

Klasifikasi Citra Lesi Kulit Serupa Virus Monkeypox Menggunakan VGG-19 Convolutional Neural Network

Image Classification of Skin Lesion Similar to Monkeypox Virus Using VGG-19 Convolutional Neural Network

Luban Abdi Susanto¹, Agung Nilogiri^{*2}, Luluk Handayani³

^{1,2,3} Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember

Email: ¹lubanabdi9@gmail.com, ²agungnilogiri@unmuhjember.ac.id, ³luluk.handayani@unmuhjember.ac.id

^{*}Penulis Koresponden

Diterima: 12 Desember 2022 | Direvisi: 29 Januari 2023 | Disetujui: 15 Februari 2023



This work is licensed under
a [Creative Commons Attribution 4.0
International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)
Copyright (c) 2023 JUSTINDO

ABSTRAK

Pasca wabah covid19, muncul lagi ancaman penyakit menular yaitu cacar monyet dengan nama lain virus *monkeypox*. Cacar monyet adalah penyakit yang ditularkan melalui virus hewan yang tergolong ke dalam genus *orthopoxvirus* dan memiliki gejala serupa dengan penyakit cacar dan cacar air. Salah satu cara mendiagnosis *monkeypox* adalah dengan mengklasifikasikan gambar lesi kulit serupa, untuk menentukan apakah pasien benar menderita *monkeypox* atau bukan. Metode yang umum digunakan untuk klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan pengembangan dari *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang ditujukan untuk mengolah data dua dimensi seperti gambar dan audio. Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini yaitu VGG-19 dengan 16-*convolution layer + relu*, 5-*pooling layer*, dan *fully connected layer*. Dataset yang digunakan berjumlah 1.000 citra lesi kulit serupa virus *monkeypox* untuk diukur tingkat persentase akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Hasil pengujian menggunakan *unseen data* diperoleh tingkat akurasi sebesar 76%, sensitivitas sebesar 76%, dan spesifisitas sebesar 92%.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network, Klasifikasi, Monkeypox, VGG-19*

ABSTRACT

After the Covid-19 outbreak, the threat of an infectious disease emerged, namely monkeypox, which is also known as the monkeypox virus. Monkeypox is a disease transmitted by an animal virus that belongs to the genus *orthopoxvirus* and has symptoms similar to smallpox and chickenpox. One way to diagnose monkeypox is to classify images of similar skin lesions, to determine whether the patient really has monkeypox or not. The method commonly used for image classification is the *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN is a development of *Multi-Layer Perceptron* (MLP) which is intended to process two-dimensional data such as images and audio. The CNN architecture used in this study is VGG-19 with 16-*convolution layer + relu*, 5-*pooling layer*, and *fully connected layer*. The dataset used amounted to 1,000 images of skin lesions similar to the monkeypox virus to measure the percentage accuracy, sensitivity and specificity. The test results using *unseen data* obtained an accuracy rate of 76%, a sensitivity of 76%, and a specificity of 92%.

Keywords: *Convolutional Neural Network, Classification, Monkeypox, VGG-19*

1. Pendahuluan

Pasca wabah covid19, muncul lagi ancaman penyakit menular, yaitu cacar monyet dengan nama lain *monkeypox virus*. Cacar monyet adalah penyakit yang ditularkan melalui virus hewan (*herpes*

zoster) dan tergolong ke dalam genus *orthopoxvirus*. Namun, *monkeypox* umumnya menyebar di belahan Afrika Tengah dan Afrika Barat. Penyakit ini bergejala ringan yang berlangsung selama 2-4 minggu, namun dapat menjadi parah bahkan memiliki angka kematian hingga 3-6% (Rondonuwu, 2022).

Virus *monkeypox* memiliki gejala yang serupa dengan cacar (*smallpox*) dan cacar air (*chickenpox*). Cacar (*smallpox*) dan Cacar air (*chickenpox*) menular dari orang ke orang hanya dengan gejala yang terlihat seperti gatal, kemerahan, dan melepuh pada kulit. Sedangkan penularan cacar monyet (*monkeypox*) melalui hewan ke manusia kemudian manusia ke manusia, sehingga menyebabkan pembengkakan parah di kelenjar getah bening, terutama di leher, ketiak, dan selangkangan. Pemeriksaan fisik biasanya dilakukan untuk mendiagnosis orang yang diduga terjangkit virus cacar monyet (Rondonuwu, 2022). Salah satu cara mendiagnosis cacar monyet adalah dengan menganalisis gambar lesi kulit untuk menentukan apakah pasien benar-benar menderita cacar monyet atau bukan. Namun, menganalisis gambar lesi kulit yang berjumlah lebih dari 1.000 citra yakni dengan cara klasifikasi citra membutuhkan proses yang panjang. Oleh karena itu, diperlukan teknik *deep learning* dan klasifikasi citra digital untuk dapat mendiagnosis *monkeypox* secara cepat dan akurat berdasarkan citra lesi kulit (Ahsan et al., 2022).

Seiring perkembangan zaman dan teknologi, klasifikasi citra digital diperlukan dalam berbagai bidang seperti: ilmu komputer, kesehatan, kelautan, pertanian dan ekonomi (Nurhikmat, 2018). Adapun beberapa riset yang telah dilakukan misalnya klasifikasi penyakit mata (Cahya et al., 2021) menghasilkan akurasi sebesar 98,73% dan klasifikasi covid-19 pada citra CT scans paru-paru menghasilkan akurasi sebesar 100% (Riti dan Tandjung 2022). Tujuan klasifikasi citra digital yakni untuk mereplikasi kemampuan manusia untuk memahami informasi dari citra digital sehingga komputer dapat mempersepsikan objek dalam bentuk citra dengan cara yang sama seperti manusia. Persoalan dalam klasifikasi citra yakni proses rekayasa fitur (*feature engineering*) (Agung, 2010). Proses rekayasa fitur yang umum digunakan sangat terbatas, hanya berlaku untuk kumpulan data tertentu, dan tidak dapat digeneralisasi ke semua jenis gambar. Hal ini disebabkan karena sebuah citra memiliki berbagai perbedaan diantaranya, skala yang berbeda, kondisi pencahayaan yang berbeda, distorsi objek, dan lain sebagainya (Nurhikmat, 2018).

Pembelajaran mendalam (*deep learning*) merupakan bagian dari pembelajaran mesin yang dapat memodelkan data kompleks seperti gambar maupun suara (Ilahiyah & Nilogiri, 2018). Teknik *deep learning* yang memberikan hasil terbaik dalam pengenalan citra yakni metode CNN (*Convolutional Neural Network*). Hal ini agar CNN dapat meniru sistem pengenalan citra visual manusia untuk memproses informasi visual (Suartika & Wijaya, 2016). Akan tetapi seperti halnya *deep learning* pada umumnya, metode CNN memiliki kelemahan pada proses pelatihan data, yaitu memakan waktu yang cukup lama dan dapat diatasi dengan menggunakan teknologi GPU pada perangkat komputasi (Nurhikmat, 2018).

Beberapa tahun terakhir metode *deep learning* menunjukkan kinerja sangat baik dalam ekstraksi fitur dan klasifikasi citra (Lasniari et al., 2022). Hal ini terlihat pada kompetisi ILSVRC (*ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*), sejak tahun 2012 hingga sekarang, beberapa arsitektur *deep learning* berhasil memenangkan kompetisi tersebut, diantaranya *AlexNet*, *LeNet*, *ZFNet*, *VGGNet*, *Network in Network*, *ResNet*, *GoogleNet* dan *DesNet* (Budhiman et al., 2019). ILSVRC adalah kompetisi mengevaluasi sebuah algoritma yang digunakan untuk mendeteksi objek dan klasifikasi citra berjumlah besar (Ningsih, 2020).

Arsitektur VGG-Net yang dikembangkan oleh Tim *Visual Geometry Group* asal Universitas Oxford menduduki posisi kedua pada tahun 2014 (Russakovsky et al., 2015). Selanjutnya (Simonyan & Zisserman, 2015) dari Universitas Oxford membuat model CNN 19-layer (16-convolution layer dan 3 fully connected) menggunakan filter 3x3 dengan *stride* dan *padding* 1, bersama dengan lapisan *max-pooling* 2x2 dengan *stride* 2 yang disebut arsitektur VGG-19. Dibandingkan dengan AlexNet, VGG-19 adalah model CNN memiliki lapisan paling banyak dan paling dalam serta dapat mengurangi jumlah parameter, dikarenakan pada setiap lapisan konvolusinya menggunakan filter kecil ukuran 3x3 sehingga baik diterapkan dengan menghasilkan tingkat *error* sebesar 7,3%. Model VGG-19 bukanlah pemenang ILSVRC30 tahun 2014, namun VGG-Net adalah salah satu referensi yang paling berpengaruh karena memperkuat gagasan, bahwa CNN harus memiliki jaringan dengan lapisan dalam agar representasi hierarkis data visualnya dapat bekerja dengan baik. Model VGG-19 memiliki 138 juta parameter menempati posisi ke-2 dalam klasifikasi dan

peringkat ke-1 dalam *localization* di ILSVRC 2014. Model VGG-19 dapat melatih lebih dari 1 juta gambar dan dapat mengklasifikasikan gambar menjadi 1000 jenis objek (Zheng et al., 2018).

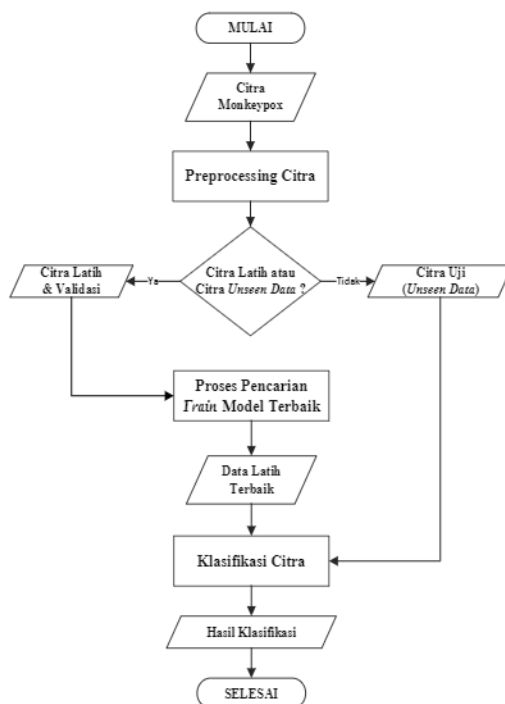
Pada penelitian terdahulu tentang *monkeypox* melakukan perbandingan 4 arsitektur CNN yakni VGG-16, ResNet-50, InceptionV3, dan Ensemble yang dilakukan oleh (Ali et al., 2022) yang berjudul “Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models: A Feasibility Study” menggunakan dataset “Monkeypox Skin Lesion Dataset (MSLD)” yang terdiri dari gambar lesi kulit cacar monyet (*monkeypox*), cacar air (*chickenpox*), dan cacar (*measles*). Jumlah dataset yang digunakan terbagi menjadi 2 kelas, yaitu kelas “Monkeypox” berjumlah 102 citra dan “Others” berjumlah 126 citra dengan ukuran citra yang ditetapkan (224x224 *pixel*). Pada penelitian ini menggunakan proses *14-cross validation* dan augmentasi data. Setelah dilakukan proses tersebut dataset bertambah menjadi 1.428 citra kelas *Monkeypox* dan 1.764 citra kelas *Others*, dan menghasilkan akurasi terbaik dari 4 arsitektur yang diujikan dengan perolehan nilai akurasi arsitektur ResNet-50 sebesar 82,96%, dan VGG-16 juga menunjukkan daya saing kinerja dengan memperoleh nilai akurasi sebesar 81,48%.

Penelitian terkait yang dilakukan oleh (Setyawan, 2022) yang berjudul “Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan VGG-19 CNN”. Dataset yang digunakan adalah dataset milik Neeraj Kumar dengan 22 genus yang berjumlah 1.100 citra berukuran 224x224 *pixel*. Penelitian tersebut menghasilkan nilai akurasi terbaik pada skenario 8 dari 10-fold *cross validation* sebesar 94,9%, setelah diuji menggunakan *unseen data* skenario 8 dari 10-fold *cross validation* menghasilkan nilai akurasi sebesar 84,5%.

Berdasarkan uraian penelitian terdahulu dan terkait sebelumnya, penelitian pada identifikasi jenis tumbuhan berdasarkan citra daun, menggunakan arsitektur VGG-19 mendapat nilai akurasi yang baik. Sedangkan penelitian sebelumnya tentang cacar monyet belum pernah diuji menggunakan arsitektur VGG-19. Dalam penelitian ini, peneliti menerapkan pendekatan CNN menggunakan arsitektur VGG-19 untuk mengklasifikasikan gambar lesi kulit yang mirip dengan virus *monkeypox*.

2. Metode Penelitian

Tahapan perancangan sistem penelitian ini, peneliti merancang beberapa tahapan dan ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem

2.1. Preprocessing

Pada tahapan *preprocessing*, dataset citra lesi kulit serupa virus *monkeypox* harus disiapkan. karena tidak semua kumpulan data dipahami secara langsung oleh model CNN bertujuan untuk

memudahkan ekstraksi ciri pada tahap *preprocessing* (Ningsih, 2020). Gambar berfungsi sebagai *input* untuk pra-pemrosesan, yang kemudian memisahkan data menjadi set pengujian dan pelatihan. Piksel dalam gambar kemudian diubah ukurannya (*resize*) dan data ditambahkan untuk mengubah gambar (*augmentasi data*).

2.1.1 Augmentasi Data

Teknik augmentasi data yang dilakukan bersifat *on the fly*. Beberapa teknik augmentasi data yang dilakukan diantara *Horizontal Flip, Pad & Crop*, dan *Rotate* secara acak (Ali et al., 2022).

2.1.2 Resize

Ada banyak ukuran resolusi pada gambar lesi kulit serupa virus *monkeypox*. Pada penelitian ini, model VGG-19 CNN hanya menerima masukan gambar yang memiliki ukuran resolusi yang sama. Prosedur *resizing* berusaha untuk menyesuaikan gambar asli dengan ukuran yang telah ditentukan. Resolusi yang ditetapkan dalam penelitian ini yakni ukuran (224x224 piksel).

2.2. Pembangunan Model VGG-19 CNN

Perancangan arsitektur model ini memiliki 16 *layer* konvolusi dan 3-*fully connected layer*, sehingga metode ini dinamakan VGG-19. Seperti pada tabel 1 jika diuraikan secara detail.

Tabel 1. Arsitektur VGG-19 yang Akan Dibangun

Layer Type	Kernel Size	#of Filter
Input (224x224x3)		
Conv	3 x 3	64
ReLU		
Conv	3x3	64
ReLU		
Max pool	2 x 2	
Conv	3 x 3	128
ReLU		
Conv	3 x 3	128
ReLU		
Max pool	2 x 2	
Conv	3 x 3	256
ReLU		
Conv	3 x 3	256
ReLU		
Conv	3 x 3	256
ReLU		
Conv	3 x 3	256
ReLU		
Max pool	2 x 2	
Conv	3 x 3	512
ReLU		
Conv	3 x 3	512
ReLU		
Conv	3 x 3	512
ReLU		
Conv	3 x 3	512
ReLU		
Max pool	2 x 2	
Conv	3 x 3	512
ReLU		
Conv	3 x 3	512
ReLU		
Conv	3 x 3	512

Layer Type	Kernel Size	#of Filter
ReLU		
Conv	3 x 3	512
ReLU		
Max pool	2 x 2	
Fully connected		4096
ReLU		
Fully connected		4096
ReLU		
Fully connected		4096
Softmax		1000

2.3. Pengujian Model

Pada klasifikasi sangat penting untuk menguji kinerja model yang sedang berjalan. Pengujian dijalankan pada jaringan saraf *convolutional* untuk menentukan kinerja arsitektur yang digunakan. Penelitian ini menggunakan *k-fold cross validation* selama fase pengujian model.

K-Fold Cross Validation merupakan suatu metode untuk menilai performansi suatu model algoritma yang bekerja dengan menghitung variasi performansi model K. Nilai rata-rata kinerja model kemudian menjadi estimasi kinerja model dalam kaitannya dengan data uji. Untuk mencapai distribusi kelas, *stratified sampling* mensyaratkan bahwa setiap segmen harus identik (Setyawan, 2022).

Nilai K yang ditentukan dalam penelitian ini adalah 10 dan total jumlah dataset citra sebanyak 1.000. Dari 1.000 data citra nantinya akan dibagi dengan rasio 9:1, maka akan terdapat 900 citra data latih dan 100 citra data uji.

3. Hasil Dan Pembahasan

3.1. Hasil Pengujian K-Fold Cross Validation

Pengujian algoritma yang dilakukan yaitu menggunakan *cross validation*. Pada penelitian ini telah dibagi menjadi 10 *fold* ($k=10$) dari 810 citra yang sebelumnya telah dibagi menjadi data *train* dan data *validation* secara acak. Secara keseluruhan data *train* pada setiap *fold* memiliki 720 citra, sedangkan untuk data *validation* memiliki 90 citra. Masing-masing *fold* atau skenario dilakukan percobaan dan dihitung akurasi. Hasil pengujian menggunakan *K-fold Cross Validation* dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Menggunakan *K-Fold Cross Validation*

Skenario	Keseluruhan Akurasi
Skenario 1	68,89%
Skenario 2	77,78%
Skenario 3	87,78%
Skenario 4	93,33%
Skenario 5	91,11%
Skenario 6	90%
Skenario 7	90%
Skenario 8	95,56%
Skenario 9	96,67%
Skenario 10	97,78%

Berdasarkan pengujian *10-fold cross validation* diatas, ditemukan pada skenario 10 menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 97,78%, sedangkan nilai akurasi terendah terdapat pada skenario 1 sebesar 68,89%.

3.2. Hasil Pengujian Menggunakan *Unseen data*

Pada pengujian selanjutnya yakni menggunakan *unseen data*. *Unseen data* adalah data *testing* yang belum pernah dipelajari pada model sebelumnya. Pada uji coba ini, jumlah citra *unseen data* sebanyak 100 citra yang mewakili seluruh kelas. Hasil pengujian *unseen data* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Menggunakan *Unseen data*

Skenario	Keseluruhan Akurasi
Skenario 1	61%
Skenario 2	72%
Skenario 3	71%
Skenario 4	61%
Skenario 5	73%
Skenario 6	71%
Skenario 7	76%
Skenario 8	75%
Skenario 9	69%
Skenario 10	68%

Berdasarkan tabel hasil pengujian diatas, menggunakan *unseen data* ditemukan nilai akurasi tertinggi pada skenario 7 sebesar 76% dan nilai akurasi terendah terdapat pada skenario 1 dan 4 sebesar 61%. Jika dibandingkan, nilai akurasi skenario 7 *unseen data* dengan skenario 10 *k-fold*, nilai skenario 7 lebih kecil daripada skenario 10. Skenario 10 pada pengujian *k-fold* memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 97,78%, kemudian setelah dilakukan pengujian *unseen data* pada skenario 10 mengalami penurunan sebesar 29,78%. Dapat disimpulkan bahwa skenario 10 mengalami *overfitting*, karena pada saat uji coba menggunakan *k-fold cross validation* menghasilkan kinerja yang baik, namun ketika diuji coba menggunakan *unseen data* menghasilkan kinerja yang kurang baik. Berikut adalah tabel 4 *confusion matrix* dari skenario 7 menggunakan *unseen data*.

Tabel 4. *Confusion Matrix* Skenario 7

		Predict			
		0	1	2	3
Actual	0	26	2	1	3
	1	8	16	0	0
	2	4	2	13	1
	3	3	0	0	21

Pada hasil uji coba skenario 7 diatas berwarna kuning merupakan representasi dari data yang diprediksi benar sebanyak 76, sedangkan berwarna merah merupakan data yang diprediksi salah sebanyak 24. Berikut adalah tabel secara detail dari *confusion matrix* skenario 7.

Tabel 5. Detail *Confusion Matrix* Skenario 7

Class	TP	FP	TN	FN
Chickenpox (0)	26	15	53	6
Measles (1)	16	4	72	8
Monkeypox (2)	13	1	79	7
Normal (3)	21	4	72	3

Berdasarkan hasil pengujian *unseen data* pada tabel 3 skenario 7 mendapatkan *overall* akurasi tertinggi sebesar 76% dari skenario lainnya. Kemudian dari masing-masing kelas memiliki nilai akurasi minimum sebesar 79% dan nilai akurasi maksimum sebesar 93% dengan rata-rata nilai akurasi sebesar 88%. Selanjutnya, nilai persentase sensitivitas dari seluruh kelas sebesar 76% dengan nilai sensitivitas tertinggi sebesar 87,5% dan nilai sensitivitas terendah sebesar 65%. Kemudian, nilai persentase spesifisitas dari seluruh kelas sebesar 92% dengan nilai spesifisitas tertinggi sebesar 98,75% dan nilai spesifisitas terendah sebesar 77,94%. Berikut adalah tabel 6 nilai akurasi, spesifisitas dan sensitivitas skenario 7.

Tabel 6. Akurasi, Spesifisitas, dan Sensivitas Skenario 7

Kelas	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
0	79%	81,3%	77,9%
1	88%	66,6%	94,7%
2	92%	65%	98,7%
3	93%	87,5%	94,7%
Rata-Rata	88%	75,1%	91,5%

4. Kesimpulan

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengamatan selama perancangan, implementasi dan pengujian dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

Berdasarkan hasil uji coba kinerja model yang menggunakan pengujian *k-fold cross validation* dengan nilai $k=10$ menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada skenario 10 sebesar 97,78%. Kemudian pengujian menggunakan *unseen data*, skenario 10 menghasilkan nilai akurasi sebesar 68%. Jika dibandingkan antara pengujian menggunakan *k-fold cross validation* dan *unseen data* mengalami penurunan nilai akurasi sebesar 29,78%, sehingga dapat dikatakan bahwa model skenario 10 mengalami *overfitting* karena pada saat uji coba menggunakan *k-fold cross validation* menghasilkan kinerja yang baik, namun ketika diuji coba menggunakan *unseen data* menghasilkan kinerja yang kurang baik.

Berdasarkan hasil pengujian model skenario 7 dengan menggunakan uji *unseen data*, nilai persentase sensitivitas sebesar 76% lebih kecil dibanding nilai persentase spesifisitas sebesar 92%.

4.2. Saran

Berdasarkan hasil, penelitian ini perlu disempurnakan lebih lanjut di masa mendatang, oleh karena itu penulis ingin memberikan beberapa saran untuk penelitian ini, sebagai berikut:

- 1) Penelitian dimasa mendatang diharapkan melakukan penambahan nilai "k" pada pengujian *k-fold cross validation*, sehingga dapat digunakan sebagai perbandingan penilaian kinerja model dari perspektif yang berbeda.
- 2) Melakukan pengujian arsitektur CNN yang lain dan belum pernah dilakukan penelitian sebelumnya pada objek penelitian citra lesi kulit virus *monkeypox*.
- 3) Melakukan beberapa percobaan parameter lain, seperti nilai *epoch*, *learning rate*, dan lain-lain

Daftar Pustaka

- Agung, H. (2010). Pembentukan Citra. *Pengolahan Citra Digital*, 15–28. <https://hendroagungs.blogspot.com/2016/03/pengolahan-citra.html>
- Ahsan, M. M., Uddin, M. R., Farjana, M., Sakib, A. N., Momin, K. Al, & Luna, S. A. (2022). *Image Data collection and implementation of deep learning-based model in detecting Monkeypox disease using modified VGG16*. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.01862>
- Ali, S. N., Ahmed, M. T., Paul, J., Jahan, T., Sani, S. M. S., Noor, N., & Hasan, T. (2022). *Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models: A Feasibility Study*. 2–5. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.03342>
- Alim, M. M. F. (2020). *Identifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Pendekatan Transfer Learning*.
- Budhiman, A., Suyanto, S., & Arifianto, A. (2019). Melanoma Cancer Classification Using ResNet with Data Augmentation. *2019 2nd International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2019*, 17–20. <https://doi.org/10.1109/ISRITI48646.2019.9034624>
- Cahaya, F. N., Hardi, N., Riana, D., & Hadiyanti, S. (2021). Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan

- Convolutional Neural Network (CNN). *Sistemasi*, 10(3), 618. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i3.1248>
- Coskun, M., Uça, A., Y?ld?r?m, Ö., & Demir, Y. (2019). Face Recognition Based on Convolutional Neural Network. *Shiyou Diqiu Wuli Kantan/Oil Geophysical Prospecting*, 54(5), 1159–1165. <https://doi.org/10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2019.05.024>
- Haq, D. Z. (2020). KLASIFIKASI CITRA KANKER KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODEL GOOGLNET. In *Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya*.
- Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 3(2), 49–56.
- Kudva, V., Prasad, K., & Guruvare, S. (2018). Automation of detection of cervical cancer using convolutional neural networks. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 46(2), 135–145. <https://doi.org/10.1615/CritRevBiomedEng.2018026019>
- Lasniari, S., Sanjaya, S., Yanto, F., & Affandes, M. (2022). Pengaruh Hyperparameter Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 Pada Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi. 5(3), 474–481.
- Munir, R. (2019). *Digitalisasi Citra*. <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2019-2020/04-Digitalisasi-citra.pdf>
- Nielsen, M. (2021). Neural Networks and Deep Learning. *The Machine Age of Customer Insight*, 91–101. <https://doi.org/10.1108/978-1-83909-694-520211010>
- Ningsih, T. (2020). PENERAPAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN RESNET- 152 UNTUK KLASIFIKASI CITRA DIABETIC RETINOPATHY. *Jurnal Ekonomi Volume 18, Nomor 1 Maret201*, 2(1), 41–49.
- Nurhikmat, T. (2018). IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK IMAGE CLASSIFICATION MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA CITRA WAYANG GOLEK. 13–1 (3)مجلة اسيوط للدراسات البيئية, العدد الحاد. <http://dx.doi.org/10.1186/s13662-017-1121-6><https://doi.org/10.1007/s41980-018-0101-2><https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2018.04.019><https://doi.org/10.1016/j.cam.2017.10.014><http://dx.doi.org/10.1016/j.apm.2011.07.041><http://arxiv.org/abs/1502.020>
- Qudsi, N. K., Asmara, R. A., & Syulistyo, A. R. (2020). Identifikasi Citra Tulisan Tangan Digital Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, 48–53.
- Ramadhani, I., Nilogiri, A., & Ayun, Q. (2022). Klasifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Classification Of Plants Based On Leaf Image Using Convolutional Neural Network Method. *Jurnal Smart Teknologi*, 3(3), 2774–1702. <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>
- Rena, P. N. (2019). *PENERAPAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA PENDETEKSI GAMBAR NOTASI BALOK*.
- Riti, Y. F., & Tandjung, S. S. (2022). Klasifikasi Covid-19 Pada Citra CT Scans Paru-Paru Menggunakan Metode Convolution Neural Network. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 18(1), 91. <https://doi.org/10.35889/progresif.v18i1.784>
- Rondonuwu, D. dr. M. R. (2022). Pencegahan dan pengendalian penyakit. *Kemendes RI*, 1(1), 1. <https://www.kemkes.go.id/article/view/19093000001/penyakit-jantung-penyebab-kematian-terbanyak-ke-2-di-indonesia.html>
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C., & Fei-Fei, L. (2015). ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3), 211–252. <https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y>
- Setyawan, R. (2022). Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan 19 Layers Deep Convolutional Neural Network (Vgg-19). 8.5.2017, 2003–2005.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015* -

Conference Track Proceedings, 1–14.

Suartika & Wijaya. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), 76. <http://repository.its.ac.id/48842/>

Zheng, Y., Yang, C., & Merkulov, A. (2018). *Breast cancer screening using convolutional neural network and follow-up digital mammography*. May, 4. <https://doi.org/10.1117/12.2304564>