

Peningkatan Akurasi Deteksi Angka pada Meteran Air Berbasis YOLOv10 Melalui Augmentasi Beragam dan Integrasi Notifikasi Otomatis ke Telegram

Improving the Accuracy of Number Detection on YOLOv10-Based Water Meters Through Various Augmentations and Automatic Notification Integration into Telegram

Wawan Iswanto¹, Rajes Khana², Muhammad Sobirin³

^{1,2,3}Program Studi S1 Teknik Elektro, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas 17 Agustus 1945 Jakarta

^{1,2,3}Jl. Sunter Permai Raya, Sunter Agung, Jakarta Utara 14350, Indonesia

email: *¹wawaniswanto240@gmail.com, ²Rajes.khana@uta45jakarta.ac.id,

³muhammad.sobirin@uta45jakarta.ac.id

Informasi Artikel

Diajukan, 7 Juni 2025
Diterima, 2 Agustus 2025
Diterbitkan, 5 Desember 2025

Kata Kunci :

YOLOv10, pembacaan meteran air, deteksi objek, visi komputer, augmentasi data

ABSTRAK

Pembacaan angka pada meteran air secara manual masih banyak digunakan di berbagai wilayah dan berisiko tinggi terhadap kesalahan pencatatan, keterlambatan, serta ketergantungan terhadap tenaga manusia. Seiring berkembangnya teknologi visi komputer dan pembelajaran mendalam, metode pembacaan otomatis berbasis deteksi objek menjadi solusi yang efektif untuk menggantikan metode konvensional tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan menguji sistem pembacaan angka otomatis pada meteran air berbasis algoritma YOLOv10, yang merupakan versi terbaru dari keluarga YOLO. Dalam penelitian ini, digunakan dataset citra meteran air yang dilengkapi dengan teknik augmentasi data guna meningkatkan kemampuan generalisasi model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa YOLOv10 memiliki potensi tinggi dalam mendeteksi angka dengan akurasi dan kecepatan yang baik, bahkan pada kondisi citra yang tidak ideal. Penelitian ini berkontribusi dalam memberikan solusi efisien dan andal terhadap pembacaan meteran air otomatis yang dapat diimplementasikan di lingkungan nyata. Hasil terbaik dari pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv10 mampu mencapai mAP@0,5 sebesar 97,5%, *precision* 94,6%, dan *recall* 94,1% dengan kecepatan inferensi 0.7ms per gambar.

ABSTRACT

Manual water meter reading is still widely used in various regions and carries a high risk of recording errors, delays, and dependence on human labor. With the development of computer vision and deep learning technology, automatic reading methods based on object detection have become an effective solution to replace these conventional methods. This study aims to design and test an automatic water meter reading system based on the YOLOv10 algorithm, which is the latest version of the YOLO family. In this study, a water meter image dataset equipped with data augmentation techniques was used to improve the model's generalization ability. The test results show that YOLOv10 has high potential in detecting numbers with good accuracy and speed, even in non-ideal image conditions. This study contributes to providing an efficient and reliable solution for automatic water meter reading that can be implemented in real environments. The best results from the test show that the YOLOv10 model is able to achieve mAP@0.5 of 97.5%, precision of 94.6%, and recall of 94.1% with an inference speed of 0.7ms per image.

1. PENDAHULUAN

Dalam konteks sistem utilitas cerdas, pembacaan otomatis meteran air merupakan tugas penting yang dapat diselesaikan secara efisien menggunakan algoritma pembelajaran mendalam, menggantikan metode

tradisional yang bergantung pada kehadiran fisik petugas [1]. Model YOLO (*You Only Look Once*) telah menjadi pendekatan utama karena keunggulannya dalam akurasi dan kecepatan deteksi [1]. Namun, tantangan utama pada tugas deteksi objek, termasuk pada pembacaan meteran air, masih berfokus pada rendahnya akurasi dan *recall* terutama untuk objek berukuran kecil [2].

Penelitian sebelumnya telah mengembangkan pendekatan dua tahap berbasis *Fast-YOLO* dan CNN untuk pembacaan otomatis meteran, namun keterbatasan akses terhadap dataset publik menjadi hambatan utama dalam pengujian dan evaluasi [3]. Di sisi lain, upaya untuk memperkenalkan dataset *real-world* seperti UFPR-ADMR telah membuka peluang evaluasi metode pembacaan angka berbasis *deep learning* pada kondisi nyata [4].

Masalah mendasar lain adalah kualitas citra hasil tangkapan yang dipengaruhi rotasi, buram, dan karakter yang tidak lengkap, yang menyulitkan proses OCR tradisional. Hal ini telah mendorong pendekatan baru berbasis deteksi objek, termasuk pengembangan arsitektur seperti GMS-YOLO yang menggabungkan konvolusi multi-skala dan perhatian spasial untuk meningkatkan akurasi pengenalan karakter [5]. Selain itu, modifikasi arsitektur YOLOv8 dengan transformasi radiometrik dan segmentasi adaptif juga menunjukkan peningkatan presisi dan Segment mAP pada pembacaan karakter setengah digit [6].

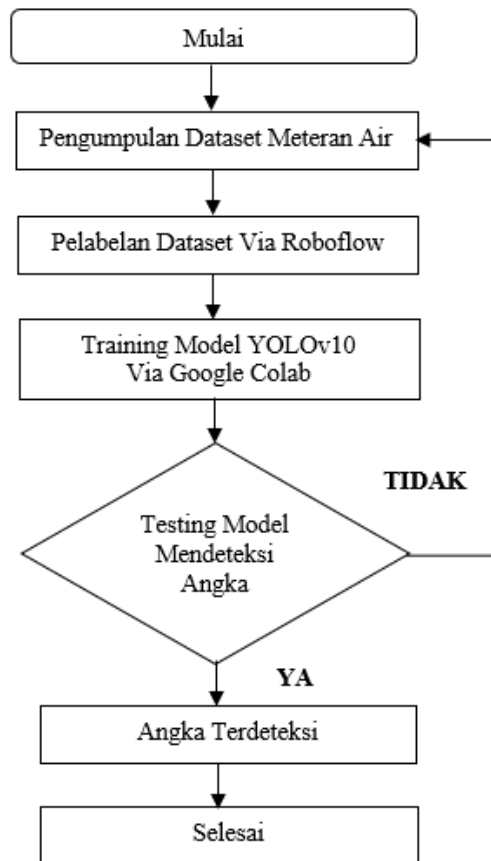
Pembacaan meteran air secara manual juga menimbulkan risiko kesalahan akibat kondisi fisik petugas dan kompleksitas lokasi meteran. Untuk itu, sistem berbasis *edge computing* seperti Jetson Nano telah digunakan untuk membangun sistem pembacaan otomatis berbasis YOLO-v3, dengan waktu deteksi yang cukup untuk kebutuhan aktual [7].

Meskipun *smart meter* sudah banyak digunakan di negara maju, masih banyak meteran analog yang aktif digunakan dan memerlukan pendekatan pembacaan berbasis citra [8]. Di sisi lain, metode pembacaan otomatis berbasis YOLO juga telah diterapkan dalam kondisi ekstrem melalui modifikasi modul seperti *deformable CSP*, *network pruning*, dan mekanisme atensi teragregasi [9]. Semua pendekatan ini memperlihatkan potensi luar biasa, namun masih terdapat celah dalam penggunaan model YOLOv10 yang lebih baru, baik dari sisi performa maupun efisiensi dalam tugas pembacaan angka pada meteran air.

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penerapan model YOLOv10 dalam deteksi angka pada meteran air dengan dukungan teknik augmentasi data yang beragam. Penelitian ini diharapkan menjadi kontribusi baru terhadap pengembangan sistem pembacaan meteran otomatis yang akurat dan efisien. Keunikan penelitian ini terletak pada penggunaan YOLOv10, yang belum banyak dikaji dalam literatur, serta strategi augmentasi yang ditujukan untuk meningkatkan generalisasi model terhadap kondisi gambar di lapangan. YOLOv10 memiliki sejumlah keunggulan signifikan dibandingkan pendahulunya seperti YOLOv8 maupun YOLOv9. Salah satu inovasi utamanya adalah pelatihan tanpa NMS (*Non-Maximum Suppression*), yang memungkinkan inferensi lebih cepat dan *pipeline deployment* yang lebih sederhana karena tidak lagi memerlukan langkah *post-processing* NMS. Selain itu, YOLOv10 dirancang dengan pendekatan holistik yang berfokus pada efisiensi dan akurasi, sehingga menghasilkan model yang lebih ringan dalam parameter dan hemat sumber daya komputasi, namun tetap mampu mempertahankan bahkan meningkatkan akurasi tinggi. Peningkatan kemampuan deteksi, termasuk untuk objek kecil seperti angka, didukung oleh strategi *Consistent Dual Assignments* dan desain arsitektur yang cermat seperti *large-kernel convolutions* dan *partial self-attention*. Keunggulan ini menjadikannya sangat sesuai untuk diterapkan pada tugas pembacaan angka di meteran air yang kompleks dan bervariasi di dunia nyata.

2. METODE PENELITIAN

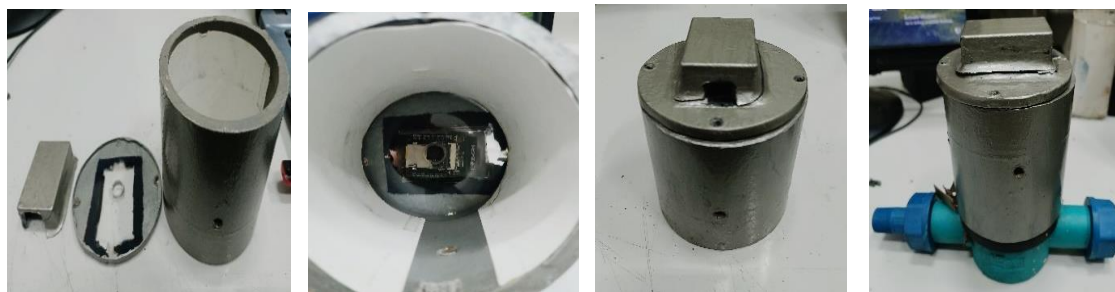
Metode penelitian ini dirancang untuk mencapai tujuan utama, yaitu membangun sistem deteksi angka otomatis pada meteran air berbasis YOLOv10 dengan akurasi tinggi dan integrasi notifikasi ke Telegram. Untuk itu, proses pelaksanaan penelitian dibagi ke dalam beberapa tahap utama yang saling terkait: perancangan sistem, pengumpulan dan pengolahan data, pelatihan model, verifikasi melalui pengujian, serta integrasi sistem secara utuh. Metode ini menggunakan pendekatan eksperimental dimana setiap tahap dilakukan melalui serangkaian uji coba nyata. Pengujian dilakukan untuk memverifikasi keberhasilan sistem dalam mendeteksi angka secara tepat dan mengirimkannya sebagai notifikasi ke Telegram secara otomatis. Untuk memperjelas tahapan penelitian yang dilakukan, berikut ditampilkan diagram alir yang menggambarkan keseluruhan alur proses mulai dari pengumpulan data hingga pelatihan model YOLOv10 dan evaluasi performa deteksinya. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.1. Perancangan Perangkat Keras

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah perancangan perangkat keras, perancangan perangkat keras sistem ini bertujuan untuk menciptakan sebuah unit pengumpulan data yang dapat secara otomatis mengambil foto dari meteran air dan mengirimkan foto tersebut untuk diolah dengan algoritma deteksi objek YOLOv10. Komponen utama yang digunakan dalam sistem ini adalah modul ESP32-CAM, yang merupakan mikrokontroler yang dilengkapi dengan kamera *built-in* serta kemampuan untuk terhubung melalui *Wi-Fi*. Perancangan ini bertujuan untuk menempatkan modul ESP32-CAM secara strategis agar dapat mengambil gambar angka-angka pada permukaan meteran air secara stabil dan akurat. Gambar yang diambil akan diproses menggunakan algoritma YOLOv10 untuk mengenali angka-angka tersebut. Perancangan perangkat keras dapat dilihat pada Gambar 2.



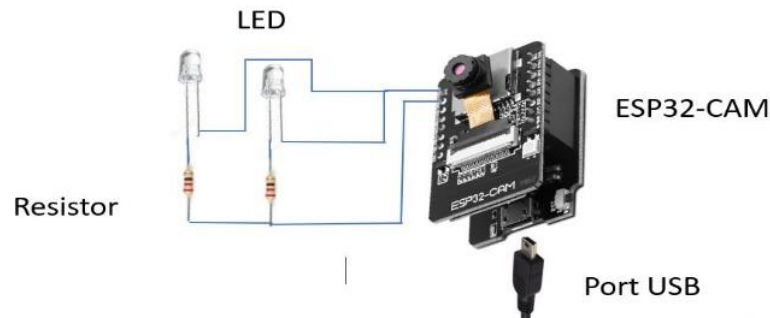
(a)Alat sebelum *assembly* (b) Tampak dalam (c)Tampak depan (d)Pemasangan
Gambar 2. Perancangan Alat

Gambar 2 menggambarkan sebuah perangkat keras berbentuk silindris yang berfungsi sebagai penyangga atau pelindung kamera dalam sistem otomatis untuk membaca angka pada meteran air. Alat ini dirancang untuk dipasang tepat di atas angka meteran, dengan lubang di bagian atas sebagai tempat lensa kamera yang berfungsi mengambil gambar angka secara langsung. Tujuan utamanya adalah untuk memastikan

kamera tetap dalam posisi yang stabil dan konsisten selama proses pembuatan kumpulan data citra, serta membantu mengurangi gangguan cahaya dari luar dan menjaga akurasi pengambilan gambar. Dengan desain yang kuat dan tertutup, perangkat ini juga melindungi komponen di dalamnya dari debu dan gangguan fisik lainnya, sehingga mendukung kehandalan sistem pembacaan otomatis yang berbasis visi komputer.

2.2. Perancangan Sistem

Sistem terdiri dari 1 buah ESP32-CAM yang dilengkapi kamera untuk mengambil gambar pada meteran air dan mengirimkan hasil gambar via telegram, desain perancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Desain Perakitan Sistem

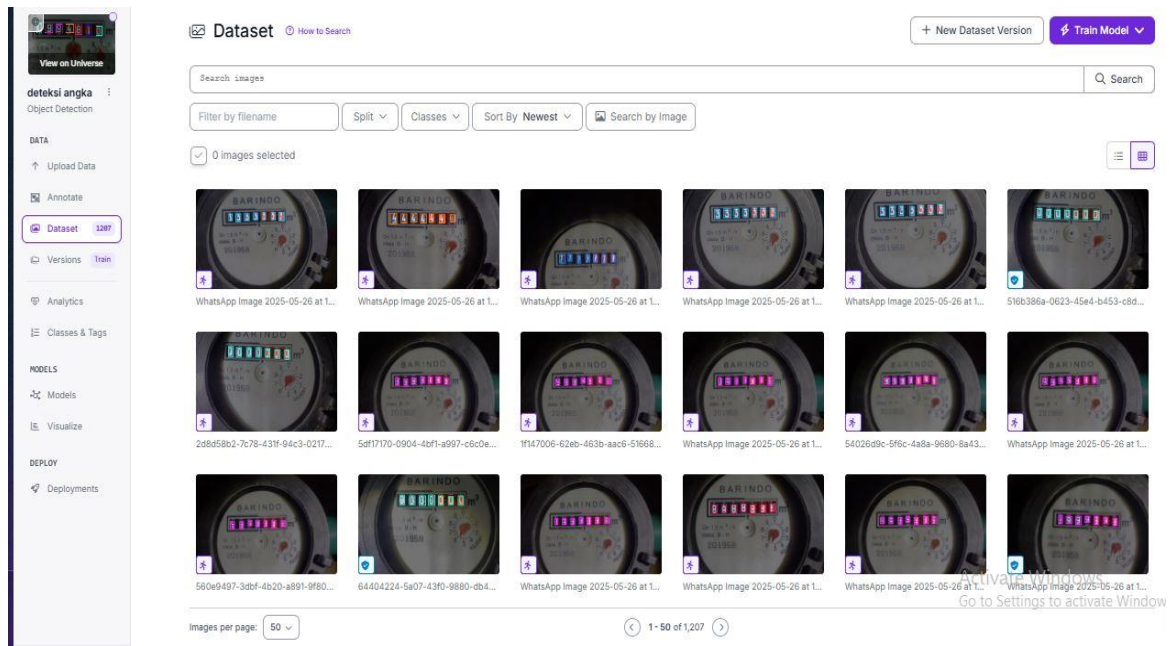
Pada Gambar 2 dan Gambar 3 merupakan desain keseluruhan menjadi kesatuan dari sistem pembacaan angka meteran air otomatis berbasis kamera ESP32-CAM yang terhubung ke komputer pemroses YOLOv10 dan dilengkapi dengan integrasi notifikasi ke Telegram. Selanjutnya, spesifikasi perangkat keras dan lunak yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Daftar Perangkat *Hardware* dan *Software*

<i>Hardware</i>	<i>Software</i>
Modul ESP32-CAM	Arduino IDE
Laptop	Roboflow
Meteran Air Analog	Google Colab
<i>Housing camera</i>	Python
Led Putih	Visual Studio
Kabel USB	Telegram dan Bot API

2.3. Pengumpulan Dataset

Pembuatan gambar untuk dataset sebanyak 1207 gambar tujuannya membuat dataset adalah langkah penting dalam proses melatih model deteksi objek yang menggunakan YOLOv10, karena kualitas serta variasi data akan berdampak besar pada hasil deteksi angka pada meteran air secara otomatis. Foto meteran air diambil langsung menggunakan modul ESP32-CAM yang telah ditempatkan dengan benar menghadap angka-angka pada meteran PDAM. Selain itu, sejumlah gambar tambahan diperoleh dari *platform roboflow* yang tersedia untuk umum. Gambar gambar ini dimanfaatkan untuk meningkatkan variasi data pada penelitian ini, data yang dikumpulkan adalah angka atau *class* yang terdapat pada meteran air PDAM, yang dibagi menjadi 10 kategori untuk mengidentifikasi angka 0 hingga 9 pada meteran tersebut.



Gambar 4. Dataset

2.4. Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi tiga bagian: *train set* untuk melatih model, *valid set* untuk mengevaluasi selama pelatihan, dan *test set* untuk menguji performa akhir atau 7:2:1. Pada dataset ini, *train set* mencakup 70 % data, *valid set* 20 %, dan *test set* 10 %. Pemisahan data menjadi tiga bagian ini bertujuan untuk menghindari terjadinya *overfitting* dimana model terlalu memenuhi ke data *training* namun kurang baik menangani data baru.

Tabel 2. Pembagian Dataset

Jenis Dataset	Jumlah Data	Presentase
<i>Trainset</i>	845	70 %
<i>Validset</i>	241	20 %
<i>Testset</i>	121	10 %
Total	1207	100 %

2.5. Augmentasi

Augmentasi adalah teknik memperbanyak variasi data latih dengan memodifikasi gambar, seperti membalik (*flip*), memutar (*rotation*), mengubah kejenuhan warna (*saturation*), dan menambahkan *noise*. Tujuannya untuk meningkatkan akurasi dan ketahanan model terhadap berbagai kondisi gambar di lapangan.

Tabel 3. Pemberian Augmentasi

<i>Flip</i>	<i>Rotation</i>	<i>Saturation</i>	<i>Noise</i>
<i>Horizontal, Vertical</i>	<i>Between -27° and +27°</i>	<i>Between -95% and +95%</i>	<i>Up to 10% of pixel</i>

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian pada penelitian ini bertujuan untuk menilai kemampuan model YOLOv10 dalam mengidentifikasi dan mengenali angka yang terdapat pada gambar meteran air. Proses pengujian dilakukan dengan berbagai variasi augmentasi data untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi model. Pengujian dilakukan menggunakan dataset gambar meteran air yang sudah diberi label untuk setiap angka (0–9). Dataset tersebut dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 70 % untuk data *training*, 20% untuk data validasi, dan 10% untuk data uji. Model ini dilatih menggunakan *platform* Google Colab sebanyak 100 epoch dengan dukungan GPU dari NVIDIA A100 menggunakan Ultralytics YOLO versi 8. 3. 163 serta framework Python-3. 11. 13 torch 2. 6. 0 dan CUDA 11. 8. untuk mempercepat proses pelatihan atau *training*.

Pengujian dilakukan dengan beberapa jenis augmentasi, yaitu:

1. Tanpa augmentasi
2. *Flip (horizontal/vertical)*
3. *Rotation*
4. *Saturation*
5. *Noise*
6. Gabungan augmentasi (*Mix*)
7. *Rotation, Saturation, Noise*
8. *Saturation, Noise*

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, $mAP@0,5$, dan $mAP@0,5:0,95$. Hasil dari setiap model selanjutnya dibandingkan untuk mengidentifikasi jenis augmentasi yang paling baik dalam meningkatkan kinerja model dalam mendeteksi angka pada gambar.

3.1. Evaluasi Hasil Training Model

Evaluasi dilakukan pada delapan model pelatihan yang menggunakan jenis augmentasi yang berbeda, yaitu tanpa augmentasi, *flip*, rotasi, *saturation*, *noise*, dan gabungan dari berbagai augmentasi. pengujian ini bertujuan untuk memahami dampak dari setiap teknik augmentasi terhadap performa dalam mendeteksi angka. Tabel 4 berikut memperlihatkan hasil evaluasi terhadap ke delapan model berdasarkan metrik *Precision*, *Recall*, $mAP@0,5$, dan $mAP@0,5:0,95$.

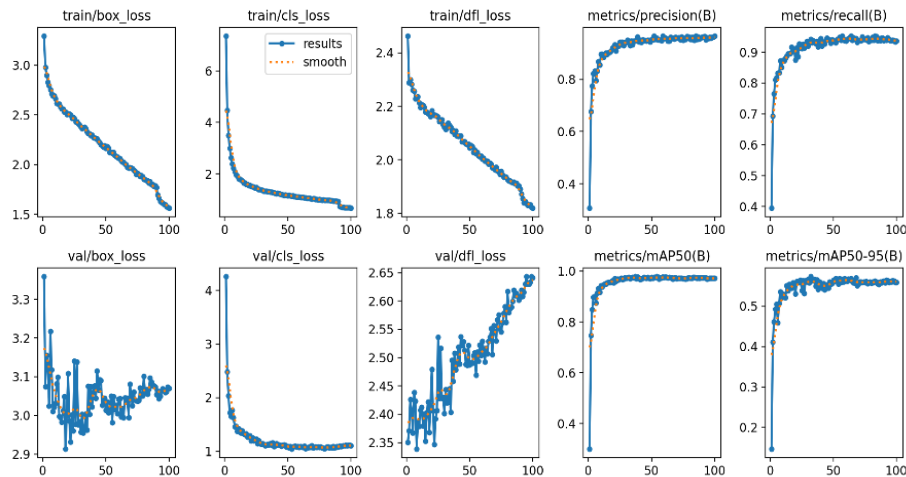
Tabel 4. Hasil Evaluasi Model YOLOv10 terhadap Berbagai Augmentasi

No	Metode Augmentasi	$mAP@0,5$ (%)	$mAP@0,5:0,95$ (%)	<i>Precision</i> (%)	<i>Recall</i> (%)
1	Tanpa Augmentasi	95,7 %	56,1 %	92,5 %	89,6 %
2	<i>Flip</i>	95,4 %	56,2 %	92,0 %	89,7 %
3	<i>Rotation</i>	96,7 %	56,1 %	94,1 %	91,8 %
4	<i>Saturation</i>	97,4 %	57,4 %	94,9 %	94,8 %
5	<i>Noise</i>	97,0 %	57,3 %	95,3 %	93,6 %
6	<i>Flip, Rotation, Saturation, Noise</i>	97,3 %	57,3 %	94,3 %	93,2 %
7	<i>Rotation, Saturation, Noise</i>	97,5 %	57,3 %	94,6 %	94,1 %
8	<i>Saturation, Noise</i>	97,1 %	56,3 %	94,8 %	93,9 %

Dari Tabel 4 terlihat bahwa metode penelitian ini mengevaluasi performa model YOLOv10 menggunakan delapan variasi metode augmentasi data. Hasil tanpa augmentasi menunjukkan $mAP@0.5$ sebesar 95,7% dengan *precision* 92,5% dan *recall* 89,6%. Penerapan augmentasi *saturation* dan *noise* secara individu memberikan peningkatan yang cukup signifikan, terutama pada *recall* yang mencapai 97,0%. Kombinasi beberapa teknik augmentasi menghasilkan performa yang lebih optimal. Kombinasi *rotation*, *saturation*, dan *noise* memberikan hasil terbaik dengan $mAP@0.5$ sebesar 97,5%, *precision* 94,6%, dan *recall* 94,1%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi augmentasi yang tepat mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali angka pada meteran air secara lebih akurat dan konsisten. Kombinasi augmentasi *rotation*, *saturation*, dan *noise* terbukti paling efektif dalam meningkatkan akurasi deteksi angka pada model YOLOv10. Teknik ini dapat diandalkan untuk menghasilkan model yang lebih tangguh terhadap berbagai variasi kondisi gambar di dunia nyata.

3.2. Grafik Hasil Training Model YOLOv10 dengan Augmentasi Gabungan

Proses pelatihan model YOLOv10 menggunakan kombinasi berbagai jenis augmentasi (*flip*, *rotation*, *saturation*, *noise*, dan lainnya) menghasilkan metrik evaluasi seperti *box loss*, *classification loss*, *distribution focal loss (dfl)*, serta metrik performa seperti *precision*, *recall*, $mAP@0,5$, dan $mAP@0,5:0,95$. Grafik berikut menunjukkan tren perubahan nilai-nilai tersebut selama proses pelatihan selama 100 *epoch*

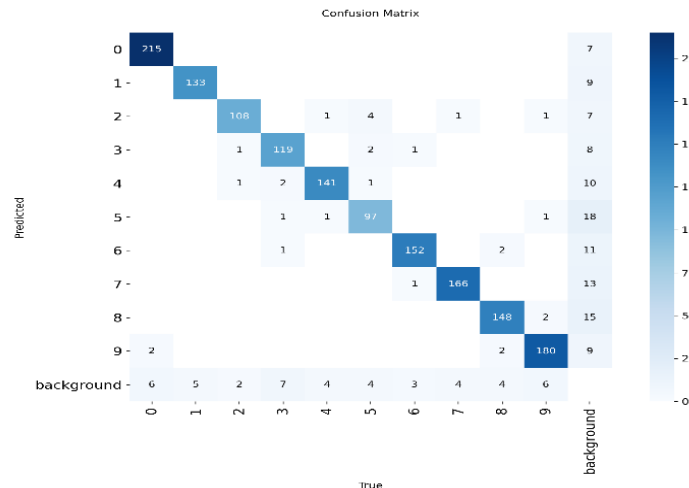


Gambar 5. Grafik Augmentasi Gabungan (*Rotation, Saturation, dan Noise*)

Dari Gambar 5 ditampilkan, model YOLOv10 yang dilatih menggunakan gabungan augmentasi *rotation, saturation, dan noise* menunjukkan hasil yang sangat menjanjikan. Pada tahap pelatihan, semua *metrik loss* termasuk *box loss, class loss, dan distribution focal loss (DFL)* terus menurun secara konsisten hingga akhir *epoch*. Penurunan ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur penting dari data secara efektif. Faktor utama yang mendorong penurunan *loss* ini adalah penerapan augmentasi data yang meningkatkan keragaman dan kompleksitas *input*, sehingga model lebih terlatih dalam menghadapi berbagai variasi citra yang mungkin ditemui di lapangan. Pada Gambar 5, tren pelatihan model divisualisasikan secara jelas dengan grafik berlabel sumbu. Sumbu X merepresentasikan jumlah *epoch* pelatihan, sementara sumbu Y menunjukkan nilai *metrik* evaluasi, baik *loss* (kerugian) maupun performa model seperti *precision, recall, dan mAP*. Penambahan label ini bertujuan agar pembaca dapat memahami dinamika perubahan performa model secara *visual*, sekaligus mempermudah dalam menilai stabilitas dan efektivitas proses pelatihan.

Di sisi validasi, *box loss dan class loss* tetap stabil, sementara *DFL loss* mengalami sedikit peningkatan. Namun demikian, hal ini tidak menunjukkan *overfitting* yang signifikan karena *metrik* performa seperti *precision dan recall* tetap tinggi dan konsisten. Stabilitasnya *metrik* validasi menandakan bahwa model mampu mempertahankan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak dilihat selama pelatihan. Selain itu, nilai *mAP@0,5* yang mencapai sekitar 97,5% dan *mAP@0,5:0,95* sebesar 57,3% menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi yang presisi dengan *bounding box* yang akurat pada berbagai skala objek. Peningkatan *mAP* ini dapat dikaitkan dengan kombinasi augmentasi yang berhasil memperkenalkan berbagai variasi posisi, pencahayaan, dan distorsi pada angka-angka meteran, sehingga model menjadi lebih tangguh dalam mendeteksi objek pada kondisi nyata. Kombinasi *rotation, saturation, dan noise* terbukti memberikan hasil terbaik dibanding metode augmentasi lainnya. Strategi ini tidak hanya memperluas distribusi data latih tetapi juga menekan kecenderungan model untuk *overfitting*, menjadikannya sangat layak sebagai konfigurasi utama untuk uji coba *real-time* dan penerapan sistem deteksi angka pada meteran air.

3.3. Confusion Matrix



Gambar 6. Confusion Matrix

Untuk mengevaluasi performa klasifikasi angka secara lebih detail, digunakan *confusion matrix* yang merepresentasikan hubungan antara label yang sebenarnya (*ground truth*) dan label yang diprediksi oleh model YOLOv10. *Confusion matrix* memberikan gambaran menyeluruh mengenai seberapa baik model mengenali setiap kelas angka dari 0 hingga 9, serta menunjukkan jenis kesalahan klasifikasi yang terjadi.

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, model menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai prediksi benar (*true positive*) yang tinggi pada sebagian besar kelas. Misalnya, angka 0 berhasil diprediksi dengan benar sebanyak 215 kali, angka 6 sebanyak 152 kali, angka 7 sebanyak 166 kali, dan angka 9 sebanyak 180 kali. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap berbagai variasi angka yang muncul dalam dataset. Namun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan prediksi (*misclassification*), terutama pada angka-angka yang memiliki kemiripan *visual*. Contohnya, angka 5 diprediksi salah menjadi angka 6 sebanyak 1 kali, serta salah dikenali sebagai latar belakang (*background*) sebanyak 18 kali. Angka 8 juga menunjukkan kecenderungan salah deteksi dengan 15 kesalahan menjadi *background*. Kesalahan prediksi menjadi *background* ini menunjukkan bahwa model terkadang gagal mendeteksi keberadaan angka ketika kualitas gambar menurun atau terdapat *noise* yang signifikan. Fenomena *misclass* antara angka 5 dan 9 yang disorot dalam hasil ini menguatkan bahwa model masih memiliki tantangan dalam membedakan angka-angka yang memiliki struktur *visual* yang serupa. Kemiripan bentuk lengkung pada angka 5, 6, 8, dan 9 menjadi salah satu penyebab utama model mengalami kebingungan saat proses inferensi, khususnya jika gambar mengalami rotasi, pencahayaan tidak ideal, atau bagian angka terpotong. Augmentasi data yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi teknik *rotation*, *saturation*, dan *noise* telah memberikan kontribusi terhadap peningkatan performa model secara keseluruhan. Namun, hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa strategi augmentasi ini belum sepenuhnya efektif dalam mengatasi kesalahan klasifikasi pada angka-angka yang mirip. Hal ini menunjukkan bahwa augmentasi yang digunakan masih kurang dalam menghasilkan variasi visual yang cukup ekstrem untuk membedakan angka-angka bermiripan tersebut. Untuk mengatasi hal ini, disarankan untuk melakukan augmentasi lanjutan seperti *elastic transformation*, *contrast adjustment ekstrem*, serta pelatihan tambahan dengan data sintetik yang sengaja dibuat mirip antar digit. Alternatif lainnya adalah menggunakan pendekatan tambahan berbasis *attention mechanism* atau model *hybrid* yang menggabungkan deteksi dengan OCR untuk meningkatkan akurasi pada angka-angka yang rawan salah klasifikasi.

3.4. Perbandingan Hasil dengan Penelitian Sebelumnya

Untuk menunjukkan kontribusi nyata dari penelitian ini, hasil evaluasi performa YOLOv10 dibandingkan dengan hasil dari penelitian terdahulu yang menggunakan versi YOLO sebelumnya seperti YOLOv4, YOLOv5, YOLOv8 dan CNN. Fokus utama perbandingan dilakukan pada metrik mAP@0,5, mAP@0,5:0,95, *Precision* dan *Recal* sebagai tolok ukur utama akurasi deteksi objek. Tabel 5 menunjukkan perbandingan performa dari berbagai metode.

Tabel 5. Perbandingan Model YOLOv10 dengan Penelitian Sebelumnya

Metode	mAp@0.5 (%)	mAp@0.5:0.95 (%)	<i>Precision</i>	<i>Recal</i>	Refrensi
CNN (YOLOv4-Tiny), Darknet, OpenCV	90%	-	97%	82%	Gregorius Yudho Baskoro
YOLOv5	88,70%	-	89,80%	82,80%	H. Gupta et al.
YOLOv8	96,30%	80,10%	95,40%	89,10%	S. Qiao et al.
YOLOv5-MR	79,70%	-	-	78,20%	Zou et al.
CNN	95,90%	69,30%	96,40%	91%	Jiang Le et al.
YOLOv10	97,50%	57,30%	94,60%	94,10%	Penelitian yang diusulkan

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa penelitian ini menunjukkan hasil evaluasi performa model deteksi angka pada meteran air yang cukup unggul dibandingkan dengan beberapa penelitian terdahulu. Penelitian yang diusulkan menggunakan metode YOLOv10 dengan augmentasi beragam berhasil mencapai nilai *precision* sebesar 94,6%, *recall* 94,1%, mAP@0,5 sebesar 97,5%, dan mAP@0,5:0,95 sebesar 57,3%.

Hasil ini lebih tinggi dibandingkan penelitian Jiang Le et al. (2024) yang menggunakan metode CNN dengan mAP@0,5 sebesar 95,3% dan mAP@0,5:0,95 sebesar 69,3%, serta penelitian Zou et al. (2023) yang hanya memperoleh mAP@0,5 sebesar 79,7%.

Jika dibandingkan dengan penelitian S. Qiao et al. (2025) yang menggunakan YOLOv8 dengan *precision* 95,4% dan *recall* 93,1%, maka model pada penelitian ini tetap mampu bersaing dengan hasil yang lebih baik pada nilai *recall* dan mAP secara keseluruhan. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh H. Gupta et al. dengan model YOLOv5 untuk pembacaan meteran listrik hanya mendapatkan *precision* sebesar 89,8% dan *recall* sebesar 82,8%, yang berarti performa YOLOv10 dalam penelitian ini lebih unggul pada objek meteran air. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi nyata terhadap peningkatan akurasi sistem pembacaan meteran air secara otomatis, dengan pendekatan terbaru dan efisien, serta integrasi ke sistem notifikasi Telegram sebagai bentuk pemanfaatan teknologi *Internet of Things* (IoT).

3.5. Eksperimen Pengiriman Hasil Deteksi Model YOLOv10 via Telegram

Pada eksperimen ini, dilakukan pengujian terhadap kemampuan sistem dalam mengirimkan hasil deteksi angka pada meteran air secara otomatis menggunakan aplikasi Telegram. Proses diawali dengan pengambilan gambar oleh kamera ESP32-CAM yang telah terkoneksi dalam jaringan lokal. Gambar yang diperoleh kemudian dianalisis menggunakan model YOLOv10 untuk mengenali angka yang muncul pada tampilan meteran.

Apabila deteksi berhasil, sistem akan menyimpan gambar hasil identifikasi dan langsung mengirimkannya ke akun Telegram melalui *bot* yang telah dikonfigurasi sebelumnya. Pengiriman tersebut memanfaatkan Telegram *Bot* API dengan protokol HTTP, yang menggunakan *token bot* dan *chat ID* sebagai identitas tujuan. Selain gambar, *bot* juga menyampaikan pesan berupa notifikasi kepada pengguna.

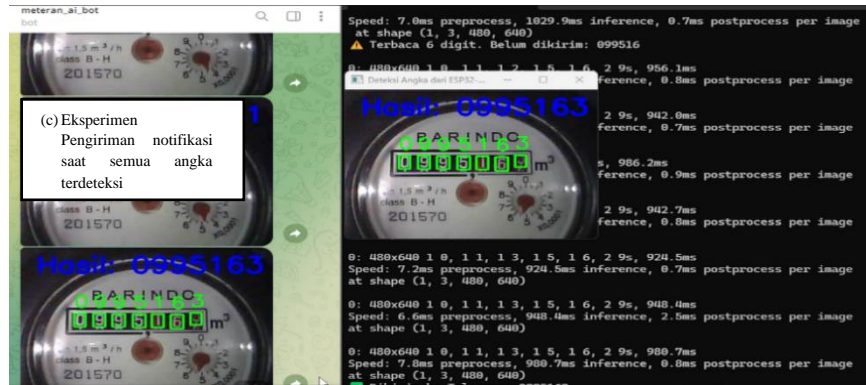
Hasil uji menunjukkan bahwa sistem mampu mengirimkan data deteksi secara cepat dan akurat dalam waktu nyata (*real-time*). Proses pengiriman juga berjalan stabil, menandakan bahwa integrasi antara algoritma deteksi dan layanan notifikasi Telegram berfungsi secara efektif. Hal ini membuktikan bahwa sistem ini berpotensi digunakan untuk pemantauan angka meteran air dari jarak jauh secara efisien.



(a)



(b)





(c)

Gambar 6. (a)(b)(c) Eksperimen Pengiriman Notifikasi ke Telegram Berdasarkan Angka Yang Terdeteksi

Tabel 6. Hasil Pengujian Deteksi Angka Menggunakan Augmentasi Beragam Melalui *Input Camera Esp32-Cam* Integrasi ke Telegram

No	Gambar	Angka Terdeteksi	Hasil
1		0995098	Semua angka terdeteksi
2		4995098	1 angka kesalahan
3		0995098	Semua angka terdeteksi
4		4995102	1 angka kesalahan
5		4995104	1 angka kesalahan
6		0995111	Semua angka terdeteksi

No	Gambar	Angka Terdeteksi	Hasil
7		0995113	Semua angka terdeteksi
8		4995116	1 angka kesalahan

3.6. Pembahasan

Berdasarkan hasil evaluasi dan pengujian, dapat disimpulkan bahwa model YOLOv10 berhasil mendeteksi angka dengan akurasi tinggi dan performa yang stabil baik secara pelatihan maupun pengujian lapangan. Sistem ini mampu diimplementasikan secara *real-time* dengan integrasi perangkat keras ESP32-CAM dan layanan Telegram secara otomatis, menjadikannya layak diterapkan pada sistem pembacaan meteran air berbasis IoT.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi angka pada meteran air berbasis YOLOv10 dengan dukungan pengiriman hasil melalui Telegram. Model YOLOv10 dilatih menggunakan dataset citra angka yang telah di augmentasi, dan proses pelatihan dilakukan di Google Colab sebanyak 100 *epoch*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai *precision* rata-rata sebesar 94,6%, *recall* sebesar 94,1%, *mAP@0,5* sebesar 97,5%, dan *mAP@0,5-0,95* sebesar 57,3%. Evaluasi juga menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi semua kelas angka (0-9) dengan akurasi tinggi dan kesalahan klasifikasi yang sangat minim.

Pengujian sistem secara *real-time* menggunakan ESP32-CAM menunjukkan bahwa model dapat membaca angka pada meteran air dengan benar dan mengirimkan hasil deteksi secara otomatis ke Telegram setiap 1-5 detik. Sistem bekerja dengan stabil dalam berbagai kondisi cahaya dan sudut pengambilan gambar. Berdasarkan hasil evaluasi dan pengujian, dapat disimpulkan bahwa model YOLOv10 berhasil diimplementasikan dengan baik dan layak digunakan sebagai sistem pembacaan angka meteran air berbasis *Internet of Things* (IoT).

UCAPAN TERIMAKASIH

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan baik. Dengan penuh hormat dan rasa terima kasih, penulis menyampaikan penghargaan yang sebesar-besarnya kepada Bapak Muhammad Sobirin, S.T., M.T. dan Bapak J. Rajes Khana, Ph.D. selaku dosen pembimbing, yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan dukungan selama proses penyusunan penelitian ini. Bimbingan akademik yang beliau berikan, baik secara teknis maupun konseptual, sangat membantu penulis dalam memahami dan menyelesaikan setiap tahapan penelitian. Semoga segala ilmu, waktu, dan perhatian yang telah diberikan mendapatkan balasan terbaik dari Allah SWT dan menjadi amal jariyah yang bermanfaat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hattak, G. Iadarola, F. Martinelli, F. Mercaldo, dan A. Santone, "Benchmarking YOLO Models for Smart Water Meter Reading: A Comparative Study," *National Research Council, Pisa, Italy*, 2024.
- [2] G. Shen, Z. Jiao, H. Yan, Q. Wang, C. Xu, dan A. Wen, "Multi-Pass Object Detection for Flaw Inspection of Electric Metering Devices," *State Grid Zhejiang Electric Power Co.*, 2023.
- [3] G. Salomon, R. Laroca, dan D. Menotti, "UFPR-AMR: A Public Dataset and Benchmark for Automatic Meter Reading," *Federal University of Paraná, Brazil*, 2023.
- [4] Y. Wang dan X. Xiang, "GMS-YOLO: Grouped Multi-Scale Convolution for Water-Meter Reading Recognition," *Zhejiang University of Science and Technology, China*, 2024.
- [5] X. Song, N. Wang, dan X. An, "YOLOv8-Based Water Meter Reading in Industrial Environments," *Shandong University of Science and Technology, China*, 2023.

- [6] Y. Wang, N. Li, Z. Ye, dan J. Zhang, "Edge Computing-Based Smart Water Meter Recognition Using YOLOv3," *Xinjiang Agricultural University, China*, 2023.
- [7] S. Zhuo, X. Zhang, Z. Chen, W. Wei, F. Wang, Q. Li, dan Y. Guan, "DAMP-YOLO: Lightweight Object Detection for Harsh Meter Reading Scenarios," *Beijing Institute of Petrochemical Technology, China*, 2024.
- [8] J.-Y. Liao, J.-W. Hsieh, dan C.-W. Ma, "BIF-MSP: IoT-Based Real-Time AMR for Smart Cities," *National Taiwan Ocean University & National Yang Ming Chiao Tung University, Taiwan*, 2023.
- [9] W. Zhang, P. Li, dan X. Bai, "Pointer Meter Reading Recognition using Tiny-YOLO and Swin Transformer," *North China Electric Power University, China*, 2023.
- [10] R. Laroca, A. B. Araujo, L. A. Zanlorensi, E. C. De Almeida, dan D. Menotti, "Corner Detection and Counter Classification in AMR for Unconstrained Scenarios," *Federal University of Paraná, Brazil*, 2023.
- [11] S. Liao, P. Zhou, L. Wang, dan S. Su, "YOLOv3-Based End-to-End Water Meter Detection on XMU-W-M Dataset," *Xiamen University, China*, 2023.
- [12] A. Azeem, W. Riaz, A. Siddique, dan U. A. K. Saifullah, "Mask-RCNN-Based Meter Reading for AMR," *Chongqing University of Posts and Telecommunications, China*, 2023.
- [13] R. Sablatnig dan C. Hansen, "Analog Instrument Reading and Calibration Using Pattern Recognition," *Technische Universität Wien, Austria*, 2023.
- [14] S. Fardan dan A. Al-Sartawi, "AI-Driven Smart Metering System for Water Utilities," *Ahlia University, Bahrain*, 2023.
- [15] J. R. B. Garay, S. T. Kofuji, dan T. Tiba, "AMR with OCR and ZigBee for Water Meter Data Collection," *University of São Paulo (USP), Brazil*, 2023.
- [16] V. P. Fernoaga, G.-A. Stelea, A. Balan, dan F. Sandu, "Secure OCR-based Tele-Measurement for Legacy Utility Meters," *Transilvania University of Braşov, Romania*, 2023.
- [17] H. Puttnies, V. Altmann, F. Golasowski, dan D. Timmermann, "Web-Based Universal AMR on Raspberry Pi for IoT Integration," *University of Rostock, Germany*, 2023.
- [18] S. Cai, S. Zhang, D. Huang, dan S. Yu, "Remote Gas Meter Reading via ZigBee and Digital Image Recognition," *Southeast University, China*, 2023.
- [19] G. V. Santiago dan A. J. Alvares, "Automated Analog Meter Reading using SVM on Embedded Linux," *University of Brasília, Brazil*, 2023.
- [20] R. Laroca, R. Salomon, dan D. Menotti, "UFPR-ADMR: A Dataset for Multidial Meter Reading with Deep Learning," *Federal University of Paraná, Brazil*, 2023.