**USULAN TUGAS AKHIR**

**PERANGKAT LUNAK PEMBACA METERAN AIR PDAM MENGGUNAKAN METODE YOLO**



**Oleh:**

**Dep` Niel Sinaga 2125250058**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN REKAYASA  
UNIVERSITAS MULTI DATA PALEMBANG  
PALEMBANG  
2025**

# HALAMAN PENGESAHAN

**USULAN TUGAS AKHIR**

**PERANGKAT LUNAK PEMBACA METERAN AIR PDAM MENGGUNAKAN METODE YOLO**

Diajukan oleh:

Dep` Niel Sinaga 2125250058

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Palembang, Mei 2025 | | |
| Pengusul | | |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  | Dep` Niel Sinaga |  |
|  | NPM 2125250004 |  |
|  |  |  |
|  | Menyetujui, |  |
|  | Dosen Pembimbing Utama |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  | Tinaliah, M.Kom. |  |
|  | NIK 111070 |  |
|  | | |
| Mengetahui, | | |
| Kaprodi Informatika | | |
|  |  |  |
|  |  |  |
| Dr. M. Rizky Pribadi, M.Kom | | |
|  | NIK. 151106 |  |

# DAFTAR ISI

[HALAMAN PENGESAHAN 2](#_Toc198968370)

[DAFTAR ISI 3](#_Toc198968371)

[DAFTAR TABEL 5](#_Toc198968372)

[DAFTAR GAMBAR 6](#_Toc198968373)

[PENDAHULUAN 7](#_Toc198968374)

[1.1 Latar Belakang 7](#_Toc198968375)

[1.2 Rumusan Masalah 9](#_Toc198968376)

[1.3 Analisis terhadap Batasan 10](#_Toc198968377)

[1.3.1 Analisis terhadap Aspek Ekonomis 10](#_Toc198968378)

[1.3.2 Analisis terhadap Aspek Manufakturabilitas 11](#_Toc198968379)

[1.3.3 Analisis terhadap Aspek Sustainbilitas 11](#_Toc198968380)

[1.4 Analisis terhadap Karakter Solusi 12](#_Toc198968381)

[1.5 Pemilihan Solusi 12](#_Toc198968382)

[1.6 Tujuan 14](#_Toc198968383)

[BAB II LANDASAN TEORI 15](#_Toc198968384)

[2.1 Alternatif Solusi 15](#_Toc198968385)

[*2.1.1 You Only Look Once (YOLO)* 15](#_Toc198968386)

[2.1.2 Single Shot Detector (SSD) 19](#_Toc198968387)

[2.1.3 Faster R-CNN 22](#_Toc198968388)

[2.2 Analisis Pemilihan Solusi 25](#_Toc198968389)

[BAB III METODELOGI 27](#_Toc198968390)

[3.1 Identifikasi Masalah 27](#_Toc198968391)

[3.2 Analisis Solusi 27](#_Toc198968392)

[3.3 Pengumpulan Data 28](#_Toc198968393)

[3.4 Pengembangan Model 30](#_Toc198968394)

[3.5 Pengembangan Perangkat Lunak 33](#_Toc198968395)

[3.6 Pengujian 35](#_Toc198968396)

[3.7 Hasil 36](#_Toc198968397)

[BAB IV PERANCANGAN 37](#_Toc198968398)

[4.1 Spesifikasi Solusi 37](#_Toc198968399)

[4.2 Rencana Pengujian 37](#_Toc198968400)

[4.3 Perancangan Sistem 39](#_Toc198968401)

[4.4 Verifikasi Perancangan 46](#_Toc198968402)

[4.5 Jadwal Pelaksanaan 47](#_Toc198968403)

[DAFTAR PUSTAKA 49](#_Toc198968404)

# DAFTAR TABEL

[Tabel 1.1 Analisis Aspek Ekonomis dalam Penawaran perangkat Lunak 10](#_Toc198970883)

[Tabel 1.2 Analisis Aspek Manufakturabilitas Sudut Pandang Pengguna 11](#_Toc198970884)

[Tabel 1.3 Analisis Aspek Sustainbilitas dalam Sudut Pandang Pengguna 11](#_Toc198970885)

[Tabel 1.4 Analisis Karakter Solusi 12](#_Toc198970886)

[Tabel 2. 1 Analisis Pemilihan Solusi Melalui Aspek 25](#_Toc198970898)

[Tabel 3. 1 Hyperparameter Tuning Model 35](#_Toc198970921)

[Tabel 4. 1 Black Box Testing Perangkat Lunak 37](#_Toc198970933)

[Tabel 4. 2 Rencana Pengujian Kinerja Model 38](#_Toc198970934)

# DAFTAR GAMBAR

[Gambar 2. 1 Cara Kerja Algoritma YOLO 16](#_Toc198971004)

[Gambar 2. 2 Arsitektur YOLO 11 18](#_Toc198971005)

[Gambar 2.3 Arsitektur DF-SSD 20](#_Toc198971006)

[Gambar 2. 4 Arsitektur Faster R-CNN 23](#_Toc198971007)

[Gambar 3. 1 Data Segmentasi 29](#_Toc198971015)

[Gambar 3. 2 Data Deteksi 29](#_Toc198971016)

[Gambar 3.3 Convolution dan Bottle Neck Layer 30](#_Toc198971017)

[Gambar 3.4 Perbandingan Blok C2f dan C3K2 31](#_Toc198971018)

[Gambar 3.5 Blok C2SPA 31](#_Toc198971019)

[Gambar 3.6 Tahapan Pengembangan Model 32](#_Toc198971020)

[Gambar 3. 7 SDLC Model Iteratif 33](#_Toc198971021)

[Gambar 3. 8 Rancangan Antarmuka Halaman Rekap Data 43](#_Toc198971022)

[Gambar 4. 1 Rancangan Antarmuka Halaman Login 41](#_Toc198971023)

[Gambar 4.2 Rancangan Antarmuka Halaman Dashboard 42](#_Toc198971024)

[Gambar 4. 3 Rancangan Antarmuka Halaman Jadwal Petugas 42](#_Toc198971025)

[Gambar 4.4 Rancangan Antarmuka Halaman Baca Meteran 43](#_Toc198971026)

[Gambar 4. 6 Rancangan Antarmuka Halaman Daftar Petugas 45](#_Toc198971027)

[Gambar 4. 7 Rancangan Antarmuka Halaman Daftar Pelanggan 46](#_Toc198971028)

# PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi, khususnya dalam bidang *Artificial Intelligence* (AI) dan *Computer Vision*, telah mendorong berbagai inovasi yang mendukung transformasi digital di banyak sektor, termasuk sektor pelayanan publik. Salah satu sektor yang sangat potensial untuk ditingkatkan melalui pemanfaatan teknologi ini adalah pengelolaan sumber daya air bersih oleh Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) (Ramadhan & Fazila, 2021). Sebagai Badan Usaha Milik Daerah (BUMD), PDAM memiliki tanggung jawab penting dalam menyediakan air minum yang bersih dan layak bagi masyarakat, serta memastikan pencatatan pemakaian air yang akurat sebagai dasar penagihan pelanggan.

Namun, dalam implementasinya di lapangan, PDAM masih menghadapi masalah terkait proses pencatatan konsumsi air pelanggan. Pencatatan dilakukan dengan cara petugas lapangan mengambil foto meteran air dan kemudian memasukkan angka yang tertera pada foto ke dalam sistem. Prosedur ini rawan terhadap kesalahan pencatatan akibat faktor manusia (*human error*), sehingga memerlukan waktu dan tenaga yang cukup besar yang menyebabkan tidak efisien dalam penggunaan waktu dan tenaga (Carvalho dkk., 2023). Selain itu, tantangan teknis seperti meteran yang tertimbun, terhalang objek, atau berada di posisi yang sulit dijangkau turut menyulitkan petugas dalam melakukan pembacaan visual secara akurat (Sa’adat & Widiyanto, 2024).

Masalah ini semakin kompleks mengingat skala operasional PDAM yang luas, dengan jumlah pelanggan yang mencapai ribuan hingga jutaan. Dalam kondisi seperti ini, kesalahan pencatatan meskipun kecil dapat berdampak besar secara akumulatif. Banyak pelanggan yang menyampaikan keluhan terkait ketidaksesuaian antara angka pemakaian air dan tagihan yang diterima, yang pada akhirnya menurunkan tingkat kepercayaan masyarakat terhadap layanan PDAM (Imran dkk., 2023). Hal ini menunjukkan perlunya upaya untuk meningkatkan akurasi, transparansi, dan akuntabilitas dalam proses pencatatan penggunaan air (Febriawati dkk., 2021).

Digitalisasi proses kerja di sektor pelayanan publik menjadi kebutuhan yang tidak dapat ditunda, seiring dengan meningkatnya tuntutan efisiensi, transparansi, dan kecepatan layanan dari masyarakat (Danuri dkk., 2019). Dalam konteks PDAM, digitalisasi tidak hanya mencakup sistem pembayaran atau pengaduan pelanggan, tetapi juga proses teknis seperti pencatatan konsumsi air yang selama ini dilakukan secara pembukuan sistem. Ketika proses ini dilakukan oleh ribuan petugas di lapangan dengan cara yang tidak terstandarisasi, maka risiko kesalahan input, kehilangan data, hingga manipulasi informasi menjadi sangat tinggi. Oleh karena itu, penggunaan teknologi berbasis citra dan *deep learning* seperti YOLO menjadi solusi yang sangat relevan dalam menjawab tantangan otomasi di era transformasi digital, terutama di sektor-sektor vital seperti pengelolaan air bersih.

YOLO merupakan salah satu algoritma *real-time object detection* yang telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi pengenalan objek berbasis citra digital, termasuk pengenalan plat nomor kendaraan, pendeteksian benda pada sistem keamanan, serta pembacaan teks visual. Keunggulan YOLO terletak pada kemampuannya mendeteksi dan mengklasifikasi objek dalam satu tahap (*single-stage detector*) (Liu dkk., 2016), sehingga prosesnya lebih cepat dibandingkan metode lain seperti R-CNN yang bersifat dua tahap (*two-stage detector*) (Girshick, 2015). Kecepatan dan ketepatan inilah yang membuat YOLO sangat sesuai untuk digunakan dalam sistem pembacaan angka meteran air, di mana ketepatan angka sangat penting dan prosesnya harus efisien untuk bisa diterapkan secara luas oleh PDAM yang memiliki jumlah pelanggan besar dan lokasi pencatatan yang tersebar.

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, penelitian ini diarahkan untuk merancang dan mengembangkan sebuah perangkat lunak berbasis metode YOLO yang mampu mengenali angka pada meteran air pelanggan secara otomatis dari gambar. Solusi yang diharapkan ini adalah dapat menjawab tantangan efisiensi, akurasi, dan transparansi dalam pencatatan penggunaan air oleh PDAM, sekaligus meningkatkan kualitas layanan kepada masyarakat secara menyeluruh.

## Rumusan Masalah

Pencatatan angka pada meteran air oleh PDAM masih dilakukan secara pengamatan langsung, sehingga menyebabkan potensi kesalahan dan keterlambatan dalam proses pencatatan angka meteran. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem yang mampu mencatat angka meteran secara otomatis dan memudahkan petugas dalam melakukan pemantauan.

## Analisis terhadap Batasan

Analisis terhadap batasan dalam usulan tugas akhir ini dilakukan dengan melakukan wawancara terhadap 1 perusahaan umum daerah terkait denga hubungan permasalahan yang diambil. Wawancara dilakukan dengan Bapak Baijurti selaku pengawas meteran di Perumda Tirta Musi Palembang. Dengan adanya wawancara ini peneliti dapat menetapkan batasan aspek ekonomis, manufakturabilitas, dan sustainbilitas dalam pengembangan perangkat lunak untuk menyelesaikan permasalahan.

### Analisis terhadap Aspek Ekonomis

Berdasarkan hasil wawancara yang dilakukan dengan Perusahaan Umum Daerah Tirta Musi Palembang yang berlokasi di Jl. Jend. Sudirman No. Kel, 20 Ilir D. IV, Kec. Ilir Tim. I, Kota Palembang, Sumatera Selatan 30128 yang merupakan bergerak dalam bidang penyedia meteran air. Setelah menjelaskan perangkat lunak yang dikembangkan, diajukan penawaran untuk harga paket perangkat lunak didapatkan hasil dari perusahan yang ditunjukkan Tabel 1.1.

**Tabel 1.1 Analisis Aspek Ekonomis dalam Penawaran perangkat Lunak**

|  |  |
| --- | --- |
| Aspek | Perumda Tirta Musi  Palembang KM 4 |
| Berdasarkan paket yang ditawarkan, paket mana yang akan dipilih Bapak? | Paket Normal |

Berdasarkan penawaran aplikasi yang telah dilakukan, Perumda Tirta Musi Palembang memilih paket normal yang bernilai Rp 15.000.000,00.

### Analisis terhadap Aspek Manufakturabilitas

Pada tahapan ini dilakukan analisis terhadap manufakturabilitas yang dimana pada tahapan ini dilakukan dengan wawancara pada 1 perusahaan. Berikut merupakan hasil dari analisis dari aspek manufakturabilitas. Hasil dari analisis aspek manufakturabilitas dapat ditunjukkan pada Tabel 1.2.

**Tabel 1.2 Analisis Aspek Manufakturabilitas Sudut Pandang Pengguna**

|  |  |
| --- | --- |
| Aspek | Perumda Tirta Musi  Palembang KM 4 |
| Waktu yang dibutuhkan untuk pengembangan perangkat lunak 3 bulan | OK |

### Analisis terhadap Aspek Sustainbilitas

Pada tahapan ini dilakukan analisis terhadap aspek sustainbilitas. Pada tahapan ini dilakukan dengan wawancara 1 perusahaan. Berikut merupakan hasil aspek sustainbilitas menurut narasumber yang telah diwawancarai. Hasil dari analisis aspek sustainbilitas dapat ditunjukkan pada Tabel 1.3.

**Tabel 1.3 Analisis Aspek Sustainbilitas dalam Sudut Pandang Pengguna**

|  |  |
| --- | --- |
| **Aspek** | **Perumda Tirta Musi**  **Palembang KM 4** |
| Proses pembacaan angka meteran air memakan waktu kurang dari 1 menit | OK |
| Penyimpanan data pembacaan meteran air dilakukan dalam jangka waktu per hari | OK |

## Analisis terhadap Karakter Solusi

Dari hasil wawancara dengan perusahaan, didapat permasalahan yuang dapat dianalisis terhadap karakter solusi perangkat lunak yang akan dikembangkan. Permasalahan akan diberikan solusi yang ditunjukkan pada Tabel 1.4.

**Tabel 1.4 Analisis Karakter Solusi**

|  |  |
| --- | --- |
| Masalah | Solusi |
| Petugas menginput angka secara manual pada input sistem | Perangkat lunak dapat membaca angka meteran secara cepat dan akurat |
| Petugas dapat melakukan kesalahan dalam penginputan angka | Perangkat lunak dapat mendeteksi angka meteran dengan tepat dan berurut dalam sudut pandang yang berbeda |
| Petugas kesulitan merekapitulasi data karena dilakukan secara satu per satu | Perangkat lunak dapat merekap laporan pembacaan angka meteran secara otomatis |

## Pemilihan Solusi

Pembaca angka meteran air dapat menggunakan berbagai metode yang mendukukung objek deteksi. Beberapa metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam pengaplikasiannya. Metode yang paling sering digunakan antara lain You Only Look Once (YOLO), *Single Shot Detector* (SSD) dan *Faster Region-Based Convolutional Neural Network* (Faster R-CNN).

Penelitian yang dilakukan oleh (Redmon dkk., 2016) yakni metode *You Only Look Once* (YOLO) mampu memproses seluruh citra dalam satu langkah jaringan neural yang memungkinkan sistem ini bekerja secara cepat dan efisien bahkan dalam kondisi *real-time*. Keunggulan ini membuat YOLO sangat ideal untuk aplikasi yang membutuhkan respons cepat, seperti video *streaming* dan sistem interaktif. Namun, YOLO memiliki beberapa kekurangan yang dimana YOLO dinilai kurang efektif dalam mendeteksi objek yang kecil.

Penelitian yang dilakukan oleh (Liu dkk., 2016) yakni *Single Shot Detector* yang menggabungkan kecepatan dan akurasi dalam deteksi objek dengan cara yang sangat sederhana dan efisien. SSD melakukan prediksi langsung dari berbagai fitur *layer* pada satu jaringan tunggal tanpa perlu proses proposal wilayah yang rumit seperti metode lainnya seperti Faster R-CNN. Dengan menggunakan *default boxes* yang berbeda ukuran dan rasio aspek pada berbagai *layer* fitur, SSD mampu mendeteksi objek dari berbagai ukuran dan bentuk secara bersamaan. Dan kekurangan dari SSD adalah ketika dalam mendeteksi objek yang kecil karena fitur dari *layer* paling atas kurang dalam menangkap objek kecil.

Penelitian yang dilakukan (Girshick, 2015) yang menjelaskan Fast R-CNN merupakan inovasi yang signifikan dalam bidang deteksi objek karena mampu meningkatkan kecepatan dan akurasi proses deteksi dengan melakukan beberapa perbaikan sebelumnya seperti R-CNN dan SPPnet. Fast R-CNN mengintegrasikan tahap deteksi dalam satu tahap pelatihan tunggal, menggunakan fitur berbagi di seluruh gambar dan proposal objek secara efisien, sehingga mempercepat proses training dan testing serta meningkatkan hasil deteksi. Kelebihan dari Faster R-CNN yaknik memiliki akurasi yang lebih baik dari kedua metode sebelumnya namun memiliki kecepatan yang lebih lambat.

## Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan metode YOLO untuk medeteksi dan membaca angka pada meteran air PDAM secara cepat dan akurat melalui citra digital.

2. Merancang dan mengembangkan perangkat lunak yang mampu merekam, menyimpan, dan merekap data hasil pembacaan angka meteran air PDAM mendukung efisiensi pencatatan dan pelaporan penggunaan air.

# LANDASAN TEORI

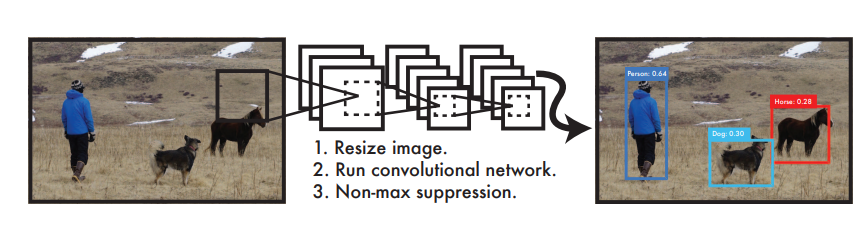
## Alternatif Solusi

### *You Only Look Once (YOLO)*

Salah satu teknik yang dapat diterapkan dalam proses pengembangan perangkat lunak adalah *You Only Look Once* (YOLO). Para pengembang sering menggunakan metode YOLO untuk mengidentifikasi objek. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berfungsi sebagai fondasi untuk ekstraksi fitur algoritma ini dari foto input untuk mengenali objek. Karena hanya membutuhkan foto yang dimasukkan ke dalam jaringan untuk memberikan hasil deteksi, metode ini dapat mengenali objek dengan cepat (Jiang dkk., 2021).

Karena dapat mempelajari karakteristik umum dan digunakan dengan data pelatihan di domain lain, YOLO memiliki potensi generalisasi yang besar (Redmon dkk., 2016). Tujuan algoritma ini adalah mempelajari karakteristik visual dasar yang berguna dalam berbagai konteks. Lapisan pertama dapat mengidentifikasi elemen-elemen dasar seperti tepi dan tekstur dengan mempelajari pola dan sifat-sifat yang luas dari sebuah objek. Lapisan dalam kemudian dapat mengenali fitur-fitur rumit seperti konteks dan bentuk. Metode YOLO mengembangkan generalisasi yang bagus melalui pelatihan pada berbagai kumpulan data.

Untuk memperkirakan kotak pembatas dan probabilitas kelas objek di dalam gambar input, YOLO membaginya ke dalam kisi-kisi sel yang berukuran sama. Bergantung pada ukuran gambar input, kotak pembatas yang diharapkan, dan probabilitas kelas untuk setiap sel, gambar dibagi menjadi sel atau kisi-kisi dengan ukuran yang berbeda-beda.



**Gambar 2. 1 Cara Kerja Algoritma YOLO**

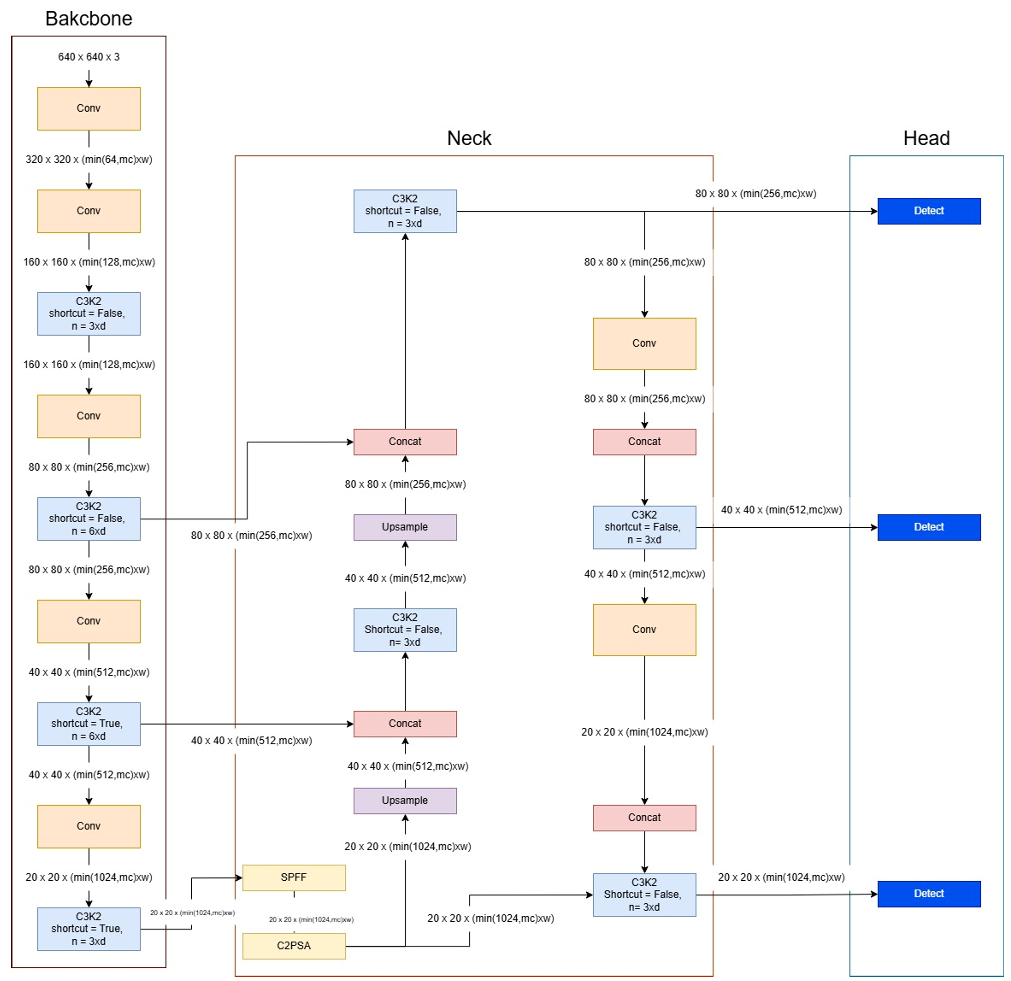
Setiap *grid* memiliki tanggung jawab menentukan apakah objek berada pada area *grid* (Gupta dkk., 2021). Jika objek yang diberikan berada di dalam grid, deteksi objek akan dilakukan. Algoritma YOLO kemudian menggunakan nilai keyakinan kelas terbesar untuk menghasilkan koordinat kotak pembatas objek. Koordinat bounding box tersebut berbentuk vektor, seperti y = [pc, bx, by, bh, bw, c1, c2], di mana pc menunjukkan probabilitas grid memiliki objek, bx dan by menunjukkan koordinat bounding box, bh & bw menunjukkan lebar dan tinggi bounding box, dan c1 & c2 menunjukkan probabilitas kelas objek yang terdeteksi jika terdapat 2 kelas.

Setelah bounding box, Non-Max Suppression (NMS) digunakan untuk menentukan ambang batas kepercayaan yang dihasilkan oleh model dan mengecualikan prediksi dengan kemungkinan keberhasilan yang rendah (Zaghari dkk., 2021). Dengan menghilangkan prediksi tambahan yang tumpang tindih, NMS mempertahankan bounding box dengan tingkat kepercayaan tertinggi. Intersection over Union (IoU) yang merupakan rasio area tumpang tindih dengan seluruh area gabungan dari dua kotak pembatas (Llerena dkk., 2021), digunakan untuk menentukan tingkat tumpang tindih. Bounding box dengan nilai kepercayaan yang lebih rendah akan dieliminasi jika dua bounding box memiliki IoU yang tinggi dan satu lagi memiliki kepercayaan yang lebih rendah. Hal ini meningkatkan akurasi deteksi akhir dengan menurunkan jumlah deteksi duplikat dari objek yang sama.

NMS tidak digunakan lagi dan digantikan dengan dua penetapan label dengan dirilisnya YOLOv10. Untuk meningkatkan daya ingat dan akurasi, YOLOv10 menggunakan metode one-to-many, yang memungkinkan model untuk memberikan beberapa prediksi untuk setiap ground truth. Sebaliknya, strategi one-to-one menjamin ketepatan dengan memilih prediksi terbaik untuk setiap item. Metode ini mempertahankan kecepatan dan akurasi deteksi objek sekaligus menghilangkan persyaratan untuk Non-Max Suppression (NMS). Oleh karena itu, YOLO dapat mengidentifikasi berbagai hal dalam pengaturan yang rumit.

Apabila menyangkut pengenalan objek dalam foto, YOLO lebih cepat daripada metode lainnya. Teknologi ini dapat mengidentifikasi objek pada kecepatan 1,84 ms dalam model YOLOv10, YOLO 10 Nano. YOLOv11 adalah iterasi terbaru dari YOLO dan model tercepat hingga saat ini. Variasi YOLOv11 Nano lebih cepat dari versi aslinya hingga 1,55 ms. Dengan penyempurnaan arsitektur dan parameterisasi yang lebih sedikit, pelatihan model YOLOv11 ditemukan 25% lebih cepat daripada model YOLOv10.

YOLOv11 memiliki tiga bagian utama yang dapat dilihat pada Gambar 2.3. Bagian-bagian ini meliputi kepala, leher, dan tulang punggung. Tulang punggung, leher, dan kepala dari arsitektur YOLO bekerja bersama. Backbone menggambar bentuk dari gambar input, neck menambahkan bentuk multi-skala, dan head membuat prediksi akhir sebagai kotak pembatas dan nama objek kelas. Backbone terdiri dari jaringan konvolusi yang berfungsi sebagai fitur ekstraksi untuk membuat peta fitur. Leher menggunakan teknik seperti penggabungan dan upsampling yang memungkinkan ekstraksi informasi dari objek pada skala yang berbeda, sehingga memungkinkan deteksi objek yang lebih tepat terkait dengan perubahan ukuran.



**Gambar 2.2 Arsitektur YOLO 11** (Nikhileswara S, 2024)

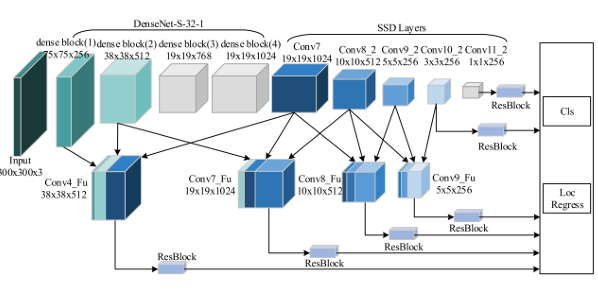
Penelitian yang dilakukan oleh (Sa’adat & Widiyanto, 2024) mengusulkan YOLOv8 sebagai solusi inovatif untuk deteksi angka pada meteran PDAM, memanfaatkan CNN untuk akurasi tinggi dan adaptasi terhadap variasi lingkungan seperti lumpur atau perubahan cahaya. Sebagai alternatif, metode Template Matching mencapai akurasi 85% tetapi kurang fleksibel dalam kondisi dinamis, sementara YOLOv4 yang terintegrasi dengan IoT menunjukkan akurasi 95,7% meski terbatas pada deteksi angka tunggal. YOLOv5s juga diuji dengan akurasi 85%, namun masih memerlukan optimasi untuk menyaingi performa YOLOv8 atau YOLOv4.

YOLOv8 dianggap paling menjanjikan karena menggabungkan kecepatan real-time dan ketahanan dalam skenario kompleks, meskipun belum diuji secara khusus pada dataset meteran PDAM. Metode lain seperti Template Matching bergantung pada kualitas template, dan YOLOv4/YOLOv5s memiliki keterbatasan dalam deteksi multi-digit atau lingkungan ekstrem. Studi-studi ini menyoroti perlunya pendekatan yang lebih robust untuk mengatasi tantangan seperti kotoran, cahaya dinamis, atau angka multi-digit.

Penelitian ini bertujuan memanfaatkan YOLOv8 untuk mengatasi keterbatasan metode sebelumnya dengan fokus pada ketahanan terhadap kondisi ekstrem dan deteksi multi-digit. Melalui augmentasi data yang merepresentasikan skenario nyata, diharapkan sistem ini dapat mencapai akurasi lebih tinggi dan lebih fleksibel dibanding Template Matching atau YOLOv5s, sekaligus memperluas aplikasi YOLOv8 dalam konteks meteran PDAM yang belum sepenuhnya dieksplorasi.

### Single Shot Detector (SSD)

Karena keakuratan dan keseimbangannya, teknik single shot detector (SSD) sering digunakan dalam pendeteksian objek. Kategorisasi dan prediksi kotak pembatas dilakukan secara simultan dalam prosedur satu kali ini. SSD menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network berbasis peta fitur. Nilai kepercayaan dari kelas item yang akan diidentifikasi diprediksi menggunakan peta fitur ini sebagai kotak ground truth. SSD menggunakan sejumlah kotak default dengan rasio dan ukuran yang berbeda untuk mengestimasi kotak pembatas dalam peta fitur. Nilai kepercayaan dari item dalam gambar akan diprediksi oleh kotak default. Beberapa item dapat diidentifikasi dalam satu gambar karena SSD. Berbeda dengan teknik lain seperti Faster R-CNN, SSD membutuhkan dua langkah: satu untuk deteksi objek dan satu lagi untuk menghasilkan rekomendasi wilayah.

****

**Gambar 2.3 Arsitektur DF-SSD** (Zhai dkk., 2020)

SSD mempercepat proses dengan menyelesaikan pendeteksian dalam satu langkah. DenseNet, seperti yang terlihat pada Gambar 2.3, merupakan salah satu tulang punggung yang digunakan dalam desain SSD. Salah satu model SSD, DF-SSd, menggunakan arsitektur DenseNet-S-32-1, di mana S adalah singkatan dari blok batang, 32 untuk tingkat pertumbuhan blok padat, dan 1 untuk faktor kompresi θ = 1 pada lapisan transisi. SSD dapat secara efektif menggunakan peta fitur untuk meningkatkan akurasi secara signifikan dengan memanfaatkan *DenseNet*. Selain itu, bagian leher, seperti *MobileNet*, sering kali digunakan dengan tulang punggung yang berbeda yang memiliki tingkat presisi dan komputasi yang seimbang. Desain *MobileNet* memiliki kemacetan linier, modul pemerasan dan eksitasi, dan konvolusi yang dapat dipisahkan berdasarkan kedalaman. Sementara itu, lapisan konvolusi menggunakan head dan fungsi aktivasi seperti *softmax* untuk memperkirakan kotak pembatas objek.

*Non-maximum suppression* (NMS) adalah teknik lain yang digunakan SSD untuk mengurangi jumlah prediksi *bounding box* yang berlebihan untuk setiap kelas. NMS menghilangkan kotak yang tumpang tindih dengan kotak pembatas yang lebih rendah dan menyaring kotak dengan nilai kepercayaan yang tinggi. Melalui prosedur ini, SSD mampu memberikan item yang diidentifikasi dengan *bounding box* yang lebih akurat. Selain itu, SSD memanfaatkan peta fitur multiskala, yang memungkinkan pengenalan objek secara simultan pada berbagai ukuran (Karbouja et al., 2024). SSD mampu menawarkan solusi praktis untuk identifikasi objek dalam aplikasi dunia nyata dengan memaksimalkan kecepatan dan akurasi.

Penelitian yang dilakukan oleh (Tsai dkk., 2019) menggunakan metode SSD yang diimplementasikan dengan *backbone* VGG16 yang telah di *pretrained* dan digunakan sebagai fitur ekstrasi. SSD ini mampu mengklasifikasi dan menandai *bounding box* dari digital *region* pada gambar meter listrik secara bersamaan, sehingga cocok untuk aplikasi *real-time* yang memerlukan proses cepat dan akurat

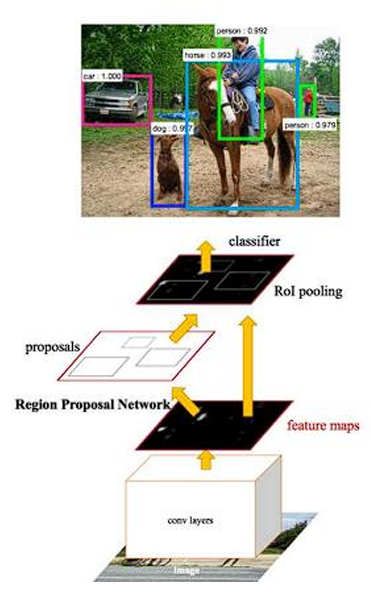
Dataset yang digunakan terdiri dari 777 gambar meter listrik yang dikumpulkan dari berbagai kondisi nyata di lokasi Taiwan, yang meliputi pengambilan dari berbagai sudut dan jarak, yang menyebabkan variasi dalam tampilan digital region. Gambar di bagi menjadi dua bagian yakni 577 gambar data training dan 200 gambar data testing.

Pelabelan data dilakukan dengan menggunakan alat LabelImg yang menyimpan anotasi dalam format PASCAL VOC, yang memberi tahu posisi bounding box dari digital region pada setiap gambar.

Dan pada Hasil pengujian menunjukkan performa sangat baik. Pada pengujian awal, akurasi deteksi digital region mencapai 98.5% dengan model yang dilatih dari data koleksi sendiri dan 99% dari model yang di-fine-tune. Setelah proses fine-tuning, model dapat mencapai tingkat deteksi 100% pada data pengujian. Selain itu, mereka juga melakukan pengujian dengan jumlah epoch berbeda (20.000, 60.000, 120.000) dan menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan akurasi tinggi (sekitar 98.5% - 99%).

### Faster R-CNN

Sebuah pendekatan yang disebut Faster Region-based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) dibuat dengan menggabungkan lapisan proposal wilayah dengan jaringan saraf convolutional untuk mengidentifikasi wilayah yang mungkin berisi objek. Lapisan konvolusional, jaringan proposal wilayah, pengumpulan ROI, dan lapisan klasifikasi adalah empat bagian utama dari Faster R-CNN (Ren et al., 2021). Sementara roi pooling memungkinkan sistem untuk mendeteksi item dengan ukuran berbeda yang direkam oleh jaringan proposal wilayah, lapisan convolutional berfungsi sebagai ekstraksi fitur untuk mengidentifikasi fitur objek yang akan dikenali. Objek akan dikategorikan sesuai dengan kelasnya di lapisan klasifikasi. Gambar 2.4 menunjukkan desain Faster R-CNN.



**Gambar 2.4 Arsitektur Faster R-CNN**

Penelitian yang dilakukan oleh (Sun dkk., 2024) meningkatkan akurasi deteksi digit pada water meter melalui pengembangan algoritma Faster R-CNN yang telah diperbaiki. Karena kemampuan identifikasi objeknya yang superior, Faster R-CNN memiliki manfaat dalam mencapai tingkat akurasi pendeteksian objek yang tinggi. Pada model ini, backbone ResNet50 yang digunakan sebelumnya digabungkan dengan fitur pyramid network (FPN). Penggabungan ini bertujuan untuk memperkaya informasi fitur yang diekstraksi, khususnya untuk mendeteksi angka-angka kecil yang sering tersembunyi atau berukuran kecil pada gambar water meter.

Selain itu, penelitian ini juga memodifikasi proses region proposal dengan mengganti ROI Pooling menjadi ROI Align. Perubahan ini penting karena ROI Align mampu mengeliminasi kesalahan yang timbul akibat pembulatan dalam proses pooling, sehingga kandidat region yang dihasilkan lebih akurat dalam memetakan fitur dari gambar aslinya. Kombinasi dari kedua inovasi ini secara signifikan meningkatkan akurasi model dalam mengenali digit water meter, terutama pada angka yang berukuran kecil dan kondisi citra yang kompleks.

Dataset yang digunakan merupakan hasil pengumpulan dari 2000 gambar water meter, berasal dari pengambilan langsung dan dilakukan augmentasi data melalui teknik seperti rotasi, panning, peningkatan kecerahan, dan cropping acak. Hal ini dilakukan untuk memperbesar keberagaman data dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Dari dataset tersebut, sebanyak 1800 gambar digunakan untuk proses pelatihan, sementara sisanya untuk pengujian, sehingga hasil pengukuran akurasi model dapat merefleksikan kemampuan nyata dalam kondisi variatif.

Hasil uji menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi deteksi sebesar 91,8% mAP. Angka ini menunjukkan performa yang cukup tinggi dan memenuhi standar kebutuhan otomatisasi pembacaan *water* meter. Meskipun kecepatan deteksi sedikit lebih lambat dibandingkan algoritma single-stage seperti YOLO dan SSD, keunggulan utama dari metode ini terletak pada tingkat ketepatan dan keandalannya dalam mengenali digit, termasuk angka dalam keadaan transisi atau setengah terbaca. Dengan demikian, model ini sangat potensial untuk diaplikasikan dalam sistem otomatisasi yang membutuhkan akurasi tinggi.

## Analisis Pemilihan Solusi

Berdasarkan alternatif solusi yang dapat dikembangkan, makan dilakukan analisis pemilihan solusi berdasarkan aspek ekonomis, aspek manufakturabilitas dan aspek sustainbilitas. Analisis pemilihan solusi berdasarkan aspek dapat dilihat pada Tabel 2.1.

**Tabel 2.1 Analisis Pemilihan Solusi Melalui Aspek**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Solusi** | **Karakteristik Pendekatan Berdasarkan Analisis Aspek** | **Solusi Terpilih** |
| You Only Look Once (YOLO) | **Aspek Ekonomis**  Arsitektur ringan, dengan jumlah layer moderat (sekitar 50–80) layer. Sangat ramah untuk *perangkat edge* dan deployment *real-time*  **Aspek Manufakturabilitas**  Akurasi kompetitif YOLO (96–98%) dalam lingkungan kompleks dan digit multi). Sangat adaptif terhadap kondisi dinamis seperti lumpur, cahaya, dan multi-digit.  **Aspek Sustainbilitas**  Single-stage, inferensi real-time. Waktu inferensi per frame rendah (bisa <30ms pada GPU). Cocok untuk edge device dan kamera lapangan. | **✓** |
| Single Shot Detector (SSD) | **Aspek Ekonomis**  VGG16 cukup dalam (138 juta parameter), namun SSD mengompensasi dengan arsitektur deteksi satu tahap. Masih layak untuk deployment real-time tapi lebih boros resource dibanding YOLO.  **Aspek Manufakturabilitas**  Akurasi mencapai 98.5%–100% setelah fine-tuning. Konsisten mendeteksi digital region secara akurat meskipun pada variasi sudut dan jarak.  **Aspek Sustainbilitas**  Single-stage, namun backbone VGG16 membuat waktu inferensi sedikit lebih lambat dari YOLO (sekitar 30–50ms/frame). Masih layak untuk sistem near real-time. |  |
| Faster Region-based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) | **Aspek Ekonomis**  ResNet50 + FPN + ROI Align membuatnya kompleks (lebih dari 100 layer & proses dua tahap). Membutuhkan GPU yang kuat dan waktu pelatihan serta inference yang tinggi.  **Aspek Manufakturabilitas**  Akurasi 91.8% mAP, sangat baik untuk mendeteksi digit kecil dan angka yang sulit terlihat. Unggul dalam kompleksitas visual namun kalah tipis dalam nilai absolut dari SSD.  **Aspek Sustainbilitas**  Dual-stage (region proposal + klasifikasi), ditambah ROI Align membuat waktu prediksi bisa mencapai **>200ms/frame**. Tidak ideal untuk real-time. |  |

# METODELOGI

## Identifikasi Masalah

Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) memiliki tanggung jawab yang besar dalam penyediaan air bersih kepada pelanggan yang berkaitan. Pencatatan penggunaan air bersih saat ini umumnya masih dilakukan secara pembukuan tradisional, yang dimana petugas lapangan harus mendatangi setiap rumah pelanggan untuk mencatat keseluruhan penggunaan air yang tertera pada angka meteran air. Cara yang dilakukan yakni mengambil gambar meteran air pada saat kunjungan ke pelanggan lalu mencatat penggunaan air yang telah di gunakan oleh pelanggan. Masalah ini menyebabkan data penggunaan air seringkali terkambat masuk kedalam sistem dan dapat menimbulkan ketidaktepatkan dalam penagihan jumlah kepada pelanggan. Karena itu dibutuhkan suatu sistem yang dapat membantu pencatatan meteran air secara otomatis, cepat dan akurat agar proses pelayanan dapat menjadi lebih efisien.

## Analisis Solusi

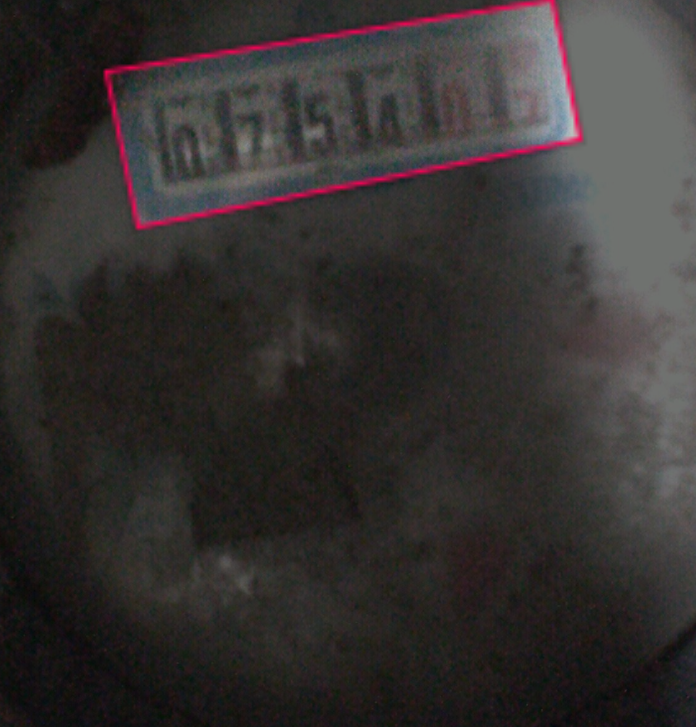
Dari permasalahan yang telah diidentifikasi, solusi terbaik dipilih berdasarkan aspek ekonomis, keberlanjutan (*sustainability*), dan kemudahan dalam proses manufaktur serta implementasi. Solusi yang diusulkan menggabungkan dua pendekatan utama, yaitu deteksi angka menggunakan algoritma You Only Look Once (YOLO) dan pemindaian *QR code* sebagai identifikasi meteran atau pelanggan. Algoritma YOLO versi 11 Nano dipilih karena memiliki kecepatan tinggi dan efisiensi dalam mendeteksi objek, khususnya angka-angka pada tampilan meteran air. Versi ini menawarkan kinerja yang lebih ringan dibandingkan dengan versi sebelumnya, sehingga memungkinkan penerapan pada perangkat dengan spesifikasi terbatas seperti smartphone atau perangkat edge. Selain itu, sistem ini juga mengintegrasikan teknologi pemindaian *QR code* dari gambar meteran untuk secara otomatis mengenali identitas pelanggan atau perangkat meteran. Dengan pemindaian *QR code*, proses pencatatan menjadi lebih cepat dan akurat karena menghilangkan potensi kesalahan input data secara manual. Gabungan dari kedua pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan perangkat lunak yang tidak hanya akurat dalam membaca angka, tetapi juga efisien dan terintegrasi dalam sistem pelaporan data, sehingga mendukung digitalisasi proses pencatatan air pelanggan secara menyeluruh di lingkungan PDAM.

## Pengumpulan Data

Pada tahap ini, pengumpulan data dilakukan oleh petugas lapangan PDAM yang bertugas mengambil gambar meteran air di lokasi pelanggan. Data yang dikumpulkan berupa gambar digital meteran air yang diambil dengan menggunakan handphone petugas sesuai dengan kondisi nyata di lapangan, seperti perbedaan pencahayaan siang dan malam, sudut pengambilan gambar, serta berbagai kondisi meteran dalam bentuk bersih dan kotor.

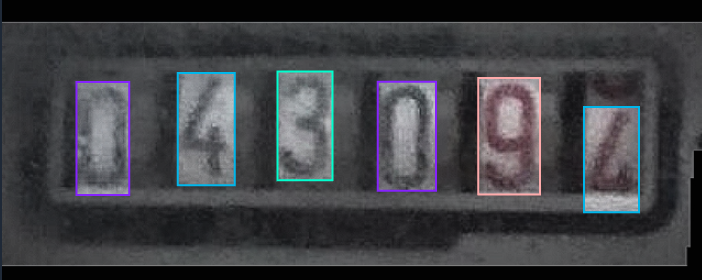
Sebelum pengambilan data ketua tim pengawas meteran menyiapkan panduan teknis yang berisi kriteria gambar yang dibutuhkan dan menyiapkan penamaan file gambar yang telah diambil sesuai dengan nomor pelanggan yang di kunjungi. Data tersebut akan dianotasikan menggunakan Roboflow yang menyediakan layanan anotasi untuk model deteksi (Dwyer dkk., 2024)

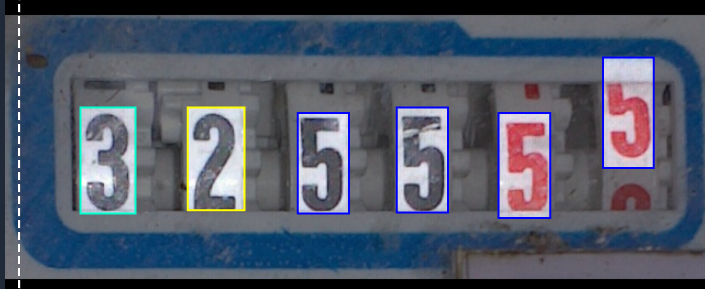
Jumlah data untuk segmentasi adalah 1.766 dimana 1.002 data training dan 764 data validasi. Data ini berupa segmen dari kotak pada angka meteran. Hal ini bertujuan untuk mengambil kotaknya agar memudahkan untuk mendeteksi angka meteran. Contoh data segmentasi dapat dilihat pada Gambar 3.1.

**Gambar 3.1 Data Segmentasi**

Jumlah data untuk deteksi adalah 16.020 yang dimana 12.996 data training dan 3.204 data validasi. Data ini berupa anotasi pada angka 0 sampai 9 yang terdapat pada hasil segmentasi kotak meteran angka. Contoh data deteksi dapat dilihat pada Gambar 3.2.

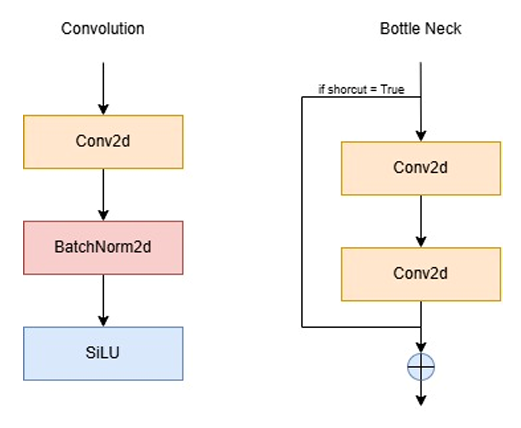




**Gambar 3.2 Data Deteksi**

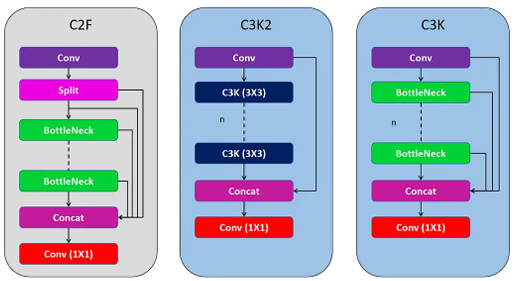
## Pengembangan Model

Pengembangan model menggunakan metode You Only Look Once (YOLO) versi 11, dimana model segmentasi menggunakan YOLOv11n-seg dan model deteksi menggunakan YOLOv11s. YOLO melatih model prediksi dengan menggunakan teknik pembelajaran mesin yang terawasi. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1, YOLO menggunakan desain jaringan saraf tiruan, termasuk normalisasi batch, lapisan leher botol, dan lapisan konvolusi dengan fungsi aktivasi sigmoid linear unit (SiLU), untuk meminimalkan beban komputasi model. *Transfer learning* digunakan untuk menghasilkan model YOLO 11 Nano menggunakan bobot yang telah dilatih sebelumnya dari *library Ultralytics*.

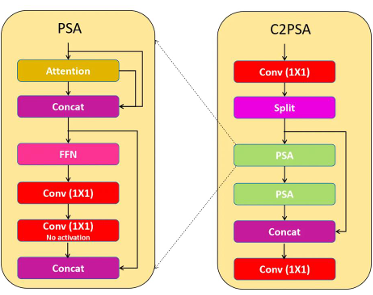


**Gambar 3.3 Convolution dan Bottle Neck Layer**

Lapisan dari konvolusi fitur yang diambil dari gambar input menggunakan aktivasi SiLU masih digunakan oleh YOLOv11n. Gambar 3.2 mengilustrasikan bagaimana *Cross Stage Partial* (CSP) *Bottleneck* diimplementasikan pada model YOLOv11, yang lebih efektif, lebih cepat, dan meningkatkan kinerja model dengan mengganti blok C3k2 dengan blok C2f dari model sebelumnya. Model ini dapat lebih berkonsentrasi pada era signifikan dari gambar yang ditampilkan pada Gambar 3.3 dengan menambahkan blok *Cross Stage* Partial with *Spatial Attention* (C2PSA) setelah blok *Spatial Pyramid Pooling-Fast* (SPPF). Normalisasi *batch* dan fungsi aktivasi SiLU masih digunakan pada lapisan konvolusi dan deteksi terakhir.

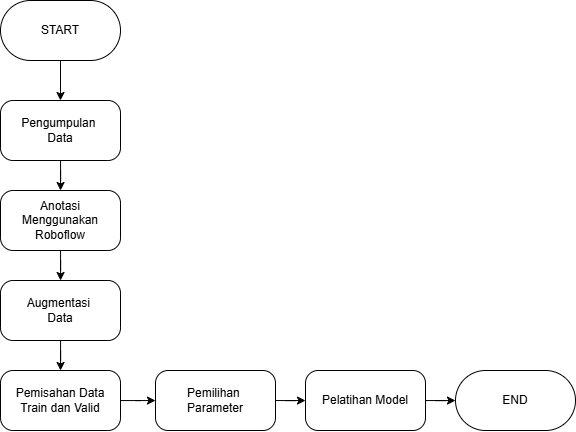


**Gambar 3.4 Perbandingan Blok C2f dan C3K2** (Nikhileswara S, 2024)



**Gambar 3.5 Blok C2SPA (**Nikhileswara S, 2024)

Pengembangan model akan melalui tahapan yang dapat dilihat pada Gambar 3.4. Tahapan awal yang dilakukan dengan pengumpulan data yang kemudian akan dilakukan anotasi menggunakan Roboflow.

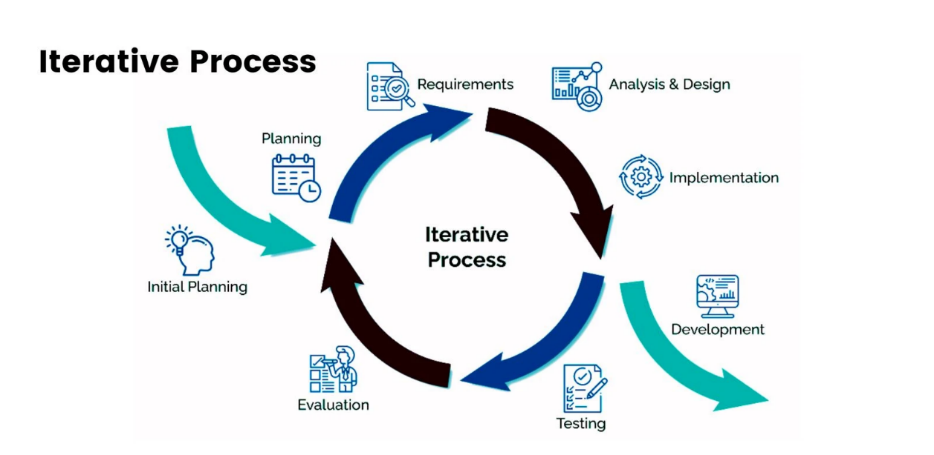


**Gambar 3. 6 Tahapan Pengembangan Model**

Anotasi dalam format YOLO untuk model deteksi, yaitu <class\_id> <x\_center> <y\_center> <width> <height>. Sedangkan untuk model segmentasi anotasinya berupa <class\_id> <x1> <y1> … <xn> <yn>. Setelah itu, data untuk deteksi akan diaugmentasi berupa rotasi 15o dan *flip* 180o, dengan tujuan agar model dapat mengenali angka dari berbagai sudut pandang. Data dipisah menjadi data train dan validasi sebelum dilakukan training dengan parameter yang ditentukan. Hasil model yang telah dilatih akan diimplementasikan ke sistem.

## Pengembangan Perangkat Lunak

Pada tahap pengembangan, perangkat lunak dikembangkan dengan System Development Life Cycle (SDLC), yakni model iteratif. Model iteratif merupakan salah satu tahapan pengembangan yang prosesnya dilakukan secara bertahap dan penjadwalan ulang pada saat memperbaiki bagian-bagian dari rancangan sistem (Imran Hibba, 2022). Tujuan dari model iteratif ini untuk meningkatkan pengembangan melalui beberapan tahapan pengulangan kecil sehingga dapat mengerjakannya secara fleksibel tanpa adanya keharusan penyelesaian satu tahap secara utuh. Tahapan model iteratif dapat dilihat pada Gambar 3.1 yang terdiri dari perencanaan, analisis dan desain, implementasi, pengujian dan evaluasi.



**Gambar 3.8 SDLC Model Iteratif** (Imran Hibba, 2022)

Perencanaan

Pada tahap ini, perencanaan mengenai masalah yang dihadapi dengan menentukan tujuan dari perangkat lunak dalam menyelesaikan permasalahan. Dalam model iteratif, tahapan ini dapat dilakukan secara berulang untuk mendapatkan kebutuhan perangkat lunak secara maksimal.

Analisis dan desain

Pada tahap ini, dilakukan analisis terhadap rancangan sistem perangkat lunak. Desain dapat diimplementasikan dengan membuat rancangan antarmuka perangkat lunak berdasarkan kebutuhan perangkat lunak.

Implementasi

Pada tahap ini, perangkat lunak mulai dikembangkan berdasarkan rancangan sistem dan desain yang telah dikerjakan. Perangkat lunak dikembangkan dengan kode pemrograman sesuai kebutuhan perangkat lunak. Database mulai diimplementasikan untuk mendukung perangkat lunak sebagai tempat penyimpanan.

Pengujian

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap perangkat lunak yang telah dikembangkan untuk mengukur performa dari perangkat lunak yang dibuat. Tahapan ini juga bertujuan untuk menemukan kekuragnan atau kesalahan dalam perangkat lunak. Pengujian perangkat lunak dilakukan dengan *user acceptance testing* untuk mendapat *feedback* atau umpan balik dari pengguna mengenai perangkat lunak. Setelah dilakukan pengujian, hasilnya akan menjadi dasar dari peningkatan perangkat lunak agar lebih optimal.

Evaluasi

Dalam tahapan ini, dilakukan evaluasi dari hasil iterasi yang telah dilakukan. Evaluasi yang dilakukan adalah dapatkah perangkat lunak telah memenuhi kebutuhan dari user, setelah itu akan di *deploy* kepada pengguna.

## Pengujian

Selama langkah pengujian, kinerja model yang dibuat akan dievaluasi menggunakan prosedur hyperparameter tuning. Tabel 3.1 mengilustrasikan prosedur penyetelan, yang melibatkan modifikasi variabel seperti ukuran batch, pengoptimal, laju pembelajaran, momentum, dan lainnya untuk memberikan metrik penilaian. Presisi, recall, rata-rata, presisi rata-rata pada IoU 50 (mAP50), dan rata-rata presisi rata-rata pada IoU 50-95 (mAP50-95) adalah metrik penilaian yang dihasilkan. Tujuan dari ukuran penilaian ini adalah untuk memastikan bahwa, dalam lingkungan pengujian, model dapat mengenali dan menghitung item dengan andal dan tepat.

**Tabel 3.1 Hyperparameter Tuning Model**

|  |  |
| --- | --- |
| Parameter | Nilai |
| Initial learning rate | 0,01, 0.001 |
| Final learning rate | 0.1, 0,01 |
| Optimizer | AdamW |
| Epoch | 50 75 100 |

Precision merupakan metrik untuk mengukur seberapa akurat model dalam menghasilkan prediksi yang benar. Precision dihitung dengan membagi jumlah True Positives (TP) dengan jumlah True Positive dan False Positives (FP) seperti yang ditunjukkan pada persamaan (1) sedangkan recall merupakan metrik untuk mengukur seberapa baik model dalam menangkap seluruh contoh positif yang benar. Recall dihititung dengan membagi jumlah True Positives dengan jumlah True Positives dan False Negatives (FN) seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |
|  | (2) |

Perhitungan mAP (mean average precision) pada persamaan (4) didapat dari average precision (AP) pada persamaan (3) yang menggunakan precision dan recall. AP dihitung berdasarkan kurva precision-recall dengan mempertimbangkan berbagai ambang batas untuk menilai kinerja model dari deteksi objek. (Lou dkk., 2023)

|  |  |
| --- | --- |
| (AP) | (3) |
| (mAP) | (4) |

## Hasil

Output yang dihasilkan dari penelitian ini berupa perangkat lunak berbasis desktop yang dimana dapat mendeteksi angka dalam foto meteran yang diambil dan menampilkan data pembacaan pada meteran yang telah di deteksi.

# PERANCANGAN

## Spesifikasi Solusi

Spesifikasi solusi dari perangkat lunak pembaca angka meteran air yang dikembangkan saat ini, yaitu:

Perangkat lunak berupa aplikasi desktop.

Perangkat lunak desktop dapat mendeteksi angka meteran pdam.

Perangkat lunak terhubung dengan *PostgreSQL* sebagai *database*.

Perangkat lunak desktop dapat merekap laporan pembacaan meteran air pdam.

Perangkat lunak desktop memiliki model YOLO 11 Nano yang dibuat melalui *library Ultralytics* dan kerangka kerja *deep learning Pytorch*.

## Rencana Pengujian

Rencana pengujian untuk mengukur spesifikasi yang telah diajukan akan dilakukan terhadap perangkat lunak dan model yang dikembangkan dengan penguji, yaitu pengguna dan *expert*. Perangkat lunak diuji dengan menggunakan metode *blackbox testing* yang dapat dilihat pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1 Black Box Testing Perangkat Lunak**

|  |  |
| --- | --- |
| No | Pengujian |
| 1. | Pengguna login dengan memasukkan username dan password. |
| 2. | Pengguna lupa pasword mendapatkan verifikasi email. |
| 3. | Pengguna memasukkan foto kedalam menu dan memulai proses deteksi angka yang berada didalam meteran. |
| 4. | Sistem membaca angka meteran dan mengekstrak angka. |
| 5. | Sistem merekap data laporan pembacaan meteran |

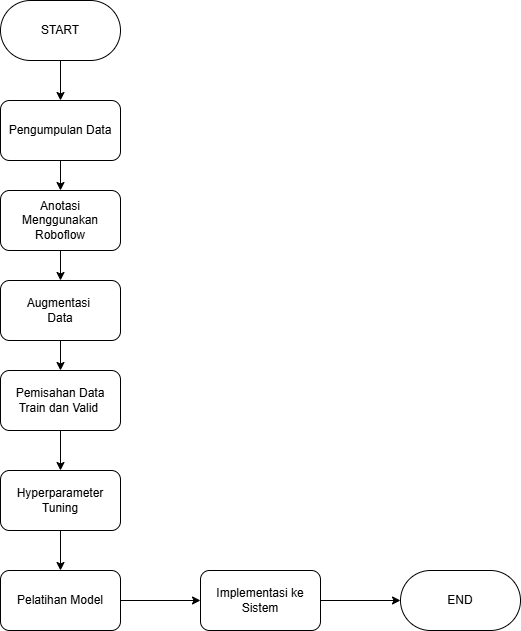
Rencana pengujian kinerja (*performance testing*) perangkat lunak dengan model YOLO juga dilkaukan untuk menentukan seberapa baik model YOLO dalam berbagai kondisi untuk mendeteksi dan menghitung jumlah pengunjung. Rencana pengujian kinerja perangkat dengan model YOLO dapat dilihat pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2 Rencana Pengujian Kinerja Model**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| No. | Kondisi | Hasil Yang Diharapkan |
| 1. | Foto meteran dalam kondisi bersih | Dapat terdeteksi |
| 2. | Foto meteran dalam keadaan buram | Dapat terdeteksi |
| 3. | Foto meteran dalam keadaan kotor | Dapat terdeteksi |
| 4. | Foto meteran dalam kondisi pencahayaan yang baik. | Dapat terdeteksi |
| 5. | Foto meteran dalam kondisi pencahayaan yang kurang | Dapat terdeteksi |
| 6. | Foto meteran dalam kondisi pantulan pencahayaan yang berlebihan | Dapat terdeteksi |
| 7. | Foto meteran dalam kondisi tertimbun diluar kotak meteran angka. | Dapat terdeteksi |
| 8. | Foto meteran dalam kondisi tertimbun sepenuhnya | Tidak dapat terdeteksi |

## Perancangan Sistem

Dalam peneilitian ini, proses perancangan sistem telah disusun untuk tujuan dari penlitian, yaitu mengembangkan perangkat lunak *Desktop App* yang mampu melakukan proses pembacaan angka meteran air. Perangkat lunak terintegrasi dengan model YOLO. Tahapan proses perancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 4.1.

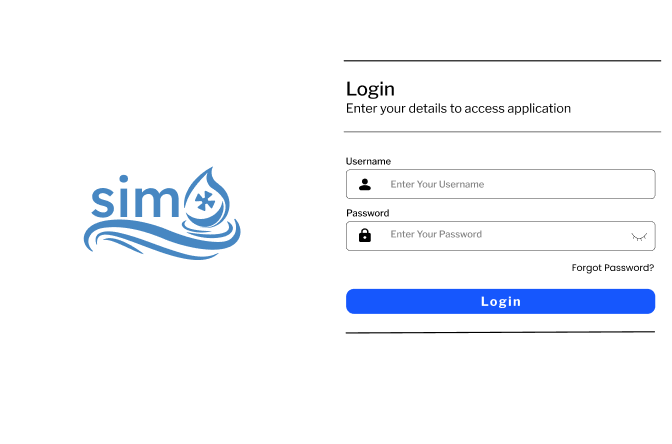


**Gambar 4.1 Tahapan Proses Perancangan Sistem**

Pada tahap perancangan sistem diawali dengan pengumpulan data gambar meteran air yang diambil dari pihak Perumda Tirta Musi Palembang. Dengan menggunakan aplikasi *website* *Roboflow*, dilakukan anotasi berupa *bounding box* yang diletakkan pada setiap *class* yang muncul di dalam citra. Setelah itu augmentasi dilakukan pada setiap citra agar mendapatkan data yang bervariasi. *Augmentasi* yang digunakan antara lain rotasi citra sebesar 15o sampai -15o dan rotasi 180o. Sehingga, model yang nantinya akan dilatih dapat mempelajari setiap variasi data pada dataset.

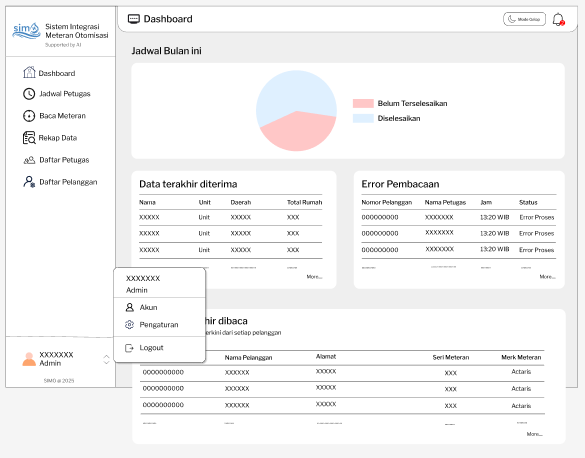
Selanjutnya dilakukan pemisahan data train dan data validasi dengan membagi data sebanyak 80% untuk data latih, dan 20% untuk data validasi. Sehingga, menghasilkan sebanyak 12.996 data latih, dan 3.024 data validasi. Dilakukan percobaan dengan *hyperparameter* seperti *optimizer*, *learning rate* dan *epoch* untuk menentukan *hyperparameter* yang terbaik pada model. Percobaan *hyperparameter* ini, akan dilakukan dengan melatih ulang model dari awal. Model dengan *hyperparameter* terbaik akan diimplementasikan kedalam perangkat lunak *desktop*.

Selanjutnya, dilakukan analisis terhadap kebutuhan perangkat lunak yang akan dikembangkan berdasarkan hasil wawancara dengan perusahaaan. Rancangan antarmuka dari perangkat lunak berupa aplikasi desktop di desain menggunakan *Figma*. Perangkat lunak akan dibuat berdasarkan kebutuhan pengguna untuk mengatasi permasalahan yang diangkat. Rancangan antarmuka aplikasi memiliki tampilan login yang dapat dilihat pada Gambar 4.2.



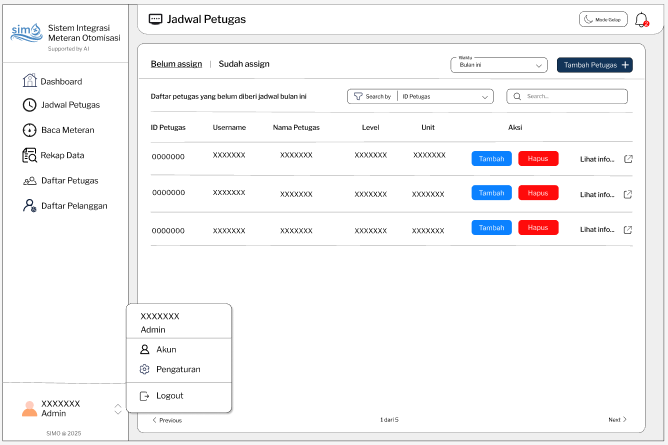
**Gambar 4. 2 Rancangan Antarmuka Halaman Login**

Pada rancangan antarmuka aplikasi desktop, terdapat 6 menu utama yakni dashboard, jadwal petugas, baca meteran, rekap data, daftar petugas dan daftar pelanggan. Halaman *Dashboard* berisi informasi keterangan total pembacaan meteran yang telah di lakukan dan sebaliknya yang dapat dilihat pada Gambar 4.3



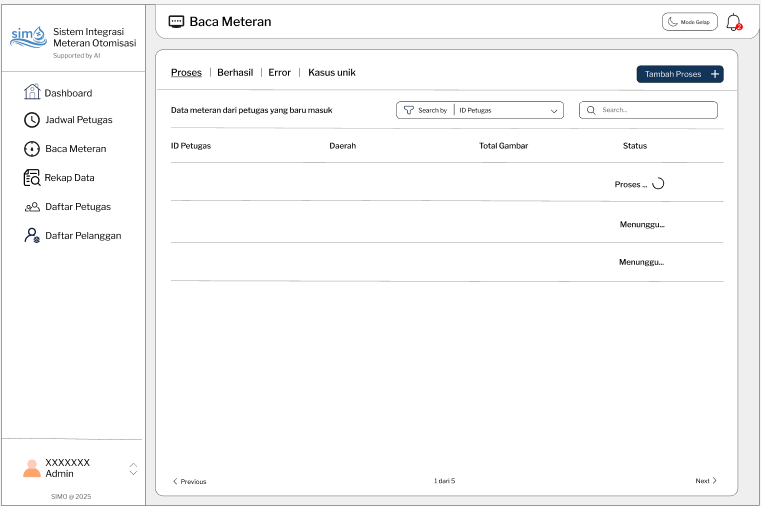
**Gambar 4.3 Rancangan Antarmuka Halaman Dashboard**

Halaman jadwal petugas berisikan daftar petugas yang terdaftar dalam pengawas meteran dan jadwal petugas yang akan membaca meteran yang diberikan oleh kepala pengawas meteran yang dapat dilihat pada Gambar 4.4.

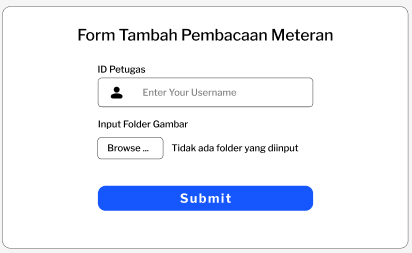


**Gambar 4.4 Rancangan Antarmuka Halaman Jadwal Petugas**

Halaman baca meteran berisikan informasi keterangan proses pembacaan meteran yang telah di proses oleh kepala pengawas meteran yang dapat dilihat pada Gambar 4.5 dan modal form pembacaan meteran ditampilkan pada Gambar 4.6

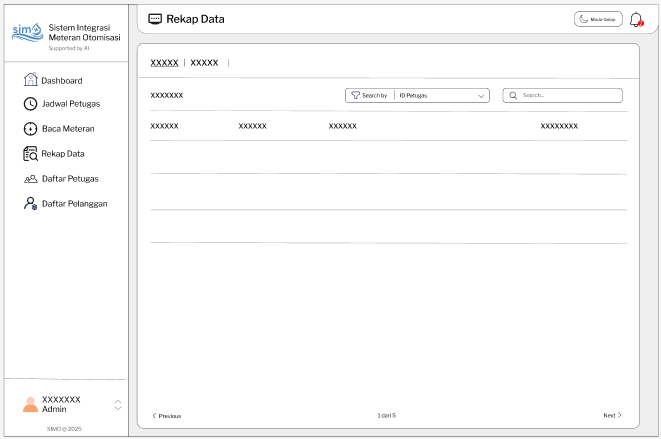
****

**Gambar 4.5 Rancangan Antarmuka Halaman Baca Meteran**



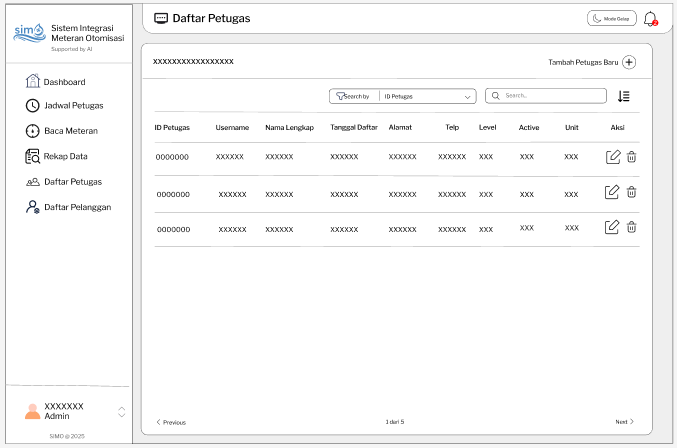
**Gambar 4.6 Modal Form Pembacaan Meteran**

Halaman rekap data berisi rekapan data keseluruhan pembacaan data meteran yang telah dibaca angkanya yang dapat dilihat pada Gambar 4.7.



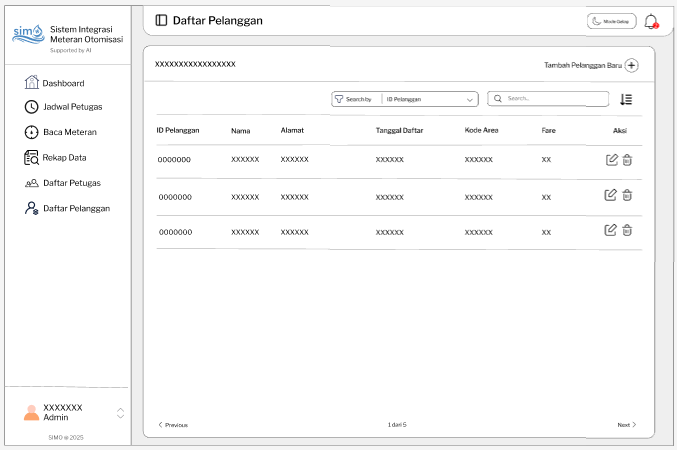
**Gambar 4.7 Rancangan Antarmuka Halaman Daftar Petugas**

Halaman daftar petugas berisikan pendaftaran petugas yang akan di daftarkan dan menampilkan seluruh petugas yang telah terdaftar dalam pengawas meteran yang dapat dilihat pada Gambar 4.8.



**Gambar 4.8 Rancangan Antarmuka Halaman Daftar Petugas**

Halaman daftar pelanggan berisi semua pelanggan yang telah terdaftar dalam pemasangan meteran air yang dapat dilihat pada Gambar 4.9.



**Gambar 4.9 Rancangan Antarmuka Halaman Daftar Pelanggan**

3. Implementasi

Pada tahap ini, model akan dikembangkan dengan menggunakan library Utralytics versi 8.3.126. yang menyediakan model dan Pytorch versi 2.5.1+cu121 sebagai kerangka kerja deep learning. Terdapat 2 model yakni model segmentasi dan model deteksi yang dilatih menggunakan dataset masing-masing.

4. Pengujian

Pada tahap ini, pengujian dilakukan dengan menguji perangkat lunak yang telah terintegrasi dengan model YOLO dalam deteksi angka meteran air untuk mengetahui terjadinya error atau bug dalam perangkat lunak. Pengujian dilakukan dengan menggunakan YOLO dengan varian YOLO 11 Nano dengan dataset meteran air yang merupakan dataset dengan hasil terbaik dibanding dataset lainnya.

5. Evaluasi

Pada tahap ini akan dilakukan evaluasi apakah perangkat lunak telah memenuhi kebutuhan dari pengguna dan menyelesaikan permasalahan yang diangkat dalam tugas akhir ini.

## Verifikasi Perancangan

Verifikasi perancangan dilakukan dnegan membuat daftar semua atribut pada metode yang digunakan kemudian akan diverifikasi menggunakan tanda centang pada atribut yang ditunjukkan pada Tabel 4.4.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No.** | **Item** | **Verifikasi** | **Keterangan** |
| 1. | YOLOv11 | **✓** | Model YOLOv11 yang digunakan adalah yolo 11n.pt karena memiliki komputasi yang paling rendah, sehinga memiliki kecepatan proses yang lebih baik yang cocok digunakan secara realtime |
| 2. | Epoch | **✓** | Jumlah epoch yang akan digunakan adalah 50, 75, 100 |
| 3. | Image size | **✓** | Ukuran citra yang akan di gunakan 640x640 pixels |
| 4. | Batch size | **✓** | Jumah batch size yang digunakan adalah 16 |
| 5. | Optimizer | **✓** | Optimizer yang digunakan adalah Stohastic Gradient Descent (SGD) dan Adaptive Moment Estimation Weight Decay (AdamW). |
| 6. | Initial Learning Rate | **✓** | Nilai initial learning rate pada penentuan dataset adalah 0.01, sedangkan pada proses hyperparameter tuning adalah 0.01 dan 0.001. |
| 7. | Final Learning Rate | **✓** | Nilai final learning rate yang digunakan adalah 0.1 dan 0.01. |
| 8.. | Cosaine learning | **✓** | Nilai cosaine learning yang digunakan bernilai True. |

## Jadwal Pelaksanaan

Jadwal pelaksanaan tugas akhir dimulai dari persiapan proposal dan wawancara hingga penyelesaian laporan tugas akhir yang dapat dilihat pada Tabel 4.5.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No. | Kegiatan | Bulan/Minggu | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Feb 2025 | | | | Mar 2025 | | | | Apr 2025 | | | | Mei 2025 | | | | Juni 2025 | | | | Juli 2025 | | | |
| 1. | Persiapan Proposal dan Survei |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 2. | Penyusunan Proposal |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 3. | Perancangan Sistem |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 4. | Perancangan Model |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 5. | Implementasi Antar Muka |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 6. | Pengujian Perangkat Lunak |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 7. | Penyusunan Laporan Akhir |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

# DAFTAR PUSTAKA

Carvalho, R., Melo, J., Graça, R., Santos, G., & Vasconcelos, M. J. M. (2023). Deep Learning-Powered System for Real-Time Digital Meter Reading on Edge Devices. *Applied Sciences (Switzerland)*, *13*(4). https://doi.org/10.3390/app13042315

Danuri, M., Informatika, M., Teknologi, J., & Semarang, C. (2019). *PERKEMBANGAN DAN TRANSFORMASI TEKNOLOGI DIGITAL*.

Dwyer, B., Nelson, J., & Hansen, T. (2024). *Roboflow (Version 1.0) [Software]*. https://roboflow.com

Febriawati, L., Mellaty, R., & Widowati, T. (2021). ANALISIS AKSESIBILITAS AIR BERSIH DALAM RANGKA PENINGKATAN KETAHANAN KELUARGA DI DKI JAKARTA Clean Water Accessibility Analysis in Increasing Family Resilience in Dki Jakarta. Dalam *Jurnal Lembaga Ketahanan*.

Girshick, R. (2015). *Fast R-CNN*. https://github.com/rbgirshick/

Gupta, P., Sharma, V., & Varma, S. (2021). People detection and counting using YOLOv3 and SSD models. *Materials Today: Proceedings*. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.11.562

Imran Hibba. (2022). *Memahami Definisi, Manfaat, dan Aplikasi Proses Iteratif*. https://www-timetrackapp-com.translate.goog/en/blog/iterative-process-definition/?\_x\_tr\_sl=en&\_x\_tr\_tl=id&\_x\_tr\_hl=id&\_x\_tr\_pto=imgs

Imran, M., Anwar, H., Tufail, M., Khan, A., Khan, M., & Ramli, D. A. (2023). Image-Based Automatic Energy Meter Reading Using Deep Learning. *Computers, Materials and Continua*, *74*(1), 203–216. https://doi.org/10.32604/cmc.2023.029834

Jiang, P., Ergu, D., Liu, F., Cai, Y., & Ma, B. (2021). A Review of Yolo Algorithm Developments. *Procedia Computer Science*, *199*, 1066–1073. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135

Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., & Berg, A. C. (2016). *SSD: Single Shot MultiBox Detector*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0\_2

Llerena, J. M., Zeni, L. F., Kristen, L. N., & Jung, C. (2021). *Gaussian Bounding Boxes and Probabilistic Intersection-over-Union for Object Detection*. https://doi.org/10.1109/TIP.2023.3348697

Lou, H., Duan, X., Guo, J., Liu, H., Gu, J., Bi, L., & Chen, H. (2023). DC-YOLOv8: Small-Size Object Detection Algorithm Based on Camera Sensor. *Electronics (Switzerland)*, *12*(10). https://doi.org/10.3390/electronics12102323

Ramadhan, A., & Fazila, N. (2021). *Sistem Kontrol dan Monitoring Meteran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Berbasis IoT*.

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. http://pjreddie.com/yolo/

Sa’adat, F., & Widiyanto, E. P. (2024). *Implementasi YOLOv8 Dalam Deteksi Angka Meteran Air PDAM*. https://www.researchgate.net/publication/384892270

Sun, L., Yuan, Y., Qiao, S., & Qi, R. (2024). Detection of Water Meter Digits Based on Improved Faster R-CNN. *Journal of Computer and Communications*, *12*(03), 1–13. https://doi.org/10.4236/jcc.2024.123001

Tsai, C.-M., Shou, D., Hsieh, J.-W., & Chen, S.-C. (2019). *USE SSD TO DETECT THE DIGITAL REGION IN ELECTRICITY METER*.

Zaghari, N., Fathy, M., Jameii, S. M., & Shahverdy, M. (2021). The improvement in obstacle detection in autonomous vehicles using YOLO non-maximum suppression fuzzy algorithm. *Journal of Supercomputing*, *77*(11), 13421–13446. https://doi.org/10.1007/s11227-021-03813-5

Zhai, S., Shang, D., Wang, S., & Dong, S. (2020). DF-SSD: An Improved SSD Object Detection Algorithm Based on DenseNet and Feature Fusion. *IEEE Access*, *8*, 24344–24357. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2971026