [6] A. Solihin, D. I. Mulyana, and M. B. Yel, "Klasifikasi Jenis Alat Musik Tradisional Papua menggunakan Metode Transfer Learning dan Data Augmentasi," *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 5, no. 2, pp. 36–44, 2022, doi: 10.47970/siskom-kb.v5i2.279.
- [7] F. Rochman and H. Junaedi, "Implementasi Transfer Learning untuk Identifikasi Ordo Tumbuhan melalui Daun," *J. Syntax Admiration p-ISSN*, vol. 1, no. 6, pp. 672–679, 2020.
- [8] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and M. R. Arief, "Implementasi Transfer Learning pada Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Penyakit Daun Kentang Implementation," *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 1, no. 1, 2021.
- [9] F. Ramadhani, A. Satria, and S. Salamah, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak," *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 4, pp. 167–175, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i4.408.
- [10] M. L. B. Permadi and R. Gumilang, "Penerapan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network) Untuk Deteksi dan Klasifikasi Target Militer Berdasarkan Citra Satelit," *J. Sos. dan Teknol.*, vol. 4, no. 2, pp. 134–143, 2024, doi: 10.59188/jurnalsostech.v4i2.1138.
- [11] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, pp. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [12] A. Faizin, A. T. Arsanto, M. Lutfi, and A. R. Musa, "Deep Pre-Trained Model Menggunakan Arsitektur Densenet Untuk Identifikasi Penyakit Daun Padi," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 615–621, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5475.
- [13] G. Huang, Z. Liu, L. van der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely Connected Convolutional Networks Gao," *CVPR (Conference Comput. Vis. Pattern Recognition)*, pp. 4700–4708, 2017.
- [14] A. Michael and J. Rusman, "Klasifikasi Cacat Biji Kopi Menggunakan Metode Transfer Learning dengan Hyperparameter Tuning Gridsearch," *J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 37–45, 2023, doi: 10.26905/jtmi.v9i1.10035.
- [15] D. Marcella, Y. Yohannes, and S. Devella, "Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur VGG-19," *J. Algoritma*, vol. 3, no. 1, pp. 60–70, 2022, doi: 10.35957/algoritme.v3i1.3331.
- [16] Weny Indah Kusumawati and Adisaputra Zidha Noorizki, "Perbandingan Performa Algoritma VGG16 Dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi Varietas

- Beras,” *J. Comput. Electron. Telecommun.*, vol. 4, no. 2, 2023, doi: 10.52435/complete.v4i2.387.
- [17] A. Agung, A. Daniswara, I. Kadek, and D. Nuryana, “Data Preprocessing Pola Pada Penilaian Mahasiswa Program Profesi Guru,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 05, pp. 97–100, 2023.