

Deteksi Penyakit pada Buah Alpukat Menggunakan Metode CNN

^{*1}Bima Mahardhika, ²Umi Mahdiyah, ³Resty Wulanningrum

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ^{*1}mahardhikabima3@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com, ³restyw@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Bima Mahardhika

Abstrak – Deteksi penyakit pada buah alpukat menjadi langkah penting dalam menjaga kualitas hasil panen dan meningkatkan produktivitas pertanian. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi penyakit buah alpukat menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNet V2*. Dataset dikumpulkan dari observasi langsung di kebun, mencakup empat kategori: busuk, cabuk, lalat buah, dan sehat. Proses preprocessing meliputi segmentasi gambar, konversi ke grayscale, dan augmentasi untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Model dilatih dengan pembagian data 40% pelatihan, 20% validasi, dan 40% pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi 96,5%, dengan nilai precision, recall, dan f1-score yang tinggi, terutama pada kelas cabuk dengan nilai sempurna. Sistem ini terbukti efektif dan berpotensi untuk diimplementasikan dalam aplikasi mobile, guna membantu petani dalam mengidentifikasi kondisi buah secara cepat dan akurat di lapangan.

Kata Kunci — Alpukat, Citra Digital, CNN, Deteksi Penyakit, MobileNet V2

Abstract – Disease detection in avocado fruit is an essential step in maintaining harvest quality and improving agricultural productivity. This study developed a classification system for avocado fruit diseases using the *Convolutional Neural Network* (CNN) algorithm with the *MobileNet V2* architecture. The dataset was collected through direct observation in avocado orchards, covering four categories: rotten, cabuk, fruit fly, and healthy. The preprocessing stage included image segmentation, grayscale conversion, and data augmentation to enhance model generalization. The model was trained using a data split of 40% for training, 20% for validation, and 40% for testing. Evaluation results showed an accuracy of 96.5%, with high precision, recall, and f1-score values, particularly perfect performance in the cabuk class. This system proved to be effective and has strong potential for implementation in mobile applications to assist farmers in quickly and accurately identifying fruit conditions in the field.

Keywords — Avocado, Digital Image, CNN, Disease Detection, MobileNet V2

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



I. PENDAHULUAN

Buah – buahan merupakan komoditas yang menguntungkan karena keaneragaman varietas dan didukung oleh iklim yang sesuai. Tanaman alpukat (*Persea Americana Mill.*) merupakan tanaman yang berasal dari Amerika Tengah yang masuk ke Indonesia pada abad ke 18. Tanaman alpukat dapat tumbuh subur di daerah tropis seperti Indonesia dan memiliki berbagai jenis alpukat yang berbeda-beda di setiap wilayahnya. Buah alpukat merupakan buah klimaterik

yang mengalami lonjakan respirasi dan produksi etilen setelah dipanen, yang mempengaruhi perubahan fisiologis dan biokimia yang terjadi selama pematangan. Dibandingkan dengan buah-buahan klimakterik lainnya, alpukat menghasilkan jumlah etilen yang tinggi (80–100 $\mu\text{Lkg}^{-1}\text{jam}^{-1}$ pada 20°C) saat pematangan [1]. Produksi alpukat yang terus mengalami peningkatan merupakan peluang pasar yang menjanjikan bagi petani. Petani alpukat yang ingin mengembangkan bisnisnya dituntut untuk dapat memasok buah dengan kualitas dan mutu yang tinggi, termasuk tingkat kematangan buah yang seragam dan sesuai dengan permintaan pasar. Namun pada kenyataannya, tingkat kematangan buah alpukat yang beredar di pasar sangat bervariasi. Hal ini seringkali menjadi kendala tersendiri bagi konsumen dalam memilih buah alpukat yang akan dibeli sesuai dengan tingkat kematangan yang diinginkan [2].

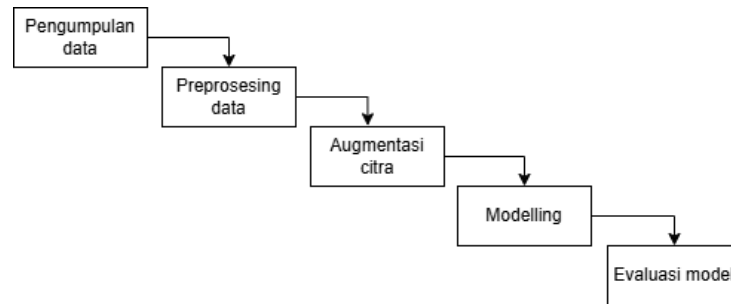
Hama dan penyakit sering dijumpai pada setiap tanaman tidaklah asing lagi bagi kalangan para petani, tetapi masalahnya adalah apakah hama atau penyakit tersebut menimbulkan kerugian atau tidak. Namun ini merupakan kendala yang sering dihadapi petani. Terjadinya kegagalan panen, terutama pada tanaman sayuran/palawija khususnya tanaman alpukat dapat disebabkan bencana alam yang melanda suatu daerah tertentu dan juga terserang oleh hama dan penyakit. Sebagian besar kegagalan panen rata-rata disebabkan karena tanaman diserang oleh hama dan penyakit. Kadang-kadang petani tahu kalau tanamannya diserang hama/penyakit, tetapi petani tidak tahu hama/penyakit jenis apa yang sedang menyerang tanamannya. Penyuluh pertanian juga kesulitan untuk mengidentifikasi jenis hama dan penyakit yang menyerang tanaman. Walaupun terlihat adanya perubahan tanaman [3].

penelitian oleh Divia Dwi Arfika, dkk fokus pada sistem pendeteksi kematangan buah alpukat dengan metode transformasi ruang warna HSI untuk mengklasifikasikan kualitas dan kematangan buah alpukat, menggunakan kecerdasan buatan dalam pemrosesan gambar digital untuk meniru proses kognisi manusia [4]. Penelitian oleh Thangaraj R, dkk fokus mengembangkan deteksi otomatis penyakit buah alpukat Menggunakan Deep Modivation Modified CNN dengan tujuan Sistem yang diusulkan juga menangani penemuan masalah yang ada dalam gambar buah [5].

Dalam penelitian ini, penulis menerapkan algoritma deep learning, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk mengidentifikasi citra penyakit pada buah alpukat. CNN bekerja dengan memanfaatkan proses konvolusi, di mana citra penyakit diproses menjadi bagian-bagian gambar yang lebih kecil menggunakan filter konvolusi yang seragam. Model yang digunakan adalah MobileNet, yakni model ringan dengan latensi rendah dan konsumsi daya yang efisien, sehingga cocok untuk dijalankan pada perangkat seluler dengan keterbatasan sumber daya. MobileNet mengadopsi teknik konvolusi depthwise separable, yaitu pemisahan proses konvolusi menjadi konvolusi berdasarkan kedalaman dan konvolusi titik (1x1). Berdasarkan hal tersebut, penulis melakukan penelitian dengan judul “Deteksi Penyakit Pada Buah Alpukat Menggunakan Metode CNN (Convolutional Neural Network)” dengan tujuan untuk mengisi kekosongan studi terkait identifikasi penyakit pada buah alpukat.

II. METODE

Pada penelitian ini digunakan untuk mengetahui penyakit pada buah alpukat. Proses yang terlibat mencakup beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data, preprocessing data, augmentasi citra, hingga evaluasi hasil. Alur penelitian ini telah dicantumkan

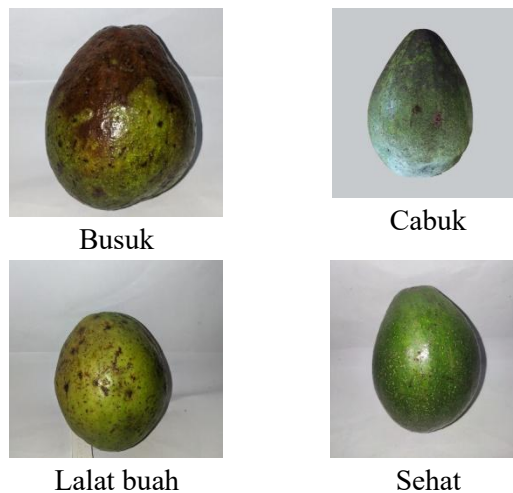


Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, pengumpulan data dilakukan untuk menyediakan dataset berkualitas yang akan digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang baik dan representatif sangat penting untuk memastikan bahwa model dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada buah alpukat secara akurat. Proses pengumpulan data mencakup beberapa metode yang dirancang secara sistematis agar mencakup berbagai variasi gejala penyakit dan kondisi lapangan yang relevan.

- Observasi, yaitu metode pengumpulan data dengan cara mengadakan penelitian secara langsung di kebun buah alpukat di desa Rejomulyo. Tujuan dari observasi ini adalah untuk mendapatkan pemahaman langsung tentang kondisi tanaman alpukat, jenis penyakit yang menyerang, serta lingkungan tempat tumbuhnya.
- Wawancara, yaitu metode pengumpulan data dengan cara melalui tatap muka dan tanya jawab langsung antara peneliti dan narasumber. Pada penelitian ini, peneliti melakukan wawancara dengan pemilik kebun buah alpukat.
- Dokumentasi Mengumpulkan data citra buah alpukat untuk proses deteksi penyakit pada buah alpukat seperti gambar di bawah ini



Gambar 2. dataset penyakit buah alpukat

Dan dalam dokumentasi pengumpulan data ini menghasilkan 280 gambar, 70 kategori busuk, 70 kategori cabuk, 70 kategori lalat buah, dan 70 kategori sehat.

2.2 Pre Processing data

Pada tahap ini peneliti melakukan preprocessing dataset. Data preprocessing adalah teknik untuk mengubah raw data (data mentah) menjadi format dan informasi yang lebih efisien dan

bermanfaat. Format pada raw data yang diambil dari berbagai macam sumber sering kali mengalami error dan tidak konsisten. Sehingga, perlu dilakukan pembenahan format agar hasil data mining tepat dan akurat [6].

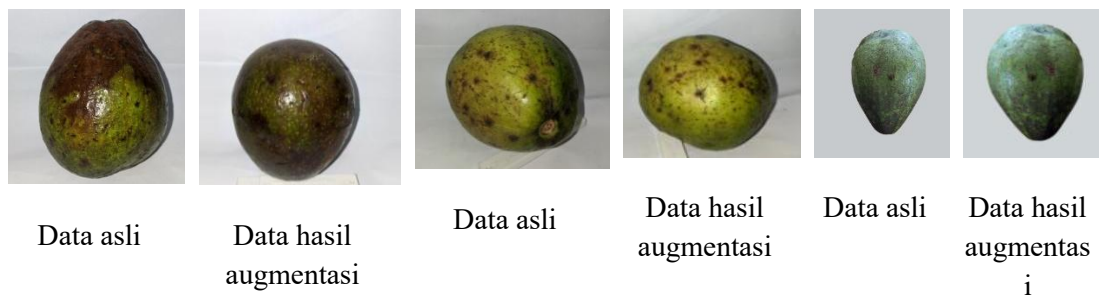
Pada tahap ini peneliti melakukan preprocessing terhadap citra Alpukat. Proses yang dilakukan yaitu dengan melakukan segmentasi mengubah citra asli menjadi citra grayscale.



Gambar 3 hasil segmentasi

2.3 Augmentasi data

Data gambar dilakukan pengubahan ukuran gambar (Resizing) dengan ukuran 224x224 pixel, kemudian dilakukan Augmentasi data citra dengan teknik Rotation, Zoom Range, dan Horizontal Flip. Setelah itu dataset akan dibagi menjadi 3 bagian untuk dimasukkan kedalam tahap klasifikasi dengan rincian pembagian data adalah 40% data train, 40% data testing dan 20% data Validasi.



Gambar 4 hasil data setelah augmentasi

Tabel 1 Pembagian Data

No	Jenis Data	Presentase	Jumlah
1	Train	70%	300
2	Validasi	20%	100
3	Testing	10%	80
Jumlah		100%	480

2.4 Modelling

a. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan perpaduan metode deep learning dengan jaringan syaraf tiruan. CNN termasuk kedalam supervised learning yang mana data dilatih dan terdapat variabel yang ditargetkan sehingga tujuan metode CNN yaitu mengelompokkan suatu data ke data yang lain yang telah ada. CNN tersusun dari satu atau lebih lapisan convolutional, biasanya dengan suatu lapisan sub sampling yang diikuti oleh satu atau lebih lapisan yang terhubung penuh sebagai standar jaringan syaraf [7].

b. Mobilnet V2

MobileNet merupakan salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan akan sumber komputasi berlebih. Perbedaan arsitektur MobileNet dengan arsitektur CNN adalah penggunaan pada layer konvolusi yang dimana ketebalan filternya sesuai dengan ketebalan dari input gambar. Versi kedua dari MobileNet di rilis pada april 2017 dan diberi nama MobileNetv2. Pada versi ini terdapat dua fitur tambahan yang terdiri dari Linier Bottleneck dan Shortcut Connections antar Bottlenecks.[8]

TensorFlow merupakan salah satu framework deep learning dan juga salah satu library untuk data science yang bersifat open-source yang dikembangkan oleh peneliti dari tim google. TensorFlow dikembangkan dengan tujuan untuk melakukan pembelajaran mesin dan penelitian jaringan syaraf dalam. TensorFlow menggabungkan aljabar komputasi, teknik pengoptimalan kompilasi untuk mempermudah penghitungan ekspresi matematis, sehingga dapat mengurangi masalah waktu yang dibutuhkan untuk melakukan perhitungan[9].

2.5 Evaluasi model

Pada evaluasi model ini menggunakan Confusion matrix adalah alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Matrix ini merangkum hasil prediksi yang dibuat oleh model dengan membandingkannya dengan hasil aktual. Matriks ini biasanya mencakup jumlah positif benar, negatif benar, positif salah, dan negatif salah, yang memungkinkan penghitungan berbagai metrik kinerja seperti akurasi, presisi, ingatan, dan skor F1. Dalam konteks metode atribusi fitur, "Attribution Confusion Matrix" diusulkan untuk mengevaluasi kinerja atribusi fitur dengan cara yang sama, dengan meminjam metrik dari Confusion Matrix tradisional[10].

Tabel 2 *Confusion matrix*

Kelas Nilai Prediksi	Nilai Sebenarnya	
	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	FN (False Negative)	TN (True Negative)

a) Akurasi

Akurasi mengukur sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar, baik untuk kelas positif maupun negatif.

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)} \dots\dots\dots (2.7)$$

b) Presisi

Presisi mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan semua prediksi positif.

$$Presisi = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \dots\dots\dots (2.8)$$

c) Recall

Recall mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan semua data aktual positif.

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \dots\dots\dots (2.9)$$

d) F1-score

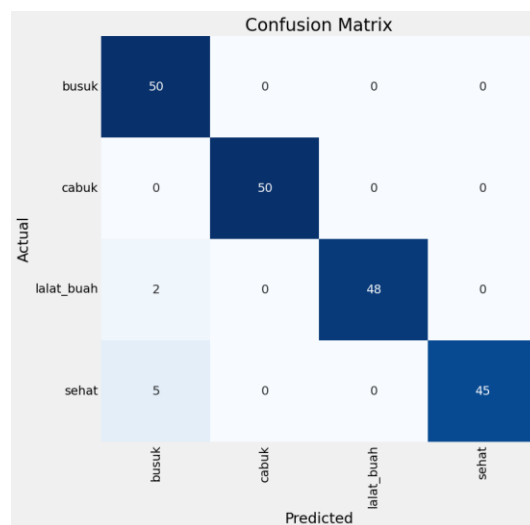
F1-Score adalah rata-rata harmonik antara presisi dan recall

$$F1 - score = \frac{(2 \times Recall \times Presisi)}{(Recall + Presisi)} \dots\dots\dots (2.10)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Confusion matrix

Confusion matrix merupakan representasi visual dari performa model klasifikasi dalam mendeteksi empat jenis kondisi buah alpukat, yaitu *busuk*, *cabuk*, *lalat_buah*, dan *sehat*. Matriks ini memperlihatkan bagaimana prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya dari data uji. Dari matriks tersebut, dapat diketahui bahwa model mampu mengklasifikasikan data dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu sebesar 96,5%. Hal ini dihitung berdasarkan jumlah prediksi yang benar, yaitu 193 dari total 200 data uji. Secara spesifik, model berhasil mengklasifikasikan semua data pada kelas *busuk* dan *cabuk* dengan sempurna, masing-masing sebanyak 50 data tanpa kesalahan. Sementara itu, untuk kelas *lalat_buah*, model sedikit kurang akurat karena terdapat dua data yang salah diklasifikasikan sebagai *busuk*. Begitu pula pada kelas *sehat*, terdapat lima data yang juga diklasifikasikan keliru sebagai *busuk*.



Gambar 5. Confusion matrix

Kesalahan klasifikasi yang terjadi pada kelas *lalat_buah* dan *sehat* dapat disebabkan oleh kemiripan fitur visual antara kondisi buah yang masih sehat dengan yang sudah menunjukkan tanda-tanda kerusakan, sehingga model mengalami kebingungan dalam membedakan keduanya. Meskipun demikian, tingkat kesalahan ini masih tergolong kecil dan tidak signifikan terhadap keseluruhan performa model. Ketepatan model dalam mengenali kelas *busuk* dan *cabuk* secara konsisten menunjukkan bahwa fitur-fitur visual pada kedua kelas tersebut cukup khas dan mudah dikenali oleh arsitektur model yang digunakan, yaitu MobileNet V2. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model ini sangat andal dalam mendeteksi kerusakan pada buah alpukat, khususnya dalam membedakan antara kondisi buah yang rusak berat dengan yang ringan ataupun masih sehat. Namun, untuk meningkatkan performa lebih lanjut, khususnya dalam membedakan kelas yang memiliki kemiripan, pelatihan ulang dengan dataset yang lebih besar dan variasi data yang lebih tinggi dapat menjadi solusi yang efektif.

3.2 Hasil Akurasi, Precision, Recall, dan F1-score

Tabel pada metrik evaluasi klasifikasi untuk masing-masing kelas dalam model deteksi penyakit pada buah alpukat. Metrik yang ditampilkan meliputi **precision**, **recall**, **f1-score**, dan **support** untuk setiap kelas (*busuk*, *cabuk*, *lalat_buah*, dan *sehat*), serta nilai rata-rata dan total akurasi secara keseluruhan.

Tabel 3 Metrik evaluasi

Kelas	precision	recall	f1-score	akurasi
busuk	0.88	1.00	0.93	0.96
cabuk	1.00	1.00	1.00	0.96
lalat_buah	1.00	0.96	0.98	0.96
sehat	1.00	0.90	0.95	0.96

a. Precision

Mengukur seberapa akurat prediksi positif model; artinya, dari semua prediksi yang diklasifikasikan sebagai suatu kelas, berapa banyak yang benar. Misalnya, untuk kelas *busuk*, precision-nya adalah 0.88, yang berarti dari semua prediksi “busuk”, hanya 88% yang benar-benar busuk. Precision tertinggi (1.00) tercapai pada kelas *cabuk*, *lalat_buah*, dan *sehat*, yang menunjukkan tidak ada prediksi positif palsu untuk ketiga kelas tersebut.

b. Recall

Mengukur kemampuan model untuk menemukan semua instance positif dari suatu kelas; atau berapa banyak data yang benar-benar dari kelas tersebut yang berhasil ditemukan oleh model. Untuk kelas *busuk* dan *cabuk*, recall-nya sempurna (1.00), yang berarti semua data “busuk” dan “cabuk” berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun, recall untuk kelas *sehat* adalah 0.90, menunjukkan bahwa hanya 90% dari data sehat yang berhasil dikenali oleh model; sisanya salah diklasifikasikan, seperti yang terlihat pada confusion matrix sebelumnya.

c. F1-score

F1-score adalah harmonic mean dari precision dan recall, memberikan gambaran umum mengenai keseimbangan antara keduanya. Nilai f1-score tinggi menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat dalam memprediksi kelas tertentu, tetapi juga konsisten. Nilai f1-score tertinggi yaitu 1.00 terjadi pada kelas *cabuk*, sementara terendah yaitu 0.93 terjadi pada kelas *busuk*.

d. **Accuracy**

Accuracy adalah proporsi prediksi yang benar dibandingkan dengan seluruh data, yaitu 0.96 atau 96%, sama seperti yang dihitung dari confusion matrix sebelumnya.

Tabel 4 tabel rata – rata

macro avg	weighted avg
0.97	0.97
0.96	0.96
0.97	0.97

a. **Macro average**

Memberikan rata-rata dari masing-masing metrik untuk setiap kelas tanpa mempertimbangkan jumlah support. Nilai macro average untuk precision dan f1-score adalah 0.97, sedangkan recall-nya 0.96, menunjukkan bahwa model berkinerja tinggi secara merata di semua kelas.

b. **Weighted average**

Memperhitungkan support dalam menghitung rata-rata. Ini berarti kelas dengan lebih banyak data akan memberikan kontribusi lebih besar terhadap nilai rata-rata. Nilai weighted average precision, recall, dan f1-score semuanya adalah 0.97 atau 97%, yang menandakan performa model secara keseluruhan sangat baik dan stabil.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNet V2 mampu mendeteksi penyakit pada buah alpukat dengan sangat baik. Model ini berhasil mengidentifikasi empat kelas kondisi buah dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 96,5%. Kelas busuk dan cabuk terklasifikasi sempurna tanpa kesalahan, sedangkan kesalahan klasifikasi kecil hanya terjadi pada kelas lalat buah dan sehat. Hasil evaluasi metrik menunjukkan nilai precision, recall, dan f1-score yang tinggi, dengan nilai rata-rata makro dan tertimbang sebesar 0.97. Dengan demikian, sistem ini terbukti efektif dalam mengenali gejala penyakit pada buah alpukat, serta berpotensi besar untuk diterapkan dalam aplikasi deteksi penyakit di lapangan, terutama di perangkat seluler yang memiliki keterbatasan sumber daya.

V. SARAN

Untuk pengembangan lebih lanjut, peneliti menyarankan beberapa hal. Pertama, perlu dilakukan penambahan jumlah data citra dari berbagai kondisi lingkungan dan variasi penyakit agar model memiliki generalisasi yang lebih baik. Kedua, perlu dilakukan pengujian model pada perangkat mobile secara langsung untuk mengukur kinerja nyata dari segi kecepatan dan efisiensi penggunaan daya. Ketiga, sistem deteksi ini dapat ditingkatkan dengan fitur tambahan seperti deteksi tingkat keparahan penyakit atau rekomendasi tindakan penanganan berbasis klasifikasi penyakit. Terakhir, integrasi sistem ini ke dalam aplikasi

berbasis Android yang mudah digunakan oleh petani dapat memperluas manfaat teknologi ini dalam sektor pertanian secara praktis dan nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Azrita Wahyuni, U. Ahmad, dan E. Darmawati, “Rancangan Kemasan dengan Indikator Warna untuk Deteksi Tingkat Kematangan Buah Alpukat,” Agu 2019.
- [2] F. Aprilliani, D. Atmiasih, dan A. Ristiono, “THE EVALUATION OF AVOCADO (*Persea americana* Mill.) MATURITY LEVEL USING IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY.”
- [3] B. Mahardhika dan G. Suraju, “Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Buah Alpukat Menggunakan Metode CNN,” 2025.
- [4] Divia Dwi Arfika, Indri Syafitr, dan Padli Husaini Pahutar, “SISTEM PENDETEKSI KEMATANGAN BUAH ALPUKAT DENGAN TRANSFORMASI RUANG WARNA HSI,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)* , vol. 8, no. 4, Agu 2024.
- [5] R. Thangaraj, D. Dinesh, S. Hariharan, S. Rajendar, D. Gokul, dan T. R. Hariskarthi, “Automatic Recognition of Avocado Fruit Diseases using Modified Deep Convolutional Neural Network,” *International Journal of Grid and Distributed Computing*, vol. 13, no. 1, hlm. 1550–1559, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <https://www.researchgate.net/publication/342491108>
- [6] R. Soekarta, N. Nurdjan, dan A. Syah, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” vol. 8, no. 2, 2023.
- [7] S. Sheila, M. Kharil Anwar, A. B. Saputra, R. Pujiyanto, dan I. P. Sari, “Deteksi Penyakit pada Daun Padi Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.kaggle.com/datasets/tedisetiady/leaf->
- [8] J. Tika, “KLASIFIKASI PENYAKIT PADA SAWI PAKCOY DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN),” *Jurnal TIKA Fakultas Ilmu Komputer Universitas Almuslim*, vol. 9, no. 2, [Daring]. Tersedia pada: <http://www.journal.umuslim.ac.id/index.php/tika/index>
- [9] A. Prima, “Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Aneka Ragam Buah Menggunakan MobileNetv2,” *Jurnal Sistim Informasi dan Teknologi*, hlm. 208–215, Jul 2023, doi: 10.60083/jsisfotek.v5i2.217.
- [10] A. Arias-Duart, E. Mariotti, D. Garcia-Gasulla, dan J. M. Alonso-Moral, “A Confusion Matrix for Evaluating Feature Attribution Methods,” 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://github.com/marcotcr/lime>