

Deteksi Lesi Cacar Monyet pada Citra Dermatologi Menggunakan Metode YOLOv7

Ali Sya'bana Syukurillah^{1✉}, Anggit Wirasto², Retno Agus Setiawan³

^{1,2}) Program Studi Informatika, Universitas Harapan Bangsa, Indonesia

³) Program Studi Sistem Informasi, Universitas Harapan Bangsa, Indonesia
ali.s.s.210111008@gmail.com[✉]

ABSTRACT

Monkeypox is an infectious disease characterized by skin lesions that are often difficult to distinguish from other pox-related conditions, which complicates diagnosis in resource-limited settings. This study aims to implement YOLOv7 for detecting monkeypox lesions in dermatological images and to evaluate its accuracy. The dataset consisted of 1,500 annotated images resized to 512×512 pixels, monkeypox was used as the target class, while chickenpox and cowpox were included as comparison/non-target classes to support the differentiation of lesions during model training and evaluation. The YOLOv7 model was trained for 50 epochs using default configurations and a transfer learning approach, with a data split of 70% for training, 20% for validation, and 10% for testing. Training results showed an mAP@0.5 of 89.1% and an mAP@0.5:0.95 of 59.2%. Meanwhile, on the testing stage using original (non-augmented) data, the model performance decreased, achieving an mAP@0.5 of 75.3% and an mAP@0.5:0.95 of 44.9%.

Keywords: YOLOv7, object detection, monkeypox, chickenpox, cowpox, dermatological images

ABSTRAK

Penyakit cacar monyet (*monkeypox*) merupakan penyakit menular yang ditandai oleh kemunculan lesi pada kulit dan kerap sulit dibedakan dari lesi cacar lain, sehingga menyulitkan diagnosis di fasilitas terbatas. Penelitian ini bertujuan menerapkan YOLOv7 untuk mendeteksi lesi cacar monyet pada citra dermatologi serta mengevaluasi tingkat akurasi. Dataset yang digunakan berisi 1.500 citra beranotasi berukuran 512×512 piksel; kelas target adalah *monkeypox*, sedangkan *chickenpox* dan *cowpox* digunakan sebagai kelas pembandingan/non-target untuk membantu pemodelan perbedaan lesi pada proses pelatihan dan evaluasi. Model YOLOv7 dilatih selama 50 epoch dengan konfigurasi default dan pendekatan *transfer learning*, menggunakan pembagian data sebesar 70% untuk pelatihan, 20% validasi, dan 10% pengujian. Hasil pelatihan menunjukkan nilai mAP@0.5 sebesar 89,1% dan mAP@0.5:0.95 sebesar 59,2%. Sementara itu, pada tahap pengujian menggunakan data asli tanpa augmentasi, performa model menurun dengan mAP@0.5 sebesar 75,3% dan mAP@0.5:0.95 sebesar 44,9%.

Kata kunci: YOLOv7, deteksi objek, *monkeypox*, *chickenpox*, *cowpox*, citra dermatologi

I. PENDAHULUAN

Penyakit menular merupakan masalah kesehatan global karena penyebarannya yang cepat dan luas [1]. Penyakit ini dapat disebabkan oleh bakteri, virus, parasit, maupun jamur, dengan mekanisme penularan yang berbeda-beda. Faktor lingkungan seperti perubahan iklim, urbanisasi, sanitasi, kualitas air, dan polusi udara juga berperan dalam meningkatkan risiko penyebaran penyakit [2], [3], [4].

Salah satu penyakit menular yang mendapat sorotan global adalah *monkeypox*. Penyakit ini ditandai oleh

gejala serius seperti demam, ruam, dan pembengkakan kelenjar getah bening [5], [6]. WHO menetapkan *monkeypox* sebagai PHEIC pada 2022 setelah penyebaran cepat di lebih dari 50 negara, meskipun status tersebut berakhir pada 2023 [7], [8]. Hingga November 2024, tercatat 116.015 kasus terkonfirmasi di 126 negara [9], [10]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan potensi besar penggunaan deep learning dalam mendeteksi kelainan berbasis citra. How[11] menggunakan YOLOv5 untuk mendeteksi cacat pada sarung tangan industri dengan hasil mAP mencapai 0,9951, membuktikan kemampuan model tersebut dalam mengenali objek secara cepat dan

akurat. Sementara itu, Ali[12] menerapkan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi lesi kulit monkeypox dan mencapai akurasi hingga 93%, meskipun masih menghadapi kendala dalam generalisasi terhadap variasi lesi kulit yang beragam. Diagnosis dini masih menjadi tantangan, khususnya di negara dengan sumber daya medis terbatas, sehingga diperlukan teknologi pendukung diagnosis berbasis citra dermatologi [13].

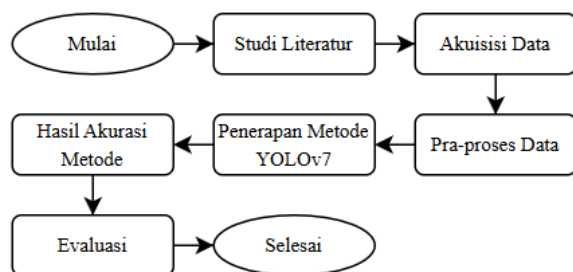
Kemajuan algoritma deteksi objek seperti YOLO (*You Only Look Once*) memberikan peluang baru dalam deteksi otomatis berbasis citra. YOLO berkembang dari YOLOv1 hingga YOLOv7 dengan peningkatan signifikan dalam akurasi dan efisiensi. YOLOv7 terbukti unggul dengan kecepatan deteksi *real-time*, pengurangan parameter, dan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan versi sebelumnya [14], [15].

Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan efektivitas *deep learning* untuk deteksi citra medis. Uysal [16] mencapai akurasi 87% dalam mendeteksi monkeypox, sementara Kusuma[17] menggunakan YOLOv7 untuk deteksi makanan dengan F1-score 0,911. Datta [18] melaporkan YOLOv7-tiny mencapai akurasi 82,1% dalam mendeteksi lesi kulit, dan Alsadhan [19] menggunakan YOLOv7 untuk deteksi kanker kulit dengan akurasi 86,3%. Hasil tersebut menegaskan potensi YOLOv7 dalam mendeteksi lesi dermatologi secara akurat.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan YOLOv7 untuk mendeteksi lesi monkeypox pada citra dermatologi. Sistem yang dikembangkan diharapkan dapat mendukung diagnosis dini secara lebih cepat dan efisien, sekaligus berkontribusi pada pengembangan teknologi deteksi penyakit berbasis citra untuk membantu tenaga medis.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk menguji kinerja model deteksi otomatis berbasis YOLOv7. Data yang digunakan berupa citra medis dermatologi dengan tiga kelas: *monkeypox*, *chickenpox*, dan *cowpox* [20].



Gambar 1. Alur Penelitian

Pada Gambar 1 adalah ilustrasi alur penelitian langkah-langkah dalam penelitian yang menggunakan metode YOLOv7 yang meliputi pertama studi literatur; kedua akuisisi data; ketiga pra-proses data; keempat penerapan metode YOLOv7; kelima hasil akurasi metode dan yang terakhir adalah evaluasi.

A. Studi Literatur

Penelitian ini melakukan studi literatur terkait topik yang dibahas, yaitu penyakit menular, *computer vision*, algoritma YOLO, dan metrik evaluasi. Studi literatur ini membantu memperkuat pemahaman mengenai landasan teori yang mendukung penelitian serta memberikan dasar konseptual dalam penerapan YOLOv7 untuk deteksi lesi kulit.

1) Monkeypox

Monkeypox adalah penyakit menular yang disebabkan oleh virus *monkeypox* dari genus *Orthopoxvirus* dalam keluarga *Poxviridae*. Penyakit ini pertama kali ditemukan pada monyet di tahun 1958 dan kasus manusia pertama tercatat pada 1970 di Republik Demokratik Kongo [21]. Gejala utamanya meliputi demam, nyeri otot, pembengkakan kelenjar getah bening, serta ruam kulit yang berkembang menjadi lesi [22]. Penularan dapat terjadi melalui kontak dengan hewan terinfeksi maupun antar manusia. Wabah global pada 2022 menegaskan pentingnya diagnosis cepat, dan teknologi deteksi berbasis citra dermatologi menjadi solusi potensial [8].

2) Computer Vision

Computer vision adalah cabang ilmu komputer yang memungkinkan mesin memahami citra digital layaknya manusia dengan tahapan seperti akuisisi, pengolahan, analisis, hingga pengambilan keputusan [23]. Teknik dasar yang digunakan meliputi deteksi tepi, deteksi fitur, hingga histogram citra. Dalam bidang medis, teknologi ini banyak dimanfaatkan untuk analisis citra seperti rontgen, MRI, hingga foto lesi kulit [24]. Perkembangan algoritma *machine learning* dan *deep learning* semakin meningkatkan akurasi sistem *computer vision* dalam mendeteksi objek dan pola [23], [24].

3) Algoritma YOLO

YOLO (*You Only Look Once*) merupakan algoritma deteksi objek populer yang mampu bekerja secara *real-time* dengan akurasi tinggi. YOLO menggunakan satu jaringan saraf untuk menganalisis keseluruhan gambar dengan membaginya ke dalam grid, di mana setiap grid memprediksi *bounding box* dan kelas objek [14], [25], [26].

YOLO menggunakan pendekatan *end-to-end* untuk menghasilkan prediksi *bounding box*, *confidence score*, dan probabilitas kelas sekaligus. Prediksi *bounding box* didasarkan pada koordinat (x, y, w, h), sedangkan *confidence score* dihitung dari probabilitas keberadaan objek dikalikan dengan nilai *Intersection over Union* (IOU) [26].

Secara umum, arsitektur YOLO terdiri atas input layer untuk menerima citra, beberapa *convolutional layers* untuk mengekstraksi fitur, *fully connected layers* untuk menghubungkan representasi, dan *output layer* untuk menghasilkan

prediksi *bounding box*, *confidence score*, serta probabilitas kelas [14].

4) Metriks Evaluasi.

Kinerja model deteksi objek diukur dengan beberapa metrik utama. *Precision* menilai ketepatan deteksi terhadap objek relevan, sedangkan *recall* menilai kemampuan model mendeteksi semua objek relevan [27], [28]. *F1-score* digunakan untuk menyeimbangkan *precision* dan *recall*. Selain itu, *mean Average Precision* (mAP) menjadi metrik utama yang dihitung dari rata-rata area di bawah kurva *Precision-Recall* untuk semua kelas, sehingga memberikan gambaran performa deteksi secara menyeluruh [29].

B. Akuisisi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Kaggle melalui *Monkeypox Skin Lesion Dataset v2.0* (MSLD) yang dapat diakses pada Kaggle [30]. Dataset ini terdiri dari dua folder utama, yaitu *Original Images* yang berisi citra asli, dan *Augmented Images* yang berisi citra hasil augmentasi dengan format JPG.

Penelitian ini difokuskan pada tiga kelas utama, yaitu *chickenpox*, *cowpox*, dan *monkeypox*, masing-masing sebanyak 500 citra. Data terdiri atas 450 citra hasil augmentasi yang diambil dari folder *Augmented Images* serta 50 citra asli dari folder *Original Images*. Pemilihan citra dilakukan secara acak untuk menjaga keseimbangan antar kelas. Dengan demikian, jumlah total dataset yang digunakan adalah 1.500 gambar.

C. Pra-Proses Data

Data gambar melalui beberapa tahap pra-proses data untuk memastikan kualitas input bagi model YOLOv7. Tahap pertama adalah pelabelan citra menggunakan Roboflow, di mana setiap lesi kulit dianotasi dengan *bounding box* serta diberi label sesuai kelas penyakit (*monkeypox*, *chickenpox*, *cowpox*). Format anotasi mengikuti standar YOLO, yaitu koordinat pusat (x_center , y_center) serta dimensi (*width*, *height*) yang dinormalisasi terhadap ukuran gambar.

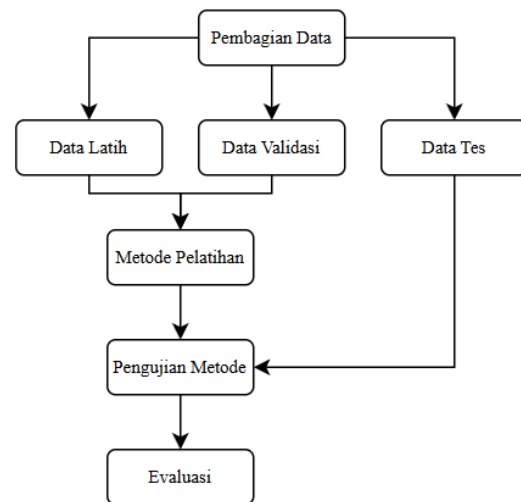
Tahap berikutnya adalah *resizing* citra menjadi 512×512 piksel menggunakan metode *fit (black edges)* in, agar rasio asli tetap terjaga tanpa distorsi. Ukuran ini dipilih untuk menjaga detail visual lesi sekaligus menyeimbangkan kebutuhan komputasi saat pelatihan. Dataset yang telah melalui proses pelabelan dan *resizing* kemudian digunakan dalam tahap pelatihan, validasi, serta pengujian model YOLOv7.

D. Penerapan Metode YOLOv7

Pada tahap ini, model YOLOv7 yang telah dilatih digunakan untuk melakukan deteksi pada dataset tes. Arsitektur yang digunakan berasal dari repositori resmi YOLOv7 milik WongKinYiu yang tersedia di GitHub [31], dan dijalankan menggunakan PyTorch di lingkungan Google Colab. Repositori tersebut menyediakan komponen penting seperti konfigurasi

arsitektur, skrip pelatihan, skrip inferens, serta bobot pralatih.

Pelatihan dilakukan dengan pendekatan *transfer learning*, menggunakan bobot awal dari dataset COCO yang kemudian disesuaikan dengan dataset khusus. Parameter *num_classes* diubah menjadi 3, sesuai jumlah kelas penelitian, yaitu *chickenpox*, *cowpox*, dan *monkeypox*. Proses pelatihan menggunakan metode *supervised learning*, di mana model belajar mengenali fitur visual berdasarkan anotasi *bounding box*. Model dilatih selama 50 epoch, dengan pemantauan nilai *loss* (*box regression*, *objectness*, *classification*) serta performa pada data validasi. Model terbaik disimpan sebagai *best.pt* berdasarkan hasil validasi.



Gambar 2. Alur Metode

Gambar 2 merupakan alur dari metode yang akan digunakan untuk mencari hasil akurasi dengan penjelasan sebagai berikut:

1) Pembagian Data

Dataset berjumlah 1.500 citra dibagi menjadi tiga subset, yaitu 70% data latih, 20% data validasi, dan 10% data tes.

2) Data Latih dan Validasi

Setelah dataset terbagi, data latih dan validasi digunakan dalam proses pelatihan model. Data latih berfungsi untuk menyesuaikan bobot jaringan, sedangkan data validasi membantu mengevaluasi performa model selama pelatihan.

3) Pelatihan Metode

Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan memanfaatkan data latih dan validasi. Data validasi digunakan untuk memantau performa model dan mencegah overfitting.

4) Pengujian Metode

Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data tes (10%) untuk memastikan kemampuan generalisasi terhadap citra baru. Pada tahap ini YOLOv7 menghasilkan prediksi berupa *bounding box* dan *confidence score* yang dibandingkan dengan *ground truth*.

5) Evaluasi

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *mAP*, yang memberikan gambaran menyeluruh tentang akurasi deteksi YOLOv7 terhadap lesi *monkeypox*, *chickenpox*, dan *cowpox*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

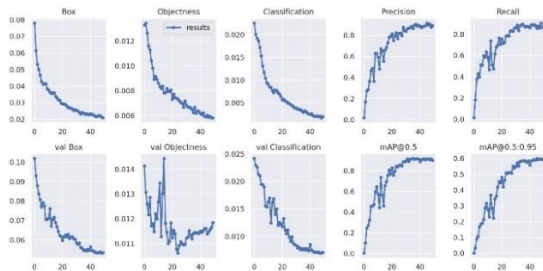
Dataset yang digunakan terdiri dari 1.500 citra dermatologi dengan tiga kelas utama: *monkeypox*, *chickenpox*, dan *cowpox*. Setiap kelas berisi 500 citra yang merupakan gabungan data asli dan hasil augmentasi. Dataset kemudian dibagi menjadi tiga subset: 70% data latih (350 citra), 20% data validasi (100 citra), dan 10% data tes (50 citra). Data latih digunakan untuk pelatihan model YOLOv7, data validasi untuk pemantauan performa selama pelatihan, dan data tes untuk evaluasi akhir dengan metrik *mAP*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

B. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dalam pelatihan YOLOv7. Pertama, dilakukan pelabelan gambar menggunakan Roboflow dengan anotasi *bounding box* pada area lesi kulit serta pemberian label kelas. Anotasi disimpan dalam format YOLO yang memuat kelas, koordinat pusat, lebar, dan tinggi *bounding box* dalam bentuk ternormalisasi.

Selanjutnya, seluruh citra diubah ukurannya menjadi 512×512 piksel menggunakan metode *fit (black edges)* in agar aspek rasio tetap terjaga tanpa distorsi. Ukuran ini dipilih untuk menyeimbangkan detail visual dan efisiensi komputasi. Dataset yang sudah dilabeli dan di-*resize* inilah yang kemudian digunakan pada tahap pelatihan, validasi, dan pengujian model.

C. Hasil Pelatihan



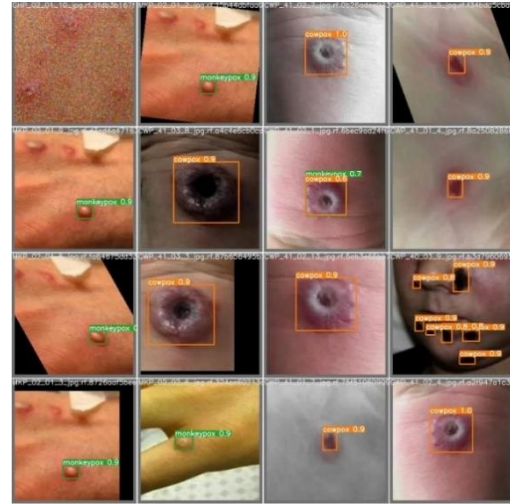
Gambar 3. Hasil Pelatihan

Pelatihan YOLOv7 dilakukan selama 50 epoch menggunakan dataset citra dermatologi yang telah melalui tahap *preprocessing*. Hasil pelatihan divisualisasikan melalui Gambar 3.

Hasil pelatihan model YOLOv7 ditunjukkan pada Gambar 3, yang merepresentasikan dinamika pelatihan melalui grafik *loss* dan metrik evaluasi. Grafik *box loss*, *objectness loss*, dan *classification loss* pada data pelatihan maupun validasi memperlihatkan tren

penurunan yang konsisten, menandakan proses pembelajaran yang stabil tanpa indikasi *overfitting*.

Sementara itu, grafik *precision*, *recall*, *mAP@0.5*, dan *mAP@0.5:0.95* menunjukkan tren peningkatan signifikan hingga mencapai titik konvergensi. Pada akhir pelatihan, model berhasil mencapai nilai *precision* sebesar 89,1%, *recall* sebesar 86,4%, *mAP@0.5* sebesar 89,9%, dan *mAP@0.5:0.95* sebesar 59,2%. Hal ini menunjukkan bahwa YOLOv7 mampu mempelajari pola data dengan baik dan menghasilkan performa deteksi yang tinggi.



Gambar 4. Output Hasil Pelatihan Model YOLOv7

Hasil pelatihan model YOLOv7 dapat dilihat pada Gambar 4, yang menunjukkan deteksi lesi kulit pada kategori *monkeypox* dan *cowpox* dengan *bounding box* berwarna hijau dan oranye serta nilai *confidence* di setiap prediksi. Sementara itu, gambar *chickenpox* tidak terdeteksi sebagai *chickenpox*.

D. Hasil Pengujian

Tabel 1 menunjukkan hasil evaluasi YOLOv7 pada data uji dengan metrik *precision*, *recall*, *mAP@0.5*, dan *mAP@0.5:0.95*.

Kelas	P	R	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Chickenpox	0.583	0.653	0.645	0.286
Cowpox	0.795	0.784	0.830	0.576
Monkeypox	0.883	0.691	0.783	0.486
Rata-rata	0.753	0.709	0.753	0.449

Performa model bervariasi antar kelas. Kelas *cowpox* memperoleh hasil paling konsisten dengan *precision* 0.795, *recall* 0.784, dan *mAP@0.5* sebesar 0.830, menandakan kemampuan deteksi yang stabil. Kelas *monkeypox* menempati posisi kedua dengan *precision* 0.883 dan *mAP@0.5* sebesar 0.783, meskipun *recall* relatif lebih rendah (0.691), sehingga beberapa kasus positif tidak terdeteksi.

Sementara itu, kelas *chickenpox* menunjukkan hasil lebih rendah dibandingkan dua kelas lainnya,

dengan *precision* 0.583, *recall* 0.653, dan $mAP@0.5$ sebesar 0.645. Hal ini mengindikasikan masih adanya kesalahan prediksi yang cukup sering terjadi pada kategori tersebut. Secara keseluruhan, nilai rata-rata $mAP@0.5$ yang dicapai adalah 0.753 (75,3%), namun menurun menjadi 0.449 (44,9%) pada $mAP@0.5:0.95$.

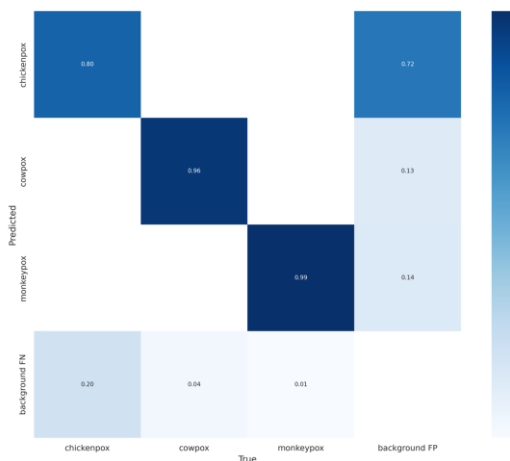


Gambar 5. Output Hasil Pengujian Model YOLOv7

Hasil pengujian model YOLOv7 dapat dilihat pada Gambar 5, yang memperlihatkan deteksi lesi kulit pada tiga kategori, yaitu *chickenpox*, *monkeypox*, dan *cowpox*. Bounding box berwarna biru, hijau, dan oranye menunjukkan masing-masing prediksi dengan nilai *confidence* yang bervariasi. Pada gambar ini terlihat bahwa *chickenpox* berhasil terdeteksi meskipun dengan *confidence* yang lebih rendah dibandingkan kelas lain, sementara *monkeypox* dan *cowpox* terdeteksi dengan nilai *confidence* yang relatif tinggi.

E. Evaluasi

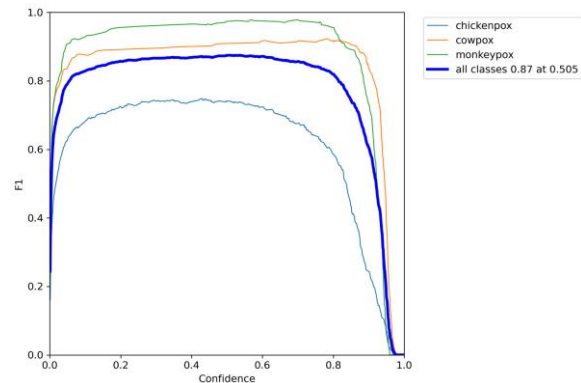
Evaluasi model dalam pendeteksian penyakit cacar monyet bertujuan untuk mengukur performa sistem dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek gambar ke dalam tiga kategori lesi kulit.



Gambar 6. Confusion Matrix Pelatihan

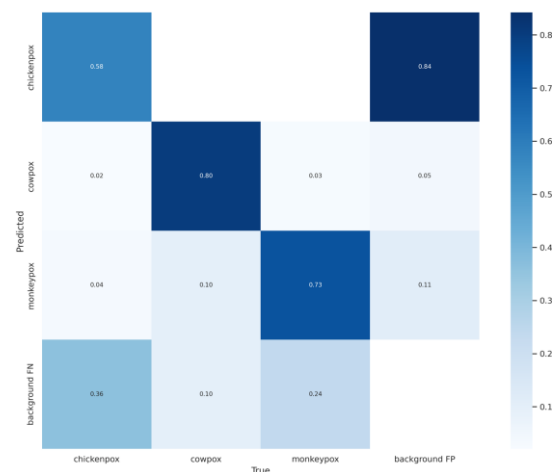
Confusion Matrix pada Gambar 6 menunjukkan distribusi prediksi YOLOv7 terhadap tiga kategori lesi kulit. Secara umum, model menunjukkan performa baik dengan *true positive* tertinggi pada kelas *monkeypox* (0.99), diikuti *cowpox* (0.96), sedangkan *chickenpox* relatif lebih rendah (0.80). Masih terdapat

kesalahan deteksi (*false detection*) terutama pada *chickenpox* (0.20), *cowpox* (0.04), dan *monkeypox* (0.01), meskipun jumlahnya kecil.



Gambar 7. Grafik F1-Score Pelatihan

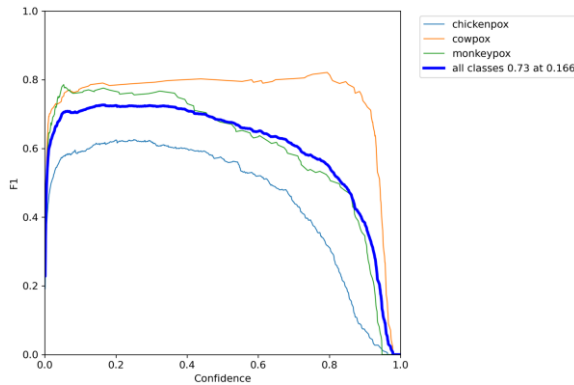
Sebagai pelengkap, grafik *F1-Score* terhadap *confidence threshold* ditampilkan pada Gambar 7 untuk menunjukkan keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Hasilnya memperlihatkan bahwa performa optimal dicapai pada *threshold* 0.505 dengan rata-rata *F1-Score* 0.87. Kelas *monkeypox* memiliki performa terbaik dengan *F1-Score* mendekati 0.95, *cowpox* stabil di atas 0.80, sementara *chickenpox* terendah dengan nilai maksimum sekitar 0.70. Hal ini disebabkan oleh kemiripan tekstur dan warna lesi pada tahap tertentu, yang menyebabkan tumpang tindih fitur antar kelas. Selain itu, proporsi data *chickenpox* yang relatif lebih sedikit dibandingkan kelas lain dapat memengaruhi kestabilan pembelajaran model. Untuk mengatasi perbedaan ini, penelitian lanjutan dapat menerapkan strategi augmentasi data tambahan yang lebih kontekstual atau menggunakan teknik data *balancing* pada tahap pelatihan dan pengujian. Dengan demikian, grafik *F1-Score* tidak hanya menggambarkan efektivitas model secara menyeluruh, tetapi juga membantu menentukan ambang deteksi optimal.



Gambar 8. Confusion Matrix Pengujian

Setelah proses pelatihan, evaluasi akhir dilakukan menggunakan data testing berupa citra original tanpa augmentasi untuk menguji kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Hasil pengujian

divisualisasikan pada *confusion matrix* pada Gambar 8. Secara umum, performa model cukup baik dengan nilai *true positive* tertinggi pada kelas *cowpox* (0.80), diikuti *monkeypox* (0.73), sedangkan *chickenpox* menunjukkan performa terendah (0.58). Namun demikian, masih terdapat tingkat kesalahan yang cukup tinggi, terutama pada *false negative* dengan persentase 42% untuk *chickenpox*, 20% untuk *cowpox*, dan 27% untuk *monkeypox*.



Gambar 9. Grafik F1-Score Pengujian

Sebagai pelengkap, grafik *F1-Score* pengujian (Gambar 9) digunakan untuk menilai keseimbangan antara *precision* dan *recall* pada berbagai *confidence threshold*. Grafik menunjukkan bahwa performa optimal tercapai pada *threshold* 0.166 dengan rata-rata *F1-Score* maksimum 0.73. Jika dilihat per kelas, *cowpox* menampilkan performa terbaik dengan kurva yang stabil, *monkeypox* berada pada tingkat sedang dengan tren penurunan moderat, sementara *chickenpox* konsisten menjadi yang terendah dengan penurunan tajam pada *threshold* lebih tinggi. Hal ini menegaskan bahwa deteksi lesi *chickenpox* masih menjadi tantangan utama bagi model YOLOv7.

Meskipun model YOLOv7 menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mendeteksi lesi kulit *monkeypox*, hasil evaluasi juga mengungkap beberapa keterbatasan penelitian. Pertama, jumlah dataset yang digunakan masih terbatas pada 1.500 citra dengan variasi kondisi kulit, pencahayaan, dan resolusi yang relatif homogen, sehingga kemampuan generalisasi model terhadap data klinis yang lebih beragam belum dapat dipastikan. Kedua, proses pelabelan citra dilakukan secara manual oleh peneliti tanpa verifikasi dari ahli dermatologi, yang dapat menyebabkan potensi bias anotasi. Ketiga, pengujian model hanya dilakukan pada dataset digital tanpa uji lapangan atau data pasien nyata, sehingga efektivitas model dalam konteks diagnosis medis masih perlu divalidasi lebih lanjut. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian selanjutnya dapat memperluas jumlah dan variasi dataset, menerapkan validasi medis oleh ahli, serta mengintegrasikan teknik *transfer learning* atau *ensemble methods* guna meningkatkan stabilitas performa dan kemampuan generalisasi model dalam mendeteksi lesi kulit berbasis citra dermatologi.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model deteksi lesi kulit berbasis YOLOv7 untuk tiga jenis penyakit, yaitu *monkeypox*, *cowpox*, dan *chickenpox*. Proses pelatihan menunjukkan stabilitas dengan tren *loss* yang konsisten menurun serta peningkatan metrik evaluasi. Model mencapai nilai *mAP@0.5* sebesar 89,2% dan *mAP@0.5:0.95* sebesar 58,4%, yang menegaskan potensi YOLOv7 dalam deteksi citra dermatologi.

Namun, performa antar kelas tidak merata. *Cowpox* dan *monkeypox* terdeteksi dengan baik, sedangkan *chickenpox* masih menjadi tantangan, ditandai dengan *F1-Score* rendah, jumlah *false negative* tinggi, serta misklasifikasi silang. Selain itu, performa optimal baru tercapai pada *threshold* 0,166 dengan *F1-Score* 0,73, yang tidak ideal untuk konteks klinis karena meningkatkan risiko *false positive* dan potensi overdiagnosis.

Dengan demikian, meskipun YOLOv7 menunjukkan potensi besar, implementasinya dalam praktik medis nyata masih memerlukan peningkatan kualitas dataset, diversifikasi citra, serta penyesuaian parameter pelatihan agar lebih andal dan sesuai untuk aplikasi klinis.

REFERENSI

- [1] S. Bin, G. Sun, and C.-C. Chen, "Spread of Infectious Disease Modeling and Analysis of Different Factors on Spread of Infectious Disease Based on Cellular Automata," *Int J Environ Res Public Health*, vol. 16, no. 23, p. 4683, Nov. 2019, doi: 10.3390/ijerph16234683.
- [2] N. F. Ahmad, "PELAKSANAAN PENCEGAHAN DAN PENGENDALIAN INFEKSI (PPI) DI PUSKESMAS TEMANGGUNG SELAMA MASA PANDEMI COVID-19," *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, vol. 11, no. 5, Sep. 2023, doi: 10.14710/jkm.v11i5.37073.
- [3] W. Garira and B. Maregere, "The transmission mechanism theory of disease dynamics: Its aims, assumptions and limitations," *Infect Dis Model*, vol. 8, no. 1, pp. 122–144, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.idm.2022.12.001.
- [4] M. Kes Jammu Huwriyati et al., *EPIDEMIOLOGI PENYAKIT MENULAR PENERBIT CV.EUREKA MEDIA AKSARA*. EUREKA MEDIA AKSARA, 2023.
- [5] L. Budiarto, A. A. Sabila, and H. C. Putri, "INFEKSI CACAR MONYET (MONKEYPOX)," *Jurnal Medika Utama*, vol. 04, no. 02, pp. 65–76, Jan. 2023, [Online]. Available: <http://jurnalmedikahutama.com>
- [6] A. Sorayaie Azar, A. Naemi, S. Babaei Rikan, J. Bagherzadeh Mohasefi, H. Pirnejad, and U. K. Wiil, "Monkeypox detection using deep neural networks," *BMC Infect Dis*, vol. 23, no. 1, p. 438, Jun. 2023, doi: 10.1186/s12879-023-08408-4.
- [7] Spencer Kimball, "WHO says mpox outbreak, the largest in history, no longer global health emergency," CNBC. Accessed: Dec. 23, 2024. [Online]. Available: <https://www.cnbc.com/2023/05/11/mpox-who-says-outbreak-no-longer-global-health-emergency.html>
- [8] WHO, "Multi-country monkeypox outbreak: situation update," [www.who.int](https://www.who.int/emergencies/disease-outbreak-news/item/2022-DON396). Accessed: Sep. 13, 2024. [Online]. Available: <https://www.who.int/emergencies/disease-outbreak-news/item/2022-DON396>
- [9] WHO, "2022-24 Mpox (Monkeypox) Outbreak: Global Trends," WHO. Accessed: Dec. 23, 2024. [Online]. Available: https://worldhealthorg.shinyapps.io/mpox_global/

- [10] Our World in Data, "Mpox: Cumulative confirmed and suspected cases, World," Our World in Data. Accessed: Dec. 23, 2024. [Online]. Available: https://ourworldindata.org/explorers/monkeypox?time=2022-05-24..latest&Metric=Confirmed+and+suspected+cases&Frequency=Cumulative&Relative+to+population=false&country=~OWID_WRL
- [11] Y. C. How, A. F. Ab. Nasir, K. F. Muhammad, A. P. P. Abdul Majeed, M. A. Mohd Razman, and M. A. Zakaria, "Glove Defect Detection Via YOLO V5," *MEKATRONIKA*, vol. 3, no. 2, pp. 25–30, Jan. 2022, doi: 10.15282/mekatronika.v3i2.7342.
- [12] S. N. Ali *et al.*, "Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models: A Feasibility Study," 2023. [Online]. Available: <https://monkey-pox-detector-mhealthlab.herokuapp.com/>
- [13] S.-C. Wang, C.-T. Tang, S.-M. Huang, and S.-Y. Wang, "Simulation Analysis and Optimization of Electromagnetic Vibration and Noise of Permanent Magnet Motor," *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 2024, doi: 10.1007/s42417-023-01257-0.
- [14] J. R. Terven and D. M. Cordova-Esparaza, "A COMPREHENSIVE REVIEW OF YOLO: FROM YOLOV1 TO YOLOV8 AND BEYOND UNDER REVIEW IN ACM COMPUTING SURVEYS," 2023.
- [15] C.-Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H.-Y. M. Liao, "YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detection," *arXiv preprint*, 2022.
- [16] F. Uysal, "Detection of Monkeypox Disease from Human Skin Images with a Hybrid Deep Learning Model," *Diagnostics*, vol. 13, no. 10, p. 1772, May 2023, doi: 10.3390/diagnostics13101772.
- [17] P. C. Kusuma and B. Soewito, "Multi-Object Detection Using YOLOv7 Object Detection Algorithm on Mobile Device," *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, vol. 5, no. 1, pp. 305–320, Dec. 2023, doi: 10.37385/jaets.v5i1.3207.
- [18] D. Datta, H. Prakash, and P. Singh, "Skin Cancer Detection with Edge Devices Using YOLOv7 Deep CNN," pp. 55–63, 2023, doi: 10.1007/978-981-99-6550-2_5.
- [19] N. A. AlSadhan, S. A. Alamri, M. M. Ben Ismail, and O. Bchir, "Skin Cancer Recognition Using Unified Deep Convolutional Neural Networks," *Cancers (Basel)*, vol. 16, no. 7, p. 1246, Mar. 2024, doi: 10.3390/cancers16071246.
- [20] V. Varbanova and P. Beutels, "Recent quantitative research on determinants of health in high income countries: A scoping review," *PLoS One*, vol. 15, no. 9, p. e0239031, Sep. 2020, doi: 10.1371/journal.pone.0239031.
- [21] E. M. Bunge *et al.*, "The changing epidemiology of human monkeypox—A potential threat? A systematic review," *PLoS Negl Trop Dis*, vol. 16, no. 2, p. e0010141, Feb. 2022, doi: 10.1371/journal.pntd.0010141.
- [22] E. M. Beer and V. B. Rao, "A systematic review of the epidemiology of human monkeypox outbreaks and implications for outbreak strategy," *PLoS Negl Trop Dis*, vol. 13, no. 10, p. e0007791, Oct. 2019, doi: 10.1371/journal.pntd.0007791.
- [23] E. Elyan *et al.*, "Computer vision and machine learning for medical image analysis: recent advances, challenges, and way forward," *Artificial Intelligence Surgery*, 2022, doi: 10.20517/ais.2021.15.
- [24] H. Cui, L. Hu, and L. Chi, "Advances in Computer-Aided Medical Image Processing," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 12, p. 7079, Jun. 2023, doi: 10.3390/app13127079.
- [25] D. N. Triwibowo, E. Utami, Sukoco, and S. Raharjo, "Analysis of Classification and Calculation of Vehicle Type at APILL Intersection Using YOLO Method and Kalman Filter," in *2021 3rd International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS)*, IEEE, Oct. 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICORIS52787.2021.9649607.
- [26] M. Hussain, "YOLOV5, YOLOV8 AND YOLOV10: THE GO-TO DETECTORS FOR REAL-TIME VISION," *arXiv preprint*, 2024.
- [27] R. Umar, I. Riadi, and P. Purwono, "Klasifikasi Kinerja Programmer pada Aktivitas Media Sosial dengan Metode Stochastic Gradient Descent," *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, vol. 5, no. 2, p. 55, May 2020, doi: 10.31328/jointecs.v5i2.1324.
- [28] Wang Li, Shu Xin, Zhang Wei, and Chen Yunfang, *Big Data and Security*, vol. 1210. in Communications in Computer and Information Science, vol. 1210. Singapore: Springer Singapore, 2020. doi: 10.1007/978-981-15-7530-3.
- [29] R. Padilla, S. L. Netto, and E. A. B. da Silva, "A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms," in *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, IEEE, Jul. 2020, pp. 237–242. doi: 10.1109/IWSSIP48289.2020.9145130.
- [30] Joydip Paul, TensorKitty, Md Tazuddin Ahmed, and Tasnim Jahan Peana, "Monkeypox Skin Lesion Dataset," Kaggle. Accessed: Nov. 14, 2024. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/joydippaul/mpox-skin-lesion-dataset-version-20-msld-v20?select=Original+Images>
- [31] WongKinYiu, "yolov7," GitHub. Accessed: Jul. 04, 2025. [Online]. Available: <https://github.com/WongKinYiu/yolov7>