

Implementasi Algoritma YOLOv8 Untuk Deteksi Penyakit Malaria Menggunakan Citra Sel Darah

Eli Safitri*, Susiana

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan, Indonesia

Abstrak: Malaria merupakan penyakit infeksi yang disebabkan oleh parasit *Plasmodium* dan masih menjadi salah satu permasalahan kesehatan di berbagai negara, termasuk Indonesia. Proses diagnosis malaria secara mikroskopis memerlukan ketelitian serta waktu yang relatif lama karena dilakukan secara manual oleh tenaga medis. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma YOLOv8s pada sistem berbasis web untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan lima spesies *Plasmodium*, yaitu *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium vivax*, *Plasmodium malariae*, *Plasmodium ovale*, dan *Plasmodium knowlesi* menggunakan citra mikroskopis sel darah merah. Dataset yang digunakan berjumlah 5.000 citra hasil augmentasi yang dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan framework Ultralytics YOLOv8, sedangkan pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* dan *System Usability Scale* (SUS). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv8s memperoleh nilai *Precision* sebesar 99,19%, *Recall* sebesar 97,59%, *F1-Score* sebesar 98,38%, *mAP@50* sebesar 98,85%, dan *mAP@50-95* sebesar 81,17%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil pengujian *Black Box Testing* menunjukkan seluruh fitur sistem berjalan sesuai dengan fungsi yang diharapkan. Sementara itu, pengujian usability menggunakan metode *System Usability Scale* (SUS) yang melibatkan 15 responden memperoleh nilai rata-rata 81,66, termasuk dalam kategori *Best* (Grade B). Namun, karena proses augmentasi dilakukan sebelum pembagian dataset, penelitian ini memiliki potensi data leakage yang menjadi salah satu keterbatasan metodologis. Sistem yang dikembangkan juga terbatas pada deteksi dan klasifikasi *Plasmodium* berdasarkan citra dan tidak dimaksudkan sebagai alat diagnosis klinis.

Kata Kunci: Malaria; YOLOv8s; Deteksi Objek; *Plasmodium*; Citra Mikroskopis; Sistem Berbasis Web.

Abstract

Malaria is an infectious disease caused by *Plasmodium* parasites and remains a public health problem in many countries, including Indonesia. Microscopic diagnosis of malaria requires accuracy and considerable time because it is manually performed by medical personnel. This study aims to implement the YOLOv8s algorithm in a web-based system to detect and classify five *Plasmodium* species, namely *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium vivax*, *Plasmodium malariae*, *Plasmodium ovale*, and *Plasmodium knowlesi*, using microscopic images of red blood cells. The dataset consisted of 5,000 augmented images, which were divided into training, validation, and testing sets. Model training was conducted using the Ultralytics YOLOv8 framework, while system testing employed Black Box

Testing and the System Usability Scale (SUS). The results showed that the YOLOv8s model achieved a Precision of 99.19%, Recall of 97.59%, F1-Score of 98.38%, mAP@50 of 98.85%, and mAP@50-95 of 81.17%. Black Box Testing showed that all system features functioned as expected. Meanwhile, usability testing using the System Usability Scale (SUS) involving 15 respondents obtained an average score of 81.66, categorized as Best (Grade B). The YOLOv8s algorithm was able to detect and classify Plasmodium species from microscopic images and was implemented in a web-based application to support interactive detection. However, the augmentation process was performed before dataset splitting, resulting in a potential risk of data leakage, which represents a methodological limitation of this study. The developed system is limited to image-based detection and classification of Plasmodium and is not intended for clinical diagnosis.

Keywords: *Malaria; YOLOv8s; Object Detection; Plasmodium; Microscopic Images; Web-Based System.*

1. PENDAHULUAN

World Health Organization (WHO) melaporkan bahwa sejak tahun 2000 diperkirakan 2,2 miliar kasus malaria dan 12,7 juta kematian telah berhasil dihindari. Meskipun demikian, malaria masih menjadi salah satu permasalahan kesehatan di dunia, termasuk Indonesia. Berdasarkan *World Malaria Report 2024*, pada tahun 2023 diperkirakan terdapat 263 juta kasus malaria dan 597.000 kematian yang terkonfirmasi di 83 negara endemis malaria. Jumlah tersebut meningkat sebesar 11 juta kasus dibandingkan tahun 2022.

Menurut Kemenkes RI tahun 2025, Indonesia masih termasuk negara endemis malaria. Pada tahun 2024 tercatat 543.965 kasus malaria, meningkat sekitar 30% dibandingkan tahun 2023 yang berjumlah 418.546 kasus. Sekitar 95% kasus malaria berasal dari wilayah Indonesia Timur, dengan distribusi tertinggi berada di Provinsi Papua yang mencapai 229.786 kasus. Meskipun Indonesia telah berhasil membebaskan 401 dari 514 kabupaten/kota dari penularan lokal malaria, masih terdapat daerah dengan tingkat endemisitas tinggi, yaitu 30 kabupaten/kota di Provinsi Papua dan satu kabupaten di Pulau Sumba, yaitu Kabupaten Sumba Barat Daya.

Malaria merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh parasit *Plasmodium sp.* dan ditularkan melalui gigitan nyamuk [1]. Penyakit ini dapat menyebabkan kematian apabila tidak mendapatkan penanganan yang tepat dan cepat. Pada tahun 2024, Kementerian Kesehatan Republik Indonesia melaporkan sebanyak 132 kasus kematian akibat malaria di Indonesia berdasarkan Kemenkes RI, 2025. *Plasmodium sp.* merupakan genus protozoa parasit yang menyebabkan penyakit malaria pada manusia[2].

Parasit *Plasmodium* memiliki siklus hidup yang kompleks dan membutuhkan inang untuk bertahan hidup, baik manusia maupun nyamuk, khususnya dari genus *Anopheles sp.* [3]. Terdapat lima jenis parasit malaria yang dapat menginfeksi manusia, yaitu *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium vivax*, *Plasmodium malariae*, *Plasmodium ovale*, dan *Plasmodium knowlesi* [4]. Dalam beberapa tahun terakhir, *Plasmodium knowlesi* juga dilaporkan dapat menginfeksi manusia, meskipun sebelumnya lebih dikenal menginfeksi hewan primata. Sebagian besar kasus malaria di Indonesia disebabkan oleh *Plasmodium falciparum* dan *Plasmodium vivax*.

Menurut WHO, malaria masih menyebabkan kematian secara global. Pemanfaatan pengolahan citra digital dapat menjadi salah satu pendekatan untuk membantu proses *screening* awal dalam mengidentifikasi keberadaan parasit *Plasmodium sp.* pada sampel darah. Keberadaan parasit malaria dalam sampel darah menjadi salah satu faktor penting dalam menentukan ketepatan diagnosis. Metode diagnosis malaria dapat dilakukan melalui pemeriksaan mikroskopis, *Rapid Diagnostic Test* (RDT), maupun *Polymerase Chain*

Reaction (PCR) [5]. Pemeriksaan tersebut membutuhkan tenaga ahli yang berpengalaman agar parasit dalam sel darah dapat diidentifikasi secara akurat.

Perkembangan pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan memungkinkan pengembangan sistem deteksi malaria berbasis citra medis. Pengolahan citra digital merupakan proses manipulasi citra menggunakan algoritma komputer untuk menghasilkan citra yang lebih baik serta mengekstraksi informasi penting di dalamnya. Dalam proses deteksi objek, algoritma *machine learning* maupun *deep learning* dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan menemukan objek secara otomatis. Penerapan pengolahan citra digital juga telah berkembang dalam bidang kedokteran untuk membantu proses analisis dan diagnosis medis [6].

Sejumlah penelitian telah menerapkan algoritma YOLO pada citra mikroskopis darah. Arif *et al.* (2025) menerapkan YOLOv8 untuk mendeteksi parasit darah *Theileria equi* dan *Babesia caballi* pada citra ulas darah mikroskopis. Penelitian tersebut menghasilkan precision sebesar 98% dan recall sebesar 92%, yang menunjukkan kemampuan YOLOv8 dalam mendeteksi organisme mikroskopis pada citra sel darah[7].

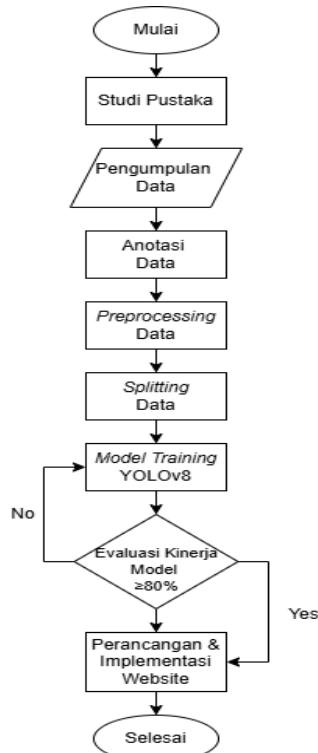
Penelitian Maharani (2026) menerapkan YOLOv8s dan YOLOv11s untuk mendeteksi *Plasmodium vivax* pada citra mikroskopis darah dengan menggunakan metrik *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *mean Average Precision* (mAP). Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv11s memperoleh precision sebesar 0,893 dan recall sebesar 0,915. Namun, penelitian tersebut masih berfokus pada satu jenis parasit, yaitu *Plasmodium vivax*, sehingga belum mencakup jenis *Plasmodium* lainnya, termasuk *Plasmodium falciparum* yang juga banyak ditemukan di Indonesia.

Berdasarkan penelitian terdahulu tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma YOLOv8 untuk mendeteksi parasit Plasmodium pada citra mikroskopis sel darah merah dengan mencakup lima jenis parasit, yaitu Plasmodium falciparum, Plasmodium vivax, Plasmodium malariae, Plasmodium ovale, dan Plasmodium knowlesi. Model YOLOv8 digunakan untuk melakukan identifikasi dan pelokalan objek secara otomatis berdasarkan karakteristik visual pada citra. Model yang dikembangkan kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web untuk mendukung proses deteksi dan klasifikasi secara interaktif.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun aplikasi berbasis web untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan parasit Plasmodium pada citra mikroskopis menggunakan algoritma YOLOv8 serta menganalisis kinerja model berdasarkan precision, recall, F1-score, dan mean Average Precision (mAP). Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini difokuskan pada deteksi dan klasifikasi Plasmodium berdasarkan citra mikroskopis dan tidak dimaksudkan sebagai alat diagnosis klinis.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis yang meliputi studi pustaka, pengumpulan data, anotasi data, *preprocessing* data, *splitting* data, pelatihan model YOLOv8, evaluasi kinerja model, serta perancangan dan implementasi model ke dalam aplikasi berbasis web. Tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Studi Pustaka

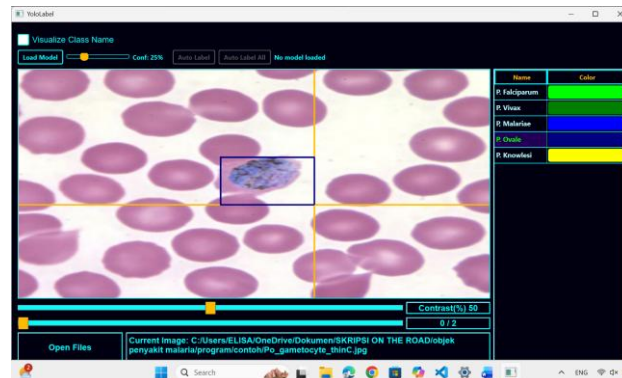
Studi pustaka dilakukan untuk mengumpulkan berbagai teori, konsep, dan hasil penelitian terdahulu yang relevan dengan topik penelitian. Studi pustaka digunakan sebagai landasan teoritis dalam pelaksanaan penelitian.

2.2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset sekunder berupa citra mikroskopis sel darah merah yang diperoleh dari beberapa sumber terbuka. Penggunaan dataset sekunder dilakukan karena penelitian tidak mencakup proses pengambilan citra secara langsung menggunakan mikroskop. Dataset yang digunakan berasal dari National Library of Medicine (NLM), Centre Hospitalier Universitaire Vaudois (CHUV), dan image set BBBC041v1 yang tersedia melalui Broad Bioimage Benchmark Collection. Objek penelitian terdiri atas lima jenis parasit *Plasmodium*, yaitu *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium vivax*, *Plasmodium malariae*, *Plasmodium ovale*, dan *Plasmodium knowlesi*. Dataset tersebut digunakan sebagai masukan untuk proses anotasi, *preprocessing*, pelatihan, dan evaluasi model YOLOv8.

2.3. Anotasi Data

Anotasi data dilakukan untuk memberikan informasi mengenai lokasi dan kelas objek parasit pada citra[8]. Proses anotasi dilakukan dengan memberikan bounding box pada objek *Plasmodium* yang terdapat pada citra mikroskopis sel darah merah. Pelabelan dilakukan menggunakan YOLOLabel.exe.



Gambar 2. Pemberian Label

2.4. Preprocessing Data

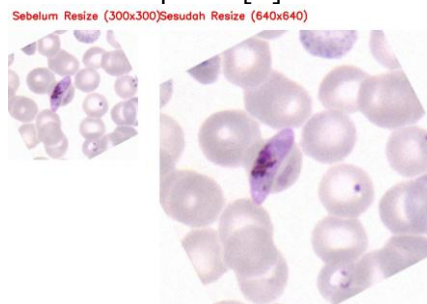
Tahap Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan citra agar dapat digunakan dalam proses pelatihan model.

2.4.1 Pemeriksaan Kualitas Citra dan Penyaringan Data Null

Proses ini meliputi pengecekan keberadaan file citra, kesesuaian format file, serta kemampuan sistem dalam membaca citra menggunakan pustaka OpenCV.

2.4.2 Resize Citra

Resize citra dilakukan untuk menyesuaikan ukuran citra dengan ukuran masukan yang digunakan oleh model YOLOv8. Penelitian ini menggunakan ukuran input model sebesar 640 × 640 piksel. Ukuran tersebut dipilih karena mampu memberikan keseimbangan antara akurasi deteksi dan efisiensi komputasi[9].



Gambar 3. Perbandingan citra sebelum dan sesudah resize

2.4.3 Normalisasi Citra

Normalisasi citra merupakan proses transformasi nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi rentang 0 - 1. Tujuan normalisasi adalah untuk meningkatkan stabilitas numerik serta mempercepat proses konvergensi selama pelatihan model deep learning[10].

$$x_{norm} = \frac{x}{255} \quad (1)$$

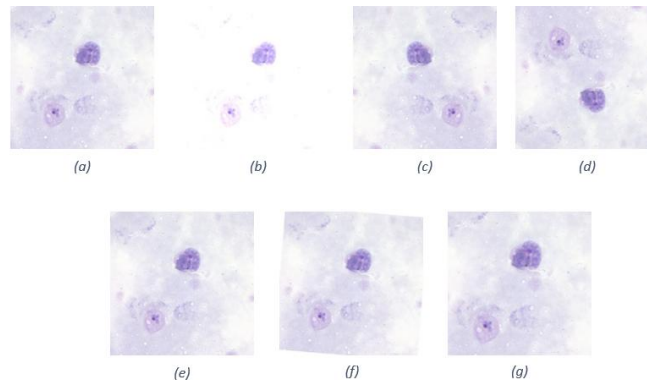
Dengan:

x_{norm} = nilai piksel hasil normalisasi

x = nilai piksel sebelum dinormalisasi

2.4.4 Augmentasi Data

Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi citra yang digunakan dalam penelitian[11].

**Gambar 4.** Hasil Penerapan Augmentasi Citra

Gambar 4 menunjukkan contoh hasil penerapan berbagai teknik augmentasi pada citra mikroskopis malaria. Gambar (a) merupakan citra asli sebelum dilakukan augmentasi. Gambar (b) menunjukkan hasil brightness adjustment, yaitu perubahan tingkat kecerahan citra untuk mensimulasikan variasi pencahayaan saat pengambilan gambar. Gambar (c) merupakan hasil horizontal flip, yaitu pembalikan citra secara horizontal, sedangkan gambar (d) merupakan hasil vertical flip, yaitu pembalikan citra secara vertikal. Gambar (e) menunjukkan hasil noise injection, yaitu penambahan gangguan (noise) pada citra untuk mensimulasikan kualitas citra yang kurang baik. Gambar (f) merupakan hasil rotation, yaitu pemutaran citra pada sudut tertentu, sedangkan gambar (g) menunjukkan hasil zoom, yaitu pembesaran citra tanpa menghilangkan objek utama.

Dataset awal terdiri atas 3.076 citra yang terbagi ke dalam lima kelas *Plasmodium*. Proses penyeimbangan dilakukan dengan menetapkan target sebanyak 1.000 citra untuk setiap kelas. Kelas *P. falciparum*, *P. malariae*, *P. ovale*, dan *P. knowlesi* diperbanyak melalui augmentasi karena jumlah citra awalnya kurang dari target. Sementara itu, pada kelas *P. vivax* yang memiliki jumlah citra melebihi target, dilakukan pemilihan sebagian citra secara acak hingga tersisa 1.000 citra. Setelah proses tersebut, jumlah dataset menjadi 5.000 citra dengan distribusi yang seimbang pada setiap kelas.

Tabel 1. Jumlah Dataset sebelum dan sesudah augmentasi

Spesies Plasmodium	Sebelum Augmentasi	Setelah Augmentasi
<i>P. Falciparum</i>	768	1000
<i>P. Vivax</i>	1376	1000
<i>P. Malariae</i>	436	1000
<i>P. Ovale</i>	312	1000
<i>P. Knowlesi</i>	187	1000
Total	3076	5000

2.5. Pembagian Dataset

Setelah proses augmentasi dan penyeimbangan data selesai, dataset sebanyak 5.000 citra dibagi menjadi tiga subset, yaitu *training*, *validation*, dan *testing*. Pembagian dilakukan secara otomatis menggunakan Python dengan proporsi 80% untuk *training*, 10% untuk *validation*, dan 10% untuk *testing*, sehingga diperoleh 4.000 citra *training*, 500 citra *validation*, dan 500 citra *testing*. Proses pembagian dilakukan secara acak menggunakan *random seed* untuk menjaga konsistensi hasil pembagian dataset [12].

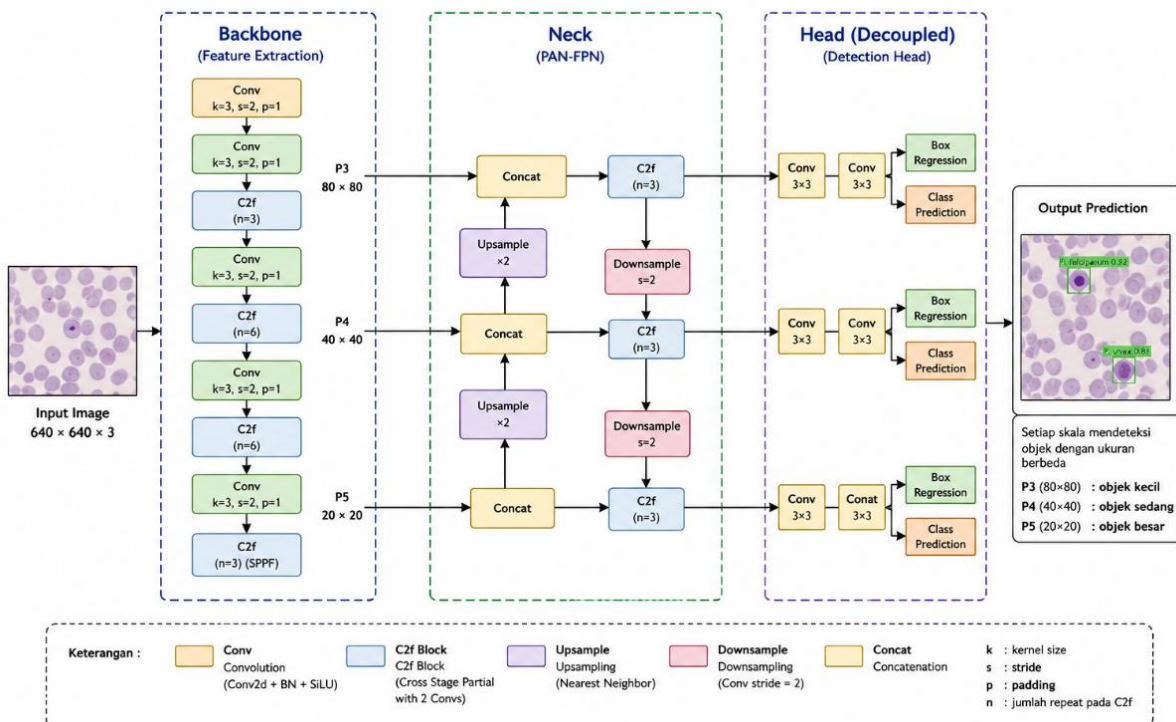
Pada proses ini, citra beserta anotasi bounding box ditempatkan pada subset yang sama. Namun, karena augmentasi dilakukan sebelum pembagian dataset, citra hasil transformasi dari citra sumber yang sama berpotensi tersebar pada subset yang berbeda. Kondisi

tersebut berpotensi menimbulkan data leakage apabila citra hasil augmentasi dari sumber yang sama terdapat pada data pelatihan dan data evaluasi.

2.6. Training Model YOLOv8

2.7.1 Penerapan YOLOv8

Pemilihan YOLOv8 didasarkan pada pertimbangan bahwa versi ini merupakan model yang stabil, matang secara pengembangan, dan telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian ilmiah, termasuk di bidang deteksi citra medis [13]. Arsitektur YOLOv8 terdiri atas tiga komponen utama yaitu Backbone, Neck, dan Head. Arsitektur YOLOv8 yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 5. Arsitektur YOLOv8

Dari gambar 3, arsitektur YOLOv8 terdiri atas *Backbone*, *Neck*, dan *Head* yang saling berperan dalam proses deteksi objek. *Backbone* berfungsi mengekstraksi fitur dari citra masukan berukuran 640×640 piksel. Komponen utamanya meliputi *Conv Layer*, *C2f* (*Cross Stage Partial Feature Fusion*), dan *Spatial Pyramid Pooling Fast* (SPPF). *Conv Layer* mengekstraksi fitur dasar seperti tepi, tekstur, dan pola, sedangkan *C2f* mengolah dan menggabungkan fitur secara lebih efisien. SPPF memperluas *receptive field* untuk menangkap informasi objek pada berbagai ukuran. *Neck* berfungsi melakukan *feature fusion* dari hasil ekstraksi *Backbone* pada berbagai tingkat resolusi. Komponen yang digunakan meliputi *Upsample*, *Downsample*, dan *Concat* untuk mempertahankan serta menggabungkan informasi objek. *Head* menghasilkan prediksi objek melalui *box regression* dan *class prediction*. YOLOv8 menggunakan *Decoupled Head* dan pendekatan *anchor-free detection*. Pada penelitian ini, kelas yang diprediksi terdiri atas *Falciparum*, *Vivax*, *Malariae*, *Ovale*, dan *Knowlesi*.

2.7.2 Konfigurasi Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan pendekatan transfer learning dengan memanfaatkan bobot pralatih (pretrained weights) dari dataset COCO sebagai titik awal, kemudian dilakukan

fine-tuning pada dataset citra sel darah terinfeksi Plasmodium. Pendekatan ini memungkinkan model untuk memanfaatkan fitur-fitur visual tingkat rendah yang telah dipelajari dari dataset, sehingga mempercepat konvergensi dan meningkatkan performa pada dataset target yang lebih kecil[14]. Tahapan pelatihan menggunakan beberapa parameter sebagai berikut.

Tabel 2. Parameter Training Model

Hyperparameter	Nilai
Epocs	132
Batch	4
imgsz	640
lr0(Learning rate awal)	0.001
Lrf(learning rate akhir)	0.01
momentum	0.937
Weight_decay	0.0005
patience	35
Warmup_epochs	3.0
optimizer	AdamW
Conf(confidence threshold)	0.25
Iou	0.7

2.7.3 Pengujian Model

Pengujian bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model YOLOv8s yang telah dilatih dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan parasit Plasmodium pada citra sel darah yang belum pernah dilihat sebelumnya. Bobot terbaik (best.pt) yang diperoleh dari tahap pelatihan digunakan sebagai model untuk proses inferensi pada data testing.

2.7.4 Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan berdasarkan hasil pengujian pada data testing yang sepenuhnya terpisah dari data training dan validation. Kinerja model diukur menggunakan precision, recall, F1-score, dan mean Average Precision (mAP)[15].

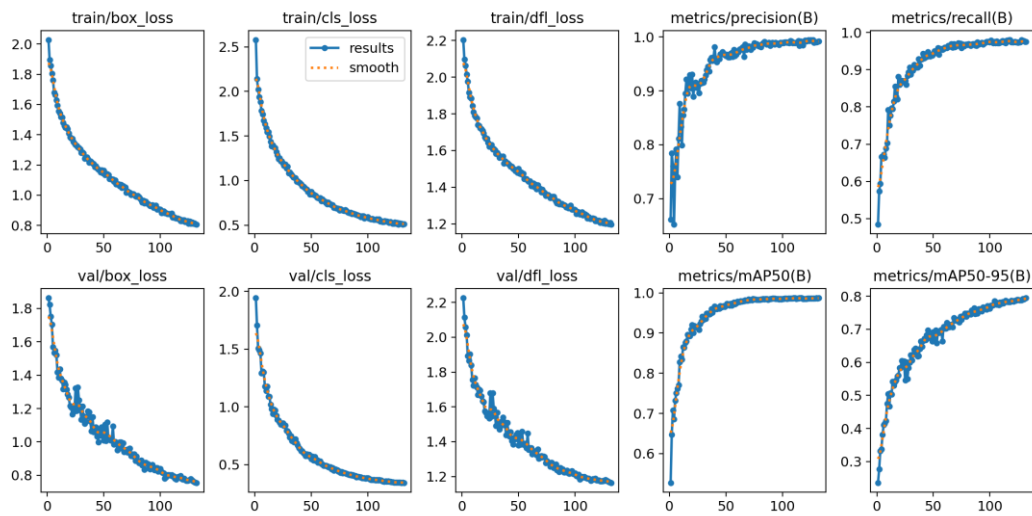
2.7. Perancangan Website

Tahap perancangan dan implementasi sistem bertujuan untuk merealisasikan model deteksi parasit malaria ke dalam bentuk aplikasi berbasis yang dapat digunakan oleh responden secara mandiri. Sistem yang dikembangkan memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra sel darah merah dan memperoleh hasil deteksi secara otomatis menggunakan model YOLOv8.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pelatihan Model

Pada pelatihan model YOLOv8 ditampilkan dalam bentuk grafik. Grafik hasil pelatihan model YOLOv8 terdiri dari beberapa metrik sebagai berikut.



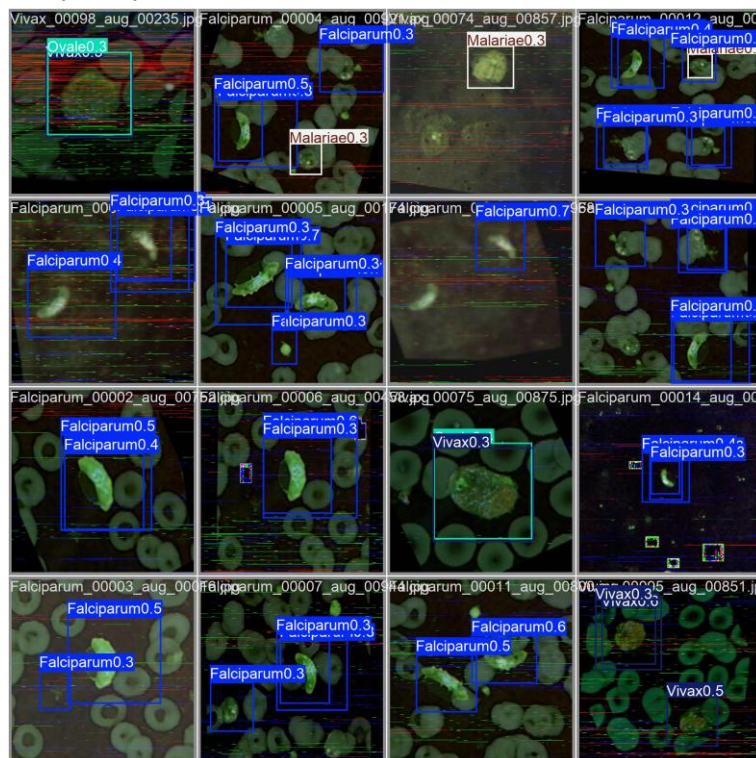
Gambar 6. Hasil Pelatihan Model YOLOv8 Dalam Bentuk Grafik

Grafik hasil pelatihan model YOLOv8 terdiri dari beberapa metrik. Grafik train/box_loss menunjukkan perubahan nilai bounding box loss pada data pelatihan selama proses pelatihan berlangsung. Nilai train/box_loss mengalami penurunan secara bertahap dari sekitar 2,0 pada awal pelatihan hingga mencapai sekitar 0,8 pada akhir pelatihan. Penurunan tersebut menunjukkan bahwa model semakin mampu mempelajari posisi bounding box objek dengan lebih akurat seiring bertambahnya jumlah epoch, sehingga kesalahan dalam menentukan lokasi objek semakin berkurang. Grafik train/cls_loss menunjukkan perubahan nilai classification loss pada data pelatihan. Nilai loss terus mengalami penurunan dari sekitar 2,6 menjadi sekitar 0,5 pada akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mengklasifikasikan lima spesies malaria semakin meningkat, sehingga kesalahan klasifikasi yang terjadi selama proses pelatihan menjadi semakin kecil. Grafik train/dfl_loss menunjukkan perubahan nilai Distribution Focal Loss (DFL) selama proses pelatihan. Nilai loss menurun secara konsisten dari sekitar 2,2 menjadi sekitar 1,2 pada akhir pelatihan. Penurunan tersebut menunjukkan bahwa model semakin baik dalam melakukan regresi lokasi objek sehingga koordinat bounding box yang dihasilkan menjadi lebih akurat. Grafik val/box_loss menunjukkan perubahan nilai bounding box loss pada data validasi. Nilai loss mengalami penurunan secara bertahap hingga mencapai sekitar 0,75 pada akhir pelatihan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu memprediksi lokasi objek dengan baik pada data validasi, sehingga kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah digunakan selama pelatihan juga semakin baik. Grafik val/cls_loss menunjukkan perubahan nilai classification loss pada data validasi. Nilai loss mengalami penurunan yang konsisten dari sekitar 2,0 menjadi sekitar 0,35 hingga akhir pelatihan. Penurunan ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan spesies malaria pada data validasi dengan tingkat kesalahan yang semakin rendah. Grafik val/dfl_loss menunjukkan perubahan nilai Distribution Focal Loss (DFL) pada data validasi. Meskipun pada awal pelatihan terlihat sedikit fluktuasi, nilai loss terus menurun hingga mencapai sekitar 1,2 pada akhir pelatihan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model dalam menentukan posisi objek pada data validasi semakin baik seiring bertambahnya jumlah epoch. Grafik metrics/precision(B) menunjukkan perkembangan nilai Precision selama proses pelatihan. Nilai precision meningkat dengan cepat pada beberapa epoch pertama, kemudian meningkat secara bertahap hingga mendekati 1,0 pada akhir pelatihan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar objek yang diprediksi sebagai malaria

merupakan prediksi yang benar, sehingga jumlah False Positive semakin berkurang. Grafik metrics/recall(B) menunjukkan perkembangan nilai Recall selama proses pelatihan. Nilai recall meningkat dari sekitar 0,5 pada awal pelatihan hingga mendekati 1,0 pada akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa model semakin mampu mendeteksi sebagian besar objek malaria yang terdapat pada data validasi, sehingga jumlah False Negative menjadi semakin sedikit. Grafik metrics/mAP50(B) menunjukkan perkembangan nilai Mean Average Precision (mAP) pada IoU 50%. Nilai mAP@50 meningkat secara signifikan pada awal pelatihan, kemudian mengalami peningkatan secara bertahap hingga mendekati 1,0 pada akhir pelatihan. Hasil ini menunjukkan bahwa performa deteksi model pada ambang IoU 50% sangat baik dan semakin stabil seiring bertambahnya jumlah epoch. Grafik metrics/mAP50-95(B) menunjukkan perkembangan nilai Mean Average Precision (mAP) pada rentang IoU 50% hingga 95%. Nilai metrik meningkat secara bertahap dari sekitar 0,25 pada awal pelatihan hingga mencapai sekitar 0,80 pada akhir pelatihan. Meskipun nilainya lebih rendah dibandingkan mAP@50 karena menggunakan rentang IoU yang lebih ketat, peningkatan yang konsisten menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa deteksi yang baik pada berbagai tingkat IoU.

3.2. Hasil Pengujian

Hasil prediksi model YOLOv8 pada batch data validasi. Gambar di proses menggunakan model YOLOv8 yang sudah dilatih untuk mendeteksi sel darah merah yang terinfeksi penyakit malaria seperti pada Gambar berikut



Gambar 7. Hasil prediksi model YOLOv8 pada batch data validasi

Gambar tersebut merupakan keluaran yang dihasilkan secara otomatis pada tahap validasi menggunakan model YOLOv8 yang telah selesai dilatih. Setiap citra dalam satu batch diproses untuk mendeteksi sel darah merah yang terinfeksi malaria sekaligus mengklasifikasikan spesiesnya ke dalam lima kelas, yaitu Falciparum, Knowlesi, Malariae,

Ovale, dan Vivax. Objek yang berhasil dideteksi ditandai dengan bounding box berwarna biru yang mengelilingi sel darah merah terinfeksi. Di atas setiap bounding box ditampilkan label kelas beserta nilai confidence, seperti Falciparum 0.5, Vivax 0.3, Malariae 0.3, dan Ovala 0.3. Label kelas menunjukkan hasil klasifikasi spesies malaria yang diprediksi oleh model, sedangkan nilai confidence menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi tersebut. Nilai confidence dinyatakan dalam bentuk bilangan desimal dengan rentang 0 hingga 1, di mana semakin mendekati nilai 1, semakin tinggi tingkat kepercayaan model terhadap hasil prediksi yang diberikan. Sebagai contoh, label Falciparum 0.7 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keyakinan sebesar 70% bahwa objek yang terdeteksi merupakan sel darah merah yang terinfeksi malaria spesies Falciparum.

3.3. Hasil Evaluasi Model

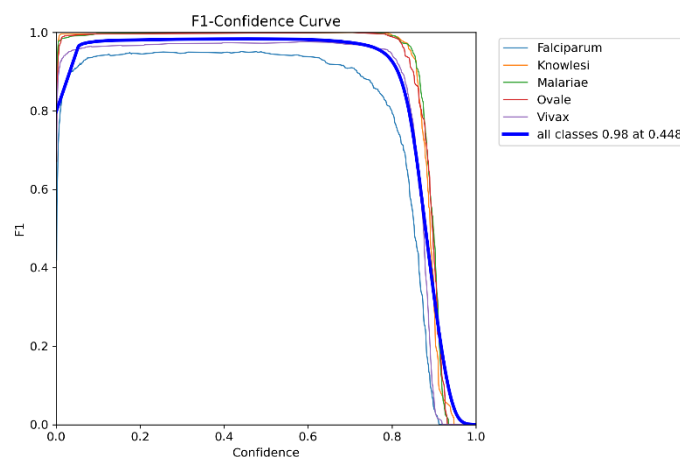
Setelah proses pelatihan model YOLOv8 selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah validasi model. Validasi bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek pada data validasi yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Model terbaik (best.pt) digunakan untuk melakukan evaluasi performa model menggunakan data validasi. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 500 citra validasi dengan 673 objek, diperoleh hasil sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model YOLOv8s

Metrik	Nilai
Precision	99.19%
Recall	97.59%
F1-Score	98.38%
mAP@50	98.85%
mAP@50-95	81.17%

Setelah sistem selesai diimplementasikan, dilakukan pengujian untuk memastikan bahwa seluruh fitur dan fungsi sistem berjalan sesuai dengan kebutuhan.

3.4.1 Precision Curve

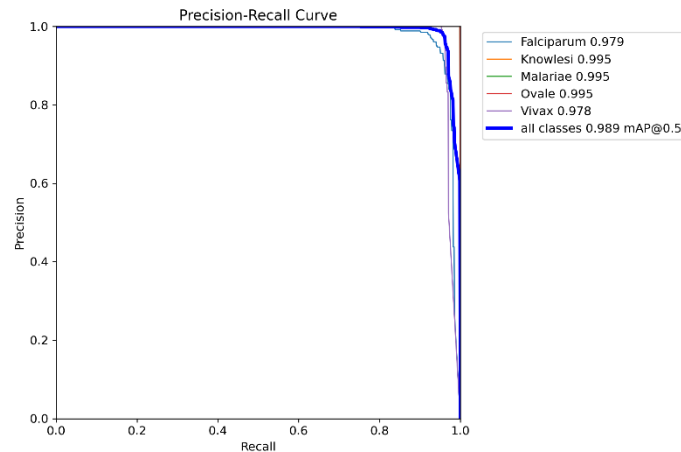


Gambar 8. Precision Curve

Gambar 8 menunjukkan hubungan antara confidence threshold dan nilai precision yang dihasilkan model YOLOv8s. Berdasarkan grafik, nilai precision meningkat seiring bertambahnya confidence threshold. Kurva keseluruhan (all classes) mencapai nilai precision 1,00 pada confidence threshold sekitar 0,830, yang menunjukkan bahwa model

mampu mengurangi kesalahan prediksi (false positive) pada tingkat kepercayaan yang lebih tinggi. Secara umum, model memiliki kemampuan yang baik dalam menghasilkan prediksi yang akurat terhadap objek Plasmodium.

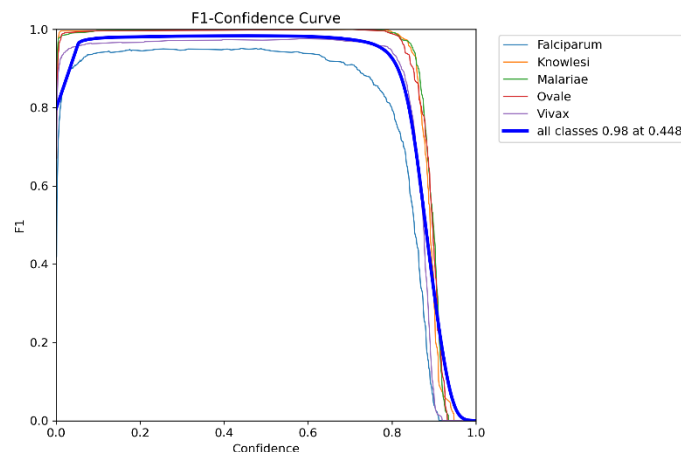
3.4.2 Recall Curve



Gambar 9. Recall Curve

Gambar 9 menunjukkan hubungan antara confidence threshold dan nilai recall yang dihasilkan model YOLOv8s. Berdasarkan grafik, nilai recall cenderung tinggi pada confidence threshold yang rendah dan kemudian menurun seiring meningkatnya nilai confidence threshold. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi ambang kepercayaan yang digunakan, model menjadi lebih selektif dalam mendeteksi objek sehingga beberapa objek yang sebenarnya ada tidak lagi terdeteksi (false negative). Kurva keseluruhan (all classes) menunjukkan nilai recall mendekati 0,99 pada confidence threshold 0,00. Secara umum, model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam menemukan objek Plasmodium pada citra mikroskopis.

3.4.3 F-1 Curve

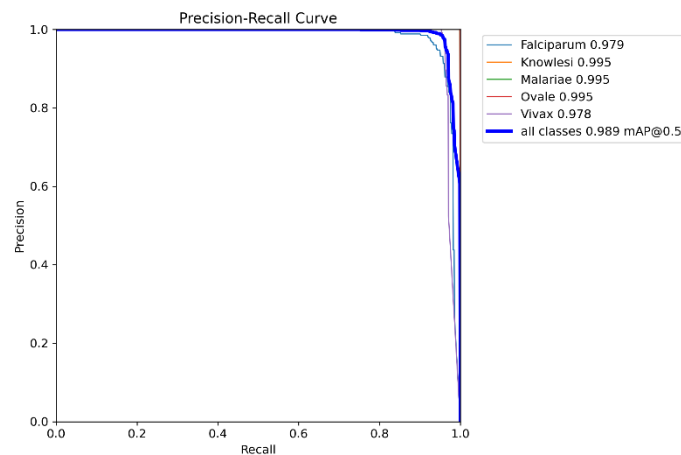


Gambar 10. F-1 Curve

Gambar 10 menunjukkan hubungan antara confidence threshold dan nilai F1-Score yang dihasilkan model YOLOv8s. F1-Score merupakan metrik yang menggabungkan precision dan recall sehingga dapat menggambarkan keseimbangan performa model dalam mendeteksi objek. Berdasarkan grafik, kurva keseluruhan (all classes) mencapai nilai F1-

Score tertinggi sebesar 0,98 pada confidence threshold sekitar 0,448. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan terbaik antara precision dan recall pada nilai threshold tersebut. Secara umum, hasil ini menunjukkan bahwa model YOLOv8s memiliki performa yang cukup baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan spesies Plasmodium pada citra mikroskopis.

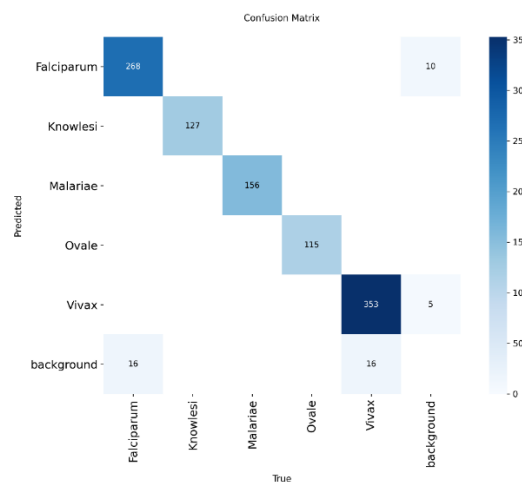
3.4.4 Precision Recall Curve



Gambar 11. Precision Recall Curve

Gambar 11 menunjukkan hubungan antara nilai precision dan recall yang dihasilkan model YOLOv8s untuk setiap kelas Plasmodium. Berdasarkan grafik, model memperoleh nilai mAP@50 sebesar 98,9%, yang menunjukkan kemampuan deteksi objek yang baik. Nilai Average Precision (AP) masing-masing kelas juga menunjukkan performa yang tinggi, yaitu Knowlesi, Malariae, dan Ovale sebesar 99,5%, Falciparum sebesar 97,9%, serta Vivax sebesar 97,8%. Secara keseluruhan, hasil Precision-Recall Curve menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan keseimbangan antara precision dan recall dengan sangat baik. Tingginya nilai AP pada setiap kelas serta nilai mAP@0.5 sebesar 98,9% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan spesies Plasmodium pada citra mikroskopis hapusan darah tipis.

3.4.5 Confusion Matrix



Gambar 12. Confusion Matrix

Nilai pada diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk masing-masing kelas, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan klasifikasi yang dilakukan model. Berdasarkan gambar, model mampu mengklasifikasikan sebagian besar objek dengan benar. Hal ini ditunjukkan oleh tingginya nilai pada diagonal utama, yaitu *Falciparum* sebanyak 268, *Knowlesi* sebanyak 127, *Malariae* sebanyak 156, *Ovale* sebanyak 115, dan *Vivax* sebanyak 353. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar objek dari masing-masing kelas berhasil dikenali dengan benar oleh model. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi antar kelas yang memiliki karakteristik morfologi yang mirip. Secara keseluruhan, confusion matrix menunjukkan bahwa model YOLOv8s memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan lima spesies *Plasmodium* pada citra mikroskopis sel darah merah.

3.4.6 Pengujian Fungsional

Tabel 4. Hasil Uji Blackbox

No	Fitur	Skenario	Input	Hasil Yang Diharapkan	Status
1	Unggah Gambar	Pengguna Mengunggah gambar valid	File jpg atau png	Gambar berhasil diunggah dan siap diproses	Valid
2	Validasi Format	Pengguna mengunggah file tidak valid	File selain gambar	Sistem menolah file dan menampilkan pesan eror	Valid
3	Validasi input kosong	Pengguna menekan tombol tanpa input	Tidak ada input	Sistem menampilkan peringatan agar pengguna memilih gambar	Valid
4	Proses deteksi	Proses deteksi	Gambar valid	Sistem menjalankan model YOLOv8 pada citra	Valid
5	Hasil deteksi	Sistem menampilkan output model	Output prediksi	Gambar dengan bounding box, label, dan confidence tampil	Valid
6	Unduh hasil	Pengguna menekan tombol unduh	Gambar hasil deteksi	Browser mengunduh citra hasil klasifikasi	Valid

3.4.7 Pengujian Usability

Pengujian dilakukan terhadap 15 responden yang terdiri dari 5 tenaga kesehatan dan 10 mahasiswa kesehatan. Setiap responden diminta mencoba sistem kemudian mengisi kuesioner SUS yang terdiri dari 10 pernyataan menggunakan skala Likert 1–5.

Jumlah skor SUS seluruh responden adalah 1.225. nilai rata-rata SUS dihitung sebagai berikut:

$$\text{Rata - rata SUS} = \frac{1225}{15} = 81,66$$

Interpretasi skor SUS ditunjukkan pada Tabel berikut.

Tabel 5. Nilai Skala SUS

SUS Skor	Grade	Adjective Rating
90-100	A	Excelent
80-90	B	Best
70-80	C	Good
50-70	D	Ok
40-50	E	Poor
<40	F	Worst

Berdasarkan hasil perhitungan diperoleh nilai rata-rata SUS sebesar 81,66. Nilai tersebut berada pada rentang 80–89 sehingga termasuk dalam kategori Best (Grade B).

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai implementasi algoritma YOLOv8 untuk deteksi penyakit malaria pada citra mikroskopis sel darah merah, penelitian ini berhasil mengimplementasikan YOLOv8s pada sistem berbasis web untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan lima spesies Plasmodium, yaitu *P. falciparum*, *P. vivax*, *P. malariae*, *P. ovale*, dan *P. knowlesi*. Sistem mampu melakukan unggah citra, deteksi objek, klasifikasi spesies, serta menampilkan hasil berupa bounding box dan nilai confidence. Model yang dilatih menggunakan 5.000 citra hasil augmentasi memperoleh Precision sebesar 99,19%, Recall 97,59%, F1-Score 98,38%, mAP@50 98,85%, dan mAP@50-95 81,17%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kelima spesies Plasmodium dengan performa yang baik. Selain itu, pengujian *System Usability Scale* (SUS) terhadap 15 responden memperoleh nilai rata-rata 81,66 dengan *Grade B*, yang menunjukkan tingkat kemudahan penggunaan yang baik.

Namun, proses augmentasi yang dilakukan sebelum pembagian dataset memiliki potensi data leakage karena citra hasil augmentasi dari sumber yang sama berpotensi tersebar pada subset yang berbeda. Kondisi tersebut menjadi salah satu keterbatasan metodologis yang perlu dipertimbangkan dalam menginterpretasikan hasil evaluasi model. Penelitian selanjutnya dapat melakukan pembagian dataset berdasarkan citra sumber terlebih dahulu, kemudian menerapkan augmentasi hanya pada data pelatihan. Secara keseluruhan, YOLOv8s dapat diimplementasikan pada aplikasi berbasis web untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan spesies Plasmodium berdasarkan citra mikroskopis, dengan sistem yang ditujukan sebagai alat bantu deteksi dan bukan sebagai alat diagnosis klinis.

PERNYATAAN KONTRIBUSI PENULIS (CREDIT)

Eli Safitri: Penulisan – peninjauan dan penyuntingan, Penulisan – draf awal, Validasi, Perangkat lunak, Metodologi, Konseptualisasi. **Susiana:** Penulisan – draf awal, Analisis formal, Kurasi data, Konseptualisasi.

PERNYATAAN KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan bahwa tidak terdapat kepentingan finansial atau hubungan pribadi yang diketahui yang dapat memengaruhi hasil penelitian yang dilaporkan dalam artikel ini.

PERNYATAAN PENDANAAN

Penulis tidak menerima dukungan finansial untuk penelitian, kepenulisan, dan/atau publikasi artikel ini.

PERNYATAAN PENGGUNAAN AI GENERATIF DAN TEKNOLOGI BERBANTUAN AI DALAM PROSES PENULISAN

Para penulis menggunakan ChatGPT-Go untuk meningkatkan kejelasan penulisan artikel ini. Seluruh konten yang dibantu oleh AI telah ditinjau dan disunting oleh penulis, dan para penulis bertanggung jawab sepenuhnya atas isi akhir yang dipublikasikan.

REFERENCES

- [1] V. H, A. Iapua Kalua, and D. T. Salaki, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Malaria dengan Certainty Factor dan Forward Chaining," *J. Inf. Technol. Softw. Eng. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 22–34, 2022, doi: 10.58602/itsecs.v1i1.10.
- [2] T. Wahono, D. Widjayanto, and S. H. Poerwanto, "Karakteristik Habitat Larva Nyamuk dan Kepadatan Nyamuk Dewasa (Diptera: Culicidae) di Kabupaten Jembrana, Provinsi Bali (Analisis Data Sekunder Rikhus Vektora 2017)," *J. Penelit. Penyakit Tular Vektor Artik.*, vol. 14, no. 1, pp. 45–56, 2022.
- [3] J. van Basten, A. S. H. Sorisi, and J. S. B. Tuda, "Survei Nyamuk Anopheles spp. di Desa Kalait Raya Kecamatan Touluaan Selatan," *J Kedokt Kom Trop.*, vol. 12, no. 1, pp. 539–544, 2024, [Online]. Available: https://r.search.yahoo.com/_ylt=Awr9z2KdMpNnackBc5hXNyoA;_ylu=Y29sbwNncTEEcG9zAzEEdnRpZAMEc2VjA3Ny/RV=2/RE=1738909598/RO=10/RU=https%3A%2F%2Ffejurnal.unsrat.ac.id%2Findex.php%2FJKKT%2Fartikel%2Fview%2F53608/RK=2/RS=2QzHTn5dEZEewoDqdUmHt0f7wfc-
- [4] Y. Yohannes, S. Devella, and K. Arianto, "Malaria Disease Detection Using Saliency-Based Convolutional Neural Network," *JUITA J. Inform.*, vol. 8, no. 1, p. 37, 2020.
- [5] N. K. C. PRATIWI, N. IBRAHIM, Y. N. FU'ADAH, and S. RIZAL, "Deteksi Parasit Plasmodium pada Citra Mikroskopis Hapusan Darah dengan Metode Deep Learning," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 9, no. 2, p. 306, 2021, doi: 10.26760/elkomika.v9i2.306.
- [6] S. W. Dari and J. Triloka, "Kajian Algoritme Mask Region-Based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) dan You Look Only Once (YOLO) Untuk Deteksi Penyakit Kulit Akibat Infeksi Jamur," *Semin. Nas. Has. Penelit. dan Pengabd. Masy.*, pp. 2598–0256, 2022.
- [7] R. Arif, A. B. Nugraha, F. G. Kedaton, W. K. A. Erlangga, and B. D. S. Wibowo, "Pengembangan Deteksi Parasit Darah Theileria equi dan Babesia caballi secara Otomatis menggunakan Algoritma YOLOv8," *J. Sain Vet.*, vol. 43, no. 2, p. 456, 2025, doi: 10.22146/jsv.104069.
- [8] D. A. Tyas and T. Ratnaningsih, "Analisis Segmentasi Sel Darah Merah berbasis Mask-RCNN," *J. Informatics Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2022, doi: 10.20895/inista.v5i1.766.
- [9] R. M. Fauzi, Kariim, Ramadhan Putra Al, N. Latifah, and H. Y. Novita, "Penerapan Metode YOLOv8 untuk Deteksi Jalan Berlubang Berbasis Object Detection," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 13, no. 1, pp. 325–334, 2026, doi: 10.30865/jurikom.v13i1.9441.
- [10] H. Setiawan, Kurniabudi, Sharipuddin, and Gunardi, "Perancangan Aplikasi Computer Vision Berbasis Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Kematangan Kelapa Sawit," *J. Inform. Dan Rekayasa Komputer(JAKAKOM)*, vol. 6, no. 1, pp. 1890–1900, 2026, doi: 10.33998/jakakom.2026.6.1.2568.
- [11] R. M. NUR and R. Wijaya, "Model Klasifikasi Jumlah Kendaraan Area Kampus dengan Peningkatan Algoritma Yolov8," *J. Tekno Insentif*, vol. 19, no. 2, pp. 185–196, 2025, doi: 10.36787/jti.v19i2.2070.
- [12] I. Kurniawan, Sumijan, and G. W. Nurcahyo, "Penerapan Metode YOLOv10 Untuk Deteksi Penyakit Pada Tanaman Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Daun," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 14, no. 3, pp. 768–779, 2025, doi: 10.30591/smartcomp.v14i3.8485.
- [13] V. Afifah and S. Erniwati, "YOLOv8 for Object Detection: A Comprehensive Review of Advances, Techniques, and Applications," *IJACI Int. J. Adv. Comput. Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 53–61, 2025, doi: 10.71129/ijaci.v2i1.pp53-61.
- [14] E. N. D. Tanadi, D. S. Y. Kartika, and A. R. E. Najaf, "Sistem Pendeteksi Penyakit

- Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur YOLOv8 Berbasis Website," *Repeater Publ. Tek. Inform. dan Jar.*, vol. 2, no. 3, pp. 166–177, 2024, doi: 10.62951/repeater.v2i3.124.
- [15] A. N. A. Thohari, M. F. Lathief, L. Triyono, and K. Santoso, "Deteksi Kecurangan Ujian Pada Ruangan Tertutup Menggunakan Algoritma YOLOv8," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 61–71, 2025, doi: 10.55537/cosie.v4i2.1100.