

KLASIFIKASI TERUMBU KARANG MENGGUNAKAN CNN MOBILENET

Heru Pramono Hadi¹, Eko Hari Rachmawanto², Christy Atika Sari³

Universitas Dian Nuswantoro
Jl. Imam Bonjol No. 207, Semarang, Indonesia

¹heru.pramono.hadi@dsn.dinus.ac.id, ²eko.hari@dsn.dinus.ac.id, ³christy.atika.sari@dsn.dinus.ac.id

ABSTRAK

Terumbu karang merupakan bagian dari ekosistem laut yang indah, namun dibalik keindahan tersebut, terumbu karang juga rentan akan kerusakan ekosistem yang terjadi, yang dimana dapat disebabkan oleh terumbu karang rentan mengalami pemutihan oleh aktivitas yang terjadi di sekitar ekosistem terumbu karang tersebut. Oleh karena itu, diperlukan proses klasifikasi atau pemilahan antara terumbu karang yang terkena pemutihan, sehat ataupun mati sehingga dapat diambil suatu tindakan konservatif yang tidak merusak ekosistem terumbu karang tersebut. Pada penelitian ini, akan dilakukan proses klasifikasi terumbu karang dengan menggunakan metode *transfer learning Convolutional Neural Network* yaitu dengan arsitektur MobileNet. Dalam proses penelitian ini, akan menggunakan dataset yang berjumlah total 1582 data citra terumbu karang yang memiliki 3 kelas utama dengan sebaran data yaitu 720 data bleached, 150 data dead dan 712 data healthy. Hasil yang didapatkan setelah dilakukannya proses pengujian pada penelitian ini yaitu arsitektur MobileNet mendapatkan akurasi pengujian yaitu sebesar 88%.

Kata Kunci: Terumbu karang, CNN, Transfer Learning, MobileNet, Deep Learning

ABSTRACT

Coral reefs are part of a beautiful marine ecosystem, but behind this beauty, coral reefs are also vulnerable to ecosystem damage that occurs, which can be caused by coral reefs that are prone to bleaching or by activities that occur around the coral reef ecosystem. Therefore, a classification or sorting process is needed between coral reefs that are affected by bleaching, healthy or dead so that a conservative action can be taken that does not damage the coral reef ecosystem. In this research, the classification process of coral reefs will be carried out using the Convolutional Neural Network transfer learning method, namely with the MobileNet architecture. In this research process, it will use a dataset totaling 1582 coral reef image data that has 3 main classes with data distribution, namely 720 bleached data, 150 dead data and 712 healthy data. The results obtained after the testing process in this study are MobileNet architecture getting testing accuracy of 88%.

Key Word: reefs, CNN, Transfer Learning, MobileNet, Deep Learning

PENDAHULUAN

Terumbu karang merupakan tumbuhan yang memiliki bentuk visual yang indah dan paling peka terhadap perubahan kualitas lingkungan namun, terumbu karang juga termasuk salah satu tumbuhan pada ekosistem laut yang sangat rentan terjadi kerusakan (Asha Paul et al., 2020; Esteva et al., 2021; Von Chamier et al., 2021). Ekosistem terumbu karang juga menjadi tempat tinggal atau habitat dari berbagai ikan ataupun biota yang ada di laut (Noviana, 2019). Terumbu karang memiliki ekosistem yang sangat besar, diperkirakan, luas ekosistem dari terumbu karang mencapai kurang dari satu 1% dari total luas keseluruhan lautan dan pada ekosistem tersebut juga menjadi tempat tinggal bagi 25% spesies yang ada di laut (Raphael et al., 2020). Tidak hanya sebagai tempat tinggal habitat laut, terumbu karang juga memiliki peran

yang penting bagi ekosistem laut ((Isdianto & Luthfi, 2020). Terumbu karang berperan dalam menghilangkan karbon pada air laut dan menjadi perlindungan alami untuk garis tepi Pantai (Asha Paul et al., 2020). Namun, terumbu karang merupakan ekosistem yang rentan terjadi kerusakan. Kerusakan yang terjadi pada terumbu karang seperti pemutihan karang yang dapat merusak ekosistem karang terhadap karang sehat lainnya (Nur & Fitrah, 2022; Widhiatmoko et al., 2020). Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang dapat melakukan proses identifikasi terumbu karang yang dapat dengan baik melakukan proses identifikasi terumbu karang dengan menggunakan pengenalan citra (Sholeh & Wiyono, 2023).

Deep learning merupakan bagian Kecerdasan Buatan atau AI (Von Chamier et al., 2021).

Dalam *deep learning*, menggunakan konsep jaringan syaraf tiruan untuk dapat melakukan pemahaman dan pengenalan pola dari data (P. Wang et al., 2021). Oleh karena itu, *deep learning* sangat cocok untuk melakukan pemrosesan big data dan tugas kompleks lainnya. Keuntungan dari menggunakan metode deep learning juga karena metode ini memungkinkan untuk dapat melakukan pemrosesan langsung tanpa data di proses terlebih dahulu (Esteva et al., 2021).

Convolutional Neural Network atau CNN merupakan bagian dari *deep learning* (Sarvamangala & Kulkarni, 2022). Dalam CNN karena menggunakan konsep *deep learning*, maka juga menggunakan konsep kerja jaringan syaraf tiruan atau juga disebut *Artificial Neural Network* (ANN). Oleh karena itu, untuk prosesnya, CNN memerlukan beberapa layer seperti *input layer*, *hidden layer* dan juga *output layer* (Bora et al., 2020). Hidden layer yang biasanya digunakan dalam proses CNN biasanya terdiri dari *convolutional layer*, *pooling layer* dan juga *fully connected layer*. Yang dimana setiap layer tersebut terhubung satu sama lain sehingga dapat melakukan proses klasifikasi dengan baik. Karena menggunakan layer untuk prosesnya, karena itu model CNN sangat baik digunakan untuk proses pengenalan dan rekognisi pada citra (Taspinar et al., 2022).

Pada penelitian ini, akan dilakukan proses klasifikasi terumbu karang sehat, mati ataupun terkena dampak pemutihan. Tujuan dari dilakukannya penelitian ini yaitu untuk dapat membangun model yang bisa digunakan untuk melakukan proses klasifikasi terumbu karang, sehingga dapat membantu dalam pelestarian terumbu karang yang ada. Pada penelitian ini, proses klasifikasi akan menggunakan algoritma CNN atau *Convolutional Neural Network* dengan menggunakan metode transfer learning dan arsitektur *transfer learning* yang digunakan yaitu MobileNet. Tujuan digunakannya metode transfer learning pada penelitian ini yaitu karena metode CNN merupakan suatu metode yang cocok untuk dapat melakukan proses klasifikasi terutama dalam proses klasifikasi citra digital. Tujuan digunakannya proses transfer learning yaitu karena metode ini sangat baik digunakan ketika hanya menggunakan sedikit dataset saja, karena

ketika menggunakan metode *transfer learning*, menggunakan kembali model yang sebelumnya sudah pernah dibuat sehingga tidak perlu melakukan proses pembangunan ulang model dengan dataset yang besar. Tujuan digunakannya arsitektur *transfer learning* CNN yaitu MobileNet karena MobileNet memungkinkan pemrosesan gambar yang efisien pada perangkat dengan perfforma terbatas. Dengan arsitektur yang dioptimalkan, MobileNet menawarkan kecepatan tinggi dan juga generalisasi yang baik, terutama karena telah di-pretrained pada dataset besar seperti ImageNet. Sehingga, cocok untuk tugas pemrosesan gambar dengan data dan waktu pelatihan terbatas.

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Das et. al (Sunanda Das et al., 2019) pada tahun 2019 membahas mengenai proses klasifikasi tumor otak dengan menggunakan metode CNN. Tujuan dari dilakukannya penelitian ini yaitu membangun sebuah model klasifikasi yang dimana dapat melakukan proses klasifikasi tumor otak dan membantu melakukan diagnosa tumor otak menggunakan metode CNN. Hasil yang didapatkan setelah dilakukannya proses pengujian pada penelitian ini yaitu mendapatkan akurasi pengujian sebesar 94.39% dengan rata rata presisi dan recall masing masing yaitu sebesar 93.33% dan 93% menggunakan model yang sudah dibangun.

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Barbhuiya et, al pada tahun 2019 (Barbhuiya et al., 2021) membahas mengenai proses klasifikasi untuk karakter huruf pada Bahasa isyarat dengan menggunakan transfer learning CNN. Tujuan dari penelitian ini yaitu membangun model yang dapat melakukan proses klasifikasi huruf Bahasa isyarat dan melakukan proses komparasi model mana yang terbaik untuk dapat melakukan proses klasifikasi huruf Bahasa isyarat. Hasil yang didapatkan pada penelitian ini yaitu akurasi pengujian menggunakan model CNN dengan arsitektur AlexNet dan SVM mendapatkan akurasi pengujian terbaik yaitu 99.82% apabila dibandingkan dengan arsitektur VGG16 dan SVM yaitu sebesar 99.76%.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini akan dilakukan pada tahun 2023 dan Dataset yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu merupakan dataset

terumbu karang yang didapatkan dari website kaggle.com dengan judul BHD Corals. Dengan total data yang digunakan yaitu sebanyak 1582 data citra terumbu karang yang memiliki 3 kelas utama dengan sebaran data yaitu 720 data bleached, 150 data dead dan 712 data healthy. Untuk visualisasi masing-masing dari kelas data yang digunakan pada penelitian ini diberikan pada gambar 1.



Healthy Class



Bleached Class



Dead Class

Gambar 1. Visualisasi dataset

Dari total 1582 data citra tersebut, akan dibagi menjadi 60% data pelatihan, 10% data validasi dan 30% data pengujian. Yang dimana data pelatihan digunakan agar model dapat berlatih mengenali pola dari data. Data validasi akan digunakan untuk melakukan pengecekan model untuk memastikan model yang dibangun tidak terjadi overfitting. Sedangkan, data pengujian berguna untuk melakukan proses evaluasi performa model dalam melakukan proses klasifikasi. *Convolutional Neural Network* (CNN)

merupakan bagian dari deep learning (Sarvamangala & Kulkarni, 2022). Dalam CNN karena menggunakan konsep deep learning, maka juga menggunakan konsep kerja jaringan syaraf tiruan atau juga disebut *Artificial Neural Network* (ANN). Oleh karena itu, dalam prosesnya menggunakan *Layer*. *Layer* yang terdapat pada CNN yaitu input layer, hidden layer yang biasanya terdiri dari *convolution layer*, *pooling layer* dan juga *fully connected layer* dan juga *output layer* (G. Wang et al., 2020; P. Wang et al., 2021). Input layer merupakan *layer* yang berguna untuk menerima input data. *Convolution layer* bertugas untuk melakukan proses ekstraksi dari fitur, rumus *convolution layer* diberikan pada poin 1.

$$(D * C)(i, j) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} D(i+x, j+y) * C(x, y) \quad (1)$$

Dimana:

D = input,

C = kernel

I dan j = posisi koordinat hasil konvolusi D dan C

N dan M = dimensi citra Lebar dan Tinggi
 x dan y = indeks iterasi matriks

Pooling layer merupakan *layer* untuk melakukan proses *downsampling* pada fitur sehingga dapat mengurangi dimensi dari fitur sehingga proses pada layer sebelumnya dapat lebih cepat dan efisien, rumus *pooling layer* diberikan pada poin 2.

$$(Pool_{max})(i, j) = \max_{x=0}^{N-1} \max_{y=0}^{M-1} D(i+x, j+y) \quad (2)$$

Dimana:

I dan j = posisi pixel hasil proses max pooling
 D = input

N dan M = dimensi pooling (biasanya digunakan 2x2 atau 3x3)

Sedangkan, *fully connected layer* merupakan *layer* yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi berdasarkan hasil dari *Convolution layer* dan juga *Pooling layer* CNN (Wu, 2020), rumus *fully connected layer* diberikan pada poin 3.

$$X_y = \sum_{x=1}^N (W_{x,y} * Actv_x) + B_y \quad (3)$$

Dimana :

N = jumlah neuron dari layer-layer sebelumnya

$W_{x,y}$ = bobot yg menghubungkan neuron lapisan sebelumnya (x) dengan lapisan pada layer fully connected (y)

$Actv_x$ = fungsi aktivasi pada layer sebelumnya (x)

B_y = bias fully connected layer

Selanjutnya, hasil dari *convolution layer* yang sudah didapatkan kemudian diberikan pada *output layer* untuk dapat menampilkan hasil klasifikasi yang sudah didapatkan. Pada CNN, dapat juga menggunakan metode pembelajaran transfer atau bisa disebut *transfer learning*. *Transfer learning* merupakan proses menggunakan Kembali model yang sudah pernah dibuat untuk melakukan tugas atau proses yang baru (Hassan et al., 2021). Dengan menggunakan metode *transfer learning*, maka dapat melakukan Pembangunan model secara optimal tanpa harus menggunakan dataset yang besar, sehingga proses klasifikasi dapat tetap dilakukan dengan baik walaupun hanya

menggunakan dataset yang sedikit (Rahman et al., 2020).

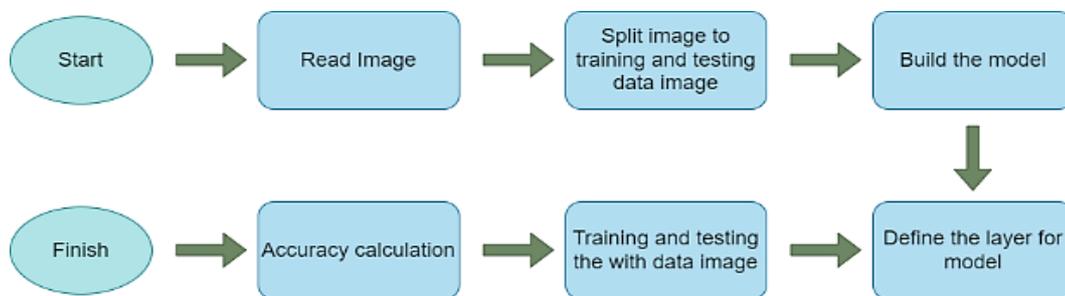
Confusion matriks adalah matriks untuk dapat melakukan proses perhitungan performa pada model. Untuk perhitungan performa model dapat dilakukan dengan menemukan nilai akurasi, presisi atau keakuratan model yang diberikan pada poin 4, *recall* atau performa model dalam menebak semua kelas yang rumusnya diberikan pada poin 5 dan f1-score atau nilai keseimbangan dari model yang rumusnya diberikan pada poin 6.

$$Presisi = \frac{Positif\ benar}{Positif\ benar + Positif\ salah} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{Positif\ benar}{Positif\ benar + Negatif\ salah} \quad (5)$$

$$F1 - Score = 2 * \frac{Presisi * Recall}{Presisi + Recall} \quad (6)$$

Pada proses penelitian ini, akan menggunakan IDE *Jupyter notebook* dan Bahasa pemrograman python untuk dapat melakukan proses implementasi sistem. Untuk alur proses klasifikasi diberikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur penelitian

Gambar 2 menunjukkan alur proses klasifikasi terumbu karang yang dilakukan pada penelitian ini. Untuk penjelasan tahapan diberikan dibawah ini.

1. Proses pembacaan dari data yang akan digunakan.
2. Proses pembagian data dengan persentase 60% data pelatihan, 10% data validasi dan 30% data pengujian.
3. Setelah data dibagi maka dilakukan proses pembangunan model CNN beserta *layer-layer* yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Untuk *layer* yang digunakan diberikan pada Gambar 3.

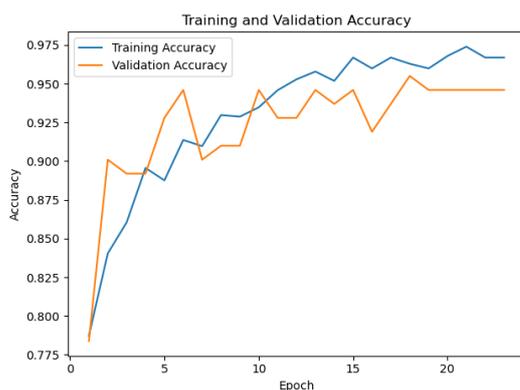
Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 100, 100, 3)]	0
conv1 (Conv2D)	(None, 50, 50, 32)	864
conv1_bn (BatchNormalization)	(None, 50, 50, 32)	128
conv1_relu (ReLU)	(None, 50, 50, 32)	0
...		
... (MobileNetV2 layers) ...		
...		
global_average_pooling2d	(None, 1280)	0
dense (Dense)	(None, 512)	655872
dense_1 (Dense)	(None, 3)	1539
Total params: 2,386,147		
Trainable params: 164,355		
Non-trainable params: 2,221,792		

Gambar 3. Model arsitektur MobileNet

4. Setelah model dibangun, maka selanjutnya akan melakukan proses pelatihan, validasi dan juga pengujian model
5. Setelah dilakukan proses pengujian, maka akan dilakukan proses perhitungan performa dengan menggunakan *confusion* matriks melalui nilai akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score* setelah selesai dilakukannya proses pengujian model.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, proses pengujian akan menggunakan *IDE Jupyter notebook* dan Bahasa pemrograman python untuk dapat melakukan proses klasifikasi terumbu karang. Setelah data citra terumbu karang disiapkan dan di proses, maka selanjutnya akan melakukan proses pelatihan model. Untuk hasil pengujian model yang sudah dilakukan diberikan pada Gambar 4 dan 5.



Gambar 4. Grafik akurasi

Gambar 4 menunjukkan hasil akurasi setelah dilakukan proses pelatihan pada model. Dapat dilihat pada model yang dibangun tidak terjadi overfitting karena memiliki grafik akurasi pelatihan dan validasi yang tidak terlalu signifikan. Sedangkan, untuk akurasi pelatihan yaitu sebesar 96.69% dan untuk akurasi validasi sebesar 94.59%. Setelah model dilakukan proses pelatihan untuk dapat mengenali pola dari data, maka model tersebut dilakukan proses pengujian dengan menggunakan data pengujian agar dapat diketahui performa model yang dibangun. Untuk hasil pengujian yang sudah didapatkan diberikan pada Tabel 1.

Tabel 1 menunjukkan hasil proses klasifikasi yang didapatkan dari proses pengujian model CNN yang dibangun. Dari nilai akurasi yang didapatkan dapat disimpulkan bahwa model

yang dibangun memiliki keakuratan untuk melakukan prediksi data. Sedangkan untuk nilai presisi *recall* dan *f1-score* yang diperoleh dari model yaitu termasuk lumayan baik, yang dimana dari hasil tersebut diperoleh bahwa model dapat dengan melakukan prediksi 77% akurat, 73% dapat melakukan proses klasifikasi dengan baik pada setiap kelas dan memiliki nilai 74% seimbang antara presisi dan recall.

Tabel 1. Hasil percobaan

Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
88.00%	77.00%	73.00%	74.00%

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Muhammad et. al (Muhammad et al., 2023) pada tahun 2023 membahas mengenai proses pengembangan model klasifikasi untuk mendeteksi kerusakan yang terjadi pada terumbu karang. Dengan menggunakan transfer learning CNN dengan menggunakan dataset API Flickr yang dimana terdiri dari 923 gambar terumbu karang. Hasil pengujian yang didapatkan dari penelitian ini yaitu mendapatkan akurasi terbaik dengan menggunakan model ResNet dengan imitation dan preprocessing yaitu sebesar 79%.

Apabila dilihat dari hasil penelitian terdahulu dengan penelitian yang dilakukan dapat terlihat bahwa penelitian yang saat ini dilakukan mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik yaitu 88% dengan menggunakan jumlah dataset yang sedikit lebih banyak yaitu dengan total 1582 data dan kelas yang lebih banyak yaitu terdiri dari 3 kelas. Dari komparasi tersebut, maka dapat dilihat bahwa model dan dataset yang digunakan serta dibangun pada penelitian ini dapat mendapatkan hasil yang lebih maksimal.

SIMPULAN DAN SARAN

Setelah dilakukan proses pengujian pada penelitian ini, maka dapat diambil kesimpulan bahwa model CNN dengan menggunakan arsitektur MobileNet yang dibangun dapat dengan baik melakukan proses klasifikasi terumbu karang, terbukti dengan hasil setelah dilakukannya proses pengujian, mendapatkan hasil pengujian sebesar 88%. Untuk penelitian selanjutnya, diharapkan dapat dilakukan proses optimisasi dengan menggunakan metode seperti PSO ataupun lainnya, pada penelitian selanjutnya juga diharapkan untuk dapat melakukan proses klasifikasi dengan

menggunakan arsitektur transfer learning lainnya sehingga dapat dilakukan proses komparasi arsitektur mana yang dapat melakukan proses klasifikasi dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Asha Paul, M., Arockia Jansi Rani, P., & Liba Manopriya, J. (2020). Gradient Based Aura Feature Extraction For Coral Reef Classification. *Wireless Personal Communications*, 114(1), 149–166. <https://doi.org/10.1007/S11277-020-07355-6>
- Barbhuiya, A. A., Karsh, R. K., & Jain, R. (2021). Cnn Based Feature Extraction And Classification For Sign Language. *Multimedia Tools And Applications*, 80(2), 3051–3069. <https://doi.org/10.1007/S11042-020-09829-Y>
- Bora, M. B., Daimary, D., Amitab, K., & Kandar, D. (2020). Handwritten Character Recognition From Images Using Cnn-Ecoc. *Procedia Computer Science*, 167, 2403–2409. <https://doi.org/10.1016/J.Procs.2020.03.293>
- Esteva, A., Chou, K., Yeung, S., Naik, N., Madani, A., Mottaghi, A., Liu, Y., Topol, E., Dean, J., & Socher, R. (2021). Deep Learning-Enabled Medical Computer Vision. *Npj Digital Medicine*, 4(1), 5. <https://doi.org/10.1038/S41746-020-00376-2>
- Hassan, S. M., Maji, A. K., Jasiński, M., Leonowicz, Z., & Jasińska, E. (2021). Identification Of Plant-Leaf Diseases Using Cnn And Transfer-Learning Approach. *Electronics*, 10(12), 1388. <https://doi.org/10.3390/Electronics10121388>
- Isdianto, A., & Luthfi, O. M. (2020). Identifikasi Life Form Dan Persentase Tutupan Terumbu Karang Untuk Mendukung Ketahanan Ekosistem Pantai Tiga Warna. *Briliant: Jurnal Riset Dan Konseptual*, 5(4), 808. <https://doi.org/10.28926/Briliant.V5i4.537>
- Muhammad, F., Elfandra, A. B., Amin, I. P., & Wicaksono, A. F. (2023). Pengembangan Model Untuk Mendeteksi Kerusakan Pada Terumbu Karang Dengan Klasifikasi Citra. *Buletin Pagelaran Mahasiswa Nasional Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 1(11). <http://arxiv.org/abs/2308.04337>
- Noviana, L. (2019). Studi Ekosistem Terumbu Karang Di Taman Nasional Kepulauan Seribu. *Jurnal Pengelolaan Sumberdaya Alam Dan Lingkungan (Journal Of Natural Resources And Environmental Management)*, 9(2), 352–365. <https://doi.org/10.29244/Jpsl.9.2.352-365>
- Nur, F., & Fitrah, S. (2022). Penanggulangan Penyebab Terjadinya Pemutihan Terumbu Karang Di Perairan Bulukumba. *Seminar Sains Dan Teknologi Kelautan (Sensiste)*, 1–5.
- Rahman, T., Chowdhury, M. E. H., Khandakar, A., Islam, K. R., Islam, K. F., Mahbub, Z. B., Kadir, M. A., & Kashem, S. (2020). Transfer Learning With Deep Convolutional Neural Network (Cnn) For Pneumonia Detection Using Chest X-Ray. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(9). <https://doi.org/10.3390/App10093233>
- Raphael, A., Dubinsky, Z., Iluz, D., & Netanyahu, N. S. (2020). Neural Network Recognition Of Marine Benthos And Corals. In *Diversity* (Vol. 12, Issue 1). Mdpi Ag. <https://doi.org/10.3390/D12010029>
- Sarvamangala, D. R., & Kulkarni, R. V. (2022). Convolutional Neural Networks In Medical Image Understanding: A Survey. In *Evolutionary Intelligence* (Vol. 15, Issue 1). Springer Science And Business Media Deutschland Gmbh. <https://doi.org/10.1007/S12065-020-00540-3>
- Sholeh, I., & Wiyono, D. A. (2023). Model Klasifikasi Terumbu Karang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Doubleclick: Journal Of Computer And Information Technology*, 6(2), 77–81. <http://E-Journal.Unipma.Ac.Id/Index.Php/Doubleclick>
- Sunanda Das, Ofm Riaz Rahman Aranya, & Nishat Nayla Labiba. (2019, May). Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network. *International Conference On Advances In Science, Engineering And Robotics Technology (Icasert 2019)*.

- Taspinar, Y. S., Cinar, I., & Koklu, M. (2022). Classification By A Stacking Model Using Cnn Features For Covid-19 Infection Diagnosis. *Journal Of X-Ray Science And Technology*, 30(1), 73–88. <https://doi.org/10.3233/Xst-211031>
- Von Chamier, L., Laine, R. F., Jukkala, J., Spahn, C., Krentzel, D., Nehme, E., Lerche, M., Hernández-Pérez, S., Mattila, P. K., Karinou, E., Holden, S., Solak, A. C., Krull, A., Buchholz, T. O., Jones, M. L., Royer, L. A., Leterrier, C., Shechtman, Y., Jug, F., ... Henriques, R. (2021). Democratising Deep Learning For Microscopy With Zerocostdl4mic. *Nature Communications*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/S41467-021-22518-0>
- Wang, G., Ye, J. C., & De Man, B. (2020). Deep Learning For Tomographic Image Reconstruction. In *Nature Machine Intelligence* (Vol. 2, Issue 12, Pp. 737–748). Nature Research. <https://doi.org/10.1038/S42256-020-00273-Z>
- Wang, P., Fan, E., & Wang, P. (2021). Comparative Analysis Of Image Classification Algorithms Based On Traditional Machine Learning And Deep Learning. *Pattern Recognition Letters*, 141, 61–67. <https://doi.org/10.1016/J.Patrec.2020.07.042>
- Widhiatmoko, M. C., Endrawati, H., & Taufiq-Spj, N. (2020). Potensi Ekosistem Terumbu Karang Untuk Pengembangan Ekowisata Di Perairan Pulau Sintok Taman Nasional Karimunjawa. *Journal Of Marine Research*, 9(4), 374–385. <https://doi.org/10.14710/Jmr.V9i4.27801>
- Wu, X. Y. (2020). A Hand Gesture Recognition Algorithm Based On Dc-Cnn. *Multimedia Tools And Applications*, 79(13–14), 9193–9205. <https://doi.org/10.1007/S11042-019-7193-4>