



Deteksi Kondisi Terumbu Karang Menggunakan YOLO versi 8 pada Citra Bawah Laut Secara Real-Time

Keysia Lestari Sasikome, Irham Aadiyaat Mohammad, Michael Owen Patindingo, Yonatan Parassa, Robby Tangkudung

Fakultas Teknik Elektro, Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Negeri Manado, Manado, Indonesia
Email: ¹*keysiasism@gmail.com, ²ilhamaditmohammad@gmail.com, ³michaelpatindingo140@gmail.com, ⁴yonatan.pa@gmail.com, ⁵robbyrobert104@gmail.com
Email Penulis Korespondensi: keysiasism@gmail.com

Abstrak—Ekosistem terumbu karang memiliki peran penting dalam menjaga keseimbangan lingkungan laut dan mendukung sektor pariwisata bahari. Namun, kerusakan terumbu karang akibat perubahan iklim, polusi, dan aktivitas manusia terus meningkat sehingga diperlukan metode pemantauan yang efisien dan berkelanjutan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi kondisi terumbu karang berbasis metode YOLOv8 dengan memanfaatkan citra bawah laut secara real-time. Dataset penelitian diperoleh dari kawasan konservasi terumbu karang Desa Bahoi, Likupang Barat, Sulawesi Utara. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, preprocessing citra, augmentasi data, anotasi objek, pelatihan model YOLOv8, evaluasi performa model, serta implementasi sistem deteksi berbasis web. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik precision, recall, mean Average Precision (mAP), dan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv8 mampu mendeteksi objek terumbu karang dengan performa yang baik, ditunjukkan oleh nilai precision sebesar 76,51%, recall sebesar 98,57%, mAP50 sebesar 86,78%, dan mAP50-95 sebesar 86,77%. Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa model tidak mengalami kesalahan klasifikasi antar spesies terumbu karang, sedangkan sebagian kecil kesalahan hanya terjadi pada objek yang terdeteksi sebagai background akibat kondisi lingkungan bawah laut seperti kekeruhan air dan pembiasan cahaya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv8 efektif digunakan untuk mendeteksi dan memantau kondisi terumbu karang secara otomatis dan real-time sehingga berpotensi mendukung kegiatan konservasi serta pengelolaan ekosistem laut secara berkelanjutan.

Kata Kunci: Terumbu Karang; Deep Learning; CNN; Computer Vision; Coral Bleaching

Abstract— Coral reef ecosystems play an important role in maintaining the balance of the marine environment and supporting the marine tourism sector. However, coral reef damage due to climate change, pollution, and human activities continues to increase, requiring efficient and sustainable monitoring methods. This study aims to develop a coral reef condition detection system based on the YOLOv8 method by utilizing real-time underwater imagery. The research dataset was obtained from the coral reef conservation area of Bahoi Village, West Likupang, North Sulawesi. The research stages include dataset collection, image preprocessing, data augmentation, object annotation, YOLOv8 model training, model performance evaluation, and web-based detection system implementation. Model evaluation was carried out using precision, recall, mean Average Precision (mAP), and confusion matrix metrics. The test results showed that the YOLOv8 model was able to detect coral reef objects with good performance, indicated by a precision value of 76.51%, recall of 98.57%, mAP50 of 86.78%, and mAP50-95 of 86.77%. Confusion matrix analysis showed that the model did not misclassify coral reef species, while a small number of errors occurred only in objects detected as background due to underwater environmental conditions such as water turbidity and light refraction. The results showed that YOLOv8 is effective for detecting and monitoring coral reef conditions automatically and in real time, thus potentially supporting conservation activities and sustainable marine ecosystem management.

Keywords: Coral Reefs; Deep Learning; CNN; Computer Vision; Coral Bleaching

1. PENDAHULUAN

Terumbu karang merupakan salah satu ekosistem laut yang memiliki tingkat keanekaragaman hayati tinggi dan juga berperan penting dalam menjaga keseimbangan lingkungan pesisir. Ekosistem ini memiliki fungsi biofisik yang beragam, seperti menyediakan habitat, tempat berlindung, area mencari makan, serta lokasi berkembang biak bagi berbagai jenis biota laut [1]. Perlindungan dan pengelolaan terumbu karang tidak hanya penting bagi habitat terumbu karang itu sendiri, tetapi juga bagi masyarakat lokal yang sangat bergantung padanya sebagai sumber daya alam [2]. Namun, terumbu karang merupakan ekosistem yang rentan terjadi kerusakan [3]. Salah satu efek utama dari keadaan ini adalah pengelupasan karang yang secara drastis mengurangi kesehatan terumbu. Terumbu karang sangat sensitif terhadap perubahan iklim, terutama karena hubungan simbiosis antara karang pembentuk terumbu (stony reef-building corals) dan zooxanthellae (*Symbiodinium* spp) [4].

Secara alami, citra bawah laut mengalami penurunan kualitas akibat absorpsi cahaya, hamburan partikel, pergeseran warna, dan rendahnya visibilitas yang memengaruhi proses analisis citra digital [5]. Pemantauan kesehatan terumbu karang secara manual membutuhkan proses identifikasi dan pelabelan citra yang intensif sehingga memerlukan waktu yang cukup lama untuk mengolah data dalam jumlah besar [6]. Memantau kerusakan terumbu karang secara manual merupakan tugas yang sangat sulit dan memakan waktu [7]. Penerapan deep learning pada sistem monitoring terumbu karang mampu meningkatkan efisiensi analisis data serta mendukung proses pemantauan ekosistem laut secara otomatis dalam skala yang lebih luas [8]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang mampu melakukan monitoring secara otomatis dan efisien. Variasi kedalaman laut dan pembiasan cahaya bawah air menyebabkan fluktuasi substansial dalam kecerahan dan warna gambar [9]. Perkembangan teknologi Artificial Intelligence, khususnya Deep Learning dan Computer Vision, memberikan peluang dalam pengembangan sistem deteksi

kondisi terumbu karang berbasis citra bawah laut. Salah satu metode object detection yang banyak digunakan saat ini adalah YOLOv8 karena memiliki kemampuan mendeteksi objek secara real-time dengan tingkat akurasi tinggi.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang hanya berfokus pada deteksi objek karang, penelitian ini mengintegrasikan deteksi jenis terumbu karang menggunakan YOLOv8 dengan analisis kondisi karang berbasis visual warna secara real-time. Hal ini juga memungkinkan pemrosesan dataset besar secara cepat dan akurat [10]. Kondisi kesehatan terumbu karang menjadi salah satu indikator penting dalam evaluasi kualitas ekosistem laut [11]. Deep learning mampu meningkatkan akurasi klasifikasi spesies terumbu karang [12]. Oleh karena itu, kebutuhan mendesak akan strategi konservasi yang efektif didasarkan pada kemampuan kita untuk memantau kesehatan terumbu karang dengan resolusi spasial dan temporal yang tinggi [13]. Meskipun berbagai penelitian telah berhasil menerapkan deep learning untuk klasifikasi maupun deteksi terumbu karang, masih terdapat beberapa keterbatasan. Sebagian besar penelitian menggunakan dataset publik atau dataset dari wilayah tertentu yang belum merepresentasikan kondisi perairan Indonesia secara spesifik. Selain itu, beberapa penelitian hanya berfokus pada klasifikasi spesies atau kondisi karang tanpa mendukung deteksi secara real-time pada lingkungan bawah laut.

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk memanfaatkan teknologi Deep Learning dalam klasifikasi dan deteksi terumbu karang menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan terumbu karang berdasarkan citra digital dan memperoleh hasil yang cukup baik dalam mengenali karakteristik visual objek. Meskipun penelitian tersebut menunjukkan hasil yang menjanjikan, masih terdapat beberapa keterbatasan. Sebagian besar penelitian menggunakan dataset publik atau dataset yang berasal dari wilayah tertentu sehingga belum tentu mampu merepresentasikan kondisi perairan Indonesia. Selain itu, beberapa penelitian hanya berfokus pada klasifikasi spesies atau deteksi objek karang tanpa mengintegrasikan informasi kondisi kesehatan karang dalam satu sistem yang dapat digunakan secara langsung untuk kegiatan monitoring. Sebagian besar penelitian juga masih menggunakan citra statis sehingga belum sepenuhnya mendukung kebutuhan pemantauan secara real-time pada kawasan konservasi laut.

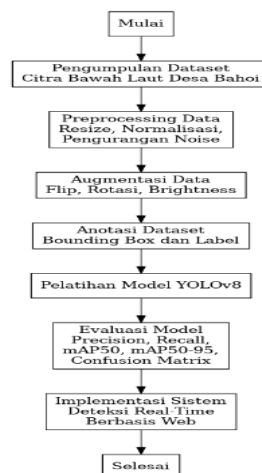
Kebaruan penelitian ini terletak pada implementasi YOLOv8 untuk deteksi kondisi terumbu karang secara real-time menggunakan dataset lokal bawah laut yang diintegrasikan dengan sistem monitoring kawasan konservasi. Pendekatan berbasis video dan object detection memungkinkan proses pemantauan terumbu karang dilakukan secara otomatis dengan cakupan area yang lebih luas dibandingkan pengamatan manual oleh penyelam [14]. Salah satunya dengan menerapkan teknologi ilmu komputasi yang sedang berkembang yaitu object detection [15]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi kondisi kesehatan terumbu karang menggunakan YOLOv8 sehingga dapat membantu proses monitoring konservasi laut secara otomatis. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini menawarkan pendekatan berbeda dengan mengimplementasikan YOLOv8 pada dataset citra bawah laut yang diperoleh langsung dari kawasan konservasi Desa Bahoi. Sistem yang dikembangkan tidak hanya mendeteksi objek terumbu karang, tetapi juga mengidentifikasi kondisi kesehatannya ke dalam kategori sehat, kurang sehat, dan bleaching secara real-time. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem deteksi kondisi terumbu karang berbasis YOLOv8 menggunakan citra bawah laut secara real-time untuk mendukung kegiatan monitoring dan konservasi ekosistem laut secara otomatis dan berkelanjutan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Lokasi Penelitian

Penelitian dilakukan di kawasan konservasi terumbu karang Desa Bahoi, Likupang Barat, Sulawesi Utara. Dataset diperoleh menggunakan kamera bawah air yang digunakan untuk mendokumentasikan kondisi terumbu karang pada titik pengamatan.

2.2 Tahapan Penelitian



Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian



Gambar 1 pada tahapan penelitian terdiri dari:

a. Pengumpulan Dataset Citra Bawah Laut Desa Baho

Tahapan ini menitikberatkan pada pengumpulan data primer berupa dokumentasi visual yang diambil secara langsung dari lingkungan perairan di Desa Baho dengan menggunakan kamera bawah air. Proses pengumpulan data dikerjakan di beberapa lokasi acak dengan tujuan untuk mendapatkan variasi objek terumbu karang yang representatif, baik dari segi jenis, ukuran, maupun kondisi kesehatan. Setelah semua gambar dan video mentah terkumpul, langkah selanjutnya adalah memilah berdasarkan kualitas dan melakukan pelabelan (annotasi) memakai koordinat bounding box untuk menandai posisi spesifik serta kategori dari setiap objek karang yang akan dianalisis.

b. Preprocessing citra

Kondisi lingkungan di bawah laut yang terus berubah sering kali mengakibatkan penurunan kualitas visual gambar mentah. Hal ini disebabkan oleh pembiasan cahaya, kekeruhan air, serta dominasi warna biru atau hijau. Oleh karena itu, langkah-langkah pra-pemrosesan perlu dilakukan untuk meningkatkan kualitas gambar sebelum dimasukkan ke dalam sistem pembelajaran. Proses ini mencakup penyesuaian ukuran resolusi gambar agar sesuai dengan standar input arsitektur model, peningkatan kontras, dan perbaikan warna untuk menonjolkan tepi dan tekstur objek karang, sekaligus mengurangi informasi latar belakang yang kurang relevan.

c. Augmentasi data

Untuk mengatasi keterbatasan jumlah sampel data asli yang tersedia di lapangan serta mengurangi risiko overfitting pada model, dilakukan langkah-langkah augmentasi data secara buatan. Citra yang telah disempurnakan kualitasnya selanjutnya digandakan dan dimodifikasi dengan menggunakan beragam teknik manipulasi visual dan spasial, contohnya pembalikan arah, rotasi, pergeseran, hingga variasi tingkat kecerahan. Melalui proses ini, variasi visual dalam dataset meningkat secara signifikan, memungkinkan model dilatih untuk mengenali objek karang dari beragam sudut dan kondisi pencahayaan yang berbeda dalam situasi nyata.

d. Pelatihan model

Pada fase pelatihan, kumpulan data yang sudah dipersiapkan akan dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu data untuk latihan dan data untuk validasi. Kumpulan data ini kemudian akan dimasukkan ke dalam struktur algoritma YOLO yang menggunakan jaringan saraf konvolusional atau Convolutional Neural Network (CNN). Deep learning mampu mengekstraksi karakteristik visual terumbu karang secara otomatis sehingga meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan pendekatan konvensional yang bergantung pada ekstraksi fitur manual [16]. Di titik ini, model akan menganalisis semua gambar masukan dalam beberapa siklus (epochs) untuk memahami ciri khas dari fitur geometris, pola tekstur, dan pergeseran warna yang unik dari setiap objek karang, dan selanjutnya secara otomatis menyesuaikan nilai bobot internalnya untuk mengurangi tingkat kesalahan.

e. Evaluasi model

Setelah proses pelatihan diakhiri dan menghasilkan file bobot terbaik, performa model perlu diuji secara objektif melalui tahap evaluasi dengan menggunakan data uji yang belum diakses oleh model sebelumnya. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menilai tingkat akurasi, sensitivitas, dan ketepatan sistem deteksi secara kuantitatif. Parameter keberhasilan dan kualitas prediksi model dianalisis secara mendalam menggunakan metrik standar evaluasi *Deep Learning*, seperti nilai *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, serta kurva *Confusion Matrix*.

f. Implementasi sistem deteksi

Rangkaian studi ini ditutup dengan fase penerapan, di mana berkas bobot terbaik yang telah diuji keakuratannya disatukan ke dalam program utama yang menggunakan bahasa pemrograman Python dan pustaka OpenCV. Model yang telah matang ini diimplementasikan dalam bentuk sistem informasi atau aplikasi web pemantauan terumbu karang. Sistem ini dirancang untuk dapat menerima input dari aliran video atau kamera secara langsung, menunjukkan kotak pembatas objek dengan tepat, dan juga menyajikan visualisasi data statistik yang melakukan penghitungan jumlah populasi karang secara otomatis di layar. Monitoring kondisi terumbu karang secara berkala menjadi bagian penting dalam mendukung pengelolaan kawasan konservasi laut [17].

2.3 Pengumpulan Dataset

Kondisi terumbu karang yang sehat dan tidak mengalami pemutihan (berwarna-warni) [18]. Agar proses ini meningkatkan kinerja daripada merugikannya, dataset harus cukup terkait dan metode praktik terbaik harus digunakan [19]. Dataset diperoleh menggunakan kamera bawah air yang dipasang pada area konservasi terumbu karang. Dataset dikategorikan menjadi lima jenis karang yang ada di daerah konservasi Desa Baho. Lalu setelah jenis yang diambil akan dikumpulkan kembali dataset gambar yang ditangkap dan diklasifikasikan kembali menjadi 3 kategori untuk pertumbuhan karang, yaitu: 1) Karang sehat; 2) Karang kurang sehat; 3) Karang bleaching

2.4 Preprocessing Data

Tahapan preprocessing meliputi:

a. Resize Gambar (Penyesuaian Ukuran Citra)

Proses resize merupakan tahapan awal yang bertujuan untuk mengubah resolusi dimensi spasial (panjang dan lebar) dari seluruh citra dataset menjadi ukuran yang seragam. Gambar mentah yang diperoleh dari kamera bawah laut biasanya memiliki resolusi yang sangat tinggi dan bervariasi, yang jika diproses tanpa pengaturan akan membebani perangkat keras dengan cara yang berlebihan. Dalam tahap ini, ukuran gambar disesuaikan dengan dimensi input



standar yang diperlukan oleh arsitektur model (640 x 640 piksel untuk model YOLO), tanpa menghapus informasi fitur yang penting di dalamnya, sehingga proses pelatihan dapat dilaksanakan dengan lebih cepat dan efisien.

b. Normalisasi Citra

Normalisasi citra merupakan langkah untuk menyesuaikan ulang angka intensitas warna pada piksel dalam sebuah gambar. Umumnya, setiap piksel pada citra digital berbasis RGB memiliki nilai antara 0 hingga 255. Dalam tahap normalisasi, angka-angka tersebut diubah menjadi skala numerik yang lebih kecil dan konsisten, biasanya berada dalam interval antara 0 dan 1, atau -1 hingga 1. Proses matematis ini sangat krusial dalam Deep Learning karena dapat mendukung stabilitas perhitungan gradien selama proses pembelajaran, mempercepat konvergensi dari model, serta menghindari terjadinya lonjakan nilai saat pembaruan bobot jaringan saraf.

c. Data Augmentation

Data augmentasi adalah suatu metode pengolahan gambar yang bertujuan untuk secara buatan meningkatkan jumlah dan ragam dataset dari data yang telah ada sebelumnya. Mengingat model yang menggunakan CNN memerlukan volume data yang signifikan untuk mencapai tingkat akurasi yang maksimal, proses ini diterapkan dengan melakukan manipulasi visual dan spasial pada gambar, seperti membalik (flipping), memutar, menggeser matriks, serta mengatur tingkat kecerahan. Dengan adanya variasi yang dihasilkan secara artifisial ini, model dilatih untuk menjadi lebih kuat dalam mengenali objek terumbu karang dari berbagai perspektif dan kondisi pencahayaan yang terdapat di dunia nyata, sekaligus secara efektif mencegah terjadinya overfitting.

d. Penghapusan Noise

Lingkungan laut menghadirkan sifat-sifat dari medium air yang sering kali menyebabkan terjadinya gangguan visual atau kebisingan, seperti efek kabur akibat partikel yang melayang dan kekeruhan air. Proses penghilangan gangguan ini dilakukan dengan menggunakan teknik penyaringan digital, seperti Gaussian Filter, Median Filter, atau teknik peningkatan kontras CLAHE, guna mengurangi gangguan pada tampilan tersebut. Langkah ini memiliki tujuan untuk memperhalus distorsi piksel yang ada tanpa merusak tepi atau tekstur aslinya pada terumbu karang, sehingga meningkatkan kejernihan visual objek yang akan dianalisis oleh model.

2.6 Arsitektur YOLOv8

Model YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi objek terumbu karang secara real-time. Arsitektur YOLOv8 terdiri dari:

a. Backbone

Backbone adalah struktur fundamental yang bertindak sebagai pengambil fitur utama dari gambar terumbu karang yang dimasukkan ke dalam sistem. Di YOLOv8, komponen ini menggunakan arsitektur Modified CSPDarknet53 yang digabungkan dengan blok C2f (Cross Stage Partial Block dengan 2 konvolusi). Saat frame video di lingkungan laut diterima, lapisan-lapisan konvolusi pada Backbone akan menganalisis gambar dengan pendekatan bertingkat untuk mengidentifikasi karakteristik visual objek dari tingkat terendah hingga tertinggi, mencakup deteksi tepi, variasi tekstur permukaan karang, pola pencahayaan, hingga bentuk geometris tertentu dari morfologi terumbu karang itu.

b. Neck

Neck berfungsi sebagai penghubung antara tahap pengambilan fitur (Backbone) dengan tahap identifikasi (Head). YOLOv8 memanfaatkan gabungan struktur FPN (Feature Pyramid Network) dan PANet (Path Aggregation Network) pada bagian ini. Tugas utama dari neck adalah menyatukan dan mengintegrasikan fitur-fitur yang diperoleh dari berbagai resolusi lapisan Backbone. Langkah ini sangat penting dalam deteksi bawah laut karena memungkinkan sistem untuk mempertahankan rincian informasi objek karang kecil sambil juga menangkap konteks spasial dari objek karang besar dalam satu frame yang sama.

c. Detection Head

Detection Head pada YOLOv8 adalah bagian terakhir dari jaringan neural yang berfungsi untuk menjalankan tugas prediksi. Berbeda dengan versi YOLO sebelumnya yang menerapkan metode terintegrasi, YOLOv8 menggunakan struktur Kepala Terpisah. Metode ini membagi jalur pemrosesan untuk tugas menentukan lokasi objek (lokalisasi) dan pengenalan jenis objek (klasifikasi) menjadi dua cabang yang terpisah. Pemisahan fungsi ini terbukti secara signifikan meningkatkan ketepatan deteksi dan mempercepat waktu komputasi (inference waktu nyata) ketika model harus beroperasi untuk mengidentifikasi objek di lingkungan bawah laut yang selalu berubah.

d. Bounding Box Prediction

Komponen ini beroperasi di salah satu cabang Decoupled Head untuk memperkirakan dengan tepat posisi koordinat objek terumbu karang. YOLOv8 tidak lagi mengandalkan konsep dasar Anchor-based (kotak referensi statis), tetapi beralih ke pendekatan Anchor-free yang secara langsung memprediksi pusat objek. Proses penentuan lokasi ini dioptimalkan dengan menggunakan fungsi kehilangan Bounding Box Loss yang berupa Complete IoU (CIoU) dan Distribution Focal Loss (DFL). Mekanisme ini memastikan sistem mampu menggambarkan kotak pembatas berwarna hijau dengan akurat di sekitar terumbu karang, meskipun objek-objek karang tersebut saling tumpang tindih atau memiliki bentuk yang tidak teratur.

e. Object Classification

Object classification berfungsi pada bagian terpisah di Head untuk mengidentifikasi label atau kategori dari objek terumbu karang yang terletak dalam bounding box. Bagian ini menggunakan fungsi Binary Cross-Entropy Loss (BCE Loss) untuk menentukan nilai probabilitas kesesuaian fitur objek dengan kategori yang telah dilatihkan (seperti membedakan antara *Echinophora*_sp dan jenis karang lainnya, serta mengenali kondisi statusnya yaitu Sehat, kurang



sehat atau tidak sehat). Hasil dari proses klasifikasi ini akan ditampilkan dalam bentuk teks label di atas kotak deteksi pada layar aplikasi web.

Model dilatih menggunakan framework Ultralytics YOLO dengan bahasa pemrograman Python.

2.7 Evaluasi Model

Evaluasi model menggunakan:

a. Accuracy

Akurasi adalah ukuran evaluasi yang paling mendasar yang dipakai untuk menilai sejauh mana suatu model berhasil memprediksi seluruh data dengan benar. Nilai akurasi diperoleh dengan membandingkan jumlah total prediksi yang tepat, termasuk objek karang yang berhasil terdeteksi (True Positive) dan latar belakang yang bukan karang (True Negative), terhadap total keseluruhan data yang diuji. Meskipun dapat memberikan gambaran umum tentang kinerja sistem, metrik ini harus digunakan dengan hati-hati karena dapat menghasilkan informasi yang kurang tepat jika jumlah data antar kelas terumbu karang dalam dataset tidak seimbang.

b. Precision

Presisi merupakan ukuran yang mencerminkan seberapa tepat atau benar model dalam memprediksi hal positif. Dalam bidang deteksi terumbu karang, presisi mengindikasikan proporsi antara objek karang yang benar-benar teridentifikasi dengan benar oleh model (True Positive) dan keseluruhan objek yang ditentukan sebagai karang oleh model—termasuk objek lain seperti batu atau lamun yang keliru diidentifikasi sebagai karang (False Positive). Angka presisi yang tinggi sangat krusial untuk memastikan ketika sistem menetapkan suatu objek sebagai spesies karang tertentu (contohnya *Echinophora_sp*), hasil prediksi tersebut memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi dan dapat diandalkan.

c. Recall

Recall atau sensitivitas adalah ukuran yang menilai seberapa baik sebuah model dalam mengidentifikasi semua informasi positif yang terdapat dalam data nyata. Ukuran ini menghitung perbandingan antara jumlah objek terumbu karang yang berhasil dikenali dengan benar (True Positive) dan total keseluruhan objek karang yang sebenarnya terdapat di lapangan termasuk objek karang yang terlewat atau tidak teridentifikasi oleh model (False Negative). Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model sangat responsif dan efisien dalam menjelajahi area bawah laut, sehingga mengurangi kemungkinan adanya terumbu karang yang tidak terdeteksi oleh sistem.

d. F1-Score

F1-Score adalah sebuah ukuran evaluasi yang signifikan karena mengkombinasikan nilai rata-rata harmonis dari metrik presisi dan recall. Dalam praktik di kehidupan nyata, sering kali kita menemukan situasi di mana presisi tinggi namun recall rendah, ataupun sebaliknya. Oleh sebab itu, F1-Score berfungsi sebagai satu-satunya indikator yang seimbang untuk menilai performa model secara objektif, khususnya saat dataset memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang. Semakin mendekati nilai F1-Score ke 1 (atau 100%), maka dijelaskan bahwa model deteksi tersebut memiliki keseimbangan yang sangat baik antara akurasi dan sensitivitas dalam deteksi.

e. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah suatu alat untuk mengevaluasi yang berbentuk tabel matriks, memberikan gambaran lengkap tentang perbandingan antara nilai yang sebenarnya (kondisi di lapangan) dan nilai yang diprediksi oleh model komputer. Matriks ini membagi hasil pengujian ke dalam empat bagian utama, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Dengan menggunakan Confusion Matrix, para peneliti tidak hanya mampu melihat angka kinerja secara keseluruhan, tetapi juga dapat menganalisis secara mendalam tentang kelas atau tipe terumbu karang yang sering mengalami "kebingungan" atau kesalahan dalam klasifikasi oleh model, menjadikannya sebagai dasar yang signifikan untuk perbaikan model di masa mendatang.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dipaparkan mengenai hasil dari setiap tahapan eksperimen yang telah dilakukan, serta analisis mendalam terhadap performa sistem deteksi terumbu karang yang dikembangkan. Rangkaian pengujian dilakukan untuk mengukur sejauh mana arsitektur Deep Learning berbasis YOLOv8 mampu mengenali, mengklasifikasikan, dan menghitung populasi objek terumbu karang spesifik dari perairan Desa Bahoï secara akurat dan real-time. Kemajuan arsitektur deep learning memungkinkan peningkatan performa pada berbagai tugas computer vision, termasuk klasifikasi citra, deteksi objek, dan analisis visual secara real-time [20].

3.1 Hasil Pelatihan Model

Proses implementasi YOLOv8 diawali dengan pengumpulan dataset citra bawah laut yang diperoleh dari kawasan konservasi terumbu karang Desa Bahoï, Likupang Barat, Sulawesi Utara. Dataset terdiri atas berbagai jenis terumbu karang dengan kondisi kesehatan yang berbeda, yaitu sehat, kurang sehat, dan bleaching. Seluruh citra yang diperoleh kemudian melalui tahapan preprocessing untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan pada proses pelatihan model.

Tahapan preprocessing dilakukan melalui beberapa langkah, yaitu resize citra, normalisasi warna, pengurangan noise, dan augmentasi data. Pengubahan ukuran dilakukan agar semua gambar memiliki dimensi yang konsisten sesuai kebutuhan model YOLOv8. Normalisasi dilakukan untuk menyesuaikan rentang nilai piksel sehingga belajar model



menjadi lebih efektif. Pengurangan gangguan bertujuan untuk menanggulangi visual yang terganggu akibat kekeruhan air, pencahayaan yang tidak merata, atau partikel di lingkungan laut. Selanjutnya, dilakukan augmentasi data melalui teknik rotasi, pembalikan, dan penyesuaian tingkat kecerahan untuk memperkaya variasi dataset dan mengurangi kemungkinan overfitting.

Setelah proses preprocessing selesai, dilakukan anotasi objek menggunakan bounding box. Setiap objek terumbu karang diberi label sesuai dengan jenis dan kondisi kesehatannya. Proses anotasi menghasilkan koordinat posisi objek yang nantinya digunakan oleh YOLOv8 untuk mempelajari lokasi dan karakteristik visual setiap kelas objek. Dataset yang telah dianotasi kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi.

Pada tahap pelatihan, YOLOv8 secara otomatis mengekstrak fitur menggunakan lapisan convolutional neural network. Model ini mempelajari berbagai karakteristik visual terumbu karang, seperti bentuk koloni, tekstur permukaan, pola cabang, serta warna dominan yang mendefinisikan setiap kategori. Selama proses pelatihan, model melakukan pembaruan bobot secara berulang melalui beberapa epoch hingga diperoleh nilai loss yang semakin menurun dan performa model yang semakin meningkat.

YOLOv8 menggunakan pendekatan object detection secara langsung dalam satu tahap (single-stage detector). Berbeda dengan metode deteksi konvensional yang memisahkan proses pencarian objek dan klasifikasi, YOLOv8 melakukan kedua proses tersebut secara bersamaan sehingga mampu menghasilkan kecepatan deteksi yang tinggi. Pada setiap citra yang diproses, model memprediksi posisi bounding box, tingkat kepercayaan objek, serta kelas objek yang terdeteksi.

Setelah pelatihan selesai, model terbaik disimpan dalam bentuk file bobot (best.pt). Model ini kemudian digunakan pada tahap inferensi untuk mendeteksi kondisi terumbu karang secara real-time melalui aliran video bawah laut. Setiap frame yang diterima sistem akan diproses oleh YOLOv8 untuk mengidentifikasi objek karang, menentukan kategori kesehatan, dan menampilkan hasil deteksi dalam bentuk bounding box beserta label kelas pada layar aplikasi.

3.2 Hasil Akurasi

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi jenis terumbu karang dengan performa yang baik. Dapat dibuktikan dengan tabel berikut.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Performa Model YOLOv8

Parameter Evaluasi	Nilai
Precision	76.51%
Recall	98.57%
mAP50	86.78%
mAP50-95	86.77%

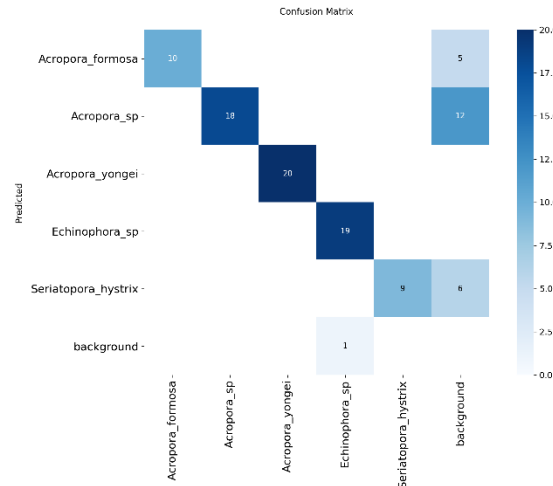
Berdasarkan hasil evaluasi model YOLOv8 dari Tabel 1, diperoleh nilai precision sebesar 76.51%, recall sebesar 98.57%, mAP50 sebesar 86.78%, dan mAP50-95 sebesar 86.77%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi objek terumbu karang dengan tingkat sensitivitas yang tinggi pada citra bawah laut.

Pengujian sistem secara langsung dilakukan dengan memanfaatkan video bawah laut yang memperlihatkan berbagai keadaan lingkungan perairan. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv8 dapat mendeteksi objek terumbu karang secara real-time dengan respons yang cepat. Sistem ini berhasil menunjukkan posisi objek melalui kotak pembatas serta memberikan informasi mengenai kategori kesehatan karang untuk setiap objek yang telah teridentifikasi. Dalam kondisi pencahayaan yang optimal, model dapat mengenali objek dengan tingkat keyakinan yang tinggi. Karang yang sehat biasanya terlihat melalui variasi warna yang lebih kaya dan tekstur yang tetap terlihat. Di sisi lain, karang yang mengalami bleaching menunjukkan warna yang lebih samar sehingga dapat dibedakan oleh model berdasarkan pola warna yang telah dipelajari selama sesi pelatihan.

Meskipun begitu, terdapat beberapa kesalahan deteksi yang teridentifikasi dalam kondisi lingkungan dengan tingkat kekeruhan yang tinggi. Penyebaran cahaya dan keberadaan partikel di dalam air menyebabkan beberapa fitur visual objek menjadi kurang terlihat. Hal ini menyebabkan beberapa objek teridentifikasi sebagai latar belakang. Namun, berdasarkan hasil confusion matrix, kesalahan ini tidak mengakibatkan pertukaran klasifikasi di antara spesies karang, sehingga kemampuan diskriminasi model tetap dianggap sangat baik. Implementasi sistem berbasis web memungkinkan pengguna melakukan monitoring kondisi terumbu karang secara lebih mudah dibandingkan metode survei konvensional. Informasi hasil deteksi dapat ditampilkan secara langsung dan digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan terkait kegiatan konservasi maupun pemantauan kawasan laut.

3.3 Confusion Matrix

Untuk membuktikan tingkat keandalan model secara detail pada setiap kelas objek, evaluasi dilakukan menggunakan pengujian matriks kontingensi atau Confusion Matrix. Alat evaluasi ini menyajikan matriks visual yang membandingkan antara kelas aktual terumbu karang di lapangan (True Class pada sumbu horizontal) dengan kelas yang diprediksi oleh sistem kecerdasan buatan (Predicted Class pada sumbu vertikal). Hasil visualisasi peta panas (heatmap) Confusion Matrix dari eksperimen ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Confusion Matrix Hasil Pelatihan Model YOLOv8

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 2, akurasi model terbukti secara nyata dari dominasi nilai intensitas warna biru tua yang tinggi pada baris diagonal utama matriks, yaitu dari sudut kiri atas ke sudut kanan bawah. Nilai yang tinggi pada diagonal ini menunjukkan adanya True Positive (TP) yang besar, di mana objek terumbu karang berhasil dikelompokkan ke dalam label spesies yang benar secara terus-menerus.

Berdasarkan data kuantitatif pada matriks tersebut, performa deteksi pada masing-masing spesies terumbu karang dapat dijabarkan sebagai berikut:

- Acropora_yongei: Mencatatkan hasil paling sempurna di mana seluruh 20 objek aktual berhasil dideteksi 100% dengan benar tanpa ada kesalahan klasifikasi sama sekali.
- Echinophora_sp: Menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan 19 objek berhasil diprediksi dengan benar, dan hanya terdapat 1 objek yang salah diidentifikasi sebagai *background*.
- Acropora_sp: Berhasil dideteksi dengan benar sebanyak 18 objek, meskipun terdapat 12 objek yang terdeteksi sebagai *background*.
- Acropora_formosa: Berhasil diklasifikasikan secara tepat sebanyak 10 objek, dengan 5 objek teridentifikasi sebagai *background*.
- Seriatopora_hystrix: Berhasil diidentifikasi dengan benar sebanyak 9 objek, dengan 6 objek terbaca sebagai *background*.

Secara keseluruhan, analisis di luar diagonal utama menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi antar-spesies (*inter-class misclassification*) bernilai nol. Model sama sekali tidak mengalami "kebingungan" atau salah tertukar dalam membedakan satu spesies karang dengan spesies karang lainnya. Adapun minoritas data yang meleset hanya terjadi pada kategori *background* (latar belakang). Kondisi tersebut dinilai sangat wajar dalam ranah *Computer Vision* bawah laut Desa Baho, mengingat adanya tantangan lingkungan nyata berupa distorsi pembiasan cahaya, kekeruhan air (*turbidity*), serta karakteristik visual batuan atau substrat alami laut yang terkadang menyerupai struktur fisik koloni terumbu karang.

3.4 Pembahasan

Berdasarkan serangkaian hasil dari eksperimen yang telah dijelaskan sebelumnya, secara keseluruhan, studi ini menunjukkan bahwa penerapan arsitektur Deep Learning yang menggunakan YOLOv8 sangat efektif dan andal dalam mendeteksi serta menghitung populasi terumbu karang secara langsung. Keberhasilan ini dapat dijelaskan oleh hubungan yang erat antara stabilitas pelatihan model, pencapaian metrik akurasi numerik, dan ketepatan pemetaan kelas dalam Confusion Matrix.

Pada tahap awal, stabilitas pelatihan model yang diuraikan, menjadi dasar yang sangat penting. Penurunan yang konsisten pada nilai fungsi kehilangan menandakan bahwa model mampu mengekstraksi ciri visual morfologi karang khas di Desa Baho dengan baik melalui jaringan Backbone CNN-nya. Karakteristik geometris serta tekstur unik dari masing-masing spesies berhasil terdeskripsi ke dalam berkas bobot 'best. pt'. Keberhasilan tahap pembelajaran mandiri ini dapat dibuktikan secara linier melalui hasil pengujian kuantitatif akurasi di subpoin 3.2.

Ketika menyimak data performa dalam Tabel 1, angka Recall yang mencapai 98.57% menjadi salah satu pencapaian penting di dalam penelitian ini. Angka Recall yang tinggi ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat sensitivitas yang sangat baik saat memindai frame visual. Dalam praktik konservasi, hal ini berarti bahwa sistem hampir tidak melewatkan keberadaan terumbu karang yang berada di bawah permukaan laut (risiko False Negative yang minim). Karang yang berada dalam posisi tersembunyi, berukuran kecil, atau dalam kondisi pencahayaan yang kurang baik tetap dapat terdeteksi oleh sistem. Meskipun nilai Precision tercatat pada angka 76.51%, hal ini masih dianggap sebagai kinerja yang baik untuk objek-objek di lingkungan laut yang dinamis. Nilai presisi ini dipengaruhi oleh sifat lingkungan air yang kadang-kadang mengaburkan objek latar belakang sehingga dianggap sebagai objek target. Namun secara keseluruhan,



akurasi global yang ditunjukkan oleh mAP50 sebesar 86.78% menunjukkan bahwa model ini telah berkembang dengan baik dan objektif.

Untuk menyelidiki asal mula nilai akurasi tersebut, bukti pada Confusion Matrix (poin 3.3) memberikan penjelasan yang sangat jelas. Temuan paling penting dari Gambar 2 adalah nilai kesalahan antar-kelas (inter-class error) yang mencapai nol. Model YOLOv8 sama sekali tidak pernah keliru atau salah dalam mengklasifikasikan satu spesies karang dengan spesies lain (misalnya, *Acropora_yongei* yang memiliki bentuk bercabang yang khas berhasil diidentifikasi dengan tepat sebanyak 20 objek tanpa kesalahan terhadap *Acropora_formosa*). Ini menunjukkan bahwa cabang Klasifikasi Objek pada Decoupled Head YOLOv8 beroperasi dengan tingkat spesifisitas yang sangat tinggi.

Sedangkan margin kesalahan akurasi (seperti pada *Acropora_sp* di mana 12 objek terdeteksi sebagai latar belakang, atau *Seriatopora_hystrix* yang memiliki 6 objek terdeteksi sebagai latar belakang) menunjukkan bahwa tantangan utama sistem bukan terletak pada ketidakmampuan membedakan jenis-jenis terumbu karang, tetapi pada dampak pembiasan cahaya bawah laut dan tingkat kekeruhan air. Partikel-partikel yang mengapung di perairan Desa Baho'i terkadang menghalangi tepian dari koloni karang tertentu, sehingga model menganggapnya sebagai bagian dari latar belakang.

Secara praktis, kapabilitas arsitektur YOLOv8 yang tidak bergantung pada anchor dan memanfaatkan decoupled head telah terbukti memberikan efisiensi tinggi dalam komputasi. Ketika dipadukan dengan kode program yang berbasis OpenCV dan antarmuka aplikasi web, model ini mampu memproses gambar secara langsung dari video kamera dengan kecepatan real-time. Dengan cara ini, keselarasan antara akurasi model yang telah teruji dan tampilan data statistik populasi di layar aplikasi dapat berjalan dengan baik, menjadikannya sistem informasi terintegrasi yang efektif untuk mendukung program pemantauan dan pelestarian ekosistem terumbu karang dalam bentuk digital.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi kondisi terumbu karang berbasis Deep Learning menggunakan algoritma YOLOv8 pada citra bawah laut yang diperoleh dari kawasan konservasi Desa Baho'i, Likupang Barat, Sulawesi Utara. Sistem yang dikembangkan dirancang untuk membantu tahapan monitoring kondisi terumbu karang secara otomatis dan real-time melalui tahapan pengumpulan data, preprocessing citra, anotasi dataset, pelatihan model, penilaian performa, serta penerapan pada aplikasi berbasis web. Temuan penelitian memperlihatkan bahwa metode YOLOv8 mampu mendeteksi objek terumbu karang dengan performa yang baik pada lingkungan bawah laut yang mempunyai karakteristik pencahayaan dan visibilitas yang beragam. Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh nilai precision sebesar 76,51%, recall sebesar 98,57%, mAP50 sebesar 86,78%, dan mAP50-95 sebesar 86,77%. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan yang sangat baik dalam menemukan objek terumbu karang pada citra bawah laut, sedangkan nilai mAP yang diperoleh menunjukkan bahwa model mampu menjalankan deteksi dan klasifikasi objek secara akurat. Kajian Confusion Matrix juga menunjukkan bahwa model tidak mengalami kesalahan klasifikasi antar spesies terumbu karang, akibatnya kemampuan model dalam membedakan karakteristik visual setiap kelas objek dapat dikatakan sangat baik. Implementasi sistem berbasis web yang terintegrasi dengan model YOLOv8 memungkinkan proses pemantauan kondisi terumbu karang dilakukan secara lebih cepat dan efisien dibandingkan metode survei konvensional yang membutuhkan observasi manual oleh penyelam. Oleh sebab itu, sistem yang dikembangkan berpotensi menopang kegiatan konservasi, pemantauan ekosistem laut, serta pengambilan keputusan berbasis data pada kawasan konservasi terumbu karang. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, antara lain jumlah dataset yang relatif terbatas, variasi kondisi lingkungan bawah laut yang belum sepenuhnya terwakili, serta adanya pengaruh kekeruhan air dan pembiasan cahaya yang dapat mengakibatkan sebagian objek terdeteksi sebagai background. Maka dari itu, penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah jumlah dan keragaman dataset, menerapkan teknik kenaikan kualitas citra bawah laut, serta menguji model pada lokasi dan kondisi perairan yang berbeda untuk menaikkan akurasi, generalisasi, dan keandalan sistem dalam mendukung monitoring terumbu karang secara berkelanjutan.

REFERENCES

- [1] A. Azeslim, A. Tenriawaru, and Gunawan, "Implementasi model transfer learning pada klasifikasi kesehatan terumbu karang berbasis citra digital," *AnoaTIK: Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 3, no. 1, pp. 58–62, 2025.
- [2] M. A. Z. Fuad, M. F. N. Ramadhani, C. S. U. Dewi, M. A. Fikri, and E. B. Herdikusuma, "Pemetaan terumbu karang dengan citra satelit Sentinel-2 dan analisis kondisi karang di kawasan Pantai Pasir Putih, Situbondo Jawa Timur," *Jurnal Pendidikan Geografi*, vol. 27, no. 1, pp. 73–87, 2024. doi:10.17977/um017v27i12022p73-87.
- [3] H. P. Hadi, E. H. Rachmawanto, and C. A. Sari, "Klasifikasi terumbu karang menggunakan CNN MobileNet," *Proc. Seminar Nasional Riset dan Inovasi Teknologi (SEMNAS RISTEK)*, pp. 326–332, 2024.
- [4] U. Hidayati, F. W. Hardyan, F. R. Auliawati, A. A. Rafsanjani, F. A. Reza, and M. M. Siregar, "Model CoralNet, InceptionV3, dan MobileNetV2 untuk klasifikasi kondisi terumbu karang," *JITET*, vol. 13, no. 3, pp. 1773–1783, 2025. doi:10.23960/jitet.v13i3.6591.
- [5] Y. L. Lai, Y. C. Chen, and C. H. Lin, "Color correction methods for underwater image enhancement: A systematic literature review," *PLoS ONE*, vol. 20, no. 3, Art. no. e0317306, Mar. 2025. doi: 10.1371/journal.pone.0317306.
- [6] X. Shao, J. Liu, and Y. Wang, "Deep learning for multi-label classification of coral conditions in the Indo-Pacific via underwater photogrammetry," *arXiv preprint arXiv:2403.05930*, 2024.



- [7] F. Muhammad, A. B. Elfandra, I. P. Amin, and A. F. Wicaksono, "Pengembangan model untuk mendeteksi kerusakan pada terumbu karang dengan klasifikasi citra," *Buletin Pagelaran Mahasiswa Nasional Bidang TIK*, vol. 1, no. 11, pp. 1–7, 2023.
- [8] A. B. Giles, S. Ferrari, and P. J. Mumby, "Combining drones and deep learning to automate coral reef assessment with RGB imagery," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 9, Art. no. 2238, 2023. doi: 10.3390/rs15092238.
- [9] Z. Lu, L. Liao, X. Xie, and H. Yuan, "SCoralDet: Efficient real-time underwater soft coral detection with YOLO," *Ecological Informatics*, vol. 85, Art. no. 102937, 2025. doi:10.1016/j.ecoinf.2025.102937.
- [10] Y. Mahmood, S. Bennamoun, F. Sohel, R. Boussaid, and F. R. Beyer, "Automatic annotation of coral reefs using deep learning: A review," *Oceans*, vol. 3, no. 2, pp. 248–266, 2022. doi:10.3390/oceans3020016.
- [11] M. J. Kaiser et al., "Coral Reefs," in *Marine Ecology: Processes, Systems, and Impacts*, 3rd ed. Oxford, U.K.: Oxford University Press, 2023.
- [12] R. J. Firdous and S. Sabena, "A novel approach to coral species classification using deep learning and unsupervised feature extraction," *Journal of Spatial Science*, 2024. doi:10.1080/14498596.2024.2383881.
- [13] J. Tao et al., "Coral-YOLO: An intelligent optical vision sensing framework for high-fidelity marine habitat monitoring and forecasting," *Sensors*, vol. 25, no. 23, Art. no. 7284, 2025. doi:10.3390/s25237284.
- [14] O. Younes, M. El Mhamdi, and H. Tmar, "Automatic Coral Detection with YOLO: A Deep Learning Approach for Efficient and Accurate Coral Reef Monitoring," *arXiv preprint arXiv:2405.14879*, 2024.
- [15] V. O. Marpaung, B. Rahayudi, and N. Yudistira, "Klasifikasi terumbu karang menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 3, 2024.
- [16] R. J. Firdous and S. Sabena, "A novel approach to coral species classification using deep learning and unsupervised feature extraction," *Journal of Spatial Science*, 2024. doi: 10.1080/14498596.2024.2383881.
- [17] J. Zhang, T. Yeemin, R. J. Morrison, and G. H. Hong, Eds., *Coral Reefs of the Western Pacific Ocean in a Changing Anthropocene*. Cham, Switzerland: Springer, 2022.
- [18] M. Muchtar and Riska, "Deteksi area kerusakan pada citra terumbu karang akibat coral bleaching berbasis pengolahan citra digital," *Jurnal Innovation and Future Technology (IFTECH)*, vol. 5, no. 2, pp. 1–12, 2023.
- [19] J. Plested, M. Phiri, and T. Gedeon, "Deep Transfer Learning for Image Classification: A Survey," 2024.
- [20] A. M. A. Taha, M. M. Hassanien, and M. A. Elhosseini, "Recent Advances in Deep Learning Techniques for Image Classification: A Comprehensive Review," *Artificial Intelligence Review*, vol. 58, no. 2, pp. 1–35, 2024. doi: 10.1007/s10462-024-10829-4.