

MODEL KLASIFIKASI CORAL HEALTH MENGGUNAKAN TRANSFER LEARNING RESNET-50 (Coral Health Classification Model Using Resnet-50 Transfer Learning)

Tirta Samudera Ramadhani*, Reza Fahrizal Barkah, Marcella Grace Angelique Lubis
Universitas Pendidikan Indonesia, Jl. Dr. Setiabudi No.229, Isola, Kec. Sukasari,
Kota Bandung, Jawa Barat 40154, Indonesia
email: tirtasamudera30@upi.edu

ABSTRACT

The uniqueness of tropical waters can be seen from the high level of diversity and productivity of the ecosystem, one of the ecosystems in question is coral reefs. One of the countries rich in coral reef potential is Indonesia. Apart from being a place for reef fish to live, coral reefs become fishing grounds for fishermen when fishing. However, the existence of coral reefs has recently been threatened, causing coral bleaching and damage, this is caused by human activities and seasonal changes. For this, there is a need for monitoring using a deep learning approach based on transfer learning to classify coral health and bleach image data. The method used is using ResNet-50 transfer learning. The results obtained show that the model achieves an accuracy performance of 85% with a loss value of 15%. This concludes that the ResNet-50 model is already good at classifying coral imagery.

Keywords: *convolutional neural network, coral reefs, monitoring*

ABSTRAK

Keunikan dari perairan tropis terlihat dari tingginya tingkat keanekaragaman serta produktivitas ekosistemnya, salah satu ekosistem yang dimaksud adalah terumbu karang. Salah satu negara yang kaya akan potensi terumbu karangnya adalah Indonesia. Selain sebagai tempat tinggal ikan karang, terumbu karang menjadi daerah penangkapan ikan bagi para nelayan ketika melaut. Namun, keberadaan terumbu karang akhir-akhir ini terancam sehingga menyebabkan pemutihan (*coral bleaching*) maupun kerusakan, hal ini disebabkan oleh aktivitas manusia serta perubahan musim. Atas hal tersebut, perlu adanya *monitoring* menggunakan pendekatan *deep learning* berbasis *transfer learning* untuk mengklasifikasi data citra karang health dan bleach. Metode yang dipakai, yaitu menggunakan *transfer learning* ResNet-50. Hasil yang didapat menunjukkan bahwa model mencapai kinerja akurasi sebesar 85% dengan nilai *loss* sebesar 15%. Hal tersebut menyimpulkan bahwa model ResNet-50 sudah baik dalam mengklasifikasi citra karang.

Kata kunci: *convolutional neural network, terumbu karang, monitoring*

PENDAHULUAN

Keunikan dari perairan tropis terlihat dari tingginya tingkat keanekaragaman serta produktivitas ekosistemnya, salah satu ekosistem yang dimaksud adalah terumbu karang (Surahmat, 2023). Terumbu karang merupakan suatu komponen biotik yang bermanfaat bagi habitat ikan karang karena menjadi tempat tinggal, mencari makanan, dan tempat memijah (Munandar *et al.* 2023). Indonesia sebagai negara berkembang dikenal akan potensi terumbu karangnya, hal ini dibuktikan dengan terdapatnya sebaran terumbu karang di berbagai pulau Indonesia sebagai pelindung pesisir (Nur dan Fitrah, 2023).

Terumbu karang juga memiliki peran penting bagi lingkungan sekitarnya (Rizal *et al.* 2022). Selain sebagai tempat tinggal ikan karang, terumbu karang menjadi daerah penangkapan ikan bagi para nelayan ketika melaut (Ginting, 2023). Namun, keberadaan terumbu karang akhir-akhir ini menjadi terancam akibat penurunan kualitas sehingga menyebabkan pemutihan (*coral bleaching*) maupun kerusakan (Pitoy *et al.* 2023). Menurut Pinontoan *et al.* (2022), penurunan kualitas serta rusaknya terumbu karang disebabkan oleh perubahan iklim serta aktivitas manusia yang merusak ekosistem karang, salah satunya dengan adanya penggunaan alat tangkap yang tidak ramah lingkungan. Berdasarkan permasalahan tersebut, maka perlu adanya *monitoring* yang baik guna mengetahui kondisi terumbu karang sehingga dapat meningkatkan pelestarian ekosistem tersebut.

Monitoring terumbu karang secara manual terkadang terasa sulit dilakukan karena luasnya area terumbu karang membutuhkan usaha besar serta waktu yang banyak untuk mengidentifikasinya secara akurat (Muhammad *et al.* 2023). Bersamaan dengan kemajuan bidang teknologi, maka diperlukan sebuah pendekatan *deep learning* yang dapat membantu dalam mengklasifikasi kondisi terumbu karang ketika *monitoring* sedang dilakukan. Pendekatan *deep learning* memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasi data citra (Wu *et al.* 2019). Pemodelan klasifikasi ini memanfaatkan metode *transfer learning* dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan suatu pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang dapat digunakan untuk mengolah data dua dimensi dan termasuk jenis *Deep Neural Network* karena dapat diterapkan pada data citra (Hidayat, 2022). Menurut Setiawan *et al.* 2022, algoritma tersebut berguna untuk memastikan kualitas gambar sehingga dapat dipakai pada *deep learning*. Penggunaan *transfer learning* juga dapat meningkatkan kinerja *deep learning* bahkan dengan data pelatihan yang besar maupun kecil (Umri dan Delica, 2021).

Model klasifikasi menggunakan ResNet 50, yang merupakan *residual network* dengan lapisan sebanyak 50 (Setyadi, 2023). Model ini menggunakan koneksi instan dengan melewati banyak lapisan dalam menghubungkan *input* dari lapisan satu ke lapisan lainnya (Hidayat 2023). Terdapat beberapa penelitian terdahulu namun dengan objek yang berbeda, seperti yang dilakukan oleh Ariawan *et al.* (2022), yaitu mengidentifikasi genus ikan karang, seperti *Epinephelus spp.*, *Halichoeres spp.*, dan *Lutjanus spp.* menggunakan CNN dengan akurasi sebesar 85,31%. Penelitian serupa juga dilakukan oleh Rahmadhani dan Marpaung (2023) untuk mengklasifikasi jamur berdasarkan genusnya. Adapun penelitian dengan fokus objek terumbu karang menggunakan CNN yang dilakukan oleh Sholeh dan Wiyono (2023), penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 98%. Maka dari itu, tujuan penelitian ini adalah membangun sebuah model untuk dapat mengklasifikasi terumbu karang *health* dan *bleach* menggunakan algoritma CNN dengan *transfer learning* ResNet-50.

METODE PENELITIAN

2.1 Lokasi dan Waktu

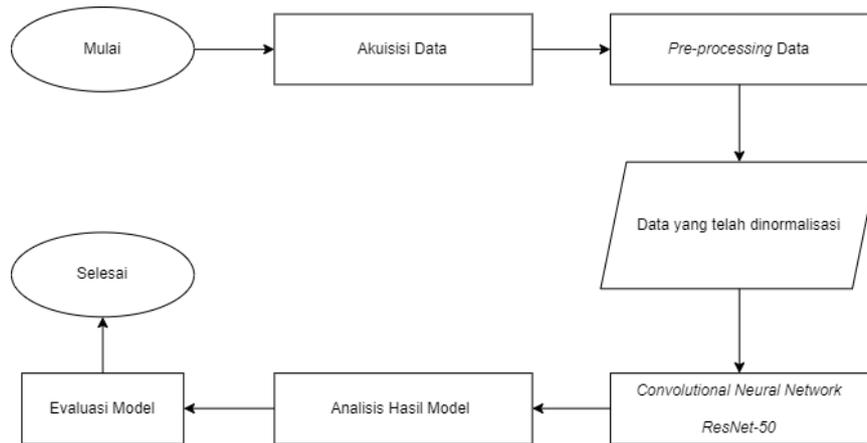
Penelitian dilakukan pada bulan September - Oktober 2023 di Laboratorium Komputer, Universitas Pendidikan Indonesia, Kampus Serang. Bulan September dilakukan perumusan masalah dengan mengkaji isu serta solusi yang didapatkan. Bulan Oktober dilakukan proses pengolahan data dimulai dari akuisisi data hingga evaluasi model.

2.2 Bahan dan Alat

Bahan yang digunakan dalam penelitian adalah citra terumbu karang dengan sampel karang *health* dan *bleach*. Data citra tersebut diperoleh dari situs <https://www.kaggle.com/> berbentuk foto karang. Alat yang digunakan antara lain, laptop dan perangkat lunak Jupyter Notebook dengan bahasa pemrograman Python 3.10.

2.3 Proses Penelitian

Proses penelitian yang dilakukan terdiri atas akuisisi data, *pre-processing* data, klasifikasi data, analisis data, dan evaluasi model (Gambar 2.1)



Gambar 2.1 Alur Diagram Penelitian

1. Akuisisi Data

Data yang dipakai merupakan data sampel karang *health* dan *bleach*. Data tersebut diperoleh dari situs Kaggle. Kaggle adalah sebuah situs yang didalamnya menyediakan *dataset* untuk digunakan sebagai sumber data penelitian (Ariawan *et al.* 2022). Pengumpulan *dataset* diperlukan untuk melatih data hingga mencapai akurasi yang baik.

2. *Pre-processing* Data

Tahap ini dilakukan untuk menyiapkan citra sebelum diuji. Pada tahap ini juga dilakukan penskalaan dengan mengubah ukuran citra secara proporsional. Setelah data melewati tahap penskalaan, data kemudian dapat diuji. Pada tahap ini, data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 70:30, hal ini dikarenakan semakin besar data latih yang diuji maka dapat menghasilkan tingkat akurasi lebih baik (Astuti *et al.* 2022). Pembagian data tersebut bertujuan untuk membangun model yang baik sehingga dapat menghasilkan klasifikasi dengan akurasi yang baik juga.

3. Klasifikasi Data

Tahap klasifikasi merupakan proses pemodelan untuk menghasilkan klasifikasi data. Pada tahap ini, sistem akan mengklasifikasi data citra terumbu karang, apakah termasuk kondisi *health* atau *bleach*. Model data yang dipakai adalah ResNet-50 dengan 50 lapisan dan merupakan salah satu arsitektur *Deep Neural Network* (DNN). ResNet merupakan suatu solusi dari *neural network*, yang mana kompleksnya model bergantung pada kedalaman proses *training*, hal ini penting dilakukan agar nilai pelatihan dapat diingat dengan baik oleh neuron (Hartanto dan Susyanto, 2023). Menurut Febriana (2020), kejenuhan dalam *training* dapat diminimalisir dengan fungsi penambahan identitas lapisan untuk mengurangi kesalahan dalam pelatihan. Selain itu

juga, ResNet-50 adalah model terbaik dari CNN dalam menghasilkan nilai *loss* yang kecil dibanding dengan model lainnya (Naufal *et al.* 2023).

4. Analisis Hasil Klasifikasi Data

Pada tahap ini dilakukan analisis dari hasil klasifikasi CNN dengan model ResNet-50. Pemodelan ini dilakukan menggunakan data *testing* dan data *training* citra karang. *Dataset* citra karang yang digunakan berjumlah 918, terdiri dari 438 sampel karang *health* dan 480 sampel karang *bleach*. Karakteristik kelas karang dapat dilihat pada tabel di bawah.

Tabel 2.1 Karakteristik Kelas

Kelas	Karakteristik	Gambar	Jumlah
1	<i>Health</i>		438
2	<i>Bleach</i>		480

5. Evaluasi Model

Pada tahap ini dilakukan pengujian serta evaluasi model yang telah dibuat. Pengujian akurasi model diuji dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel dengan informasi mengenai kelas prediksi dan kelas sebenarnya, sehingga teknik ini dapat menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah (Amalia *et al.* 2022). Terdapat empat elemen utama pada *confusion matrix*, diantaranya adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) (Romadloni *et al.* 2022). Keempat elemen tersebut dapat mempermudah dalam menghitung matrik evaluasi, seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* (Han dan Kamber, 2006):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \times 100\% \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$Sensitivity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$F1\ Score = \frac{2(Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)} \times 100\% \quad (5)$$

Keterangan:

TP: *True Positif*

TN: *True Negatif*

FP: *False Positif*

FN: *False Negatif*

HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 *Pre-processing* Data

Ada beberapa tahapan yang dilakukan dalam *pre-processing*, tahapan pertama adalah memberikan label nama pada citra karang. Pelabelan ini dilakukan supaya citra karang dapat dibedakan dengan mudah. Setelah tahap pelabelan selesai, dilanjutkan dengan tahap *resizing* untuk merubah ukuran citra dari 300 x 225 menjadi 300 x 300 piksel. Tahap terakhir pada *pre-processing* adalah membagi data latih dan data uji. Data latih dipakai untuk menguji algoritma, sedangkan data uji sebagai pengukuran performa dari algoritma yang sudah dilatih.

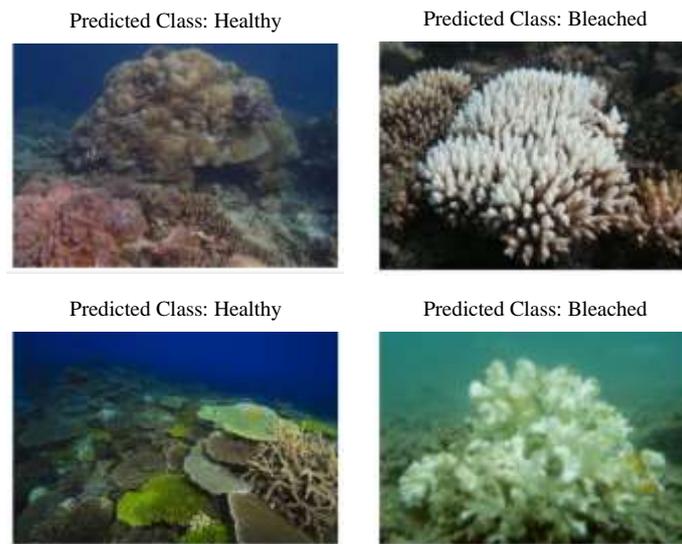
3.2 Analisis Hasil Klasifikasi CNN

3.2.1 ResNet-50

Tahap klasifikasi *dataset* citra dilakukan menggunakan model ResNet-50. ResNet-50 merupakan salah satu dari *transfer learning*, di mana model tersebut sebelumnya telah di-*pretrained* memakai *dataset* yang besar (Figo *et al.* 2020). Model tersebut dipilih karena menghasilkan akurasi yang dapat mencapai 97% seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Alberto dan Hermanto (2023) dalam mengklasifikasi jenis burung. Pada penelitian ini, data yang diuji dengan model ResNet-50 menghasilkan nilai akurasi sebesar 84,5% atau dibulatkan menjadi 85% dengan *precision* 87%, *recall* 86%, dan *f1-score* 86% (Tabel 3.1). Hal ini menunjukkan bahwa model sudah cukup baik dalam mengklasifikasikan kesehatan karang. Hasil pengujian ResNet-50 menghasilkan citra karang yang tampak lebih jelas seperti pada Gambar 3.1.

Tabel 3.1 Akurasi ResNet-50

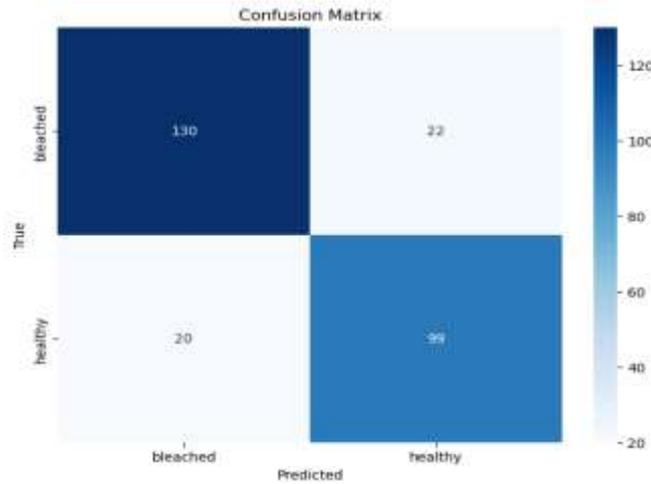
<i>Class</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Loss</i>
<i>Health</i>	82%	83%	82%	81,8%	18,2%
<i>Bleach</i>	87%	86%	86%	86,7%	13,3%
Rata-rata	85%	85%	84%	84,5%	84,5%



Gambar 3.1 Hasil Pengujian Model ResNet-50

3.2.2 Klasifikasi

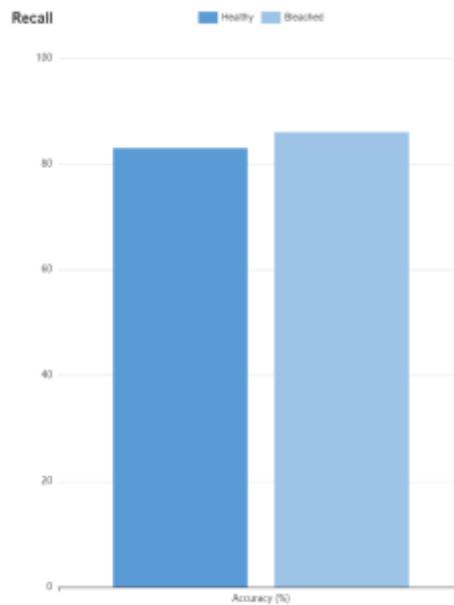
Klasifikasi yang dilakukan pada data uji menggunakan *heat map confusion matrix*. *Heat map* ini dibuat untuk mempermudah mengklasifikasi kesehatan karang melalui hasil pengujian yang dilakukan dari 272 data. Penggunaan klasifikasi CNN dengan model ResNet-50 memberikan akurasi 85% dengan kelas *health* yang memiliki nilai kesalahan (*loss*) terbesar, yaitu 18,2%. Kesalahan tersebut terjadi karena terdapat 22 kelas *health* yang terklasifikasi dalam kelas *bleach* (Gambar 3.2).



Gambar 3.2 Hasil Klasifikasi Karang *Health* dan *Bleach*

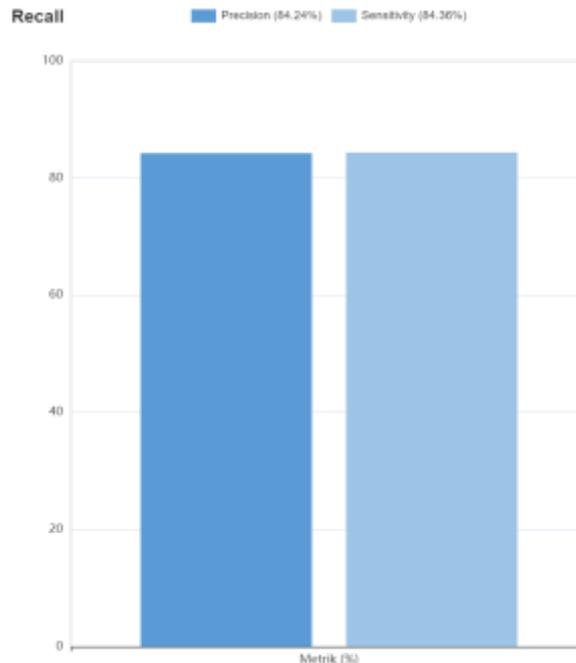
3.3 Evaluasi Model

Tahap evaluasi merupakan tahap akhir yang diperlukan untuk mengevaluasi model klasifikasi. Gambar 3.3 menampilkan grafik nilai akurasi yang dihasilkan dalam pengujian pada setiap *quarry image bleach* dan *health*. Nilai akurasi pada kelas *health* sebesar 81,8% dan kelas *bleach* sebesar 86,7%. Kedua nilai akurasi tersebut jika dirata-ratakan menghasilkan nilai akurasi data uji sebesar 85% dan rata-rata nilai *loss* sebesar 15%. Nilai *loss* yang kecil menandakan bahwa minimnya kesalahan dalam model ResNet-50 karena 85% menunjukkan bahwa akurasi model baik. Selain *accuracy*, terdapat perhitungan lain yang dilakukan dalam mengukur kinerja model, yaitu dengan cara menghitung nilai *precision* dan *sensitivity* (persamaan 2 dan 4) sehingga menghasilkan nilai rata-rata 84.3% (Gambar 3.4).



Gambar 3.3 Grafik Perbandingan Akurasi

Gambar 3.4 menunjukkan hasil selisih yang tidak terlalu besar, artinya mengindikasikan bahwa kinerja model ResNet-50 dalam mengklasifikasi kesehatan karang sudah baik. Oleh karena itu, algoritma CNN dengan model ResNet-50 dapat dianggap sebagai algoritma yang efektif dalam menghitung *precision*, *accuracy*, dan *sensitivity* karena menghasilkan nilai akurasi baik.



Gambar 3.4 Grafik Perbandingan *Precision* dan *Sensitivity*

Adapun penelitian serupa yang dilakukan oleh Muhammad *et al.* 2023, untuk mengklasifikasi terumbu karang menggunakan *transfer learning* ResNet-50. Penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 72% untuk model ResNet-50 dan ResNet Imitation sebesar 79%. Pada penelitian ini, peneliti melakukan klasifikasi terumbu karang memakai model yang sama, yaitu ResNet-50 dan berhasil menghasilkan akurasi sebesar 85% dengan menggunakan 2 kelas, yaitu *health* dan *bleach*. Hal ini menunjukkan bahwa penelitian dengan model ResNet-50 yang dilakukan memiliki akurasi lebih baik dan dapat digunakan dalam melakukan klasifikasi terumbu karang.

KESIMPULAN

4.1 Kesimpulan

Melalui analisis dan evaluasi yang sudah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa klasifikasi kesehatan karang menggunakan algoritma CNN dengan model ResNet-50 dapat

memperoleh nilai akurasi baik. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *accuracy* data uji sebesar 85%. Selain *accuracy*, diperoleh juga nilai rata-rata *precision* sebesar 85%, *recall* sebesar 85%, *f1-score* 84%, dan *loss* 15%. Artinya sebesar 85% model yang dipakai sudah akurat dan sisanya sebesar 15% merupakan nilai kesalahan. Pada uji akurasi model, kelas *bleach* memiliki *accuracy* paling tinggi, yaitu sebesar 86,7% dan kelas *health* paling rendah, yaitu sebesar 81,8%. Berdasarkan hal tersebut, *transfer learning* menggunakan algoritma CNN dengan model ResNet-50 dapat mengklasifikasi coral *health* dengan baik.

4.2 Saran

Penelitian ini menggunakan algoritma CNN dengan model ResNet-50 menghasilkan akurasi model yang dapat dipakai atau dikembangkan menjadi suatu aplikasi. Aplikasi tersebut dapat mengintegrasikan model yang telah diperoleh menjadi suatu aplikasi dengan konsep kecerdasan buatan. Hal tersebut dapat bermanfaat, khususnya dalam bidang konservasi dalam mendukung kegiatan *monitoring* karang.

DAFTAR PUSTAKA

- Alberto, J., & Hermanto, D. (2023). Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN dan Arsitektur ResNet-50. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 10(3), 34-46.
- Amalia, A., Zaidiah, A., & Isnainiyah, I. N. (2022). Prediksi Kualitas Udara Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 7(2), 496-507.
- Ariawan, I., Arifin, W. A., Rosalia, A. A., & Tufailah, N. (2022). Klasifikasi Tiga Genus Ikan Karang Menggunakan Convolution Neural Network. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis*, 14(2), 205-216.
- Astuti, I., Ariestya, W. W., & Solehudin, B. (2022). Deteksi Objek Daun Semanggi Secara Real Time Menggunakan CNN-Single Shot Multibox Detector (SSD). *Jurnal Ilmiah FIFO*, 14(1).
- Febriana, B. (2020). *TA: Identifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Resnet 50 Dilated Convolution Neural Network* (Doctoral dissertation, Institut Teknologi Nasional Bandung).

- Figo, J. A., Yudistira, N., & Widodo, A. W. (2020). Deteksi Covid-19 dari Citra X-ray menggunakan Vision Transformer. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN, 2548, 964X*.
- Ginting, J. (2023). Analisis Kerusakan Terumbu Karang Dan Upaya Pengelolaannya. *Jurnal Kelautan dan Perikanan Terapan (JKPT), 1, 53-59*.
- Han, J., & Kamber, M. 2006. Data Mining Concept and Tehniques. San Fransisco: Morgan Kauffman. ISBN 13: 978-1-55860-901-3.
- Hartanto, B., & Susyanto, T. (2023). Penerapan Image Recognition Dalam Pengenalan Objek Menggunakan Model Resnet-50. *Biner: Jurnal Ilmiah Informatika dan Komputer, 2(2), 131-136*.
- Hidayat, D. (2022). Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk Dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science, 5(1), 98-103*.
- Muhammad, F., Elfandra, A. B., Amin, I. P., & Wicaksono, A. F. (2023). Pengembangan Model untuk Mendeteksi Kerusakan pada Terumbu Karang dengan Klasifikasi Citra. *arXiv preprint arXiv:2308.04337*.
- Munandar, E., Khalifa, M. A., Susanto, A., Nurdin, H. S., Hamzah, A., Syafrie, H., & Budiaji, W. (2023). Dinamika Kondisi Terumbu Karang Sebelum Dan Sesudah Tsunami Selat Sunda Di Pulau Badul. *Jurnal Perikanan dan Kelautan, 12(2), 221-229*.
- Naufal, M. F., Siswantoro, J., & Wicaksono, M. G. K. (2023). Klasifikasi Tulisan Tangan pada Resep Obat Menggunakan Convolutional Neural Network. *Techno. com, 22(2), 508-526*.
- Nur, F., & Fitrah, S. (2023). Penanggulangan Penyebab Terjadinya Pemutihan Terumbu Karang Di Perairan Bulukumba. *Sensistek: Riset Sains dan Teknologi Kelautan*.
- Pinontoan, I. O. R., Sumampouw, O. J., Pi, S., & Nelwan, J. E. (2022). *Perubahan Iklim dan Pemanasan Global*. Deepublish.
- Pitoy, I., Rembet, U. N., Rondonuwu, A. B., Wantasen, A. S., Kambey, A. D., Manu, G., & Tombokan, J. L. (2023). Condition of Coral Reefs in the Waters of Kalasey Satu Village, Minahasa Regency, North Sulawesi. *Jurnal Ilmiah PLATAX, 11(1), 137-142*.
- Rahmadhani, U. S., & Marpaung, N. L. (2023). Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus dengan Menggunakan Metode CNN. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT, 8(2), 169-173*.
- Rizal, A., Siagian, H., & Farahdita, W. (2022). Sebaran dan Kondisi Terumbu Karang di Kepulauan Kangean. *Jurnal Kelautan Nasional, 16(3), 237-248*.

- Romadloni, P., Kusuma, B. A., & Baihaqi, W. M. (2022). Komparasi Metode Pembelajaran Mesin Untuk Implementasi Pengambilan Keputusan Dalam Menentukan Promosi Jabatan Karyawan. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2), 622-628.
- Setiawan, M. A., Ariawan, I., & Anzani, L. (2022). Identifikasi Potensi Lahan Budidaya Udang Di Pesisir Teluk Banten Menggunakan Algoritma CNN. *ILKOMNIKA: Journal of Computer Science and Applied Informatics*, 4(3), 262-273.
- Setyadi, A. D. (2023). Klasifikasi Ras Manusia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Telegram Bot. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, 10(2).
- 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.
- Surahmat, S. (2023). Indeks Keanekaragaman Terumbu Karang Di Pulau Bintang Kecamatan Tolala Kabupaten Kolaka Utara Sulawesi Selatan. *Jurnal Biologi Babasal*, 2(2).
- Umri, B. K., & Delica, V. (2021). Penerapan transfer learning pada convolutional neural networks dalam deteksi covid-19. *JNANALOKA*, 53-61.
- Wu Z, Shen C, Hengel AVD. 2019. Wider or deeper: revisiting the resnet model for visual recognition. *Pattern Recognition* 90: 119 -133.