



## KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT BUAH MANGGA BERBASIS DEEP LEARNING MENGGUNAKAN ARSITEKTUR RESNET DAN MOBILENET

Nanda Cornelis Rasyid<sup>1</sup>, Joni Karman<sup>2</sup>, Asep Toyib Hidayat<sup>3</sup>, Harma Oktavia Lingga Wijaya<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Universitas Bina Insan, Kota Lubuklinggau (31626)

\* Email Korespondensi: [nandacornelis01@gmail.com](mailto:nandacornelis01@gmail.com)<sup>1</sup>, [joni\\_karman@uniobinainsan.ac.id](mailto:joni_karman@uniobinainsan.ac.id)<sup>2</sup>,

### INFO ARTIKEL

#### Sejarah Artikel:

Diterima Tgl. 16/12/2025  
Diperbaiki Tgl. 23/12/2025  
Disetujui Tgl. 29/12/2025  
Tersedia daring Tgl. 05/01/2026



e-ISSN 2961-9009  
p-ISSN 2963-1289

#### DOI:


<https://doi.org/10.64626/jukomtek.v5i1.570>

**Abstract:** *Mango plantations in Indonesia face serious challenges due to pest and disease attacks that cause decreased productivity and economic losses for farmers. Manual disease identification requires specialized expertise and is often time-consuming. This study uses a qualitative approach with stages according to the AI Project Life Cycle framework using the Confusion Matrix Method, aiming to develop a deep learning-based classification system for mango plant diseases using the ResNet and MobileNet architectures. The dataset consists of 1,600 images divided into 5 classes. The model was trained using transfer learning with ImageNet weights and evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and ROC curves. The results show that ResNet achieved an accuracy of 87.56%, while MobileNet achieved 84.55%. Both models excelled in the Healthy and Stem-end Rot classes, but struggled with Black Mold Rot due to its visual similarity to other diseases. MobileNet offers better computational efficiency, suitable for mobile applications, while ResNet provides higher accuracy in environments with adequate resources.*

#### Keywords:

*Mango disease, deep learning, ResNet, MobileNet, image classification*

**Abstrak:** Perkebunan mangga di Indonesia menghadapi tantangan serius akibat serangan hama dan penyakit yang menyebabkan penurunan produktivitas dan kerugian ekonomi bagi petani. Identifikasi penyakit secara manual memerlukan keahlian khusus dan seringkali memakan waktu. Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif dengan tahapan sesuai AI Project Life Cycle framework dengan menggunakan Metode *Confusion Matrix*, bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi jenis penyakit tanaman mangga berbasis deep learning menggunakan arsitektur ResNet dan MobileNet. Dataset terdiri dari 1600 citra yang terbagi menjadi 5 kelas. Model dilatih menggunakan transfer learning dengan bobot ImageNet dan dievaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, F1-score, dan kurva ROC. Hasil menunjukkan ResNet mencapai akurasi 87,56%, sedangkan MobileNet 84,55%. Kedua model unggul pada kelas Sehat dan Stem end Rot, namun mengalami kesulitan pada Black Mould Rot karena kemiripan visual dengan penyakit lain. MobileNet menawarkan efisiensi komputasi lebih baik, cocok untuk aplikasi mobile, sedangkan ResNet memberikan akurasi lebih tinggi untuk lingkungan dengan sumber daya memadai.

	<b>Kata Kunci:</b> <i>Penyakit mangga, pembelajaran mendalam, ResNet, MobileNet, klasifikasi citra</i>
	©2022. Diterbitkan oleh Jurnal Komputer dan Teknologi (JUKOMTEK). Artikel ini memiliki akses terbuka di bawah lisensi CC BY ( <a href="https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/">https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</a> )

## PENDAHULUAN

Pertanian merupakan sektor penting dalam perekonomian Indonesia, di mana salah satu komoditas yang berperan besar adalah mangga. Mangga menjadi salah satu buah tropis yang sangat digemari baik untuk pasar domestik maupun ekspor (Kusrini et al., 2020). Namun, produktivitas tanaman mangga sering kali mengalami penurunan akibat serangan penyakit pada buah yang dapat mempengaruhi kualitas dan kuantitas hasil panen (Jain & Jaidka, 2023).

Dengan kemajuan teknologi *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), kini dimungkinkan untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman berbasis citra digital. Arsitektur CNN seperti ResNet dan MobileNet telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi citra medis, pertanian, dan lainnya (Zakiya et al., 2021; Carlos et al., 2024). Namun, belum banyak penelitian yang secara khusus membandingkan kinerja kedua arsitektur tersebut dalam konteks klasifikasi penyakit buah mangga.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan membandingkan kinerja model ResNet dan MobileNet dalam mengklasifikasikan lima jenis kondisi buah mangga yaitu Alternaria, Anthracnose, Black Mould Rot, Healthy, dan Stem end Rot. Dengan menggunakan pendekatan *transfer learning*, diharapkan sistem yang dihasilkan dapat membantu petani dalam mendeteksi penyakit secara dini, akurat, dan efisien.

## LANDASAN TEORI

*Deep learning* merupakan cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis untuk mempelajari representasi fitur secara hierarkis dari data (Nugroho et al., 2020). Dalam konteks pengolahan citra, arsitektur CNN telah menjadi standar karena kemampuannya menangkap pola spasial melalui operasi konvolusi.

ResNet merupakan pretrained model atau model yang telah dilatih sebelumnya sehingga tidak memerlukan konfigurasi khusus untuk mengatur layer di dalamnya. Arsitektur ini telah terbukti unggul dalam berbagai tugas klasifikasi citra berskala besar.

MobileNetV2 dikenal karena kemampuannya dalam menghasilkan akurasi tinggi dengan kebutuhan komputasi yang relatif ringan dibandingkan model-model lain seperti ResNet

atau GoogleNet (Aufar & Kaloka, 2022).

Dalam bidang pertanian, beberapa penelitian telah menerapkan CNN untuk deteksi penyakit tanaman. Misalnya, (Fuadi et al. 2022) menggunakan MobileNet untuk klasifikasi penyakit daun kentang dengan akurasi 90,86%, sementara (Oktaviana et al. 2021) menerapkan ResNet101 untuk penyakit padi dengan akurasi 100%. Namun, penelitian yang membandingkan langsung ResNet dan MobileNet untuk penyakit buah mangga masih terbatas.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif dengan tahapan sesuai *AI Project Life Cycle* framework (Rahman et al., 2022). Dataset terdiri dari 1600 citra buah mangga yang dikumpulkan melalui observasi lapangan dan sumber publik. Data dibagi menjadi 5 kelas: *Alternaria*, *Anthracnose*, *Black Mould Rot*, *Healthy*, dan *Stem end Rot*. Pembagian data adalah 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.

Preprocessing yang dilakukan meliputi *resizing* ke ukuran 224×224 piksel dan normalisasi nilai piksel. Augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan variasi dataset meliputi *rotation*, *flipping*, dan *zooming*. Model yang digunakan adalah MobileNetV2 dan ResNet152V2 dengan bobot *pre-trained* ImageNet. Arsitektur dimodifikasi dengan menambahkan *GlobalAveragePooling2D*, lapisan *Dense 512* neuron dengan aktivasi ReLU, dan lapisan output dengan aktivasi Softmax. Model dikompilasi menggunakan *categorical\_crossentropy loss* dan optimizer Adam dengan *learning rate* 0,001

### Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui dua metode utama: observasi lapangan dan pengambilan data dari sumber publik. Observasi dilakukan di kebun mangga di sekitar wilayah Lubuklinggau dengan koordinasi Dinas Pertanian setempat. Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera smartphone dengan resolusi 12 MP dalam kondisi pencahayaan alami. Sebanyak 800 citra diambil langsung dari tanaman mangga yang menunjukkan gejala penyakit *Alternaria*, *Anthracnose*, *Black Mould Rot*, dan *Stem end Rot*, serta kondisi sehat.

Data tambahan diperoleh dari dataset publik Kaggle dan platform penelitian pertanian digital sebanyak 800 citra, sehingga total dataset mencapai 1600 citra. Validasi kondisi penyakit dilakukan dengan berkonsultasi kepada ahli penyakit tanaman dari Dinas Pertanian Kota Lubuklinggau untuk memastikan akurasi labeling.

### Preprocessing dan Augmentasi Data

Dataset dibagi menjadi 5 kelas: *Alternaria* (37 citra), *Anthracnose* (27 citra), *Black*

Mould Rot (29 citra), Healthy (36 citra), dan Stem end Rot (43 citra). Pembagian data adalah 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Preprocessing meliputi *resizing* ke ukuran 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel (0-1), dan konversi ke format RGB. Augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan variasi dataset meliputi *rotation* (20 derajat), *horizontal flipping*, *zooming* (0.2), dan *brightness adjustment*.

### Arsitektur Model

Model yang digunakan adalah MobileNetV2 dan ResNet152V2 dengan bobot *pre-trained* ImageNet. Arsitektur dimodifikasi dengan menambahkan *GlobalAveragePooling2D*, lapisan *Dense* 512 neuron dengan aktivasi ReLU, dan lapisan output dengan aktivasi Softmax. Model dikompilasi menggunakan *categorical\_crossentropy loss* dan optimizer Adam dengan *learning rate* 0,001.

### Metode Pengujian dan pengolahan data

Adapun metode pengujian sistem dalam penelitian ini adalah *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* bertujuan menggambarkan performa dari sebuah model atau algoritma secara spesifik. Seperti yang terlihat pada tabel berikut

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	<b><i>Predicted Negative</i></b>	<b><i>Predicted Positive</i></b>
<b><i>Actual Negative</i></b>	<i>True Negative (TN)</i>	<i>False positive (FP)</i>
<b><i>Actual Positive</i></b>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True positive (TP)</i>

Penjelasan *Confusion Matrix* diatas:

1. *True Positive*, data-data yang memiliki kelas positif, dan model juga memprediksi benar positif.
2. *True Negative*, data-data yang memiliki kelas positif, dan model memprediksi juga benar negatif.
3. *False Positive*, data-data yang memiliki kelas positif, namun model memprediksi positif.
4. *False Negative*, data-data yang memiliki kelas positif, namun model memprediksi negatif.

Melalui data tersebut, dapat diperoleh data data lain untuk mengukur perfoma sebuah model, antara lain:

*Accuracy*, total keseluruhan seberapa sering model benar dalam klasifikasi jenis padi.

Formula *accuracy* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$\frac{TP + TN}{Total}$$

*Precision*, ketika model memprediksi positif, seberapa sering prediksi itu benar. Formula *precision* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$\frac{TP}{FP + TP}$$

*Recall (Sensitivity / True Positive Rate)*, ketika kelas aktualnya positif, seberapa sering model memprediksi positif. Formula *recall* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$\frac{TP}{FN + TP}$$

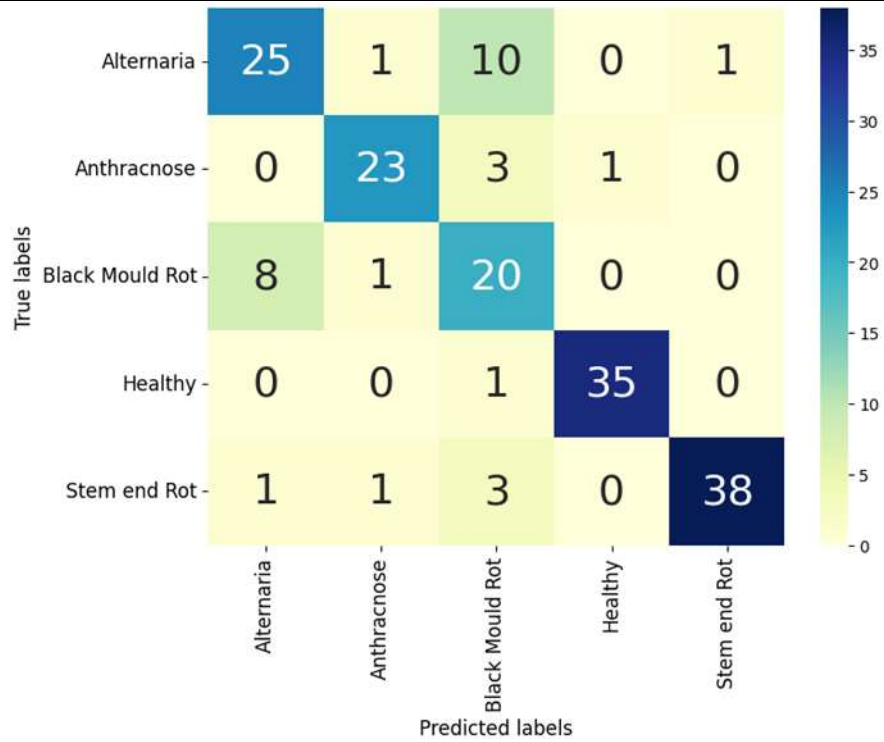
*F1-Score*, merupakan rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*. Formula *f1-score* dapat ditulis menggunakan persamaan berikut:

$$\frac{precision * recall}{precision + recall}$$

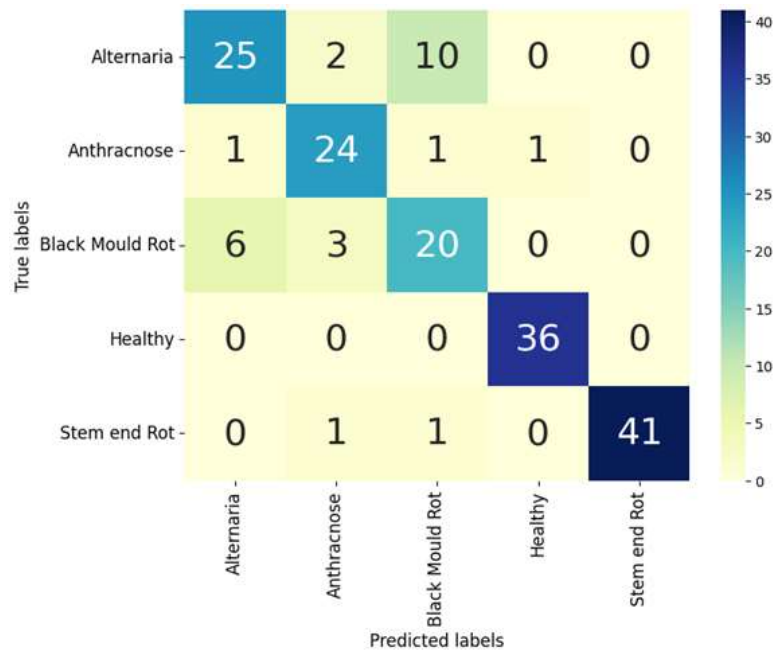
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan kedua model menunjukkan perkembangan yang positif. MobileNetV2 mencapai akurasi pelatihan akhir sebesar 98,7% dan akurasi validasi 85,2%, sementara ResNet152V2 mencapai akurasi pelatihan 100% dan akurasi validasi 88,3%. Gambar 1 menunjukkan perbandingan kurva akurasi pelatihan dan validasi kedua model selama 10 epoch. Terlihat bahwa ResNet152V2 mengalami peningkatan yang lebih cepat dan stabil dibandingkan MobileNetV2, terutama pada epoch awal. Selain akurasi, hasil evaluasi juga menggunakan metrik presisi, recall, dan f1-score untuk memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai performa model dalam mengklasifikasikan kelima kelas penyakit buah mangga. Hasil matriksevaluasi ditunjukkan pada Gambar di bawah ini



Gambar 1. Confusion Matrix Untuk MobileNet



Gambar 2. Confusion Matrix Untuk ResNet

## Evaluasi Kinerja Model

Tabel perbandingan metrik evaluasi untuk kedua model pada data uji. ResNet152V2 menunjukkan performa superior secara keseluruhan dengan akurasi 87,56% dibandingkan MobileNetV2 (84,55%).

	precision	recall	f1-score	support
Alternaria	0.7353	0.6757	0.7042	37
Anthracnose	0.8846	0.8519	0.8679	27
Black Mould Rot	0.5405	0.6897	0.6061	29
Healthy	0.9722	0.9722	0.9722	36
Stem end Rot	0.9744	0.8837	0.9268	43
accuracy			0.8455	172
macro avg	0.8214	0.8146	0.8155	172
weighted avg	0.8353	0.8198	0.8251	172

Gambar 3. Classification Report Untuk MobileNet

Berdasarkan Classification Report pada gambar, model MobileNetV2 mencapai akurasi keseluruhan sebesar 0.8455 (84.55%) pada dataset uji. Lebih lanjut, metrik precision, recall, dan f1-score untuk setiap kelas adalah sebagai berikut:

1. Alternaria: Memiliki precision 0.7353, recall 0.6757, dan f1-score 0.7042. Model mampu mengklasifikasikan 25 dari 37 sampel Alternaria dengan benar, namun sering salah mengklasifikasikan 8 sampel Black Mould Rot sebagai Alternaria dan 1 sampel Stem end Rot sebagai Alternaria.
2. Anthracnose: Menunjukkan kinerja yang kuat dengan precision 0.8846, recall 0.8519, dan f1-score 0.8679. Model berhasil mengidentifikasi 23 dari 27 sampel Anthracnose dengan benar.
3. Black Mould Rot: Merupakan kelas dengan kinerja terlemah dengan precision 0.5405, recall 0.6897, dan f1-score 0.6061. Model hanya berhasil mengklasifikasikan 20 dari 29 sampel Black Mould Rot dengan benar, dan seringkali salah mengklasifikasikan 10 sampel Black Mould Rot sebagai Alternaria dan 3 sampel Black Mould Rot sebagai Anthracnose.
4. Healthy: Menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan precision, recall, dan f1-score 0.9722. Hampir semua sampel sehat berhasil diklasifikasikan dengan benar (35 dari 36 sampel).

5. Stem end Rot: Menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan precision 0.9744, recall 0.8837, dan f1-score 0.9268. Model berhasil mengklasifikasikan 38 dari 43 sampel Stem end Rot dengan benar.

Secara keseluruhan, macro average menunjukkan precision 0.8214, recall 0.8146, dan f1-score 0.8455. Sedangkan weighted average menunjukkan precision 0.8353, recall 0.8198, dan f1-score 0.8251

	precision	recall	f1-score	support
Alternaria	0.7812	0.6757	0.7246	37
Anthraco	0.8000	0.8889	0.8421	27
Black Mould Rot	0.6250	0.6897	0.6557	29
Healthy	0.9730	1.0000	0.9863	36
Stem end Rot	1.0000	0.9535	0.9762	43
accuracy			0.8756	172
macro avg	0.8358	0.8415	0.8370	172
weighted avg	0.8527	0.8488	0.8491	172

Gambar 4. Classification Report Untuk ResNet

Berdasarkan Classification Report pada Gambar 4.9, model ResNet mencapai akurasi keseluruhan sebesar 0.8756 (87.56%) pada dataset uji. Lebih lanjut, metrik precision, recall, dan f1-score untuk setiap kelas adalah sebagai berikut:

1. Alternaria: Memiliki precision 0.7812, recall 0.6757, dan f1-score 0.7246. Model mengklasifikasikan 25 dari 37 sampel Alternaria dengan benar. Terdapat 6 sampel Black Mould Rot yang salah diklasifikasikan sebagai Alternaria, dan 10 sampel Black Mould Rot yang salah diklasifikasikan sebagai Alternaria (total 16 kesalahan dari Black Mould Rot ke Alternaria).
2. Anthracnose: Menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan precision 0.8000, recall 0.8889, dan f1-score 0.8421. Model berhasil mengidentifikasi 24 dari 27 sampel Anthracnose dengan benar.

3. Black Mould Rot: Merupakan kelas dengan kinerja terlemah dengan precision 0.6250, recall 0.6897, dan f1-score 0.6557. Model hanya berhasil mengklasifikasikan 20 dari 29 sampel Black Mould Rot dengan benar. Confusion Matrix menunjukkan kesalahan klasifikasi yang signifikan, terutama 6 sampel sebagai *Alternaria* dan 3 sampel sebagai *Anthracnose*.
4. Healthy: Menunjukkan kinerja yang hampir sempurna dengan precision 0.9730, recall 1.0000, dan f1-score 0.9863. Semua sampel sehat berhasil diklasifikasikan dengan benar (36 dari 36 sampel).
5. Stem end Rot: Menunjukkan kinerja yang sangat kuat dengan precision 1.0000, recall 0.9535, dan f1-score 0.9762. Model berhasil mengklasifikasikan 41 dari 43 sampel Stem end Rot dengan benar.

Secara keseluruhan, macro average menunjukkan precision 0.8358, recall 0.8415, dan f1-score 0.8756. Sedangkan weighted average menunjukkan precision 0.8527, recall 0.8488, dan f1-score 0.8491

## KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengkomparasi kinerja dua arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu MobileNetV2 dan ResNet, dalam mengklasifikasikan lima jenis kondisi buah mangga (*Alternaria*, *Anthracnose*, Black Mould Rot, Healthy, dan Stem end Rot). Berdasarkan hasil eksperimen, dapat disimpulkan bahwa kedua model mampu mengidentifikasi penyakit buah mangga dengan akurasi yang menjanjikan, didukung oleh penggunaan teknik transfer learning dengan bobot pre-trained dari ImageNet. Model ResNet152V2 menunjukkan kinerja yang sedikit lebih unggul secara keseluruhan dengan akurasi 87.56%, sementara MobileNetV2 mencapai akurasi 84.55%. Kedua model secara konsisten menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan kelas 'Healthy' dan 'Stem end Rot', serta kinerja yang kuat untuk kelas 'Anthracnose'. Namun, kelas 'Black Mould Rot' terbukti menjadi tantangan terbesar bagi kedua arsitektur, dengan akurasi klasifikasi yang relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya, mengindikasikan adanya kemiripan visual yang membingungkan model. Meskipun ResNet memberikan akurasi puncak yang lebih tinggi, MobileNetV2 menawarkan efisiensi komputasi yang lebih baik,

menjadikannya pilihan yang berpotensi untuk aplikasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aufar, Y., & Kaloka, T. (2022). Robusta coffee leaf diseases detection based on MobileNetV2 model. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*.
- Budi, Dias Ayu. 2021. "Perancangan Sistem Login Pada Aplikasi Berbasis GUI Menggunakan Qtdesigner Python." *Jurnal SIMADA (Sistem Informasi dan Manajemen Basis Data)* 4(2): 92–100.
- Carlos, Daniel, Dyah Erny Herwindiati, and Chairisni Lubis. 2024. "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Jenis Cat Tembok Menggunakan Arsitektur MobileNet." *Technology and Science (BITS)* 6(1): 395–402.
- De Silva, Daswin, and Daminda Alahakoon. 2022. "An Artificial Intelligence Life Cycle: From Conception to Production." *Patterns* 3(6).
- Hanin, Muhammad Atsil, Raditiana Patmasari, R Yunendah Nur Fuâ, and others. 2021. "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)." *eProceedings of Engineering* 8(1): 273–81.
- Ihsan, Candra Nur. 2021. "Klasifikasi Data Radar Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)." *Journal of Computer and Information Technology* 4(2): 115.
- Israldi, Tino, Elin Haerani, Suwanto Sanjaya, and Fadhilah Syafria. 2022. "Klasifikasi American Sign Language Menggunakan Convolutional Neural Network." *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)* 4(3).
- Jain, S., & Jaidka, P. (2023). Mango Leaf disease Classification using deep learning Hybrid Model. 2023 International Conference on Power, Instrumentation, Energy and Control (PIECON), 1-6.
- Khultsum, Umi, Fajar Sarasati, and Ghofar Taufik. 2022. "Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru." *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)* 9(5): 1366.
- Kusrini, K., Suputa, S., Setyanto, A., Agastya, I., Priantoro, H., Chandramouli, K., & Izquierdo, E. (2020). Data augmentation for automated pest classification in Mango farms. *Comput. Electron. Agric.*, 179, 105842. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105842>.
- Merta, I Putu Wijaya, I Made Gede Sunarya, and I Ketut Resika Arthana. 2015. "Handgesture

- 
- To Text Dengan Metode Artificial Intelligence KNN (K-Nearest Neighbour).” *KARMAPATI (Kumpulan Artikel Mahasiswa Pendidikan Teknik Informatika)* 4(1): 18–27.
- Nugroho, Pulung Adi, Indah Fenriana, and Rudy Arijanto. 2020. “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network ( Cnn ) Pada Ekspresi Manusia.” *Algor* 2(1): 12–21.
- Pengestu, Ridho Aji, Basuki Rahmat, and Fetty Tri Anggraeni. 2020. “Implementasi Algoritma CNN Untuk Klasifikasi Citra Lahan Dan Perhitungan Luas.” *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi (JIFoSI)* 1(1): 166–74..
- Rahman, Hamidur et al. 2022. “Artificial Intelligence-Based Life Cycle Engineering in Industrial Production: A Systematic Literature Review.” *IEEE Access* 10(December): 133001–15.
- Zakiya, Putri Nada, Ledy Novamizanti, and Syamsul Rizal. 2021. “Klasifikasi Patologi Makula Retina Melalui Citra Oct Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan ( Classification of Pathology of Macula Retina Through Oct Image Using.” *e-Proceeding of Engineering* 8(5): 5072–82.