

Perancangan Sistem Deteksi Tuberkulosis Menggunakan Metode YOLOv8

1st Fudhla Ramadhana Yasman
School of Electrical Engineering
Telkom University
Bandung, Indonesia

fudhlaaa@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Hilman Fauzi
School of Electrical Engineering
Telkom University
Bandung, Indonesia

hilmanfauzitsp@telkomuniversity.ac.id

3rd Nur Ibrahim
School of Electrical Engineering
Telkom University
Bandung, Indonesia

nuribrahim@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Tuberkulosis (TBC) masih menjadi salah satu masalah kesehatan utama di Indonesia, khususnya di wilayah dengan keterbatasan tenaga medis. Deteksi dini menggunakan citra x-ray merupakan pendekatan yang efektif untuk mendukung diagnosis, namun terbatasnya jumlah dokter radiologi menjadi kendala tersendiri. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi tuberkulosis berbasis aplikasi desktop yang mengintegrasikan algoritma YOLOv8 dengan input citra x-ray dari webcam. Model YOLOv8 dilatih menggunakan dataset tiga kelas (Normal, Pneumonia, TBC) dan dievaluasi berdasarkan metrik *precision*, *recall*, dan *mAP@50*. Hasil pelatihan menunjukkan performa *fine-tuned* yang optimal dengan *precision* sebesar 0,942, *recall* sebesar 0,936, dan *mAP@50* sebesar 0,543. Sistem ini dirancang untuk berjalan secara lokal tanpa instalasi kompleks, menjadikannya praktis untuk digunakan di fasilitas layanan primer. Pengujian menunjukkan sistem mampu mendeteksi citra x-ray secara *real-time* pada jarak 40–60 cm dengan hasil visual berupa *bounding box*. Evaluasi oleh dokter spesialis paru menunjukkan tingkat kesesuaian tinggi antara hasil model dan interpretasi medis. Meskipun dibutuhkan peningkatan dalam membedakan pneumonia dan TBC, sistem ini menunjukkan potensi sebagai alat bantu skrining dini yang efektif dan adaptif.

Kata kunci— Tuberkulosis, YOLOv8, Deep Learning, Sistem Deteksi

I. PENDAHULUAN

Tuberkulosis (TBC) merupakan salah satu masalah kesehatan global yang masih belum terselesaikan hingga saat ini. Meskipun berbagai kemajuan telah dicapai dalam hal diagnosis dan pengobatan, penyakit ini tetap menjadi penyebab utama kematian, terutama di negara-negara berkembang. Di Indonesia, TBC masih menjadi isu kesehatan yang serius. Berdasarkan laporan Riskesdas 2024, jumlah kasus TBC di Indonesia mencapai lebih dari 724.000 kasus pada tahun 2022 dan meningkat menjadi 809.000 kasus pada tahun 2023 [1]. Dengan angka kematian mencapai 93.000 per tahun, Indonesia menempati peringkat ketiga di dunia setelah India dan Cina [2]. Fakta ini menekankan pentingnya pengembangan metode deteksi dini yang akurat dan mudah diakses untuk mendukung pengendalian dan pengobatan penyakit ini secara efektif.

Pemeriksaan x-ray dada telah lama digunakan sebagai metode skrining awal untuk mendeteksi indikasi infeksi TBC. Seiring berkembangnya teknologi, pendekatan berbasis kecerdasan buatan, khususnya deep learning, telah menunjukkan potensi besar dalam mendeteksi penyakit dari citra radiologi. Salah satu penelitian sebelumnya, yang menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan citra x-ray sebagai normal atau tuberkulosis, berhasil mencapai akurasi sebesar 92,5%. Namun, penerapan teknologi ini secara luas masih menghadapi kendala, terutama terkait keterbatasan perangkat diagnostik modern dan minimnya jumlah tenaga medis seperti dokter spesialis radiologi di berbagai wilayah.

Untuk menjawab tantangan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem deteksi tuberkulosis berbasis aplikasi desktop yang memanfaatkan algoritma YOLOv8 (*You Only Look Once*). Algoritma ini dikenal unggul dalam deteksi objek secara *real-time* dan memiliki efisiensi tinggi dalam pengolahan citra. Sistem yang dirancang dilengkapi dengan perangkat webcam untuk memindai hasil citra x-ray dan secara otomatis mengidentifikasi keberadaan bercak tuberkulosis. Tidak hanya dirancang agar dapat berjalan secara lokal tanpa proses instalasi kompleks, sistem ini juga bertujuan untuk memberikan solusi yang praktis dan mudah diakses oleh tenaga medis, terutama di fasilitas layanan primer dengan keterbatasan perangkat dan keahlian khusus.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi TBC berbasis YOLOv8, mengevaluasi performa model dalam mendeteksi bercak pada citra x-ray, serta menguji kinerja sistem dalam kondisi nyata melalui input kamera pada berbagai jarak. Selain itu, hasil deteksi yang diperoleh dari model juga akan dibandingkan dengan interpretasi dokter spesialis paru sebagai bentuk validasi kualitatif terhadap sistem yang dikembangkan.

II. KAJIAN TEORI

Bab ini membahas teori dan konsep utama yang menjadi dasar penelitian, meliputi anatomi paru-paru, penyakit tuberkulosis, pemeriksaan citra x-ray, serta teknologi deteksi objek menggunakan metode seperti

YOLOv8 dan arsitektur jaringan saraf yang mendukung pengembangan model deteksi.

A. Tuberkulosis (TBC)

Tuberkulosis adalah penyakit yang disebabkan oleh infeksi bakteri *Mycobacterium Tuberculosis* pada paru-paru. Bakteri tersebut menyerang paru-paru yang menyebabkan gangguan pernapasan seperti batuk kronis dan sesak napas [3]. Setelah bakteri masuk dan berkumpul di paru-paru mereka dapat berkembang biak, terutama pada individu dengan sistem imun yang lemah dan menyebar melalui pembuluh darah atau kelenjar getah bening. Akibatnya infeksi TBC bisa menyerang hampir semua organ tubuh termasuk paru-paru, saluran pencernaan, otak, ginjal, dan kelenjar getah bening. Namun, organ yang paling sering terpengaruh adalah paru-paru [4]. Pada Gambar 1 terdapat paru-paru yang terkena *Mycobacterium Tuberculosis*.



GAMBAR 1

Paru-paru terkena Tuberkulosis [5].

B. Pneumonia

Pneumonia merupakan salah satu jenis infeksi saluran pernapasan bawah akut yang menyerang parenkim paru, termasuk alveolus dan jaringan interstitial. Penyebab utama dari kondisi ini adalah infeksi mikroorganisme patogen, dengan virus dan bakteri yang menyerang jaringan paru. Di antara bakteri yang paling sering ditemukan sebagai penyebab pneumonia adalah *Streptococcus pneumoniae*, *Haemophilus influenzae*, *Staphylococcus aureus*, serta bakteri lainnya seperti *Chlamydia pneumoniae* dan *Mycoplasma pneumoniae* [6]. Pada Gambar 2 dapat dilihat paru-paru yang terkena pneumonia.



GAMBAR 2

Paru-paru terkena Pneumonia [5].

C. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

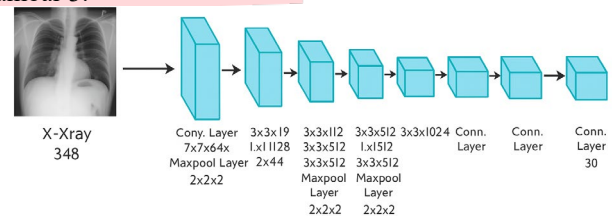
Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) merupakan salah satu metode peningkatan kualitas citra yang bekerja secara lokal, dengan membagi gambar ke dalam blok-blok kecil (tiles) dan melakukan *histogram equalization* secara independen pada masing-masing blok. Berbeda dengan metode *histogram equalization* konvensional yang diterapkan secara global, pendekatan ini mampu meningkatkan kontras secara adaptif sesuai dengan karakteristik lokal citra. Untuk menghindari peningkatan *noise* yang berlebihan, khususnya pada area dengan intensitas

homogen, CLAHE menerapkan batas atas distribusi *histogram* (*clipping limit*) sebelum redistribusi nilai intensitas dilakukan. Setelah proses peningkatan kontras pada tiap blok selesai, hasilnya disatukan kembali menggunakan metode interpolasi bilinear agar transisi antar blok tetap halus dan tidak menimbulkan artefak visual [7].

CLAHE dapat diterapkan secara lebih efektif pada ruang warna LAB dibandingkan ruang warna RGB. Ruang warna LAB memisahkan komponen *Luminance* (L) yang mempresentasikan kecerahan, dari komponen (A) dan (B) yang mempresentasikan informasi warna (krominans). Pemisahan ini memungkinkan proses peningkatan kontras dilakukan secara selektif hanya pada kanal (L), tanpa mempengaruhi keseimbangan warna asli gambar [7].

D. YOLO (You Only Look Once)

Sebagai elemen algoritma CNN berbasis pembelajaran mendalam, YOLO dikembangkan dengan kemampuan ganda – mendeteksi posisi objek menggunakan kotak pembatas dan melakukan proses klasifikasi pada input berupa gambar [8]. Arsitektur YOLO dapat dilihat pada Gambar 3.



GAMBAR 3

Arsitektur YOLO [8].

Arsitektur YOLO yang terdiri dari susunan kompleks sebanyak 24 lapisan konvolusional, empat tingkat max pooling, dan dua lapisan *fully connected*. Jumlah 24 ini mencakup satu lapisan awal 7x7x64, satu lapisan 3x3x192, serta beberapa blok kombinasi 1x1 dan 3x3 seperti 1x1x256 dan 3x3x512 yang diulang beberapa kali, termasuk blok 1x1x512 dan 3x3x1024. Lapisan 1x1 digunakan untuk mengurangi dimensi *feature map* agar lebih efisien tanpa kehilangan informasi penting. Seluruh struktur ini dirancang untuk mengekstraksi fitur dan menghasilkan output berupa posisi objek, skor keyakinan, serta klasifikasi dalam satu proses terintegrasi [9].

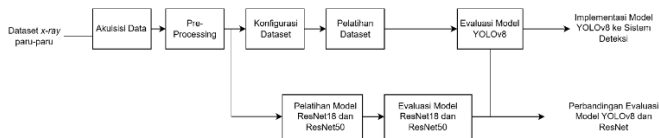
Kelebihan utama YOLO terletak pada kemampuannya mengeksekusi deteksi secara *real-time* dengan efisiensi tinggi, dengan tetap mempertahankan akurasi yang optimal. Dalam perkembangannya, YOLOv8 yang dirilis pada tahun 2023 membawa peningkatan performa dalam hal kecepatan, presisi, dan efisiensi dibandingkan generasi sebelumnya [8].

III. PERANCANGAN SISTEM

Bab ini membahas perancangan sistem yang menjadi fokus utama penelitian, meliputi alur kerja penelitian.

A. Diagram Alir Penelitian

Subbab ini menjelaskan secara sistematis tahapan yang dilakukan dalam proses penelitian, yang mencakup seluruh rangkaian kegiatan mulai dari akuisi data citra *x-ray* paru-paru hingga implementasi model ke dalam sistem deteksi tuberkulosis. Gambaran diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 4.



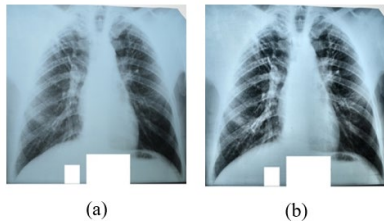
GAMBAR 4
Diagram Alir Penelitian

B. Akuisisi data

Proses akuisisi data dalam penelitian ini bertujuan untuk mengumpulkan data yang akan digunakan dalam pelatihan model. Dataset pada penelitian kali ini diperoleh dari Kaggle dengan judul *Chest X-Ray (Pneumonia, Covid-19, Tuberculosis)*. Kelas yang digunakan dalam penelitian ini hanya menggunakan tiga kategori, yaitu: Normal, Pneumonia, dan Tuberkulosis. Untuk dataset penelitian ini berformat JPEG dengan resolusi 512 x 512 px [4].

C. Pre-Processing

Pada tahap *pre-processing* citra, digunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) sebagai teknik peningkatan kualitas visual citra *x-ray*. Metode ini sangat berguna untuk meningkatkan pola-pola bercak halus yang terdapat pada citra *x-ray*. Dalam implementasinya, citra dikonversi dahulu ke ruang warna LAB, dan CLAHE diterapkan pada channel L (*Luminance*) untuk meningkatkan kecerahan lokal tanpa mengganggu komponen warna lainnya. Metode ini menggunakan parameter *clipLimit* = 2.0 dan *tileGridsize* = (8, 8), yang membagi citra menjadi grid kecil agar peningkatan lebih terkontrol dan adaptif. Hasil perbedaan citra *x-ray* yang sebelum dan sesudah CLAHE dapat dilihat pada Gambar 5

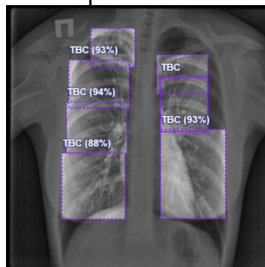


GAMBAR 5

Hasil perbedaan (a) sebelum CLAHE, (b) sesudah CLAHE

D. Anotasi Dataset

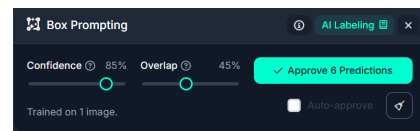
Dalam tahap anotasi dataset, setiap citra *x-ray* diberi penandaan menggunakan *bounding box* untuk menandakan area yang terindikasi TBC. Angka persentase yang terlihat pada setiap kotak merupakan *confidence score*, yaitu tingkat keyakinan model terhadap prediksi tersebut. Seperti pada Gambar 6, tercantum angka pada box "93%", maka model memperkirakan dengan tingkat keyakinan sebesar 93% bahwa area tersebut merupakan lokasi bercak tuberkulosis.



GAMBAR 6

Tampilan Anotasi Dataset

Setiap kotak prediksi dilengkapi dengan label kelas TBC berdasarkan dua parameter, yaitu parameter *confidence* dan *overlap*. Parameter *Confidence* dan *overlap* yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 7.



GAMBAR 7

Parameter Confidence dan Overlap

Pengaturan nilai *confidence* yang tinggi (80–90%) digunakan untuk memastikan bahwa sistem hanya menampilkan *bounding box* pada area yang benar-benar diyakini sebagai bercak TBC, sehingga mengurangi *false positive* dan meningkatkan akurasi visualisasi. Di sisi lain, *overlap threshold* sebesar 45% dipilih untuk menjaga keseimbangan antara jumlah dan posisi kotak prediksi. Nilai ini dinilai optimal dalam menghindari duplikasi deteksi berlebih maupun penggabungan kotak yang berlebihan, sehingga hasil deteksi tetap jelas dan efisien untuk dianalisis.

E. Pembagian Dataset

Setelah proses pelabelan dataset selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah membagi dataset ke dalam tiga subset utama yang digunakan dalam proses pelatihan model, yaitu *training*, *testing*, dan *validation*. Pembagian dataset ini dilakukan menggunakan fitur *custom split* yang tersedia pada platform Roboflow. Dalam penelitian ini, pembagian dataset dilakukan dengan rasio 70:20:10, yaitu 70% untuk *training*, 20% untuk *validation*, 10% untuk *testing*. Dapat dilihat pada Tabel 1 untuk halaman pembagian dataset pada Roboflow.

TABEL 1
Pembagian Dataset

Kategori	Jumlah Gambar	Persentase (%)
Training Set	945	70%
Validation Set	270	20%
Test Set	135	10%
Total	1350	100%

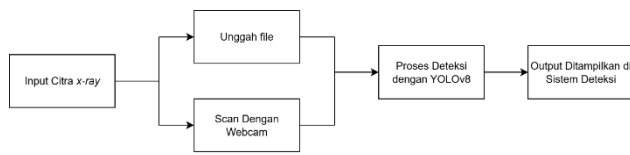
F. Pelatihan dan Evaluasi Dataset

Pelatihan model dilakukan dalam dua tahap. Tahap pertama menggunakan fitur *trained model* di Roboflow dengan konfigurasi default untuk menghasilkan model dasar. Tahap kedua dilakukan secara manual di Google Colab menggunakan dua pendekatan base model dan *fine-tuned* model dengan pengaturan pelatihan yang lebih fleksibel, seperti jumlah *epoch*, *batch size*, dan *learning rate*. Tujuan utamanya adalah mengoptimalkan akurasi deteksi bercak tuberkulosis oleh model YOLOv8.

Lalu dilakukan evaluasi model YOLOv8 dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *mAP@50* untuk mengukur akurasi deteksi bercak TBC pada citra *x-ray*. Hasil evaluasi ini menjadi dasar penilaian kelayakan model untuk diimplementasikan dalam sistem deteksi TBC.

G. Diagram Alir Sistem Deteksi

Diagram alir kerja sistem deteksi untuk menjelaskan alur kerja sistem deteksi yang dirancang, dimulai dari penerimaan input citra *x-ray* oleh pengguna. Sistem menyediakan dua metode input, yaitu melalui unggah file citra *x-ray* digital atau pemindaian langsung menggunakan webcam. Kedua jenis input tersebut selanjutnya diproses oleh model deteksi YOLOv8 untuk mengidentifikasi keberadaan bercak yang mengidentifikasi kondisi normal, pneumonia, atau tuberkulosis. Hasil deteksi kemudian ditampilkan pada sistem deteksi dalam bentuk *bounding box*. Diagram alir dapat dilihat pada Gambar 8.



GAMBAR 8

Diagram Alir Kerja Sistem Deteksi

H. Pengujian Sistem Deteksi

Pengujian pada sistem mencakup dua aspek yaitu pengujian jarak optimal kamera, dan uji kualitatif oleh tenaga medis. Pengujian terhadap jarak optimal antara kamera dan citra *x-ray*, untuk memastikan bahwa hasil pemindaian tetap akurat dan dapat dikenali dengan baik oleh model deteksi yang diimplementasikan ke sistem deteksi tuberkulosis. Dalam pengujian ini, dilakukan pengujian pada empat variasi jarak, yaitu 40 cm, 60 cm, 80 cm dan 100 cm. Sebagai pelengkap, dilakukan uji kualitatif oleh tenaga medis yang bertujuan untuk mengevaluasi kesesuaian hasil deteksi model dengan interpretasi klinis. Pengujian ini dilakukan dengan memberikan sampel citra *x-ray* kepada dokter spesialis paru-paru. Dalam proses ini dokter diminta untuk menandakan area bercak yang menunjukkan indikasi bercak TBC, pneumonia, maupun kondisi normal. Hasil dokter ini digunakan sebagai acuan dalam menilai tingkat akurasi model dalam mendeteksi area bercak pada paru-paru.

IV. HASIL DAN ANALISIS

Bab ini memaparkan hasil pengujian yang telah dilaksanakan oleh model dan sistem, serta analisis terhadap kinerja dan efektivitasnya. Pembahasan difokuskan pada evaluasi performa model, serta interpretasi data yang relevan guna mendukung pencapaian tujuan penelitian.

A. Hasil Model YOLOv8

Evaluasi kinerja ini dilakukan menggunakan data uji (test set) yang mencakup metrik *precision*, *recall*, dan *mAP@50* yang mempresentasikan tingkat ketepatan prediksi dan akurasi deteksi *bounding box*. Hasil model YOLOv8 dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL 2
Hasil Metrik YOLOv8

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>mAP@50</i>
All	0.942	0.936	0.543
Non	1.00	0.827	0.610
PNM	0.936	1.00	0.500
TBC	0.882	1.00	0.520

Hasil evaluasi performa menunjukkan peningkatan yang signifikan, dengan nilai *precision* keseluruhan menjadi 0.942, dengan *recall* sebesar 0.936, serta nilai *mAP@50* mencapai 0.543. Hasil ini menunjukkan kemampuan model dalam mengenali bercak penyakit secara lebih akurat dan stabil.

Diantara ketiga kelas yang diuji, performa terbaik dihasilkan oleh kelas NON (normal) dengan *precision* sempurna sebesar 1.00, meskipun *recall*-nya sebesar 0.827, serta *mAP@50* mencapai 0.610. Hal ini menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam mengidentifikasi citra normal, walaupun masih terdapat beberapa citra normal yang salah terdeteksi sebagai bercak. Pada kelas PNM (pneumonia), model menunjukkan performa sangat baik dengan *recall* sempurna sebesar 1.00,

precision sebesar 0.936, dan *mAP@50* sebesar 0.500, yang menandakan bahwa seluruh citra pneumonia berhasil dikenali tanpa kesalahan, namun masih terdapat sedikit prediksi yang salah terklasifikasi sebagai pneumonia.

Sementara itu, pada kelas TBC (tuberkulosis), model juga menunjukkan performa stabil dengan *precision* sebesar 0.882, *recall* sebesar 1.00, dan *mAP@50* sebesar 0.520. Ini mengindikasikan bahwa seluruh citra TBC berhasil dikenali, meskipun terdapat beberapa prediksi positif yang kurang tepat. Hal ini menandakan bahwa model tetap mampu mengenali pola bercak tuberkulosis secara andal meskipun memiliki kemiripan bercak dengan pneumonia. Secara keseluruhan, evaluasi menunjukkan bahwa model konsistensi dalam mendeteksi bercak paru-paru.

B. Hasil Pengujian Sistem

Berdasarkan hasil pengujian sistem secara menyeluruh, pengujian jarak optimal kamera menunjukkan bahwa jarak 40-60 cm merupakan rentang ideal untuk memperoleh hasil deteksi yang jelas dan stabil. Pada jarak 80 cm, kualitas deteksi mulai menurun. Sementara itu, pada jarak 100 cm *bounding box* tidak lagi muncul akibat rendahnya kontras dan ukuran citra. Hasil ini penting bagi pengguna agar sistem dioperasikan dalam jarak yang sesuai guna mempertahankan tingkat keyakinan model dalam mendeteksi bercak paru-paru.

Uji kualitatif oleh tenaga medis menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi bercak dengan lokasi bercak yang sesuai dengan hasil penandaan dokter. Meskipun terdapat perbedaan hasil pada salah satu sampel, namun area yang ditandai tetap berada pada posisi yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali bercak paru-paru, meskipun masih diperlukan pengembangan lanjutan untuk meningkatkan ketepatan dalam membedakan karakteristik visual bercak antara pneumonia dan tuberkulosis.

Secara keseluruhan, sistem deteksi tuberkulosis yang dirancang telah menunjukkan kinerja yang baik, tidak hanya dalam akurasi model tetapi juga pada aspek implementasi sistem secara menyeluruh. Dengan konfigurasi yang sederhana, sistem ini dapat menjadi solusi praktis untuk mendukung proses interpretasi citra *x-ray* secara langsung oleh tenaga medis, khususnya dalam kondisi layanan kesehatan dengan keterbatasan tenaga medis.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi tuberkulosis berbasis aplikasi desktop yang terintegrasi dengan model YOLOv8, menggunakan input citra *x-ray* yang menggunakan perangkat *webcam*. Sistem ini dirancang agar dapat beroperasi secara lokal tanpa memerlukan proses instalasi yang kompleks, sehingga memudahkan penerapannya pada berbagai jenis fasilitas kesehatan, khususnya yang tidak memiliki akses terhadap sistem deteksi yang canggih dan tenaga medis spesialis. Dengan memanfaatkan kamera sebagai sumber akuisisi citra, sistem mampu melakukan pemrosesan gambar secara efisien dan memberikan solusi praktis bagi tenaga medis dalam pelaksanaan skrining awal tuberkulosis oleh tenaga medis.

Model YOLOv8 dalam mendeteksi tuberkulosis menunjukkan hasil yang sangat baik dalam mendeteksi

tuberkulosis. Evaluasi metrik performa menunjukkan peningkatan signifikan, dengan nilai *precision* sebesar 0.942, *recall* sebesar 0.936, dan *mAP@50* mencapai 0.543. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi bercak tuberkulosis secara akurat dan konsisten pada citra *x-ray*. Hasil ini menunjukkan bahwa proses pelatihan lanjutan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola-pola bercak pada citra *x-ray*.

Selain itu, sistem yang dikembangkan terbukti mampu melakukan proses pemindaian citra *x-ray* secara *real-time* melalui kamera, dengan hasil deteksi yang divisualisasikan melalui *bounding box* untuk menunjukkan area bercak yang teridentifikasi. Berdasarkan hasil pengujian, kamera bekerja secara optimal pada jarak 40-60 cm dari citra *x-ray*. Pada jarak tersebut citra yang dihasilkan memiliki tingkat kejelasan yang cukup baik untuk mendukung deteksi bercak paru secara akurat oleh sistem. Evaluasi kualitatif oleh tenaga medis spesialis paru menunjukkan bahwa sistem memiliki kesesuaian lokasi bercak yang dihasilkan oleh model dengan hasil yang ditandai oleh dokter, meskipun masih terdapat perbedaan hasil antara pneumonia dan tuberkulosis, namun kesamaan posisi bercak mengindikasikan bahwa model telah mampu mengenali area bercak secara tepat, meskipun jenis penyakitnya masih perlu ditingkatkan lebih lanjut.

REFERENSI

- [1] Kemenkes, "Kasus TBC Tinggi Karena Perbaikan Sistem Deteksi dan Pelaporan," Sehat Negeriku, 29 January 2024. [Online]. Available: <https://sehatnegeriku.kemkes.go.id/baca/rilis-media/20240129/2644877/kasus-tbc-tinggi-karena-perbaikan-sistem-deteksi-dan-pelaporan/>. [Accessed 24 October 2024].
- [2] Kemenkes, "Tahun ini, Kemenkes Rencanakan Skrining TBC Besar-besaran," Sehat Negeriku, 22 March 2022. [Online]. Available: <https://sehatnegeriku.kemkes.go.id/baca/rilis-media/20220322/4239560/tahun-ini-kemenkes-rencanakan-skrining-tbc-besar-besaran/>. [Accessed 24 October 2024].
- [3] I. H. W, D. J. M.Si, and D. A. R. S.T., M.T., "Klasifikasi Suara Paru-Paru Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *e-Proceeding Engineering*, vol. 8, no. 2, p. 3218, 2021.
- [4] j. "Chest X-Ray (Pneumonia, Covid-19,Tuerculosis)," Kaggle, 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/jtiptj/chest-xray-pneumoniacovid19tuberculosis/code>. [Accessed 19 Mei 2025].
- [5] "Tuberculosis," Interventional Pulmonology & Lung Clinic, [Online]. Available: <https://iplungclinic.com/id/condition/tuberkulosis/>. [Accessed 1 November 2024].
- [6] A. S. Ramelina and R. Sari, "Pneumonia Pada Perempuan Usia 56 Tahun : Laporan Kasus," *Proceeding of The 15th Continuing Medical Education*, 2022.
- [7] R. Das, "Histogram Equalization CLAHE Alghorithm," Medium, 14 Juli 2020. [Online]. Available: <https://medium.com/imagecraft/histogram-equalization-clahe-algorithm-8841d402fc76>. [Accessed 3 Juli 2025].
- [8] S. Bhomik, S. and S., "Mastering All YOLO Models form YOLOv1 to YOLOv12," LearnOpenCV, 16 April 2024. [Online]. Available: <https://learnopencv.com/mastering-all-yolo-models/>. [Accessed 19 Juni 2025].
- [9] T. Wahyudi, "Studi Kasus Pengembangan dan Penggunaan Atificial Intelligence (AI) sebagai Penunjang Kegiatan Masyarakat Indonesia," *Indonesia Journal on Software Engineering (IJSE)*, vol. 9, no. 1, pp. 28-32, 2022.