

# Klasifikasi Citra Cacar Monyet menggunakan Convolutional Neural Network: Studi Literatur

Debby Megapriyia<sup>1a)</sup>, Dandy Pramana Hostiadi<sup>1b)</sup>, Gede Angga Pradipta<sup>1c)</sup>

<sup>1)</sup>Magister Sistem Informasi, Institut Teknologi dan Bisnis STIKOM Bali, Bali, Indonesia

e-mail: <sup>a)</sup>[242011012@stikom-bali.ac.id](mailto:242011012@stikom-bali.ac.id), <sup>b)</sup>[dandy@stikom-bali.ac.id](mailto:dandy@stikom-bali.ac.id), <sup>c)</sup>[angga\\_pradipta@stikom-bali.ac.id](mailto:angga_pradipta@stikom-bali.ac.id)

## Abstrak

Cacar monyet merupakan salah satu penyakit kulit menular yang memiliki kemiripan visual dengan penyakit kulit lainnya seperti campak dan cacar air, sehingga menyulitkan proses identifikasi secara cepat dan akurat tanpa melalui pemeriksaan klinis lebih lanjut. Kondisi tersebut mendorong pengembangan sistem klasifikasi citra digital untuk membantu proses identifikasi lesi kulit cacar monyet secara otomatis. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam penelitian terkini adalah Convolutional Neural Network, yang mampu mengekstraksi fitur dan mengenali pola citra yang kompleks. Studi literatur ini bertujuan untuk meninjau pemanfaatan arsitektur Convolutional Neural Network dalam klasifikasi citra lesi kulit cacar monyet ke dalam 2 kategori, yaitu cacar monyet dan non cacar monyet. Kajian difokuskan pada penggunaan model Convolutional Neural Network pretrained yang umum digunakan dalam klasifikasi citra medis. Hasil kajian menunjukkan bahwa pendekatan Convolutional Neural Network pretrained mampu memberikan kinerja yang baik dalam membedakan lesi cacar monyet dan non cacar monyet, dilihat dari sebagian besar penelitian yang berhasil mencapai akurasi di atas 90%. Hal ini menunjukkan bahwa Convolutional Neural Network memiliki potensi untuk mendukung pengembangan sistem klasifikasi berbasis citra medis.

**Kata kunci:** klasifikasi citra, cacar monyet, convolutional neural network.

## 1. Pendahuluan

Penyakit kulit adalah masalah kesehatan yang menurunkan kondisi fisik dan mental penderitanya, karena adanya lesi yang terlihat di permukaan kulit, sehingga mengurangi rasa percaya diri [1]. Salah satu penyakit kulit tersebut adalah cacar monyet (monkeypox). Penyakit ini menunjukkan gejala yang mirip dengan cacar air atau campak, sehingga sulit dibedakan tanpa pemeriksaan laboratorium [2]. Awal munculnya penyakit cacar monyet tercatat di wilayah hutan hujan tropis negara Afrika [3]. Penyebaran di luar daerah endemis dikaitkan dengan perjalanan internasional atau masuknya hewan yang terinfeksi [4]. Tahun 2022, penyakit ini menyebar ke benua Amerika, Eropa, dan Asia [5]. Kondisi ini meningkatkan kekhawatiran global terhadap penyebaran penyakit ini, sehingga dibutuhkan metode yang dapat mendukung identifikasi cacar monyet secara cepat dan akurat.

Dalam konteks ini, peran teknologi computer vision menjadi sesuai. Computer vision adalah bidang ilmu komputer yang dapat pemrosesan citra digital untuk analisis visual secara otomatis [6]. Salah satu pendekatan computer vision yang digunakan dalam klasifikasi citra medis adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang memungkinkan model untuk mempelajari pola visual dari data citra [7].

Penelitian Azhar et al. [8] mengungkapkan bahwa arsitektur CNN ResNet50V2 menghasilkan akurasi sebesar 98,43% pada klasifikasi cacar monyet. Penelitian lain melakukan fine-tuning pada arsitektur InceptionV3, mencapai akurasi hingga 100% [9]. Dalam studi lain, menggunakan model ResNet50, dan mencapai akurasi sebesar 82,96% [10].

Berdasarkan hasil penelitian di atas, pendekatan CNN menunjukkan potensi besar dalam mendukung klasifikasi citra lesi kulit cacar monyet. Tinjauan pustaka ini bertujuan untuk menunjukkan bahwa pendekatan CNN pretrained mampu memberikan kinerja yang baik dalam membedakan lesi cacar monyet dan non cacar monyet. Studi ini diharapkan dapat memberikan wawasan alternatif serta memiliki potensi untuk mendukung pengembangan sistem klasifikasi berbasis citra medis.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Research Questions

Tahap awal penelitian ini adalah merumuskan pertanyaan penelitian yang menjadi dasar dalam proses penelusuran literatur. Maka dari itu dibuat *Research Questions* yang disusun sebagai berikut :

RQ1. Bagaimana kinerja arsitektur CNN dalam membedakan citra lesi kulit cacar monyet dan non

carac monyet berdasarkan kajian pustaka?

RQ2. Bagaimana perbedaan kinerja CNN dengan metode Deep Learning lainnya?

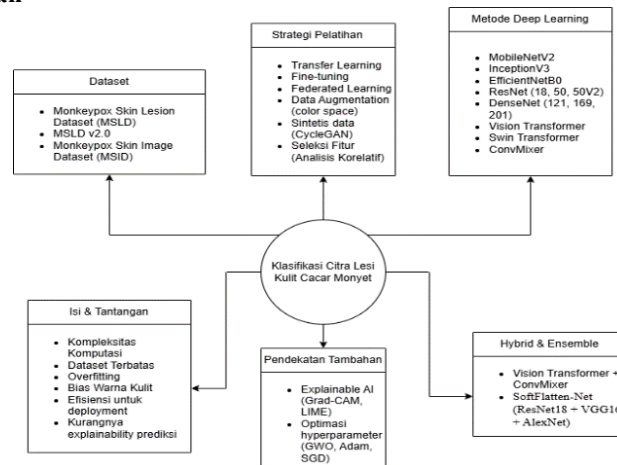
RQ3. Arsitektur CNN apa saja yang paling sering digunakan dalam penelitian klasifikasi cacar monyet berbasis citra?

RQ4. Arsitektur CNN apa saja yang paling efisien digunakan dalam penelitian klasifikasi cacar monyet berbasis citra?

## 2.2 Pengumpulan dan seleksi data

Studi literatur ini dilakukan terhadap artikel ilmiah yang membahas klasifikasi citra lesi kulit cacar monyet menggunakan Convolutional Neural Network. Sumber data diperoleh dari basis data IEEE Xplore, ResearchGate, dan ScienceDirect dengan kata kunci “monkeypox skin lesion”, “monkeypox image classification”, dan “Convolutional Neural Network”. Artikel diseleksi berdasarkan publikasi jurnal nasional dan internasional bereputasi pada rentang tahun 2022-2025, yang membahas klasifikasi citra medis berbasis CNN. Proses seleksi dilakukan bertahap melalui peninjauan judul, abstrak, dan isi artikel. Artikel terpilih dianalisis untuk merangkum pendekatan, metode, dan hasil penelitian dalam klasifikasi citra lesi kulit cacar monyet berbasis deep learning.

## 3. Hasil dan Pembahasan



Gambar 1. Kerangka Konseptual Studi Literatur

Penelitian Penelitian oleh Azhar et al. [8] membandingkan performa model ResNet50V2 pada Monkeypox Skin Lesion Dataset (MSLD) dengan bobot pra-latih ImageNet dan HAM10000. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa penggunaan bobot ImageNet menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 99,52% pada learning rate 0,0005 dan batch size 16, sedangkan bobot HAM10000 hanya mencapai akurasi maksimum 72,14%. Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan bobot pra-latih yang sesuai dengan karakteristik data berperan penting dalam meningkatkan performa model. Studi oleh Yasmin et al. [9] mengusulkan PoxNet22 sebagai hasil fine-tuning dari InceptionV3 menggunakan MSLD. Model InceptionV3 tanpa fine-tuning menghasilkan akurasi sebesar 99% dengan waktu pelatihan 6 menit 40 detik, sedangkan PoxNet22 berhasil mencapai akurasi 100% dengan waktu pelatihan yang meningkat menjadi 19 menit 40 detik. Selanjutnya, penelitian oleh Ali et al. [10] memperkenalkan MSLD dan mengevaluasi performanya menggunakan VGG16, ResNet50, dan InceptionV3, dengan akurasi masing-masing sebesar 81,24%, 82,96%, dan 74,07%. Studi oleh Nayak et al. [11] membandingkan beberapa arsitektur CNN, yaitu GoogLeNet, Places365-GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet, dan ResNet18, pada MSLD dan menunjukkan bahwa ResNet18 mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,49% dengan kompleksitas model yang relatif sederhana.

Penelitian oleh Almufareh et al. [12] mengevaluasi InceptionV3, ResNet50V2, MobileNetV2, dan EfficientNet-B4 menggunakan MSLD dan Monkeypox Skin Image Dataset (MSID). Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mencapai akurasi sebesar 96% pada MSID, sedangkan InceptionV3 memperoleh akurasi sebesar 93% pada MSLD. Temuan ini menegaskan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh karakteristik dataset yang digunakan. Studi oleh Meena et al. [13] membandingkan InceptionV3, VGG19, dan Xception menggunakan MSLD, dengan InceptionV3 menunjukkan performa terbaik sebesar 98%. Pendekatan arsitektur khusus diusulkan oleh Karadi et al. [14] melalui SoftFlatten-Net, yaitu gabungan ResNet18, VGG16, dan AlexNet yang dirancang untuk mengatasi permasalahan overfitting dan vanishing gradient melalui strategi penggabungan fitur serta modifikasi lapisan flatten.

Model ini mencapai akurasi sebesar 97,25%. Penelitian oleh Arya Shah [15] menguji MobileNetV2, ResNet50, InceptionV3, EfficientNet-B5, dan Xception menggunakan kombinasi MSLD, MSID, dan Monkeypox 2022 Remastered Dataset, dengan MobileNetV2 mencapai akurasi terbaik sebesar 98,78%.

Penelitian oleh Taruno et al. [16] membandingkan EfficientNet-B0, MobileNet, ResNet50, dan InceptionV3 menggunakan MSLD. ResNet50 mencapai akurasi sebesar 87,59%, sedangkan EfficientNet-B0 memperoleh akurasi sebesar 85,12%. Meskipun memiliki akurasi yang sedikit lebih rendah, EfficientNet-B0 dinilai lebih efisien karena jumlah parameternya yang lebih sedikit. Studi oleh Vuran et al. [17] menggunakan Monkeypox Skin Lesion Dataset versi 2.0 (MSLD v2.0) untuk klasifikasi multikelas dengan Vision Transformer (ViT), MAE, DINO, dan Swin Transformer. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Swin Transformer mencapai akurasi tertinggi sebesar 93,71%, mengungguli CNN konvensional yang berada pada kisaran 82-85%, namun dengan biaya komputasi yang lebih tinggi. Pendekatan komparatif dilakukan oleh Pal et al. [18] dengan membandingkan metode machine learning dan deep learning pada MSLD v2.0, termasuk Logistic Regression, K-Nearest Neighbors, ConvMixer, dan Vision Transformer, serta ensemble ConvMixer-ViT. Hasil penelitian menunjukkan bahwa KNN hanya mencapai akurasi sebesar 82%, Vision Transformer sebesar 93%, dan ensemble mencapai 94%. Sementara itu, penelitian oleh Huan et al. [19] mengembangkan MSMP-Net berbasis ConvNeXt-Large yang dilengkapi modul multi-scale feature fusion menggunakan MSLD v2.0, dan mencapai akurasi sebesar 87,03%.

Pendekatan federated learning dikombinasikan dengan augmentasi data berbasis CycleGAN oleh Kundu et al. [20] menggunakan gabungan MSLD dan MSID. Model yang diuji meliputi MobileNet, ResNet50, ViT-B32, dan ViT-B16, dengan ViT-B32 mencapai akurasi tertinggi sebesar 97,9%. Studi oleh Fei Ma et al. [21] mengembangkan MECTA Swin-Unet untuk segmentasi lesi Monkeypox dan mencapai akurasi sebesar 93,7%. Pendekatan ensemble juga diusulkan oleh Pramanik et al. [22] dengan menggabungkan Xception, InceptionV3, dan DenseNet169 menggunakan MSLD, serta menerapkan normalisasi berbasis fungsi Beta, yang menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 93,39% pada 5-fold cross-validation. Penelitian oleh Ahsan et al. [23] mengevaluasi berbagai model CNN dan Vision Transformer dengan pendekatan explainable AI menggunakan LIME, di mana MobileNetV2 mencapai akurasi terbaik sebesar 99%. Studi oleh Akin et al. [24] menggunakan MSID dan menunjukkan bahwa MobileNetV2 mencapai akurasi sebesar 98,25% dengan ukuran model yang kecil serta waktu pelatihan yang singkat.

Penelitian lanjutan oleh Ahsan et al. [25] menggunakan LIME untuk mengevaluasi kontribusi piksel terhadap prediksi Monkeypox menggunakan MSLD, dengan ResNet101 yang dioptimasi menggunakan Adam mencapai akurasi sebesar 99%. Pendekatan ensemble berskala besar dilakukan oleh Sitaula et al. [26] dengan menggabungkan 13 model deep learning yaitu VGG-16, VGG-19, ResNet-50, ResNet-101, IncepResNetv2, MobileNetV2, InceptionV3, Xception, EfficientNet-B0, EfficientNet-B1, EfficientNet-B2, DenseNet-121, dan DenseNet-169, mencapai akurasi sebesar 87,13%. Studi oleh Saavedra et al. [27] menggabungkan ResNet50, EfficientNet-B0, dan MobileNetV2 serta memanfaatkan Grad-CAM untuk visualisasi area lesi, dengan akurasi sebesar 98,33%. Pendekatan hibrida CNN-SVM diusulkan oleh Abdelrahim et al. [28] melalui model TMS menggunakan MSLD dan mencapai akurasi sebesar 95,45%. Penelitian oleh Ali et al. [29] membahas adaptasi model terhadap variasi warna kulit menggunakan HAM10000 dan MSLD v2.0, dengan DenseNet121 mencapai akurasi sebesar 83,59%. Pendekatan federated learning juga dikaji oleh Ahsan et al. [30], dimana M-ResNet50 mencapai akurasi sebesar 89% dan mengungguli Vision Transformer. Dataset Monkeypox Skin Image Dataset (MSID) diperkenalkan oleh Bala et al. [31] dengan arsitektur MonkeyNet berbasis DenseNet-201 yang mencapai akurasi sebesar 98,91%. Optimasi CNN menggunakan Grey Wolf Optimizer dilakukan oleh Eliwa et al. [32] menggunakan seleksi fitur analisis korelatif untuk mengambil fitur yang paling berpengaruh agar mengurangi overfitting, berhasil meningkatkan akurasi dari 68,83% menjadi 95,31%. Studi oleh Jaradat et al. [33] menekankan efisiensi komputasi, dengan MobileNetV2 mencapai akurasi sebesar 99% serta waktu pelatihan 256 detik dan waktu pengujian 4 detik. Terakhir, penelitian oleh Elhadidy et al. [34] membandingkan CNN pra-latih dan Vision Transformer pada MSLD v2.0 dan menunjukkan bahwa CNN masih unggul, dengan Xception mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,92%.

Tabel 1. Tabel Ringkasan Studi Literatur

No.	Judul	Dataset	Metode	Hasil
1.	Enhancing Monkeypox Skin Lesion Classification With ResNet50V2 [8]	MSLD	ResNet50V2 (ImageNet, HAM10000)	ImageNet: 99,52%, HAM10000: 72,14%
2.	PoxNet22: A Fine-Tuned Model for the Classification of Monkeypox Disease [9]	MSLD	PoxNet22 (InceptionV3)	100%

No.	Judul	Dataset	Metode	Hasil
3.	Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models [10]	MSLD	VGG16, ResNet50, InceptionV3	ResNet50: 82,96%
4.	Deep Learning-Based Detection of Monkeypox Virus Using Skin Lesion Images [11]	MSLD	GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet, ResNet18	ResNet18: 99,49%
5.	A Transfer Learning Approach for Clinical Detection Support of Monkeypox Skin Lesions [12]	MSLD, MSID	InceptionV3, ResNet50V2, MobileNetV2, EfficientNet-B4	MobileNetV2 (MSID): 96%
6.	Monkeypox Recognition and Prediction from Visuals Using Deep Transfer Learning [13]	MSLD	InceptionV3, VGG19, Xception	InceptionV3: 98%
7.	SoftFlatten-Net: A Deep CNN Design for Monkeypox Classification [14]	MSLD	SoftFlatten-Net (Ensemble CNN)	97,25%
8.	Monkeypox Skin Lesion Classification Using Transfer Learning Approach [15]	MSLD, MSID, MPX-2022	MobileNetV2, ResNet50, EfficientNetB5	MobileNetV2: 98,78%
9.	Monkeypox Classification Based on Skin Images Using CNN: EfficientNet-B0 [16]	MSLD	EfficientNet-B0, ResNet50	ResNet50: 87,59%
10.	Multi-Classification of Skin Lesion Images Including Mpox Using Transformer-Based DL [17]	MSLD v2.0	ViT, MAE, DINO, Swin Transformer	Swin Transformer: 93,71%
11.	Early Detection of Human Mpox: A Comparative Study Using ML and DL [18]	MSLD v2.0	ML, ConvMixer, ViT, Ensemble	Ensemble: 94%
12.	MSMP-Net: A Multi-Scale Neural Network for Monkeypox Classification [19]	MSLD v2.0	ConvNeXt-Large + MS fusion	87,03%
13.	Federated Deep Learning for Monkeypox Detection on GAN-Augmented Dataset [20]	MSLD, MSID	Federated Learning + CycleGAN	ViT-B32: 97,9%
14.	Mpox Virus Image Segmentation Based on Multiscale Expansion Convolution [21]	Mpox Dataset	MECTA Swin-Unet	93,7%
15.	Monkeypox Detection Using CNN Ensemble with Beta Normalization [22]	MSLD	Xception, InceptionV3, DenseNet169	93,39%
16.	Monkeypox Diagnosis With Interpretable Deep Learning [23]	MSLD	CNN + ViT + LIME	MobileNetV2: 99%
17.	Classification of Monkeypox Skin Lesion Using Explainable AI Assisted CNN [24]	MSID	CNN + XAI	MobileNetV2: 98,25%
18.	Deep Transfer Learning Approaches for Monkeypox Disease Diagnosis [25]	MSLD	CNN + LIME	ResNet101: 99%
19.	Monkeypox Virus Detection Using Pre-Trained Deep Learning Approaches [26]	MSLD	Ensemble 13 CNN	87,13%
20.	A Robust Ensemble of CNNs for Monkeypox Detection [27]	MPX-2022	Ensemble CNN + Grad-CAM	98,33%
21.	TMS: Ensemble Deep Learning Model for Monkeypox Classification [28]	MSLD	CNN + SVM	95,45%
22.	A Web-Based Mpox Skin Lesion Detection System Considering Racial Diversity [29]	HAM10000, MSLD v2.0	CNN + color-space augmentation	DenseNet121: 83,59%
23.	Enhancing Monkeypox Diagnosis Through Modified TL, ViT, and FL [30]	MSLD	M-ResNet50 + Federated Learning	89%

No.	Judul	Dataset	Metode	Hasil
24.	MonkeyNet: A Robust Deep CNN for Monkeypox Detection [31]	MSID	MonkeyNet (DenseNet201)	98,91%
25.	Utilizing CNNs to Classify Monkeypox Skin Lesions [32]	MSLD	CNN + Grey Wolf Optimizer	95,31%
26.	Automated Monkeypox Skin Lesion Detection Using DL and TL [33]	MSLD	CNN ringan	MobileNetV2: 99%
27.	Benchmarking Pre-Trained CNNs and ViTs on MSLD v2.0 [34]	MSLD v2.0	CNN vs Vision Transformer	Xception: 99,92%

### 3.1 Kinerja Arsitektur Convolutional Neural Network

Berdasarkan kajian pustaka, arsitektur CNN menunjukkan kinerja sangat tinggi dan stabil dalam membedakan citra lesi kulit Monkeypox dan non-Monkeypox, dengan akurasi umumnya berada pada rentang 87% hingga 100%. Model CNN berbasis transfer learning seperti ResNet, Inception, MobileNet, dan DenseNet terbukti efektif meskipun dataset relatif terbatas, terutama ketika dikombinasikan dengan fine-tuning dan augmentasi data [8]-[16], [23], [25], [31].

### 3.2 Perbandingan Kinerja Convolutional Neural Network dengan Vision Transformer

CNN secara umum masih lebih efisien dan kompetitif dibandingkan metode deep learning lainnya seperti Vision Transformer (ViT). Transformer dan model hybrid mampu mencapai akurasi tinggi (93-98%), terutama pada dataset besar dan multikelas, namun memiliki biaya komputasi dan kompleksitas yang lebih tinggi [17]-[20]. Pada kondisi data terbatas atau sistem dengan sumber daya rendah, CNN sering kali mengungguli Transformer baik dari sisi akurasi maupun efisiensi [24], [30].

### 3.3 Arsitektur Convolutional Neural Network Populer

Arsitektur CNN yang paling sering digunakan dalam penelitian klasifikasi Monkeypox berbasis citra meliputi model InceptionV3 [9], [12], [13], [15], [16], [22], ResNet18, ResNet50, ResNet50V2 [8], [10], [11], [16], [27], [30] MobileNetV2 [12], [15], [24], [27] DenseNet121, DenseNet169, DenseNet201 [22], [26], [29], [31]. Arsitektur tersebut mejadi lebih dominan karena memiliki bobot pre-trained yang matang dan performa stabil pada citra medis.

### 3.4 Efisiensi Convolutional Neural Network

Arsitektur CNN yang paling efisien berdasarkan rasio akurasi dan kompleksitas adalah MobileNetV2, dengan akurasi hingga 98,78% dengan ukuran model kecil dan waktu pelatihan singkat [15], [24]. EfficientNet-B0 memiliki jumlah parameter rendah dengan performa kompetitif [16], [27], serta ResNet18 yang menunjukkan akurasi tinggi dengan kompleksitas relatif rendah [11]. Model-model ini sangat sesuai untuk implementasi praktis, dan lingkungan dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

## 4. Kesimpulan

Pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) berbasis transfer learning mendominasi penelitian klasifikasi citra lesi kulit cacar monyet. Sebagian besar studi memanfaatkan Monkeypox Skin Lesion Dataset (MSLD) sebagai dataset utama, yang menunjukkan perannya sebagai rujukan standar dalam pengembangan dan evaluasi sistem klasifikasi cacar monyet berbasis citra kulit. Pemanfaatan bobot awal ImageNet memungkinkan CNN melakukan ekstraksi fitur citra dengan lebih efektif meskipun ketersediaan data pelatihan terbatas.

Hasil kajian pustaka menunjukkan bahwa kinerja arsitektur CNN dalam membedakan citra lesi kulit cacar monyet dan non cacar monyet tergolong sangat baik. Mayoritas penelitian melaporkan tingkat akurasi di atas 90%. Arsitektur seperti InceptionV3 dan ResNet secara konsisten menunjukkan performa tinggi, sementara variasi hasil pada beberapa penelitian mengindikasikan bahwa karakteristik dataset dan strategi fine-tuning turut memengaruhi capaian kinerja model.

Arsitektur ringan seperti MobileNetV2 dan EfficientNet-B0 dinilai lebih unggul untuk implementasi praktis, terutama pada sistem diagnosis berbasis perangkat dengan keterbatasan sumber daya. Meskipun tidak selalu menghasilkan akurasi tertinggi dibandingkan model yang lebih kompleks, kedua arsitektur tersebut menawarkan keseimbangan yang baik antara performa klasifikasi dan kebutuhan komputasi. Secara keseluruhan, studi literatur ini menegaskan bahwa CNN berbasis transfer learning merupakan pendekatan yang potensial untuk dikembangkan sebagai sistem pendukung diagnosis cacar monyet berbasis citra kulit. Studi literatur ini diharapkan dapat memberikan landasan bagi penelitian selanjutnya dalam mengeksplorasi strategi peningkatan efisiensi sistem klasifikasi berbasis CNN, khususnya dalam menekan waktu pelatihan model tanpa mengorbankan tingkat akurasi yang tinggi.

## Daftar Pustaka

- [1] D. T. Aryani And W. Riyaningrum, "Hubungan Acne Vulgaris (Av) Dengan Kepercayaan Diri Pada Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Purwokerto Angkatan 2021," *Jkt*, Vol. 3, No. 3, Pp. 434–441, Sep. 2022, Doi: 10.31004/Jkt.V3i3.6595.
- [2] L. Budiarto, A. A. Sabila, And H. C. Putri, "Infeksi Cacar Monyet (Monkeypox)," *Jurnal Medika Hutama*, Vol. 04, No. 02, Pp. 3225–3234, Jan. 2023.
- [3] B. K. Titanji, "Monkeypox: A Contemporary Review For Healthcare Professionals," *Open Forum Infectious Diseases*, P. Ofac310, Jun. 2022, Doi: 10.1093/Ofid/Ofac310.
- [4] A. K. Rao *Et Al.*, "Monkeypox In A Traveler Returning From Nigeria — Dallas, Texas, July 2021," *Mmwr Morb. Mortal. Wkly. Rep.*, Vol. 71, No. 14, Pp. 509–516, Apr. 2022, Doi: 10.15585/Mmwr.Mm7114a1.
- [5] E. M. Bunge *Et Al.*, "The Changing Epidemiology Of Human Monkeypox—A Potential Threat? A Systematic Review," *Plos Negl Trop Dis*, Vol. 16, No. 2, P. E0010141, Feb. 2022, Doi: 10.1371/Journal.Pntd.0010141.
- [6] D. B. Santosa, A. Wahana, And W. Uriawan, "Implementation Of Convolutional Neural Network Using Mobilenetv2 To Distinguish Human And Artificial Intelligence Painting," *J. Tek. Inform. (Jutif)*, Vol. 6, No. 1, Pp. 441–452, Feb. 2025, Doi: 10.52436/1.Jutif.2025.6.1.3827.
- [7] D. R. A. N. Pratama And Y. Azhar, "Convolutional Neural Network For Covid-19 Detection Using Inceptionv3 Transfer Learning," *J. Tek. Inform. (Jutif)*, Vol. 6, No. 2, Pp. 483–500, Apr. 2025, Doi: 10.52436/1.Jutif.2025.6.2.4094.
- [8] S. Azhar, A. Syukur, M. A. Soeleman, A. Affandy, And A. Marjuni, "Enhancing Monkeypox Skin Lesion Classification With Resnet50v2: The Impact Of Pre-Trained Models From Medical And General Domains," *J. Tek. Inform. (Jutif)*, Vol. 6, No. 3, Pp. 1339–1352, Jun. 2025, Doi: 10.52436/1.Jutif.2025.6.3.4486.
- [9] F. Yasmin *Et Al.*, "Poxnet22: A Fine-Tuned Model For The Classification Of Monkeypox Disease Using Transfer Learning," *Ieee Access*, Vol. 11, Pp. 24053–24076, 2023, Doi: 10.1109/Access.2023.3253868.
- [10] S. N. Ali *Et Al.*, "Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models: A Feasibility Study," 2022, *Arxiv*. Doi: 10.48550/Arxiv.2207.03342.
- [11] T. Nayak *Et Al.*, "Deep Learning Based Detection Of Monkeypox Virus Using Skin Lesion Images," *Medicine In Novel Technology And Devices*, Vol. 18, P. 100243, Jun. 2023, Doi: 10.1016/J.Medntd.2023.100243.
- [12] M. F. Almfareh, S. Tehsin, M. Humayun, And S. Kausar, "A Transfer Learning Approach For Clinical Detection Support Of Monkeypox Skin Lesions," *Diagnostics*, Vol. 13, No. 8, P. 1503, Apr. 2023, Doi: 10.3390/Diagnostics13081503.
- [13] G. Meena, K. K. Mohbey, And S. Kumar, "Monkeypox Recognition And Prediction From Visuals Using Deep Transfer Learning-Based Neural Networks," *Multimed Tools Appl*, Vol. 83, No. 28, Pp. 71695–71719, Feb. 2024, Doi: 10.1007/S11042-024-18437-Z.
- [14] S. Hanamantray Karaddi, L. Dev Sharma, And A. Bhattacharya, "Softflatten-Net: A Deep Convolutional Neural Network Design For Monkeypox Classification From Digital Skin Lesions Images," *Ieee Sensors J.*, Vol. 24, No. 20, Pp. 32566–32576, Oct. 2024, Doi: 10.1109/Jsen.2024.3445286.
- [15] A. Shah, "Monkeypox Skin Lesion Classification Using Transfer Learning Approach," In *2022 Ieee Bombay Section Signature Conference (Ibssc)*, Mumbai, India: Ieee, Dec. 2022, Pp. 1–5. Doi: 10.1109/Ibssc56953.2022.10037374.
- [16] P. Eko Niti Taruno, G. Satya Nugraha, R. Dwiyanaputra, And F. Bimantoro, "Monkeypox Classification Based On Skin Images Using Cnn: Efficientnet-B0," *E3s Web Of Conf.*, Vol. 465, P. 02031, 2023, Doi: 10.1051/E3sconf/202346502031.
- [17] S. Vuran, M. Ucan, M. Akin, And M. Kaya, "Multi-Classification Of Skin Lesion Images Including Mpx Disease Using Transformer-Based Deep Learning Architectures," *Diagnostics*, Vol. 15, No. 3, P. 374, Feb. 2025, Doi: 10.3390/Diagnostics15030374.
- [18] M. Pal *Et Al.*, "Early Detection Of Human Mpx: A Comparative Study By Using Machine Learning And Deep Learning Models With Ensemble Approach," *Digital Health*, Vol. 11, P. 20552076251344135, May 2025, Doi: 10.1177/20552076251344135.
- [19] E. Huan And H. Dun, "Msmmp-Net: A Multi-Scale Neural Network For End-To-End Monkeypox Virus Skin Lesion Classification," *Applied Sciences*, Vol. 14, No. 20, P. 9390, Oct. 2024, Doi: 10.3390/App14209390.
- [20] D. Kundu *Et Al.*, "Federated Deep Learning For Monkeypox Disease Detection On Gan-Augmented Dataset," *Ieee Access*, Vol. 12, Pp. 32819–32829, 2024, Doi: 10.1109/Access.2024.3370838.
- [21] J.-F. Ma, P.-F. He, C.-L. Li, And R. Nie, "Mpx Virus Image Segmentation Based On Multiscale Expansion Convolution," *Ieee Access*, Vol. 12, Pp. 117608–117616, 2024, Doi: 10.1109/Access.2024.3448364.
- [22] R. Pramanik, B. Banerjee, G. Efimenko, D. Kaplun, And R. Sarkar, "Monkeypox Detection From Skin Lesion Images Using An Amalgamation Of Cnn Models Aided With Beta Function-Based Normalization Scheme," *Plos One*, Vol. 18, No. 4, P. E0281815, Apr. 2023, Doi: 10.1371/Journal.Pone.0281815.
- [23] Md. M. Ahsan *Et Al.*, "Monkeypox Diagnosis With Interpretable Deep Learning," *Ieee Access*, Vol. 11, Pp. 81965–81980, 2023, Doi: 10.1109/Access.2023.3300793.
- [24] K. D. Akin, C. Gurkan, A. Budak, And H. Karataş, "Classification Of Monkeypox Skin Lesion Using The Explainable Artificial Intelligence Assisted Convolutional Neural Networks," *Ejosat*, Sep. 2022, Doi: 10.31590/Ejosat.1171816.
- [25] M. M. Ahsan *Et Al.*, "Deep Transfer Learning Approaches For Monkeypox Disease Diagnosis," *Expert Systems With Applications*, Vol. 216, P. 119483, Apr. 2023, Doi: 10.1016/J.Eswa.2022.119483.
- [26] C. Sitaula And T. B. Shahi, "Monkeypox Virus Detection Using Pre-Trained Deep Learning-Based Approaches," *J Med Syst*, Vol. 46, No. 11, P. 78, Oct. 2022, Doi: 10.1007/S10916-022-01868-2.
- [27] L. Muñoz-Saavedra, E. Escobar-Linero, J. Civit-Masot, F. Luna-Perejón, A. Civit, And M. Domínguez-Morales, "A Robust Ensemble Of Convolutional Neural Networks For The Detection Of Monkeypox Disease From Skin Images," *Sensors*, Vol. 23, No. 16, P. 7134, Aug. 2023, Doi: 10.3390/S23167134.
- [28] E. Md. Abdelrahim, H. Hashim, E.-S. Atlam, R. A. Osman, And I. Gad, "Tms: Ensemble Deep Learning Model For Accurate Classification Of Monkeypox Lesions Based On Transformer Models With Svm," *Diagnostics*, Vol. 14, No. 23, P. 2638, Nov. 2024, Doi: 10.3390/Diagnostics14232638.
- [29] S. N. Ali *Et Al.*, "A Web-Based Mpx Skin Lesion Detection System Using State-Of-The-Art Deep Learning Models Considering Racial Diversity," *Biomedical Signal Processing And Control*, Vol. 98, P. 106742, Dec. 2024, Doi: 10.1016/J.Bspc.2024.106742.
- [30] M. M. Ahsan *Et Al.*, "Enhancing Monkeypox Diagnosis And Explanation Through Modified Transfer Learning, Vision Transformers, And Federated Learning," *Informatics In Medicine Unlocked*, Vol. 45, P. 101449, 2024, Doi: 10.1016/J.Imu.2024.101449.
- [31] D. Bala *Et Al.*, "Monkeynet: A Robust Deep Convolutional Neural Network For Monkeypox Disease Detection And Classification," *Neural Networks*, Vol. 161, Pp. 757–775, Apr. 2023, Doi: 10.1016/J.Neunet.2023.02.022.
- [32] E. H. I. Eliwa, A. M. El Koshiry, T. Abd El-Hafeez, And H. M. Farghaly, "Utilizing Convolutional Neural Networks To Classify Monkeypox Skin Lesions," *Sci Rep*, Vol. 13, No. 1, P. 14495, Sep. 2023, Doi: 10.1038/S41598-023-41545-Z.
- [33] A. S. Jaradat *Et Al.*, "Automated Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning And Transfer Learning Techniques," *Ijerp*, Vol. 20, No. 5, P. 4422, Mar. 2023, Doi: 10.3390/Ijerp20054422.
- [34] M. Elhadidy, A. Elgohr, A. Mousa, A. Safwat, R. Abdelfatah, And A. Prof. H. Kasem, "Benchmarking Pre-Trained Cnns And Vision Transformers For Mpx-Related Dermatological Image Classification On Mslid V2.0," *Results In Engineering*, Vol. 28, P. 108071, Nov. 2025, Doi: 10.1016/J.Rineng.2025.108071.