

# Penerapan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Kondisi Buah Alpukat Mentega

**<sup>1\*</sup>Novia Amanda, <sup>2</sup>Resty Wulanningrum, <sup>3</sup>Julian Sahertian**

<sup>1</sup> Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

\*<sup>1</sup>[noviaamanda1110@gmail.com](mailto:noviaamanda1110@gmail.com), <sup>2</sup>[restyw@unpkdr.ac.id](mailto:restyw@unpkdr.ac.id), <sup>3</sup>[juliansahertian@unpkdr.ac.id](mailto:juliansahertian@unpkdr.ac.id)

Penulis Korespondens : Novia Amanda

**Abstrak**— *Persea Americana Mill* (Buah Alpukat Mentega) adalah salah satu jenis buah yang disukai dengan ciri khas daging tebal, lembut serta memiliki nilai ekonomi yang tinggi. Kelayakan buah alpukat mentega sangat berdampak pada harga jual dan pendapatan petani. Penyortiran yang dilakukan secara manual oleh petani sering kali tidak akurat sehingga mampu meningkatkan potensi kesalahan klasifikasi serta kerugian bagi para petani. Penelitian ini menggunakan arsitektur dari *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu *MobileNetV2* untuk mengembangkan suatu sistem klasifikasi kelayakan buah alpukat mentega berdasarkan kondisi dan tampilan kulit buah pada citra. Model *MobileNetV2* dilatih menggunakan citra alpukat yang telah diproses dan diklasifikasikan ke dalam tiga kelas, yaitu alpukat layak, alpukat busuk dan alpukat hama. Hasil klasifikasi menunjukkan akurasi 98% epoch 10 batch size 32. Ini membuktikan bahwa arsitektur *MobileNetV2* memiliki potensi tinggi untuk mengklasifikasikan kondisi buah alpukat mentega secara optimal sehingga mampu menekan kerugian petani akibat kesalahan klasifikasi serta dapat meningkatkan efisiensi dan kualitas hasil panen buah alpukat mentega.

**Kata Kunci**— *MobileNetV2, Convolutional Neural Network, Klasifikasi*

**Abstract**— *Persea Americana Mill (Butter Avocado Fruit)* is one of the preferred types of fruit characterized by thick, soft flesh and has high economic value. The feasibility of butter avocado fruit greatly impacts the selling price and income of farmers. Manual sorting by farmers is often inaccurate, increasing the potential for misclassification and losses for farmers. This study uses the architecture of the Convolutional Neural Network (CNN), *MobileNetV2*, to develop a classification system for butter avocado fruit eligibility based on the condition and appearance of the fruit skin in the image. The *MobileNetV2* model is trained using avocado images that have been processed and classified into three classes, namely viable avocados, rotten avocados and pest avocados. The classification results show an accuracy of 98% epoch 10 batch size 32. This proves that the *MobileNetV2* architecture has high potential to classify the condition of butter avocado fruit optimally so as to reduce farmers' losses due to misclassification and can improve the efficiency and quality of butter avocado harvest.

**Keywords**— *MobileNetV2, Convolutional Neural Network, Classification*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



## I. PENDAHULUAN

Buah Alpukat Mentega adalah salah satu jenis buah yang memiliki nilai ekonomi tinggi di Indonesia yaitu dengan produksi 304.938 ton dan menduduki produsen terbesar ke-5 di dunia [1]. Buah ini digemari karena rasanya yang enak serta kaya antioksidan dan zat gizi seperti lemak yaitu 9,8 g/100 g daging buah [2]. Kondisi buah alpukat mentega merupakan faktor utama yang berpengaruh terhadap harga jual pasar. Namun, proses penyortiran buah alpukat mentega masih

banyak dilakukan secara manual yang mana rentan terhadap ketidak akuratan serta menyebabkan buah alpukat tidak layak dipasarkan hingga berdampak pada kerugian baik bagi para petani maupun penyortir.

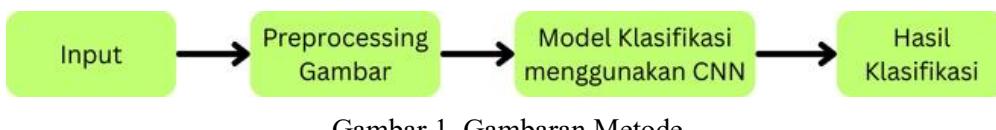
Pada penelitian sebelumnya, penerapan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah alpukat mentega berdasarkan fitur warna oleh Amir Hamzah, dkk [3]. Pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset dari Kaggle dengan total 150 sampel yang kemudian dibagi menjadi dua skenario pengujian. Ekstraksi fitur mencakup nilai *RGB*, *HSV* serta statistik warna. Hasil penelitian menghasilkan akurasi sebesar 86,67% untuk dataset 1 dan 85% untuk dataset 2 serta presisi dan recall juga tinggi. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode *SVM* terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi.

Pada penelitian selanjutnya, mengklasifikasikan buah alpukat berdasarkan tekstur buah menggunakan metode *Backpropagation* berbasis *Image Processing* oleh M. Noer Fadli Hidayat [4]. Penelitian ini menggunakan metode *GLCM* dengan parameter asm, kontras, idm, entropi dan korelasi untuk proses klasifikasi berdasarkan fitur tekstur. Dataset terdiri dari 100 citra buah alpukat, dengan masing-masing 50 untuk kelas alpukat mentega dan alpukat miki. Sejumlah 60 citra digunakan sebagai data train dan 40 citra sebagai data test. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 85% dengan 34 dari 40 citra dari data uji diklasifikasikan benar. Hal ini menjelaskan bahwa metode backpropagation efektif digunakan dalam klasifikasi jenis buah alpukat berdasarkan tekstur buahnya.

Berbeda dari penelitian-penelitian sebelumnya yang umumnya berfokus pada penerapan algoritma lain berdasarkan fitur yang berbeda atau menggunakan pendekatan dua kelas, penelitian ini secara khusus mengkaji klasifikasi kelayakan buah alpukat mentega ke dalam tiga kelas menggunakan citra digital. Dengan mengimplementasikan arsitektur *MobileNetV2* yang ringan dan efisien, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra yang akurat dan dapat diimplementasikan secara praktis pada lingkungan. Arsitektur *MobileNetV2* ini dipilih karena sangat memungkinkan model untuk memproses dan mengenali pola dari citra gambar dengan lebih akurat [5].

## II. METODE

Berikut metode yang digunakan dalam sistem klasifikasi gambar buah alpukat mentega. Terdapat beberapa tahapan, diantaranya yang pertama yaitu adalah input gambar oleh pengguna sistem. Kemudian gambar yang diunggah akan diproses terlebih dahulu. Setelah melewati tahap tersebut, kemudian ke tahap proses klasifikasi menggunakan model CNN yang sudah dilatih untuk menentukan label nama, setelah itu sistem akan menampilkan hasil klasifikasi. Gambaran metode adalah sebagai berikut.



Gambar 1. Gambaran Metode

### 1. Input Gambar

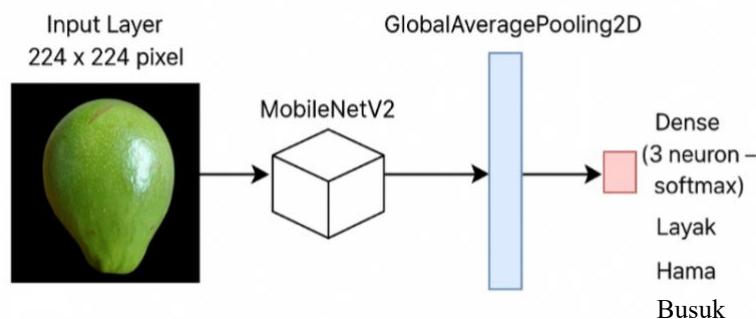
Proses yang pertama adalah input gambar. Pada proses ini, pengguna sistem diharuskan untuk memberikan input gambar buah alpukat mentega untuk melakukan proses klasifikasi kelayakan buah berdasarkan visualnya. Format gambar yang diunggah dapat berupa jpg maupun png.

## 2. *Preprocessing* Gambar

Metode *preprocessing* gambar berfungsi untuk menyerasiikan dataset sebelum memasuki proses pelatihan model. Tahap *preprocessing* data yang dilakukan adalah diantaranya adalah *Resize*, yaitu menentukan perubahan resolusi dari citra gambar [6]. Augmentasi data meliputi *Image Rotation*, *Zoom Range* dan *Horizontal Flip*. *Image Rotation* merupakan teknik memutar gambar terhadap suatu titik dalam pengolahan citra digital [7]. *Zoom Range* merupakan memperbesar citra asli menjadi skala tertentu, sedangkan *Horizontal Flip* berfungsi untuk meningkatkan jumlah data training dengan cara memutar citra asli secara horizontal [8].

## 3. Arsitektur CNN

Pembangunan model menggunakan algoritma *MobileNetV2* yang merupakan arsitektur model dari *Convolutional Neural Network* yang sangat ringan dan efisien. *Convolutional Neural Network* merupakan arsitektur jaringan syaraf tiruan yang efektif untuk proses klasifikasi citra [9]. Sedangkan *MobileNetV2* sendiri merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* yang mampu melakukan perhitungan data dalam jumlah besar [10]. Struktur model dimodifikasi pada bagian akhir sebagai berikut.



Gambar 2. Arsitektur CNN MobileNetV2

Model yang digunakan adalah menggunakan arsitektur dari *CNN* yaitu *MobileNetV2* dengan struktur sebagai berikut.

- Feature extractor* dengan menggunakan bobot ImageNet dan tidak dilatih ulang
- GlobalAveragePooling2D* untuk mengubah fitur spasial ke vector 1 dimensi
- Dense layer* (3 neuron) menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk klasifikasi ke dalam 3 kelas.

Model dikompilasi menggunakan *Optimizer* (*Adam, learning rate 0.0001*), *Loss Function* (*categorical\_crossentropy*) dan *Metrics* (*Accuracy, Precision, Recall dan F1-Score*).

## 4. Klasifikasi

Model dilatih selama 10 epoch menggunakan generator data dari dataset gambar alpukat. Dataset dibagi menjadi data train, data testing dan data validation. Proses pelatihan menghasilkan bobot model akhir yang digunakan untuk melakukan prediksi pada gambar input baru. Output model berupa prediksi kelas, yaitu alpukat\_layak, alpukat\_busuk dan alpukat\_hama.

## 5. Evaluasi

Evaluasi performa dari model dilakukan dengan menggunakan alat ukur evaluasi berupa *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* merupakan tabel yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah [11]. *Confusion Matrix* sering digunakan untuk mengukur performa dalam permasalahan klasifikasi biner maupun permasalahan klasifikasi multiclass yang menunjukkan distribusi prediksi model terhadap label yang

sebenarnya. Hal ini dilakukan guna menghitung akurasi dan untuk mengetahui pola kesalahan klasifikasi antar kelas yang ada. Gambaran *Confusion Matrix* dipaparkan pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Prediction	Actual	
	<b>TRUE</b>	<b>FALSE</b>
<b>TRUE</b>	TP (True Positive)	FP (False Positive)
<b>FALSE</b>	TN (True Negative)	FN (False Negative)

Tabel 1 memaparkan hasil proses klasifikasi pada *Confusion Matrix*. Beberapa hasil yang direpresentasikan diantaranya yaitu:

- a. TP (*True Positive*) merupakan data positif yang diprediksi benar.
- b. TN (*True Negative*) merupakan data negatif yang diprediksi benar.
- c. FP (*False Positive*), kondisi error dimana data negatif diprediksi sebagai data positif.
- d. FN (*False Negative*), kondisi error dimana data positif diprediksi sebagai data negatif.

Alat ukur *Confusion Matrix* ini juga dapat digunakan untuk menghitung nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall* serta *F1-Score* .

- a. *Accuracy*, yang memiliki prediksi nilai benar baik nilai positif maupun nilai negatif terhadap data keseluruhan serta menunjukkan seberapa akurat model klasifikasi yang digunakan [12]. Rumus perhitungan akurasi dapat dilihat pada persamaan 1 berikut.

$$Accuracy = \frac{TP_{total}}{Total Sampel} \quad (1)$$

- b. *Precision*, merupakan perbandingan antara jumlah prediksi benar positif dengan total prediksi yang dianggap positif. *Precision* menunjukkan seberapa baik akurasi data yang diminta dengan hasil yang diprediksi oleh model [13]. Rumus perhitungan presisi dapat dilihat pada persamaan 2 berikut.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

- c. *Recall*, merupakan perbandingan antara jumlah prediksi benar positif dan total data yang sebenarnya positif. *Recall* menunjukkan seberapa baik suatu model mendeteksi data positif dengan benar [14]. Rumus perhitungan *Recall* dapat dilihat pada persamaan 3 berikut.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

- d. *F1-Score*, merupakan perbandingan antara nilai *Precision* dan *Recall* [15]. *F1-Score* berfungsi untuk menentukan keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*. Rumus perhitungan *F1-Score* dapat dilihat pada persamaan 4 berikut.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 1. Input Gambar

Gambar buah alpukat mentega diinputkan ke sistem melalui anatarmuka pengguna. Untuk datasetnya sendiri terdiri dari 3 kelas yaitu Alpukat\_Layak, Alpukat\_Hama dan Alpukat\_Busuk dengan jumlah 500 pada masing-masing kelas. Visualisasi dataset dipaparkan sebagai berikut.



Gambar 3  
Buah Alpukat Mentega  
Layak



Gambar 4  
Buah Alpukat Mentega  
Hama



Gambar 5  
Buah Alpukat Mentega  
Busuk

Gambar 1 merupakan citra buah alpukat mentega layak yang memiliki ciri kulit buahnya berwarna hijau terang secara merata serta teksturnya mengkilap kasar dan halus tidak menunjukkan kerusakan fisik. Bentuk buahnya pun terlihat utuh dan proporsional, tidak terdapat bekasserangan hama maupun lubang serta retakan.

Gambar 2 merupakan citra buah alpukat mentega yang terkena hama. Ciri yang dimiliki oleh permukaan kulit buahnya yaitu terdapat bintik-bintik atau bercak kecil berwarna hitam tidak merata yang semakin lama akan bertambah banyak. Warna hijau pada kulitnya pun tidak terlalu terang dan mengkilap seperti buah alpukat mentega layak.

Gambar 3 merupakan citra buah alpukat mentega dengan kondisi busuk. Buah alpukat mentega yang tergolong busuk mempunyai ciri visual yang paling mudah untuk dikenali. Cirinya yaitu kulit buahnya menunjukkan perubahan warna yang sangat mencolok, yaitu hampir seluruh permukaan kulitnya berwarna cokelat gelap sampai kehitaman, pada permukaan kulitnya, terlihat mengkilap pada beberapa area serta tekstur kulitnya yang sudah lembek. Terkadang bentuk buah tampak tidak utuh dan juga terdapat lekukan pada kulitnya yang menandai bahwa buah tersebut sedang mengalami proses pembusukan.

Gambar dataset diambil dari berbagai sudut dalam format JPG maupun PNG yang kemudian diinput ke sistem dan diproses lebih lanjut.

#### 2. Preprocessing Gambar

Semua gambar yang masuk melalui input akan diproses dengan beberapa tahapan. Diantaranya yaitu sebagai berikut.

- a. *Resize* gambar menjadi 224x224 piksel guna menyesuaikan input layer *MobileNetV2*
- b. Normalisasi nilai piksel dari 0-225 menjadi 0-1 untuk mempercepat proses pelatihan model.
- c. Konversi gambar yang bukan RGB guna menyesuaikan pre-trained model.
- d. *ImageDataGenerator* dari *Keras* untuk melakukan augmentasi data (rotasi, zoom, *horizontal flip*) saat melatih model

#### 3. Arsitektur CNN

Model *MobileNetV2* yang telah dimodifikasi dengan menggunakan penambahan lapisan *GlobalAveragePooling2D* dan *output Dense* (3 *neuron*, *softmax*) untuk menghasilkan hasil klasifikasi dari 3 kelas. Model dikompilasi menggunakan *Optimizer Adam* dengan *learning*

rate 0.0001 agar proses pelatihan lebih efektif dan model dapat belajar secara perlahan juga stabil, *categorical\_crossentropy* karena klasifikasi mencakup lebih dari dua kelas (*multiclass*). Model *MobileNetV2* yang dibuat menunjukkan performa yang sangat baik ketika proses pelatihan, seperti yang ada pada gambar 6.

```
Epoch 1/10
17/17 312s 18s/step - accuracy: 0.4569 - loss: 1.1103 - val_accuracy: 0.5200 - val_loss: 1.0006
Epoch 2/10
17/17 267s 16s/step - accuracy: 0.6126 - loss: 0.8624 - val_accuracy: 0.7467 - val_loss: 0.7755
Epoch 3/10
17/17 261s 15s/step - accuracy: 0.8323 - loss: 0.6512 - val_accuracy: 0.8800 - val_loss: 0.6117
Epoch 4/10
17/17 262s 15s/step - accuracy: 0.9116 - loss: 0.5184 - val_accuracy: 0.9200 - val_loss: 0.4966
Epoch 5/10
17/17 277s 16s/step - accuracy: 0.9437 - loss: 0.4295 - val_accuracy: 0.9600 - val_loss: 0.4136
Epoch 6/10
17/17 271s 16s/step - accuracy: 0.9541 - loss: 0.3678 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3519
Epoch 7/10
17/17 284s 17s/step - accuracy: 0.9765 - loss: 0.3122 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3049
Epoch 8/10
17/17 273s 16s/step - accuracy: 0.9797 - loss: 0.2815 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2678
Epoch 9/10
17/17 264s 16s/step - accuracy: 0.9818 - loss: 0.2440 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2377
Epoch 10/10
17/17 270s 16s/step - accuracy: 0.9792 - loss: 0.2123 - val_accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2137
```

Gambar 6. Training Model

Gambar 6 menunjukkan hasil dari training model dengan batch size sebesar 32 serta parameter epoch sebanyak 10. Akurasi pelatihan meningkat signifikan yaitu dari epoch 1 sebesar 45.69% hingga menjadi 97.92% pada epoch ke 10 dengan penurunan loss dari 1.1103 pada epoch 1 hingga menjadi 0.2123 pada epoch 10. Sementara itu, akurasi pada data validationnya sudah mencapai 100% sejak epoch ke 6. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali fitur dari gambar buah alpukat mentega dan membuktikan bahwa arsitektur *MobileNetV2* sangat efektif dalam mengklasifikasikan kelayakan buah alpukat mentega secara akurat dengan dataset yang telah disiapkan.

#### 4. Klasifikasi

Hasil klasifikasi menggunakan model *MobileNetV2* menunjukkan bahwa model berhasil membedakan ketiga kelas buah alpukat dengan akurasi yang tinggi. Proses pelatihan data menunjukkan hal yang bagus dilihat dari segi akurasi dan penurunan lossnya. Ringkasan hasil training selama 10 epoch dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 2. Tabel Ringkasan Hasil Training

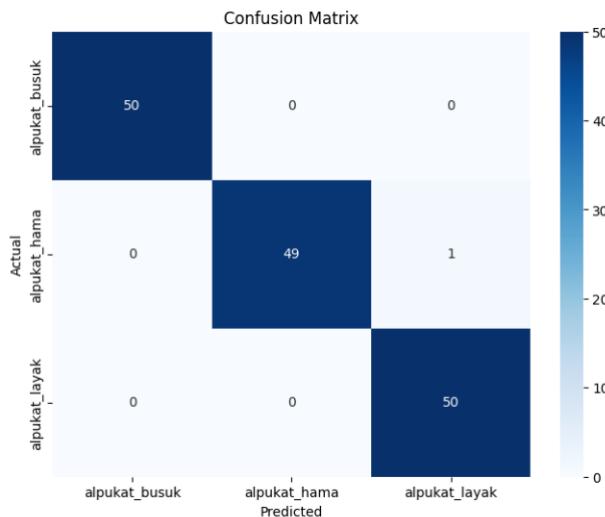
Epoch	Pelatihan		Validasi	
	Akurasi Pelatihan	Loss Pelatihan	Akurasi Validasi	Loss Validasi
1	45.69%	1.1103	52%	1.0006
4	91.16%	0.5184	92%	0.4966
5	94.37%	0.4295	96%	0.4136
6	95.83%	0.2244	100%	0.3519
10	97.92%	0.2123	100%	0.2137

Tabel 2 menunjukkan bahwa model mampu mengenali serta mengklasifikasikan gambar buah alpukat layak, busuk dan hama dengan nilai akurasi validasi yang tinggi. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi preprocessing, arsitektur *MobileNetV2* dan pelatihan yang dilakukan mampu menghasil klasifikasi yang sangat baik terhadap dataset yang digunakan.

#### 5. Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk mengukur seberapa baik model dalam mengenali dan membedakan masing-masing kelas berdasarkan data uji. Metrik evaluasi yang digunakan

dalam penelitian ini adalah *Confusion Matrix*. Selain itu, juga dilakukan perhitungan untuk mengetahui nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F1-Score*. Penting untuk menilai kinerja model secara menyeluruh melalui evaluasi ini, terutama terkait kemampuan model dalam membedakan berbagai kelas. Hasil evaluasi ini berguna untuk mengetahui apakah model cenderung tertuju pada kelas tertentu atau model sudah seimbang dalam pengklasifikasianya. Gambaran *Confusion Matrix* dari model yang dibuat adalah sebagai berikut.



Gambar 7. Confusion Matrix

Gambar 6 menunjukkan pengujian menggunakan confusion matrix terhadap data uji yang berjumlah 150 dengan tiap kelas masing-masing 50. Gambar confusion matrix di atas menunjukkan hasil evaluasi model klasifikasi terhadap tiga kelas alpukat, yaitu alpukat\_busuk, alpukat\_hama, dan alpukat\_layak. Dari total 150 data uji, model berhasil mengklasifikasikan 149 data dengan benar. Sebanyak 50 data alpukat\_busuk diklasifikasikan dengan tepat, begitu pula dengan 50 data alpukat\_layak. Sementara itu, dari 50 data alpukat\_hama, 49 diklasifikasikan dengan benar dan 1 data salah diklasifikasikan sebagai alpukat\_layak. Hasil ini mencerminkan kinerja model yang sangat baik dengan tingkat akurasi yang tinggi, serta kesalahan klasifikasi yang sangat minimal. Berdasar *Confusion Matrix* diatas, nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F1-Score* dipaparkan pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Rekapitulasi Metrik Evaluasi

Metrik	Kelas		
	<i>alpukat_busuk</i>	<i>alpukat_hama</i>	<i>alpukat_layak</i>
Presisi	1.00	1.00	0.98
Recall	1.00	0.98	1.00
F1-Score	1.00	0.99	0.99
Akurasi Total	99.33%		

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengembangkan suatu sistem klasifikasi kelayakan buah alpukat mentega dengan menggunakan *MobileNetV2*, salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan pendekatan pengolahan citra digital. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian, sistem berhasil mengklasifikasikan gambar alpukat ke dalam tiga kelas, alpukat\_layak, alpukat\_hama dan alpukat\_busuk dengan tingkat akurasi validasi yang sangat tinggi. Hal ini

menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* mampu mengekstraksi fitur visual baik dari segi perbedaan warna dan teksturnya secara efektif. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode klasifikasi berbasis *deep learning* dalam bidang pengolahan citra agrikultur. Pada masa mendatang, disarankan agar model ini dapat dilatih lebih lama serta dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile yang memungkinkan pengguna mengambil gambar buah secara langsung melalui kamera ponsel untuk mengklasifikasikan kelayakan buah secara instan, sehingga meningkatkan kemudahan dan efektivitas penggunaan di lapangan secara praktis.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. A. Verti, E. D. Mustikarini, and T. Lestari, “Diversity Of Avocado Germplasm (*Persea americana*) In Bangka Island Based On Morphological Character,” *Semin. Nas. Penelit. dan Pengabdian pada Masy.*, vol. 1, pp. 33–38, 2021.
- [2] A. Syarif and A. Ramadhanu, “BERDASARKAN BENTUK WARNA MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBO,” vol. 4307, no. 4, pp. 1578–1583, 2024.
- [3] A. Hamzah, E. Susanti, and R. M. Lestari, “Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Mentega Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Support Vector Machine,” *J. Innov. Futur. Technol.*, vol. 6, no. 1, pp. 108–120, 2024, doi: 10.47080/iftech.v6i1.3103.
- [4] M. Noer Fadli Hidayat, “Klasifikasi Buah Alpukat Berdasarkan Tekstur Buah Menggunakan Metode Backpropagation Berbasis Image Processing,” *J. Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 6, no. 2, pp. 181–188, 2023, doi: 10.36595/jire.v6i2.725.
- [5] M. H. P. S. Ikhya Ulummuddin, Anggraini Puspita Sari, “KLASIFIKASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN CNN,” vol. 6, no. 22, pp. 72–78, 2020.
- [6] M. Widyaningsih and A. Harjoko, “Identifikasi Gejala Penyakit Tanaman Jeruk Melalui Pengolahan Citra,” *J. Sains Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 104–113, 2021, doi: 10.33084/jsakti.v3i2.2294.
- [7] L. Shabrilah, R. Fatahillah, R. N. Prastyo, S. Azqia, and R. Perani, “Implementasi teknik rotasi gambar menggunakan metode affine transformation dengan python dan opencv,” *J. AI dan SPK J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2024.
- [8] 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.
- [9] M. Fasounaki, E. B. Yüce, S. Öncül, and G. Ince, “CNN-based Text-independent Automatic Speaker Identification Using Short Utterances,” *Proc. - 6th Int. Conf. Comput. Sci. Eng. UBMK 2021*, vol. 01, pp. 413–418, 2021, doi: 10.1109/UBMK52708.2021.9559031.
- [10] M. F. Wijayanto, D. Swanjaya, and R. Wulanningrum, “Penerapan MobileNet Architecture pada Identifikasi Foto Citra Makanan Indonesia,” *Digit. Transform. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 652–662, 2024, doi: 10.47709/digitech.v4i1.4449.
- [11] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
- [12] S. Clara, D. Laksmi Prianto, R. Al Habsi, E. Friscila Lumbantobing, and N. Chamidah, “Implementasi Seleksi Fitur Pada Algoritma Klasifikasi Machine Learning Untuk Prediksi Penghasilan Pada Adult Income Dataset,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl. Jakarta-Indonesia*, vol. 2, no. 1, pp. 741–747, 2021.
- [13] P. Romadloni, B. Adhi Kusuma, and W. Maulana Baihaqi, “Komparasi Metode Pembelajaran Mesin Untuk Implementasi Pengambilan Keputusan Dalam Menentukan Promosi Jabatan Karyawan,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 2, pp. 622–628, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5238.
- [14] A. Cardova and A. Hermawan, “Implementasi Metode LSTM Untuk Mengklasifikasi Berita Palsu Pada PolitiFact,” *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 471–479, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i3.6175.
- [15] K. L. Kohsasih and Z. Situmorang, “Comparative Analysis of C4.5 and Naïve Bayes Algorithms in Predicting Cerebrovascular Disease,” *J. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 13–17, 2022.