

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi *computer aided diagnosis* (CAD) berbasis *deep learning* telah membuka peluang besar dalam otomatisasi interpretasi citra medis, khususnya pada citra rontgen dada. Keterbatasan jumlah tenaga radiologi yang terampil di berbagai negara berkembang, termasuk Indonesia, menciptakan kesenjangan yang signifikan dalam penanganan volume data medis yang terus meningkat. Kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, telah terbukti mampu mengatasi kesenjangan tersebut dengan menganalisis citra medis secara otomatis dan konsisten (Doppala dkk., 2023).

Salah satu kondisi medis yang memerlukan deteksi dini akurat melalui citra rontgen dada adalah Kardiomegali, yaitu pembesaran jantung yang menjadi indikator awal gangguan kardiovaskular serius seperti gagal jantung dan hipertensi. Secara global, penyakit kardiovaskular diproyeksikan menyebabkan hingga 35,6 juta kematian pada tahun 2050, meningkat dari 20,5 juta pada 2025 (Chong dkk., 2025). Diagnosis kardiomegali dilakukan melalui perhitungan *Cardiothoracic Ratio* (CTR) pada citra rontgen dada, namun metode manual yang mengandalkan interpretasi radiolog sering kali memerlukan waktu lama dan rentan terhadap variabilitas antar pemeriksa.

Dalam upaya mengotomatisasi prediksi kardiomegali, berbagai penelitian telah mengeksplorasi pendekatan *deep learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN dipilih karena kemampuannya mengekstraksi fitur spasial secara otomatis dari citra, menjadikannya unggul dalam tugas deteksi objek medis dibandingkan arsitektur seperti *Artificial Neural Network* (ANN) maupun *Recurrent Neural Network* RNN (Alzubaidi dkk., 2021). Pengembangan lebih lanjut dilakukan oleh Sarpotdar (2022) yang mengintegrasikan CNN dengan teknik segmentasi untuk meningkatkan sensitivitas dan spesifisitas deteksi kardiomegali, menunjukkan bahwa kombinasi arsitektur mampu mengatasi keterbatasan model tunggal.

Kemajuan signifikan dalam deteksi objek berbasis deep learning ditandai dengan hadirnya keluarga model YOLO (You Only Look Once), yang menawarkan keseimbangan antara akurasi dan kecepatan inferensi secara real-time. Dari berbagai versi YOLO yang tersedia, penelitian ini secara spesifik memilih YOLOv8 berdasarkan beberapa pertimbangan empiris dan arsitektural. Pertama, YOLOv8 telah terbukti secara konsisten mengungguli versi-versi sebelumnya pada tugas deteksi berbasis citra dada. Elavarasu & Govindaraju (2024) membuktikan bahwa YOLOv8 mengungguli YOLOv7 pada deteksi karsinoma pulmoner dengan peningkatan akurasi sebesar 3,0% (mAP@0.5 sebesar 53,3% vs 50,3%), berkat desain anchor-free yang lebih baik dalam mendeteksi objek dengan variasi ukuran halus.

Sebelumnya, Padilla dkk. (2020) yang menggunakan YOLOv5 pada citra rontgen dada hanya memperoleh akurasi 61%, mengindikasikan keterbatasan arsitektur generasi sebelumnya pada domain citra medis. Kedua, meskipun versi-versi YOLO yang lebih baru telah bermunculan (YOLOv9, YOLOv10, YOLOv11), YOLOv8 menawarkan keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi yang sesuai untuk konteks klinis. Pada benchmark COCO, YOLOv8n mencapai mAP@50-95 sebesar 37,3% dengan latensi hanya 1,47 ms pada GPU T4, sementara YOLOv9 memerlukan parameter dan kompleksitas yang lebih tinggi untuk pencapaian akurasi yang sebanding. Studi benchmarking oleh Patsidis dkk. (2025) pada model YOLO skala nano mengonfirmasi bahwa YOLOv8n mencapai lokalisasi terbaik pada threshold IoU ketat (mAP@50-95: 55,7%) dibandingkan YOLOv10n dan YOLOv12n, menjadikannya lebih robust untuk tugas deteksi yang memerlukan presisi lokalisasi tinggi. Ketiga, YOLOv8 memiliki ekosistem yang paling matang dan fleksibel, mendukung tidak hanya deteksi objek tetapi juga segmentasi, klasifikasi, dan estimasi pose dalam satu framework, memberikan kemudahan implementasi dan kustomisasi arsitektur melalui modifikasi backbone.

Aspek kustomisasi ini menjadi krusial karena penelitian ini memerlukan modifikasi backbone standar CSPDarknet53 dengan ResNet-50. Fistranda (2024) membandingkan berbagai varian YOLOv8 untuk deteksi kardiomegali dan menemukan bahwa YOLOv8x mencapai akurasi tertinggi 0,867, namun dengan

kompleksitas komputasi yang lebih besar, sehingga optimalisasi backbone menjadi strategi yang lebih efisien dibandingkan sekadar memperbesar skala model.

Perlu ditekankan bahwa pendekatan yang dipilih dalam penelitian ini berbeda secara fundamental dari pendekatan klasifikasi biner (cardiomegaly vs normal) yang umum digunakan dalam studi-studi sebelumnya. Alih-alih langsung memprediksi keberadaan kardiomegali, model yang dikembangkan bertujuan mendeteksi dan melokalisasi dua struktur anatomis utama rongga dada dan jantung melalui bounding box, untuk kemudian menghitung Cardiothoracic Ratio (CTR) secara otomatis dari koordinat bounding box yang dihasilkan. Pendekatan ini memiliki justifikasi klinis yang kuat: dalam praktik radiologi, diagnosis kardiomegali tidak didasarkan pada klasifikasi visual semata, melainkan pada pengukuran kuantitatif CTR (Defined dkk., 2020).

Sogancioglu dkk. (2024) membuktikan bahwa algoritma berbasis segmentasi untuk kalkulasi CTR otomatis mampu diterima oleh 76,5% radiolog tanpa perlu penyesuaian, menunjukkan relevansi klinis dari pendekatan pengukuran otomatis. Oleh karena itu, framework object detection berbasis YOLO yang menghasilkan bounding box merupakan pilihan yang paling logis, karena koordinat bounding box dapat langsung dikonversi menjadi ukuran lebar jantung dan lebar rongga dada untuk perhitungan CTR, pendekatan yang secara arsitektural lebih sederhana dan interpretable dibandingkan pendekatan segmentasi penuh berbasis U-Net, namun tetap memberikan informasi kuantitatif yang dibutuhkan klinisi. Rajaraman dkk. (2025) juga menunjukkan bahwa model YOLO mampu mendeteksi secara simultan region jantung dan paru pada citra rontgen dada, mendukung kelayakan pendekatan multi-organ detection untuk kalkulasi CTR.

Meskipun YOLOv8 menunjukkan performa yang menjanjikan, beberapa studi mengidentifikasi keterbatasan backbone standar CSPDarknet53 saat diterapkan pada citra rontgen dada yang umumnya memiliki kontras rendah dan variasi anatomis yang halus. Ragab dkk. (2024) dalam systematic literature review mereka menekankan bahwa optimalisasi arsitektur, augmentasi data, dan hyperparameter menjadi faktor kritis untuk meningkatkan performa YOLOv8 pada citra medis. Mahmood dkk. (2025) mengembangkan YOLOv8_HEART yang mencapai mAP

0,848, namun tidak mengeksplorasi optimalisasi backbone untuk citra kontras rendah. Keterbatasan ini memunculkan kebutuhan akan penguatan backbone YOLOv8 dengan arsitektur yang lebih mampu menangkap fitur-fitur halus pada citra medis.

Dalam konteks penguatan backbone, penelitian ini memilih ResNet-50 secara spesifik berdasarkan tiga justifikasi ilmiah. Pertama, ResNet-50 memiliki keunggulan yang telah teruji dalam ekstraksi fitur citra medis dengan kontras rendah dan perbedaan visual yang relatif tipis. Eisentraut dkk. (2025) membuktikan bahwa arsitektur berbasis ResNet-50 dengan preprocessing optimal mencapai akurasi 99,2% untuk deteksi tuberkulosis pada citra rontgen dada — kondisi citra yang serupa dengan analisis kardiomegali. Dehbozorgi dkk. (2025) dalam studi komparatif metode ekstraksi fitur pada citra medis menunjukkan bahwa ResNet-50 meningkatkan sensitivitas dari 92,2% (metode konvensional) menjadi 96% dengan waktu ekstraksi yang lebih cepat pada citra rontgen dada.

Li (2024) mengintegrasikan mekanisme atensi dengan ResNet untuk deteksi pneumonia pada citra rontgen dada dan mencapai akurasi 98%, menunjukkan kemampuan ResNet dalam menangkap fitur salient pada citra paru. Kedua, kemampuan residual learning melalui shortcut connections pada ResNet-50 secara efektif mengatasi masalah vanishing gradient pada jaringan dalam, memungkinkan ekstraksi fitur hierarkis yang lebih kaya dari citra medis. Hal ini menjadi krusial karena perbedaan visual antara jantung normal dan mengalami pembesaran pada citra rontgen dada sangat halus dan memerlukan representasi fitur yang mendalam. Ketiga, pendekatan hybrid ResNet-YOLO telah terbukti efektif pada domain citra medis. Srinithi dkk. (2025) menunjukkan bahwa arsitektur Hybrid ResNet-YOLOv5 mencapai akurasi 95,4%, mengungguli model ResNet tunggal (92,1%) dan YOLO tunggal (90,6%) secara signifikan. Lebih spesifik, Alam dkk. (2024) membuktikan bahwa integrasi ResNet-50 sebagai backbone YOLO memberikan representasi fitur yang lebih dalam dan signifikan memperbaiki performa deteksi pada citra kontras rendah. Studi terbaru oleh peneliti dari Nature juga mengkonfirmasi bahwa arsitektur hybrid ResYOLO yang menggabungkan ResNet-50 dengan YOLO mencapai peningkatan mAP@50 hingga 4,2% dan mAP@50-95

hingga 6,1% dibandingkan model YOLO standar, serta 24% lebih cepat dalam deteksi, memvalidasi efektivitas pendekatan hybrid ini. Secara lebih luas, studi pada citra rontgen dada oleh penulis dari jurnal *Diagnostics* (2025) mengkonfirmasi bahwa ResNet-50 yang dikustomisasi mampu mengekstraksi fitur yang lebih baik pada citra rontgen dada grayscale untuk deteksi penyakit paru, memperkuat pilihan ResNet-50 sebagai backbone pengganti CSPDarknet53.

Penelitian ini ResNet-50 tidak diposisikan sebagai model klasifikasi mandiri yang diuji secara tersendiri. Hal ini didasarkan pada pertimbangan fundamental bahwa task penelitian ini adalah deteksi objek berbasis bounding box untuk menghasilkan kalkulasi *Cardiothoracic Ratio* (CTR) secara otomatis output kuantitatif yang tidak dapat dihasilkan oleh ResNet-50 dalam konfigurasi *classifier* standarnya. Dengan demikian, ResNet-50 diintegrasikan secara arsitektural sebagai backbone *feature extractor* pada framework YOLOv8, bukan sebagai model pembandingan independen. Pendekatan ini diperkuat oleh temuan Srinithi dkk. (2025) yang membuktikan bahwa arsitektur hybrid ResNet-YOLO secara konsisten mengungguli model ResNet tunggal (92,1%) maupun YOLO tunggal (90,6%), dengan capaian akurasi 95,4%, sehingga integrasi keduanya dipilih sebagai strategi yang lebih optimal dibandingkan pengujian model secara terpisah.

Berdasarkan kajian penelitian-penelitian terdahulu tersebut, teridentifikasi gap penelitian yang perlu dijawab: belum ada penelitian yang secara komprehensif mengeksplorasi optimalisasi arsitektur hybrid YOLOv8-ResNet50, yang memanfaatkan keunggulan ResNet-50 dalam ekstraksi fitur halus citra kontras rendah dan kekuatan YOLOv8 dalam deteksi objek real-time berbasis bounding box, dikombinasikan dengan optimalisasi augmentasi data dan hyperparameter tuning secara sistematis, khususnya untuk menghasilkan pengukuran CTR otomatis berbasis bounding box pada deteksi kardiomegali melalui citra rontgen dada. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi kardiomegali berbasis arsitektur hybrid YOLOv8-ResNet50 yang dioptimalkan melalui eksplorasi konfigurasi augmentasi data dan penyesuaian hyperparameter pelatihan, guna menghasilkan sistem CAD yang akurat, efisien, dan dapat diandalkan dalam praktik klinis.

1.2. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

- a. Mengoptimalkan arsitektur deteksi objek YOLOv8 melalui integrasi *backbone* ResNet-50 untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur pada citra rontgen dada dengan kontras rendah dan variasi anatomis yang halus.
- b. Mengoptimalkan hyperparameter model melalui proses tuning sistematis guna mencapai keseimbangan optimal antara akurasi deteksi, presisi, recall, dan kecepatan inferensi.
- c. Mengembangkan sistem deteksi kardiomegali otomatis yang mampu menghitung *Cardiothoracic Ratio* (CTR) secara real-time berdasarkan hasil deteksi bounding box jantung dan rongga *toraks*.
- d. Mengevaluasi performa model *hybrid* YOLOv8-ResNet50 untuk memvalidasi efektivitas strategi optimalisasi yang dilakukan.

1.3. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Bagi Pasien
Sistem deteksi kardiomegali otomatis dengan akurasi tinggi (*precision* 0,9917, *recall* 0,9924) dan latensi rendah (1,41 ms/gambar) memungkinkan penilaian CTR dilakukan lebih cepat dan objektif. Aplikasi web yang dikembangkan juga menyediakan edukasi berbasis kategori CTR untuk meningkatkan pemahaman pasien terhadap kondisinya.
- b. Bagi Tenaga Medis dan Radiologis
Sistem berbasis arsitektur hybrid YOLOv8-ResNet50 yang telah dioptimalkan berfungsi sebagai *Computer-Aided Diagnosis* (CAD) dengan mAP50-95 sebesar 0,7573, mampu menghitung CTR secara otomatis dan mengurangi beban kerja interpretasi manual.
- c. Bagi Peneliti dan Akademisi
Penelitian ini berkontribusi secara metodologis melalui *framework* optimalisasi arsitektur hybrid YOLO-ResNet, strategi *hyperparameter tuning* sistematis, dan metode perhitungan CTR

otomatis berbasis *bounding box* yang dapat diadaptasi untuk tugas deteksi medis lainnya.

d. Bagi Institusi Kesehatan dan Pengembang Teknologi Medis

Sistem dapat diintegrasikan ke dalam sistem informasi rumah sakit (RME/PACS), aplikasi *telemedicine* untuk skrining jarak jauh, maupun platform *medical imaging* berbasis *cloud*.

e. Bagi Pengembangan Riset Lanjutan

Penelitian ini membuka peluang ekspansi metodologi untuk deteksi penyakit kardiovaskular lain, integrasi dengan modalitas pencitraan lain melalui *transfer learning*, serta validasi *multi-center* menggunakan data lokal Indonesia.



SEKOLAH PASCASARJANA