

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Seiring dengan pesatnya perkembangan AI, robotika, dan otomatisasi, penggunaan lengan robot otomatis semakin meluas di sektor manufaktur, logistik, dan layanan (Jhang et al., 2024). Otomatisasi bertujuan untuk menjalankan rangkaian tindakan sesuai dengan proses yang telah ditetapkan tanpa intervensi manusia dengan mengendalikan perangkat mekanis secara otomatis (Oaki et al., 2023). Lengan robot mampu melakukan berbagai tugas seperti perakitan, penanganan, dan pengemasan sehingga dapat menggantikan pekerjaan yang bersifat berulang dan melelahkan bagi manusia (Lin et al., 2024). Dalam industri manufaktur, lengan robot sering dikombinasikan dengan sensor kamera, algoritma visi komputer, dan teknologi otomatisasi guna mendeteksi cacat pada objek dengan tingkat presisi dan efisiensi yang tinggi.

Dalam konteks industri, terutama pada penanganan material berbahaya seperti kontainer kimia, aspek keselamatan menjadi prioritas utama. Inspeksi visual otomatis dengan bantuan robot diperlukan untuk mengurangi risiko paparan zat berbahaya terhadap manusia. Isolasi dalam proses deteksi cacat pada kontainer kimia sangat penting, karena kerusakan atau kontaminasi pada kontainer dapat menimbulkan ancaman keselamatan bagi konsumen. Truong et al. (2024) melaporkan bahwa kesalahan inspeksi manual berkisar 20% hingga 30% yang disebabkan oleh beberapa faktor seperti kelelahan, stres, pencahayaan yang tidak memadai, dan kurangnya pengalaman. Peningkatan penggunaan robot dalam industri juga berdampak positif terhadap produktivitas. Graetz et al. (2018) menemukan bahwa otomatisasi meningkatkan produktivitas tenaga kerja sebesar 0,36% per tahun, serta menurunkan harga produksi. Gihleb et al. (2022) melaporkan bahwa antara 2005 dan 2011, jumlah robot per 1.000 pekerja meningkat sebesar 25%, yang berkontribusi terhadap penurunan 72.658 kasus cedera kerja per tahun dengan potensi penghematan biaya mencapai sekitar Rp27,3 triliun per tahun, atau total sekitar Rp191,2 triliun selama periode tersebut. Oleh karena itu, penerapan metode otomatis yang tepat dalam mendeteksi cacat dan kontaminasi sangat krusial untuk menjamin keselamatan kerja, mencapai skalabilitas sistem, dan meningkatkan efisiensi biaya.

Mayoritas sistem model deteksi cacat saat ini menggunakan metode *supervised learning* seperti algoritma *You Only Look Once* (YOLO). Zhuo dan Zhao (2025) mengusulkan model berbasis YOLOv8 dengan integrasi modul *Multi-Path Convolution Attention* (MPCA) dan *Partial Self-Attention* (PSA) untuk meningkatkan akurasi dan sensitivitas dalam mendeteksi cacat permukaan baja yang telah diuji pada *dataset* publik *Northeastern University-Defect Detection* (NEU-DET) dan VOC2007. Dong et al. (2025) mengembangkan model YOLO untuk mendeteksi cacat pada komponen *magnet tile motor* kendaraan listrik dengan cepat dan akurat. Liu et al. (2025) juga mengusulkan model YOLO yang dioptimalkan untuk mendeteksi cacat kecil pada pengecoran logam dengan menggunakan modul deteksi objek kecil, fitur re-ekstraksi,

dan *multi-scale attention*, serta diuji menggunakan *dataset* NEU-DET. Semua pendekatan tersebut menggunakan *dataset* berlabel, sehingga memerlukan data cacat yang sudah ditandai secara manual sebagai prasyarat pelatihan.

Sebagai alternatif, algoritma *deep learning* berupa *autoencoder* dapat dimanfaatkan untuk mendeteksi anomali dan cacat permukaan tanpa memerlukan *dataset* berlabel (Tsai et al., 2021). Model *autoencoder*, khususnya *convolutional autoencoder* (CAE), dapat dilatih hanya dengan sampel data bebas cacat (Chen et al., 2021). CAE bekerja dengan meminimalkan kesalahan rekonstruksi sehingga fitur-fitur representatif dari objek dapat teridentifikasi secara optimal. Karena model hanya dilatih menggunakan data normal, setiap sampel yang mengandung cacat akan menunjukkan deviasi signifikan saat proses evaluasi (Liu et al., 2025). Pendekatan ini sangat berguna ketika pengumpulan data sulit atau mahal untuk dikumpulkan.

YOLO juga telah banyak digunakan bersama lengan robot dalam berbagai aplikasi. Wang et al. (2024) mengembangkan sistem kontrol lengan robot berbasis YOLO yang efisien untuk menggenggam komponen logam secara presisi di lingkungan industri yang kompleks. Kato et al. (2022) mengusulkan metode yang menggabungkan YOLO dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi objek parsial dan memperkirakan kedalaman serta mengontrol lengan robot dengan 4 derajat kebebasan. Kim et al. (2021) menerapkan YOLO dalam metode genggam robot untuk deteksi dan pemilahan sampah secara *real-time*, dengan pembatasan area pasca deteksi objek. Jin et al. (2025) mengembangkan YOLOv8n yang telah ditingkatkan dengan integrasi modul *dilated re-parameterization*, *feature pyramid*, dan *Scylla-loU loss* yang terbukti meningkatkan akurasi dan adaptabilitas lengan robot dalam memetik apel di kebun yang kompleks.

Sementara itu, *autoencoder* sebagai model jaringan saraf dilatih untuk merekonstruksi data *input* dan digunakan dalam deteksi cacat dengan membandingkan perbedaan signifikan antara *input* normal dan hasil rekonstruksi. Bionda et al. (2022) menggunakan *autoencoder* dengan fungsi *loss* berbasis *Complex Wavelet Structural Similarity* (CW-SSIM) untuk mendeteksi anomali citra industri, yang terbukti efisien dibandingkan model *deep learning* lainnya. Yun et al. (2023) mengembangkan *autoencoder* untuk mendeteksi kerusakan pada lengan robot berdasarkan sinyal suara internal, menggunakan citra spektrogram *Short-Time Fourier Transform* (STFT). Jia et al. (2023) mengusulkan model deteksi anomali dengan arsitektur *encoder-decoder-encoder* (EDE) dan pelatihan dua tahap, yang menggabungkan pendekatan rekonstruksi dan konfrontasi generatif. Kozamernik et al. (2025) mengembangkan *Fuse-Decode autoencoder*, dengan strategi pembelajaran bertahap mulai dari tanpa supervisi, semi-supervisi, dan supervisi campuran, serta menunjukkan kinerja unggul dalam deteksi cacat pada data industri nyata dan *dataset* MVTEC *Anomaly Detection* (AD). Ruediger-Flore et al. (2024) membandingkan klasifikasi biner dan *autoencoder* dalam deteksi anomali citra untuk proses perakitan rangka, khususnya pada kesalahan posisi dan rotasi komponen, dan menyimpulkan bahwa *autoencoder* lebih efektif untuk deteksi anomali halus dan fleksibel dalam kondisi data yang terbatas.

Kebutuhan untuk meningkatkan efisiensi dan keselamatan dalam proses inspeksi industri mendorong pemanfaatan AI dan robotika. Deteksi cacat otomatis, terutama dalam penanganan material berbahaya, sangat penting untuk menjamin kualitas produk dan keselamatan manusia. *Autoencoder* merupakan algoritma pembelajaran mesin yang efektif karena kemampuannya untuk belajar dari data normal dan mengidentifikasi anomali secara mandiri. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi dan mengoptimalkan penerapan *autoencoder* dalam mendeteksi cacat permukaan, sehingga dapat mendukung pengembangan manufaktur cerdas yang efisien dan berkelanjutan.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Merancang dan melatih model deteksi objek berbasis YOLOv12 yang mampu mengenali kontainer kimia secara akurat dalam berbagai lingkungan.
2. Membangun model deteksi kecacatan menggunakan algoritma *convolutional autoencoder* yang efektif dalam membedakan antara kontainer cacat dan tidak.
3. Mengintegrasikan model deteksi objek dan deteksi kecacatan ke dalam sistem berbasis lengan robot untuk proses identifikasi dan penyortiran otomatis.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini antara lain:

1. Memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem deteksi objek yang cepat dan akurat di lingkungan industri, khususnya untuk inspeksi visual kontainer kimia dalam kondisi nyata yang bervariasi.
2. Menyediakan solusi yang efektif dalam mendeteksi kecacatan secara otomatis, sehingga dapat menggantikan metode inspeksi manual yang memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan manusia.
3. Mendorong otomatisasi penuh dalam proses identifikasi dan penyortiran kontainer kimia, sehingga meningkatkan efisiensi produksi, menurunkan biaya operasional, dan meminimalkan risiko kesalahan klasifikasi dalam sistem manufaktur.

BAB II

METODE PENELITIAN

2.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan dari bulan Februari hingga Juni 2025, bertempat di Laboratorium Elektronika dan Instrumentasi, Departemen Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin, Makassar.

2.2 Peralatan Penelitian

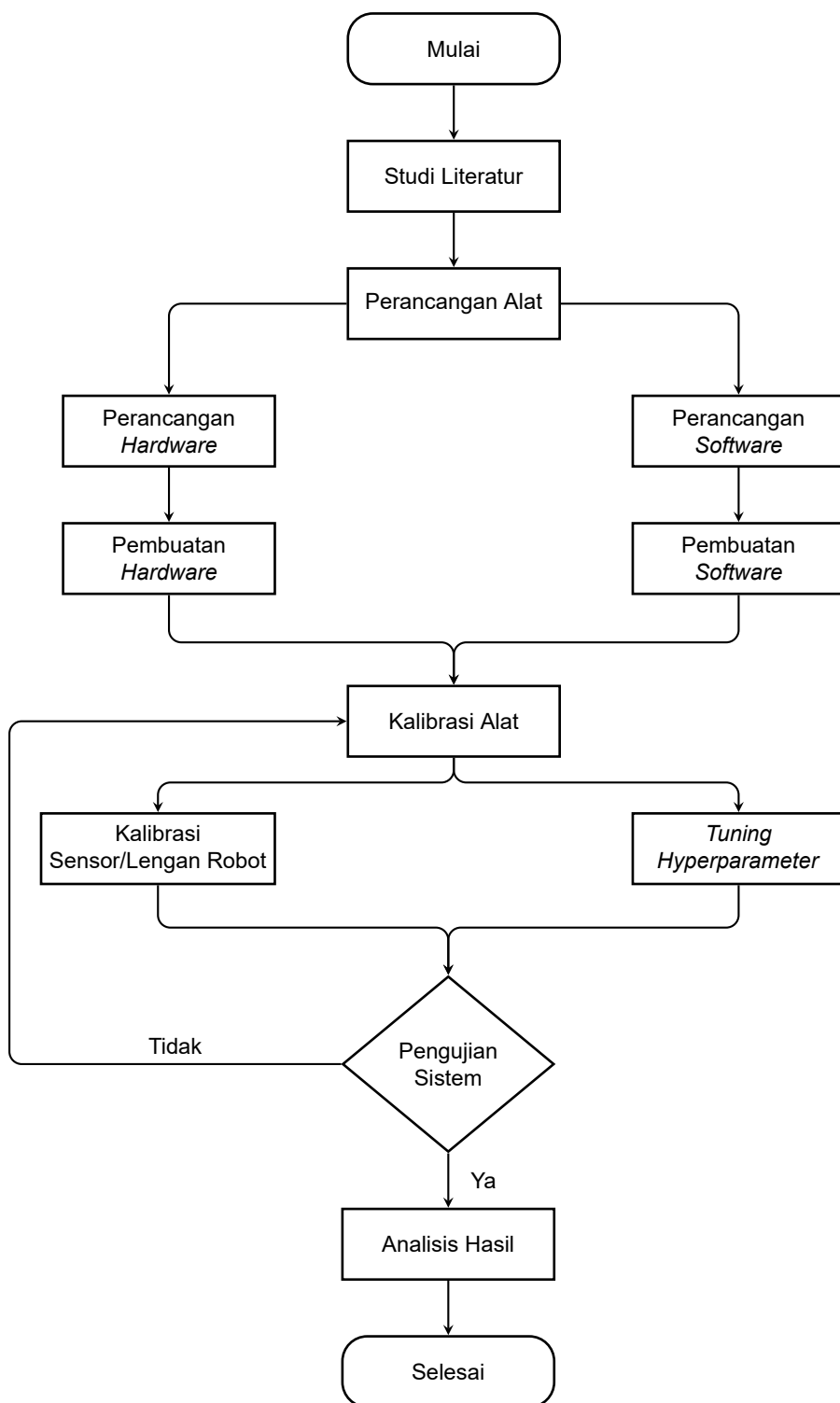
Peralatan yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Arduino Uno. berfungsi sebagai mikrokontroler utama yang mengendalikan motor *servo* pada lengan robot dan menerima sinyal dari sensor.
2. Motor *servo*, digunakan sebagai aktuator untuk menggerakkan bagian-bagian lengan robot sesuai perintah dari Arduino.
3. Lengan robot EEZYbotARM MK1, merupakan struktur mekanik tempat pemasangan motor *servo* dan berperan sebagai sistem penggerak robotik.
4. *Power supply* 5V, berfungsi menyediakan tegangan stabil untuk pengoperasian motor *servo*.
5. *Sensor Passive Infrared Receiver* (PIR) HC-SR501, digunakan untuk mendeteksi pergerakan dan membantu menghitung jumlah kontainer cacat dan maupun tidak cacat yang melintas.
6. Kamera, digunakan untuk mengambil citra kontainer kimia, yang akan diproses oleh model deteksi objek (YOLOv12) dan deteksi kecacatan (*autoencoder*).
7. Laptop/komputer, digunakan untuk memuat program ke Arduino Uno, serta menjalankan model deteksi objek berbasis YOLOv12 dan *autoencoder* untuk analisis visual.
8. Kabel *jumper*, berfungsi menghubungkan berbagai komponen elektronik seperti sensor dan aktuator ke papan rangkaian dan Arduino.
9. Papan rangkaian, berfungsi untuk menyediakan jalur koneksi antar komponen.

2.3 Metode Kerja

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar

1. Fokus penelitian ini adalah pada perancangan dan pembuatan prototipe sistem deteksi cacat secara otomatis.

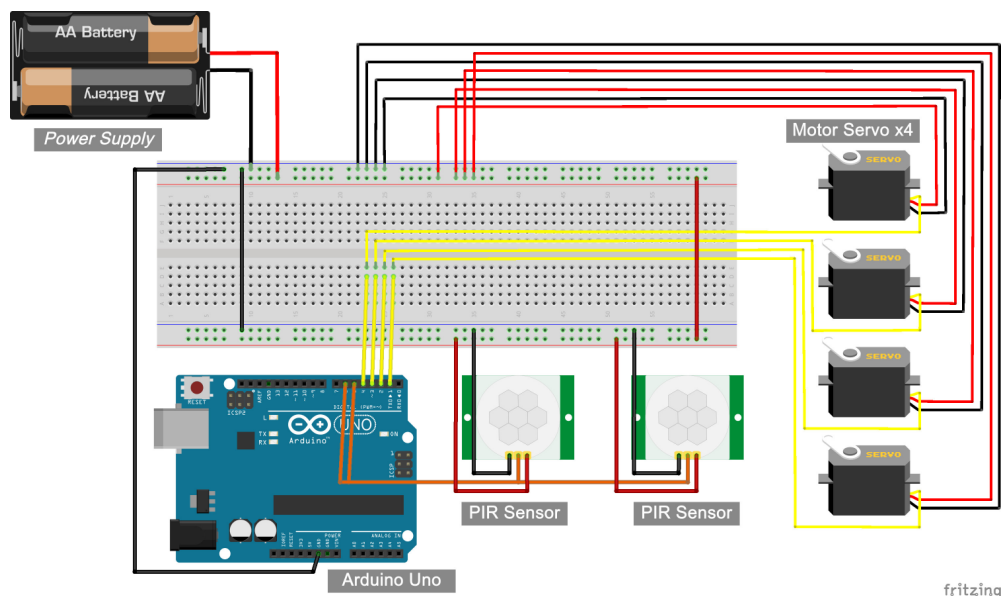


Gambar 1. Bagan alir penelitian

Tahapan awal dimulai dengan kajian literatur mendalam mengenai teknologi robotik, algoritma *autoencoder* untuk deteksi anomali visual, serta metode deteksi objek seperti YOLOv12. Kajian ini bertujuan untuk memperoleh pemahaman komprehensif terkait format *dataset* dan perancangan model deteksi cacat pada kontainer kimia. Setelah pemahaman awal diperoleh, dilakukan perancangan sistem yang mencakup komponen perangkat keras (lengan robot dan sensor) dan perangkat lunak berupa algoritma *deep learning*. Selanjutnya sistem robot dikalibrasi agar dapat bekerja secara optimal, termasuk proses *tuning hyperparameter* pada model *deep learning* agar berfungsi secara optimal. Setelah sistem dapat beroperasi dengan baik, dilakukan proses pengambilan data sebagai langkah awal dalam pengujian dan validasi model.

2.3.1 Perancangan Hardware

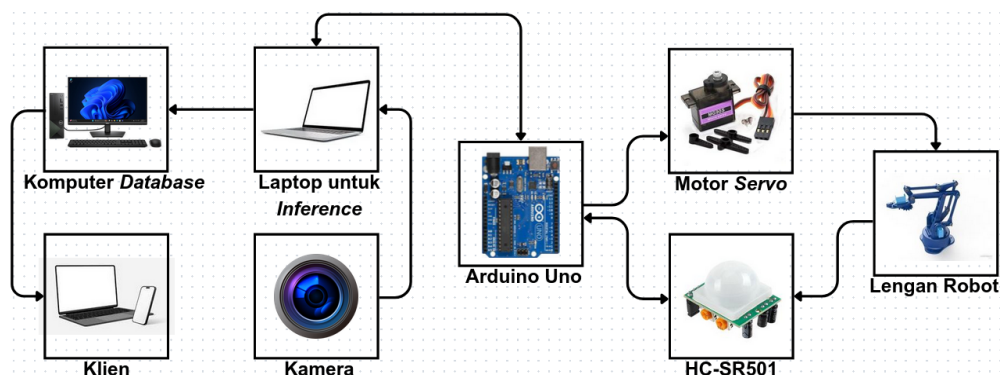
Penelitian ini dimulai dengan tahap perancangan *hardware*. Komponen *hardware* meliputi kamera untuk mengambil citra kontainer kimia, laptop sebagai pusat pemrosesan algoritma, dan sensor PIR untuk menghitung jumlah kontainer cacat dan tidak cacat. Rangkaian *hardware* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Rangkaian *hardware* sistem

Alur kerja sistem dimulai saat kamera menangkap citra kontainer yang berada pada area pengambilan gambar. Model YOLOv12 digunakan untuk mendeteksi objek kontainer. Setelah objek dikenali, citra dikirim ke model deteksi kecacatan berbasis *convolutional variational autoencoder* (CVAE) untuk menentukan keberadaan cacat. Berdasarkan hasil analisis tersebut, Arduino mengirimkan sinyal ke motor servo untuk menggerakkan lengan robot dalam memindahkan kontainer sesuai hasil klasifikasi. Dua sensor PIR yang dipasang pada masing-masing wadah (cacat dan tidak cacat) digunakan untuk mencatat jumlah kontainer. Data dari sensor dikirim se-

ver dan ditampilkan secara *real-time*. Diagram keterkaitan antar komponen disajikan pada Gambar 3.

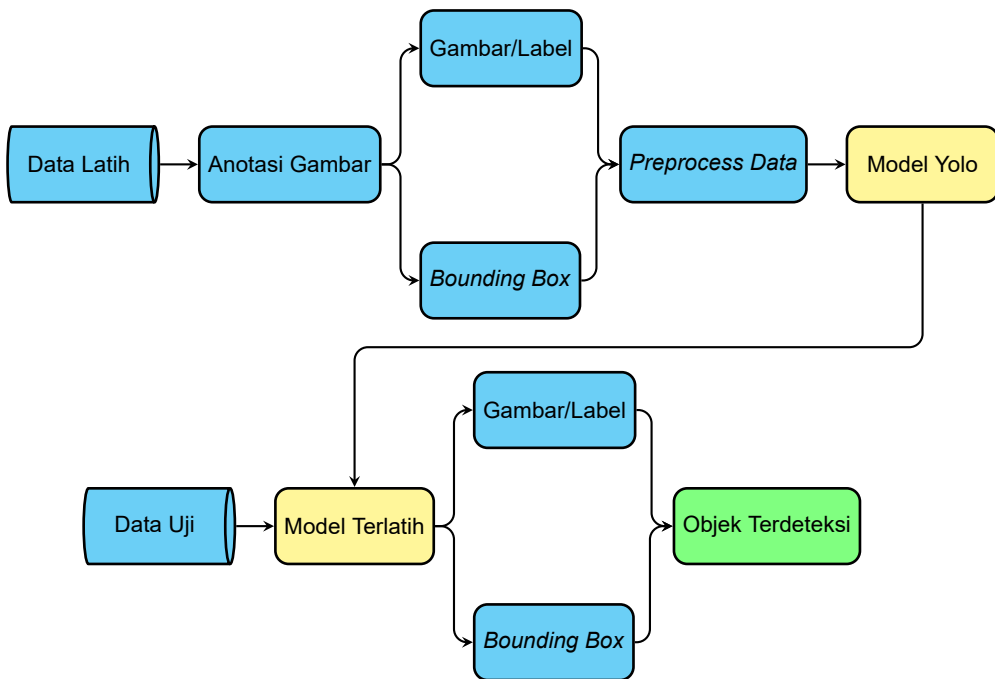


Gambar 3. Rancangan sistem *hardware*

2.3.2 Perancangan Software

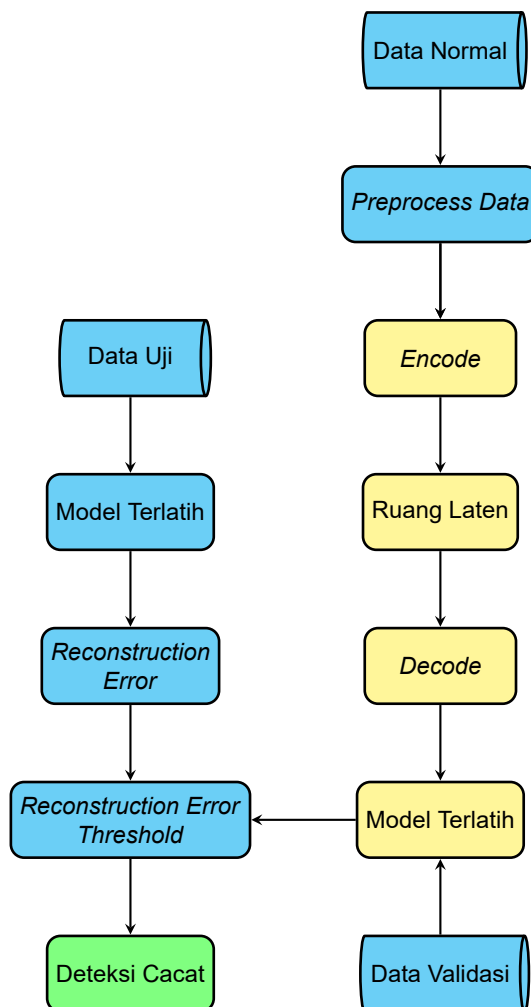
Perangkat lunak dalam penelitian ini mencakup: model deteksi objek berbasis YOLOv12 untuk mengidentifikasi kontainer kimia, kedua adalah model deteksi cacat menggunakan CVAE, ketiga adalah algoritma kontrol pergerakan lengan robot, dan yang keempat adalah integrasi modul *Internet of Things* (IoT) untuk menampilkan data secara *real-time* melalui *website*.

Proses diawali dengan pengumpulan citra kontainer kimia dari berbagai kondisi dan sudut pandang menggunakan kamera. *Dataset* yang diperoleh kemudian dianotasi secara manual dengan label dan *bounding box* format YOLOv12. Model dilatih untuk mendeteksi kontainer secara akurat dan cepat. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision* (mAP), guna memastikan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Alur proses dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram alur pelatihan model YOLOv12

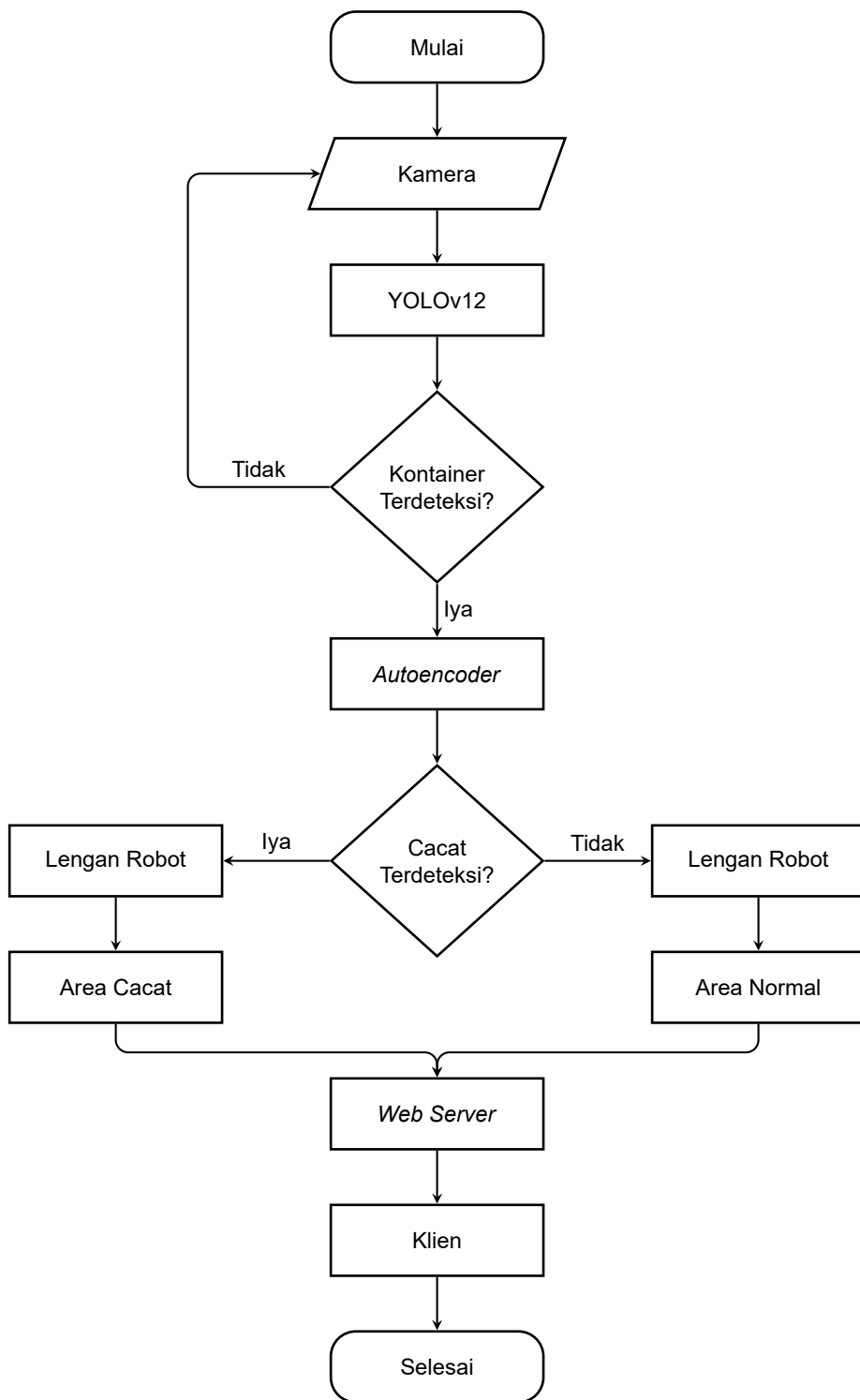
Selanjutnya, model deteksi cacat menggunakan algoritma CVAE dikembangkan dengan *dataset* serupa namun tanpa *bounding box*, karena model bersifat *unsupervised*. Data melalui tahap *preprocessing* (ubah ukuran, normalisasi, dan augmentasi) untuk meningkatkan keragaman data. Model terdiri dari *encoder* (untuk mengekstraksi fitur dan menghasilkan representasi laten) dan *decoder* (untuk merekonstruksi citra). Evaluasi dilakukan dengan mengukur *reconstruction error*, guna membedakan citra normal dan cacat. Ambang batas ditentukan dari distribusi *error* pada data validasi. Proses ini ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram alur pelatihan model deteksi cacat

2.3.3 Bagan Alir Sistem Kerja Alat

Alur kerja sistem dimulai dari pengambilan citra oleh kamera, pendeteksian kontainer menggunakan YOLOv12 dan klasifikasi kecacatan oleh *autoencoder*. Berdasarkan hasil tersebut, lengan robot memindahkan kontainer ke wadah yang sesuai. Data hasil klasifikasi dikirim ke *web server* untuk ditampilkan secara *real-time*. Alur kerja sistem secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Bagan alir sistem kerja alat