

Classification Of Papaya Leaf Diseases Using The Convolutional Neural Network Method With The Mobilenetv3 Architecture

Klasifikasi Penyakit Pada Daun Pepaya Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Mobilenetv3

Komang Bagus Sadewa Netra¹⁾; Putu Indah Ciptayani²⁾; Luh Gede Putri Suardani³⁾

^{1,2,3)} Program Studi Sarjana Terapan Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Bali

Email: komangbagussadewanetra@gmail.com¹⁾; putuindah@pnb.ac.id²⁾; putrisuardani@pnb.ac.id³⁾

How to Cite :

Netra, K, B, S., Ciptayani, P, I., Suardani, L, G, P. (2026). Classification Of Papaya Leaf Diseases Using The Convolutional Neural Network Method With The Mobilenetv3 Architecture. Jurnal Media Computer Science, 5(3).

ARTICLE HISTORY

Received [18 Mei 2026]

Revised [17 Juli 2026]

Accepted [22 Juli 2026]

KEYWORDS

Image Classification, CNN, Mobilenetv3, Papaya Leaf Disease, Deep Learning.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun pepaya berbasis dengan memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur *MobileNetV3*. Latar belakang penelitian ini didasarkan pada masih dilakukannya proses identifikasi penyakit daun pepaya secara manual oleh petani, yang cenderung kurang efektif dan berpotensi menimbulkan kesalahan diagnosis. Dataset yang digunakan terdiri dari citra daun pepaya dengan tiga kelas, yaitu *curl*, *ringspot*, dan *healthy*, yang diperoleh melalui observasi lapangan dan sumber dataset sekunder. Data diproses melalui tahapan *preprocessing* yang meliputi *resize*, normalisasi, dan *data augmentation*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik diperoleh pada kombinasi learning rate sebesar 0,00015 dan 50 epoch (Exp6), dengan mean accuracy sebesar 91,89%, akurasi pengujian sebesar 91%, serta mean loss sebesar 0,4819. Model mampu mengklasifikasikan citra penyakit daun pepaya dengan performa yang baik, ditunjukkan melalui nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi, khususnya pada kelas *Curl* dan *Healthy*, meskipun masih ditemukan beberapa kesalahan klasifikasi antara kelas *Healthy* dan *Ringspot* akibat kemiripan karakteristik visual daun. Performa model pada kelas *ringspot* masih perlu ditingkatkan. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan mampu mengidentifikasi penyakit daun pepaya secara otomatis dan memiliki potensi untuk diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis Android guna mendukung deteksi dini dan pengambilan keputusan dalam perawatan tanaman.

ABSTRACT

This study aims to develop a classification system for papaya leaf diseases based on digital image processing using the *Convolutional Neural Network* (CNN) method with the *MobileNetV3* architecture. The background of this research is the manual process of identifying papaya leaf diseases by farmers, which is often inefficient and prone to misdiagnosis. The research method adopts a software engineering approach using the Agile development model, allowing iterative and flexible system development. The dataset consists of papaya leaf images categorized into three classes: *curl*, *ringspot*, and *healthy*, obtained from field observations and

secondary datasets. The data were processed through preprocessing stages before being used to train the CNN model. The results indicate that the best model was achieved using a learning rate of 0.001 and 30 epochs, with a validation accuracy of 95.56% and a testing accuracy of 88.89%. The model demonstrates high confidence in classifying images, particularly for the curl and healthy classes. However, the confusion matrix reveals that the model's performance on the ringspot class remains relatively low due to a high misclassification rate. Overall, the developed system is capable of automatically identifying papaya leaf diseases and has strong potential for implementation as an Android-based application to support early detection and decision-making in plant care.

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara beriklim tropis yang memiliki kekayaan sumber daya alam melimpah serta potensi besar pada sektor hortikultura. Salah satu komoditas buah yang banyak dibudidayakan adalah pepaya, terutama varietas Pepaya California yang menjadi salah satu unggulan di Provinsi Bali. Pada skala regional, Kabupaten Jembrana provinsi Bali dikenal sebagai sentra produksi pepaya, sehingga pengembangan budidaya komoditas ini memiliki peran penting dalam meningkatkan pendapatan petani sekaligus mendukung ketahanan pangan daerah (Badan Pusat Statistik Provinsi Bali, 2025).

Produksi pepaya dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi iklim, tingkat kesuburan tanah, teknik budidaya, serta serangan hama dan penyakit. Kondisi lingkungan seperti kelembaban tinggi dan pola curah hujan yang tidak menentu dapat memicu perkembangan patogen jamur. Di sisi lain, praktik budidaya yang kurang tepat turut meningkatkan kerentanan tanaman terhadap penyakit. Penggunaan pestisida yang berlebihan juga dapat mengganggu keseimbangan ekosistem alami dan pada akhirnya memperparah intensitas serangan penyakit (Vandalisna dkk., 2021).

Dalam budidaya pepaya, termasuk varietas Pepaya California, terdapat sejumlah penyakit utama yang menyerang bagian daun tanaman. Salah satu yang paling berbahaya adalah *Papaya ringspot disease* (PRSV) yang disebabkan oleh *Papaya ringspot virus* dan telah dilaporkan menyebar di berbagai wilayah Indonesia. Selain itu, penyakit *curl* yang disebabkan oleh bakteri patogen juga sering ditemukan, ditandai dengan bercak serta kerusakan serius pada daun. Infeksi yang parah menyebabkan daun menggulung, mengalami nekrosis dini, dan gugur sehingga mengurangi luas permukaan fotosintesis. Kondisi ini berdampak langsung pada penurunan pertumbuhan serta produktivitas buah pepaya (Farida dkk., 2022).

Setiap wilayah memiliki potensi produksi yang berbeda, tergantung pada kualitas lahan, teknik budidaya, serta intensitas perawatan tanaman. Penelitian ini mengambil lokasi pada satu kebun pepaya milik petani di Desa Melaya, Kabupaten Jembrana, yang dikenal sebagai salah satu wilayah penghasil Pepaya California dengan kualitas cukup baik. Berdasarkan hasil observasi lapangan, kebun tersebut mampu menghasilkan sekitar 100 kilogram pepaya pada setiap masa panen, yang dipengaruhi oleh kondisi cuaca serta tingkat serangan penyakit pada periode tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa pepaya memiliki nilai ekonomi yang cukup tinggi bagi petani, sehingga deteksi dini penyakit menjadi aspek penting untuk menjaga dan meningkatkan produktivitas.

Dalam upaya meningkatkan ketepatan dan kecepatan identifikasi penyakit daun pepaya, pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan menjadi semakin relevan. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu metode *deep learning* yang mampu mengenali pola visual melalui ekstraksi fitur secara otomatis. CNN efektif dalam mendeteksi gejala penyakit tanaman seperti perubahan warna, bercak, dan deformasi daun. Pada penelitian ini digunakan arsitektur MobileNet, yaitu varian CNN yang lebih ringan dan efisien sehingga cocok diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti smartphone atau sistem pemantauan lapangan. MobileNet memanfaatkan teknik *depthwise separable convolution* yang

mampu mempercepat proses komputasi tanpa menurunkan akurasi secara signifikan, sehingga sesuai untuk sistem klasifikasi penyakit daun pepaya yang cepat dan praktis (Dewi dkk., 2025).

Efektivitas CNN dalam klasifikasi penyakit tanaman juga telah banyak dibuktikan oleh berbagai penelitian. Misalnya, pada klasifikasi penyakit daun cabai menggunakan MobileNetV3 dengan *transfer learning* diperoleh akurasi sebesar 98,17% dengan nilai presisi, recall, dan F1-score yang juga tinggi (Mandhalika, 2026). Penelitian lain yang membandingkan beberapa arsitektur CNN menunjukkan bahwa InceptionV3 mencapai akurasi 99,67%, ResNet50 sebesar 97,36%, sedangkan MobileNet sebesar 85,81%. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang lebih kompleks cenderung memiliki akurasi lebih tinggi, namun membutuhkan komputasi yang lebih besar (Kurniawan dkk., 2023). Meskipun demikian, penelitian lain menunjukkan bahwa MobileNet tetap efektif diterapkan pada sistem berbasis Android untuk deteksi penyakit tanaman padi dengan performa baik dan waktu inferensi yang cepat, sehingga unggul dalam aspek efisiensi dan ukuran model (Shiddiq & Syahputra, 2022).

Selain itu, pendekatan deteksi berbasis *object detection* menggunakan SSD MobileNetV2 pada penyakit daun tomat juga menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 94,51%, yang menegaskan bahwa MobileNet tetap kompetitif untuk kebutuhan deteksi maupun klasifikasi (Erwanto dkk., 2024). Studi lain pada daun padi menunjukkan adanya *trade-off* performa antar model, di mana EfficientNet B3 menghasilkan akurasi lebih tinggi dibanding MobileNetV3 yang berada pada 79,53%, namun dengan konsekuensi kebutuhan komputasi yang lebih besar (Shiddiq & Syahputra, 2022).

Berdasarkan uraian tersebut, pengembangan sistem berbasis teknologi informasi untuk deteksi penyakit daun pepaya menjadi sangat penting dalam meningkatkan produktivitas pertanian. Pemanfaatan CNN dengan arsitektur MobileNet dapat menjadi solusi yang efektif karena mampu menganalisis citra secara cepat, akurat, dan efisien. Keunggulan metode ini terletak pada kemampuannya mengenali pola visual meskipun terdapat variasi seperti perubahan posisi, rotasi, maupun skala gambar, tanpa memerlukan preprocessing yang kompleks. Dengan demikian, penerapan teknologi ini diharapkan dapat membantu petani dalam pengelolaan tanaman secara lebih optimal, menekan biaya perawatan, serta menjaga stabilitas produksi pepaya di pasar.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri atas data primer dan data sekunder untuk klasifikasi penyakit daun pepaya. Data primer diperoleh melalui pengambilan gambar daun pepaya secara langsung menggunakan kamera *smartphone*, sedangkan data sekunder diperoleh dari dataset publik pada platform Kaggle dan sumber pendukung lainnya. Sebelum proses augmentasi, total dataset berjumlah sekitar 1.200 citra, terdiri atas 400 citra data primer dan 800 citra data sekunder. Dataset dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu Curl, Healthy, dan Ringspot. Untuk menjaga keseimbangan data antar kelas, jumlah citra pada masing-masing kelas diseimbangkan menjadi 400 citra per kelas setelah proses augmentasi.

Pada tahap data preprocessing, seluruh citra dilakukan proses *resize* menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan spesifikasi input model MobileNetV3 Small. Selanjutnya, dilakukan normalisasi menggunakan fungsi `preprocess_input` untuk menyesuaikan format nilai piksel sesuai standar MobileNetV3. Dataset kemudian dibagi menggunakan metode validation split sebesar 20% dengan rasio 80:20, sehingga diperoleh 960 data training dan 240 data validasi. Untuk meningkatkan variasi data pada proses pelatihan, diterapkan teknik data augmentation pada data training yang meliputi rotasi 15° , zoom 15%, pergeseran horizontal dan vertikal sebesar 5%, horizontal flip, serta variasi pencahayaan (brightness range 0,95–1,05). Sementara itu, data validasi hanya dilakukan preprocessing tanpa augmentasi untuk menjaga objektivitas evaluasi model.

Model klasifikasi dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV3 Small dengan pendekatan transfer learning berbasis model *pre-trained* ImageNet. Pada tahap *fine-tuning*, dilakukan layer freezing, di mana hanya 20 layer terakhir yang dilatih sedangkan layer lainnya dibekukan. Setelah proses ekstraksi fitur, ditambahkan GlobalAveragePooling2D, Dense layer sebanyak 128 neuron

dengan aktivasi ReLU, Dropout sebesar 0,4, serta output layer Softmax dengan 3 neuron sesuai jumlah kelas penyakit daun pepaya.

Proses pembelajaran model dilakukan melalui 6 skenario eksperimen dengan variasi learning rate (0,00008, 0,00010, dan 0,00015) serta jumlah epoch (30 dan 50). Pelatihan model menggunakan optimizer Adam, fungsi *loss* Categorical Crossentropy dengan label smoothing sebesar 0,1, serta batch size sebesar 32. Untuk meningkatkan stabilitas pembelajaran dan mengurangi risiko *overfitting*, diterapkan callback EarlyStopping (*patience* = 8) dan ReduceLROnPlateau (*factor* = 0,3; *patience* = 4).

Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa matriks, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta divisualisasikan menggunakan confusion matrix untuk menganalisis performa klasifikasi pada setiap kelas. Berdasarkan hasil eksperimen, model terbaik diperoleh pada exp6 dengan kombinasi learning rate 0,00015 dan 50 epoch, yang menghasilkan mean accuracy sebesar 91,89% dengan mean loss sebesar 0,4819. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 91%, dengan nilai macro average precision sebesar 92%, recall sebesar 91%, dan F1-score sebesar 91%. Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi antara kelas Healthy dan Ringspot akibat kemiripan karakteristik visual daun. Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MobileNetV3 Small memiliki performa yang baik untuk klasifikasi penyakit daun pepaya dan berpotensi diimplementasikan pada perangkat mobile.

HASIL DAN PEMBAHASAN

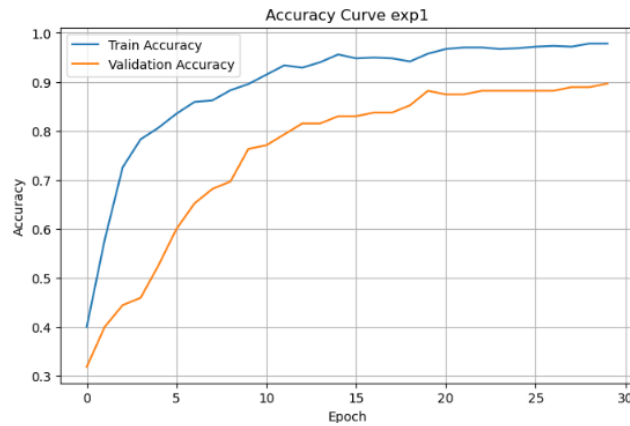
Hasil Pengujian

Pada penelitian ini, pengujian model dilakukan untuk mengetahui performa terbaik dari model klasifikasi penyakit daun pepaya menggunakan arsitektur MobileNetV3. Pengujian dilakukan dengan beberapa variasi *hyperparameter* seperti jumlah *epoch* dan *learning rate*, Rencana pengujian yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 1. Setelah dilakukan pengujian dengan kombinasi *hyperparameter* tersebut, diperoleh hasil performa model seperti pada Tabel berikut;

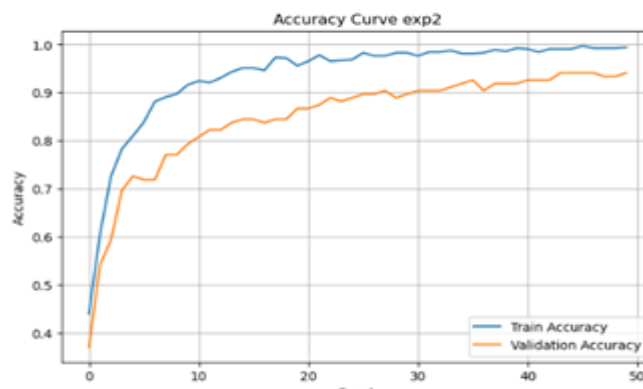
Tabel 1. Hasil Eksperimen Hyperparameter

Eksperimen	Learning Rate	Epoch	Mean Accuracy	Std Accuracy	Min Accuracy	Max Accuracy
Exp1	0.00008	30	0.8806	0.0248	0.8389	0.9222
Exp2	0.00008	50	0.9128	0.0205	0.8833	0.9556
Exp3	0.00010	30	0.8722	0.0250	0.8222	0.9000
Exp4	0.00010	50	0.9172	0.0112	0.9000	0.9333
Exp5	0.00015	30	0.8783	0.0258	0.8278	0.9111
Exp6	0.00015	50	0.9189	0.0130	0.8944	0.9389

Berdasarkan Tabel Hasil Eksperimen, dilakukan pengujian sebanyak 6 skenario eksperimen dengan variasi learning rate dan jumlah epoch untuk memperoleh konfigurasi terbaik model MobileNetV3 Small. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Exp6 dipilih sebagai model terbaik karena menghasilkan mean accuracy tertinggi sebesar 91,89% dan mean loss terendah sebesar 0,4819, dengan kombinasi learning rate 0,00015 dan 50 epoch, sehingga menunjukkan performa yang lebih optimal dan stabil dibandingkan eksperimen lainnya. Model terbaik kemudian dievaluasi menggunakan classification report dan confusion matrix, yang menghasilkan akurasi sebesar 91%, serta nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 92%, 91%, dan 91%. Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar citra pada kelas Curl, Healthy, dan Ringspot berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat sedikit kesalahan prediksi akibat kemiripan karakteristik visual antar penyakit daun pepaya.



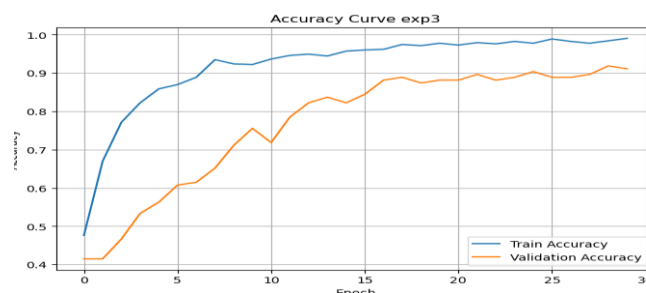
Gambar 1. Curve Exp 1



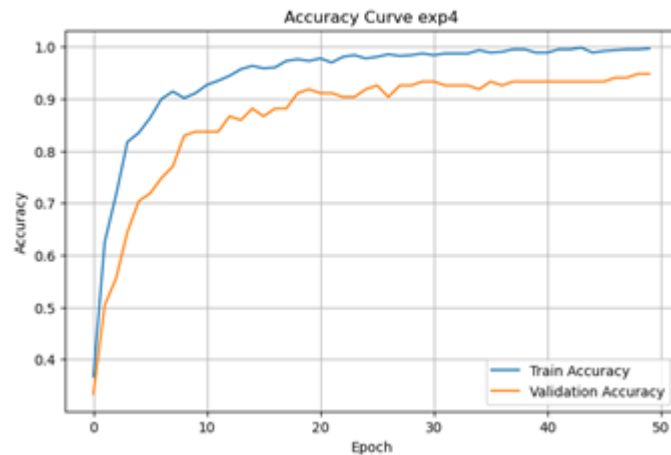
Gambar 2. Curve Exp

Grafik *Accuracy Curve* pada eksperimen Exp1 dan Exp2 menunjukkan perkembangan nilai *training accuracy* dan *validation accuracy* selama proses pelatihan model MobileNetV3 Small. Pada kedua eksperimen, terlihat bahwa *training accuracy* meningkat secara signifikan pada awal epoch, kemudian mengalami peningkatan yang lebih stabil hingga mendekati nilai optimal. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik selama proses pelatihan.

Pada eksperimen Exp1 dengan 30 epoch, *validation accuracy* meningkat secara bertahap hingga mencapai kisaran sekitar 90%, namun mulai menunjukkan kestabilan pada epoch akhir. Sementara itu, pada eksperimen Exp2 dengan 50 epoch, *validation accuracy* meningkat lebih konsisten dan mencapai nilai sekitar 94%, yang menunjukkan performa generalisasi model lebih baik dibandingkan Exp1. Selain itu, jarak antara kurva training dan validasi pada kedua eksperimen masih tergolong wajar, sehingga tidak menunjukkan indikasi *overfitting* yang berlebihan. Secara keseluruhan, penambahan jumlah epoch pada Exp2 memberikan peningkatan performa klasifikasi dibandingkan Exp1.

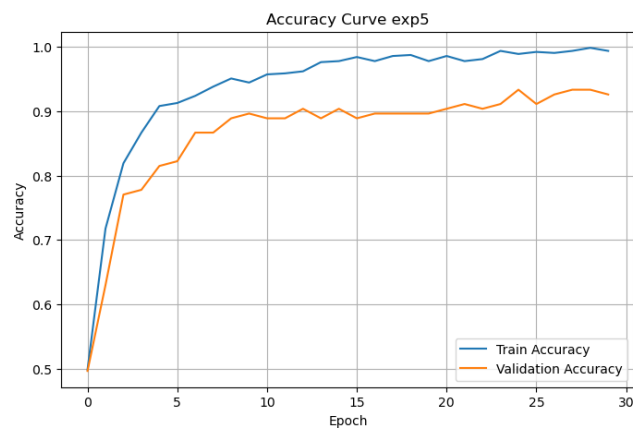


Gambar 3. Curve Exp

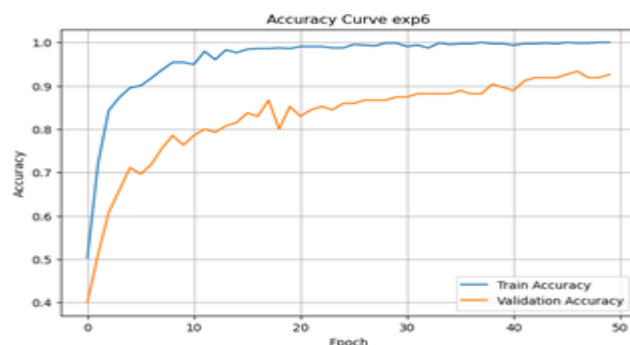


Gambar 4. Curve Exp

Grafik *Accuracy Curve* pada Exp3 dan Exp4 menunjukkan peningkatan *training accuracy* dan *validation accuracy* selama proses pelatihan model. Pada Exp3 (30 epoch), *validation accuracy* mencapai sekitar 91%, sedangkan pada Exp4 (50 epoch) meningkat hingga sekitar 95%, menunjukkan performa yang lebih baik. Secara keseluruhan, penambahan jumlah epoch pada Exp4 menghasilkan kemampuan generalisasi model yang lebih optimal tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan.



Gambar 5. curve exp 5

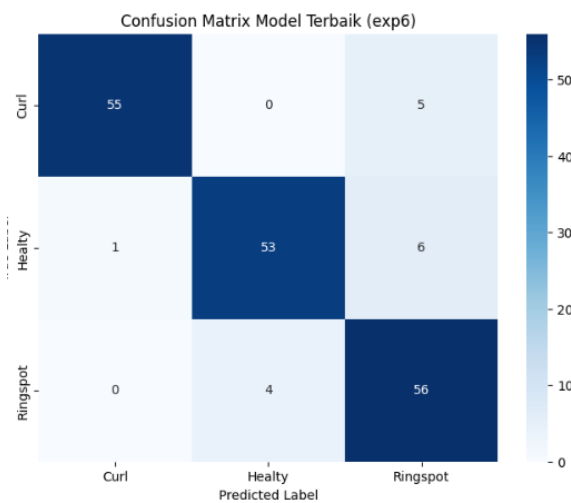


Gambar 6. Curve Exp

Grafik *Accuracy Curve* pada Exp5 dan Exp6 menunjukkan peningkatan *training accuracy* dan *validation accuracy* selama proses pelatihan. Pada Exp5 (30 epoch), *validation accuracy* mencapai sekitar 93%, sedangkan pada Exp6 (50 epoch) menunjukkan performa yang lebih stabil dengan

validation accuracy sekitar 93–94%. Secara keseluruhan, Exp6 menghasilkan performa klasifikasi yang lebih optimal dan stabil dibandingkan Exp5, sehingga dipilih sebagai model terbaik.

Pengujian Confusion Matriks



Gambar 7. Hasil Pengujian Confusion Matriks

Berdasarkan *confusion matrix* model terbaik (Exp6), sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar pada masing-masing kelas. Kelas Curl berhasil diprediksi benar sebanyak 55 data, kelas Healthy sebanyak 53 data, dan kelas Ringspot sebanyak 56 data. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas Healthy dan Ringspot, yang menunjukkan adanya kemiripan karakteristik visual pada beberapa citra daun. Secara keseluruhan, hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang baik dengan tingkat prediksi yang cukup akurat pada ketiga kelas penyakit daun pepaya.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi penyakit daun pepaya menggunakan arsitektur MobileNetV3 Small dengan pendekatan transfer learning mampu memberikan performa klasifikasi yang baik. Berdasarkan hasil eksperimen hyperparameter, model terbaik diperoleh pada eksperimen keenam (Exp6) dengan kombinasi learning rate sebesar 0,00015 dan 50 epoch, yang menghasilkan mean accuracy sebesar 91,89% serta mean loss sebesar 0,4819. Selain itu, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi pengujian sebesar 91%, yang menunjukkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru tergolong baik.

Model mampu mengklasifikasikan citra daun pepaya ke dalam tiga kelas, yaitu Curl, Healthy, dan Ringspot, dengan performa yang cukup tinggi. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan precision, recall, dan F1-score, kelas Curl memperoleh nilai F1-score sebesar 95%, kelas Healthy sebesar 91%, dan kelas Ringspot sebesar 88%. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik visual daun pepaya, seperti pola tekstur, perubahan warna, dan bentuk daun, dengan cukup efektif.

Berdasarkan hasil confusion matrix, sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar pada setiap kelas, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas Healthy dan Ringspot. Kondisi ini kemungkinan disebabkan oleh adanya kemiripan karakteristik visual antar kelas atau variasi data yang masih terbatas. Secara keseluruhan, penelitian

ini menunjukkan bahwa penggunaan CNN dengan arsitektur MobileNetV3 Small efektif untuk klasifikasi penyakit daun pepaya dan memiliki potensi untuk diterapkan pada sistem deteksi penyakit daun pepaya berbasis perangkat mobile, meskipun masih diperlukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan performa klasifikasi pada kelas tertentu agar sistem menjadi lebih optimal dan seimbang.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan sebagai pengembangan lebih lanjut. Pertama, perlu dilakukan penambahan jumlah dan variasi dataset, khususnya pada kelas *ringspot*, agar model dapat belajar lebih optimal dan mengurangi kesalahan klasifikasi. Kedua, disarankan untuk menerapkan teknik *data augmentation* yang lebih beragam guna meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Ketiga, penelitian selanjutnya dapat mencoba menggunakan atau membandingkan arsitektur CNN lain seperti EfficientNet atau ResNet untuk mengetahui performa terbaik dalam klasifikasi penyakit daun pepaya. Keempat, optimalisasi hyperparameter seperti learning rate, jumlah epoch, dan batch size juga perlu dilakukan secara lebih mendalam untuk memperoleh hasil yang lebih maksimal. Selain itu, pengembangan sistem dapat ditingkatkan dengan menambahkan fitur deteksi objek (*object detection*) sehingga mampu mengidentifikasi lokasi penyakit pada daun secara lebih spesifik. Terakhir, implementasi aplikasi diharapkan dapat diuji secara langsung oleh petani dalam skala lebih luas untuk mengetahui tingkat kemudahan penggunaan serta efektivitas sistem dalam kondisi nyata di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abadi, A. B., & Tahcfulloh, S. (2022). Digital image processing for height measurement application based on python OpenCV and regression analysis. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 6(4), 763–770.
- Abou Baker, N., Zengeler, N., & Handmann, U. (2022). A transfer learning evaluation of deep neural networks for image classification. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 4(1), 22–41.
- Ambarwari, A., Husni, E. M., & Mahayana, D. (2023). Perkembangan Paradigma Metode Klasifikasi Citra Penginderaan Jauh dalam Perspektif Revolusi Sains Thomas Kuhn. *Jurnal Filsafat Indonesia*, 6(3), 465–473.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Bali. (2025). Produksi Buah Pepaya Provinsi Bali Menurut Kabupaten/Kota—Tabel Statistik. Badan Pusat Statistik Provinsi Bali. <https://bali.bps.go.id/id/statistics-table/2/MjA0Izl=/produksi-buah-pepaya-provinsi-bali-menurut-kabupaten-kota.html>
- Chicho, B. T., & Sallow, A. B. (2021). A comprehensive survey of deep learning models based on Keras framework. *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 2(2), 49–62.
- Dewi, N. P. D. A. S., Hendrayana, I. G., & Putra, I. W. A. W. K. (2025). Optimasi Hyperparameter Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Mobilenet Pada Klasifikasi Penyakit Daun Jagung. *Jurnal Mnemonic*, 8(1), 92–99.
- Dimitrijevic, N., Zdravkovic, N., & Milicevic, V. (2023). An Automated Grading Framework For The Mobile Development Programming Language Kotlin. <https://scidar.kg.ac.rs/handle/123456789/19059>
- Erwanto, B., Pradana, A. I., & Hartanti, D. (2024). Pengembangan Sistem Deteksi Penyakit Tanaman Tomat Melalui Citra Daun dengan Metode You Only Look Once (YOLO) Berbasis Android. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 8(3), 1453–1463.

- Farida, N., Damayanti, T. A., Efendi, D., & Hidayat, S. H. (2022). Incidence and molecular-based identification of Papaya ringspot virus infecting papaya in Java. <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/20220342322>
- Hendra, H., & Wahyuningsih, Y. (2024). Rancang bangun sistem proses transaksi perusahaan berbasis website dengan metode Agile Development. *JURNAL TEKNOLOGI INFORMATIKA DAN KOMPUTER*, 11(1), 10–19.
- Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L.-C., Chen, B., Tan, M., Wang, W., Zhu, Y., Pang, R., & Vasudevan, V. (2019). Searching for mobilenetv3. *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 1314–1324. http://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2019/html/Howard_Searching_for_MobileNetV3_ICCV_2019_paper.html
- Justam, J., Takbir, M. N., Umar, S. M., Erlita, E., & Lewa, R. O. (2024). Sistem Identifikasi Kesegaran Ikan Berbasis Android Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Teknik Informatika (JISTI)*, 7(2), 340–350.
- Koul, P., & Siddaramu, Y. (2025). Machine Learning In Production Engineering: A Comprehensive Review. *International Journal of Multidisciplinary Research in Arts, Science and Technology*, 3(5), 01–33.
- Kurniawan, R. A., Sunyoto, A., & Nasiri, A. (2023). Pengaruh Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat. *TEKNIMEDIA: Teknologi Informasi dan Multimedia*, 4(2), 126–131.
- Linda, K. D., Kusri, K., & Hartanto, A. D. (2024). Studi literatur mengenai klasifikasi citra kucing dengan menggunakan deep learning: Convolutional neural network (CNN). *Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, 6(1), 129–137.
- Mandhalika, C. L. (2026). Deteksi Penyakit Daun Tanaman Tembakau Menggunakan MobileNetV2 Berbasis Citra Digital. *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 5(1), 269–274. <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/stains/article/view/9151>
- Pratama, G. A., Puspaningrum, E. Y., & Maulana, H. (2024). Convolutional Neural Network dan faster region Convolutional Neural Network untuk klasifikasi kualitas biji kopi arabika. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3). <http://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/4887>
- Ramdany, S., Kaidar, S. A., Aguchino, B., Putri, C. A. A., & Anggie, R. (2024). Penerapan UML class diagram dalam perancangan sistem informasi perpustakaan berbasis web. *Journal of Industrial and Engineering System*, 5(1). <https://elibrary.ru/item.asp?id=74351213>
- Sathyanarayanan, S., & Tantri, B. R. (2024). Confusion matrix-based performance evaluation metrics. *African Journal of Biomedical Research*, 27(4S), 4023–4031.
- Shiddiq, A. K. A., & Syahputra, T. D. (2022). Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi Menggunakan MobileNet Transfer Learning Berbasis Android. *AGENTS: Journal of Artificial Intelligence and Data Science*, 2(2), 1–8.
- Srinath, K. R. (2017). Python—the fastest growing programming language. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 4(12), 354–357.
- Vandalisna, V., Mulyono, S., & Putra, B. (2021). Penerapan Teknologi Pestisida Nabati Daun Pepaya Untuk Pengendalian Hama Terung: Application of Papaya Leave Vegetable Pesticide Technology for Eggplant Pest Control. *Jurnal Agrisistem*, 17(1), 56–64.

- Wijaya, Y. D., & Astuti, M. W. (2021). Pengujian blackbox sistem informasi penilaian kinerja karyawan PT Inka (persero) berbasis equivalence partitions. *Jurnal Digital Teknologi Informasi*, 4(1), 22–26.
- Zhao, X., Wang, L., Zhang, Y., Han, X., Deveci, M., & Parmar, M. (2024). A review of convolutional neural networks in computer vision. *Artificial Intelligence Review*, 57(4), 99. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10721-6>