

# Implementasi Algoritma YOLOv5 untuk Otomatisasi Iklan Layanan Publik tentang Larangan Merokok

Salsabilla Azahra Putri<sup>1</sup>, Murinto<sup>2</sup>, Sunardi<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Magister Informatika, Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Informatika, Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia

<sup>3</sup>Program Studi Teknik Elektro, Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia

<sup>1</sup>salsabillaazahra06@gmail.com, <sup>2</sup>murintokusno@tif.uad.ac.id, <sup>3</sup>sunardi@mti.uad.ac.id

## Abstrak

Kebijakan larangan merokok di tempat umum merupakan prioritas global dalam meningkatkan kesehatan masyarakat dan mengurangi dampak negatif rokok terhadap lingkungan sosial. Namun, penegakan kebijakan ini masih menghadapi tantangan, terutama di lingkungan publik yang kompleks. Penelitian ini mengusulkan implementasi algoritma YOLOv5 (You Only Look Once versi 5), sebuah metode deep learning untuk deteksi objek secara real-time. YOLOv5 bekerja dengan mendeteksi dan melokalisasi objek pada citra atau video menggunakan kotak pembatas (bounding box), memungkinkan identifikasi yang cepat dan akurat. Dalam konteks ini, YOLOv5 digunakan untuk mendeteksi perilaku merokok dengan mengidentifikasi objek rokok yang menyala dan posisi tangan yang menunjukkan aktivitas merokok. Model dilatih menggunakan dataset yang mencakup variasi posisi, pencahayaan, dan latar belakang, dengan pembagian data 80% untuk training, 10% untuk validation, dan 10% untuk testing. Hasil evaluasi menunjukkan performa model dengan Mean Average Precision (mAP) sebesar 0,483, F1-Score sebesar 81%, dan recall sebesar 84%. Implementasi ini membuktikan bahwa YOLOv5 memiliki potensi besar untuk mendukung otomatisasi pengawasan kebijakan larangan merokok. Selain itu, sistem ini dapat memicu iklan layanan publik yang relevan untuk meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap bahaya rokok secara dinamis dan adaptif, terutama di tempat umum.

**Kata kunci** : Deep Learning, Perilaku Merokok, Kesehatan Masyarakat, Larangan Merokok, YOLOv5

## 1. Pendahuluan

Kebijakan larangan merokok di tempat umum telah menjadi prioritas global dalam upaya untuk meningkatkan kesehatan masyarakat dan mengurangi dampak buruk rokok terhadap lingkungan sosial (Siregar, 2021). Merokok telah lama diketahui sebagai penyebab utama berbagai masalah kesehatan serius, termasuk penyakit jantung, kanker, dan gangguan pernapasan (Aksol & Sodik, 2021). Selain itu, rokok juga memberikan kontribusi negatif terhadap lingkungan melalui polusi udara yang dihasilkan (Gunarsih, 2023). Meskipun banyak negara telah menerapkan larangan merokok di tempat-tempat umum seperti restoran, kantor, dan transportasi umum, pelaksanaan kebijakan ini sering kali menemui berbagai kendala. Salah satu tantangan utamanya adalah bagaimana untuk memantau dan menegakkan larangan merokok dengan efektif, terutama di tempat-tempat ramai seperti pusat perbelanjaan, stasiun kereta, atau ruang terbuka yang luas (Rapitasari et al., 2020).

Dalam konteks ini, teknologi deep learning, yang salah satunya adalah algoritma YOLOv5, menawarkan solusi potensial yang menarik untuk deteksi objek secara real-time. Selain YOLOv5, terdapat beberapa algoritma lain yang juga digunakan dalam deteksi objek, seperti YOLOv4,

SSD (Single Shot MultiBox Detector), Faster R-CNN, EfficientDet, dan YOLOv8. YOLOv5 menonjol karena kecepatan dan efisiensinya yang tinggi, menjadikannya sangat cocok untuk aplikasi real-time seperti deteksi perilaku merokok. Dibandingkan dengan YOLOv4, YOLOv5 memiliki ukuran model yang lebih kecil dan latensi lebih rendah, meskipun keduanya sama-sama handal (Hussain, 2024). SSD menawarkan kecepatan lebih tinggi tetapi dengan akurasi yang cenderung lebih rendah untuk objek dengan berbagai skala (Mehedi Hasan Real et al., 2022). Sementara itu, Faster R-CNN unggul dalam akurasi pada kondisi kompleks, namun kurang cocok untuk aplikasi real-time karena waktu pemrosesannya yang lebih lambat (Darma et al., 2021). EfficientDet hadir sebagai solusi efisien dengan akurasi tinggi, meskipun latensinya sedikit lebih tinggi dibanding YOLOv5 (Li et al., 2023).

Alternatif terbaru, YOLOv8, memberikan peningkatan signifikan baik dari segi akurasi maupun efisiensi dibanding YOLOv5 (Jiangchen & Zhongliang, 2023). Namun, karena masih relatif baru, implementasi YOLOv8 mungkin memerlukan eksplorasi lebih lanjut.

Berdasarkan evaluasi algoritma, YOLOv5 atau YOLOv8 menjadi pilihan utama untuk deteksi perilaku merokok secara otomatis karena kemampuannya dalam menyeimbangkan kecepatan,

akurasi, dan efisiensi. Di sisi lain, algoritma seperti Faster R-CNN dapat dipertimbangkan jika akurasi yang sangat tinggi lebih diutamakan, meskipun mengorbankan kecepatan deteksi.

YOLOv5 dikenal karena kemampuannya dalam mendeteksi objek dengan akurat dan cepat dalam video, sehingga sangat cocok untuk mendeteksi perilaku merokok secara real-time di lingkungan yang berubah-ubah dan beragam (Khalfauji et al., 2022). Dengan menerapkan YOLOv5, dapat diintegrasikan sistem deteksi otomatis yang dapat mengenali perilaku merokok secara real-time. Setelah mendeteksi pelanggaran, sistem dapat langsung menampilkan pemberitahuan otomatis berupa video edukasi di monitor kepada publik, yang menginformasikan tentang bahaya merokok serta mengingatkan bahwa merokok di area tersebut dilarang karena dapat merugikan kesehatan dan lingkungan. Integrasi ini tidak hanya mempercepat respons terhadap pelanggaran, tetapi juga mendukung pengawasan kebijakan secara lebih efektif dan efisien di area publik. Teknologi ini tidak hanya meningkatkan efisiensi penegakan kebijakan larangan merokok, tetapi juga berpotensi meningkatkan kesadaran masyarakat akan bahaya rokok dan mendorong perubahan perilaku yang lebih baik (Gunarsih, 2023).

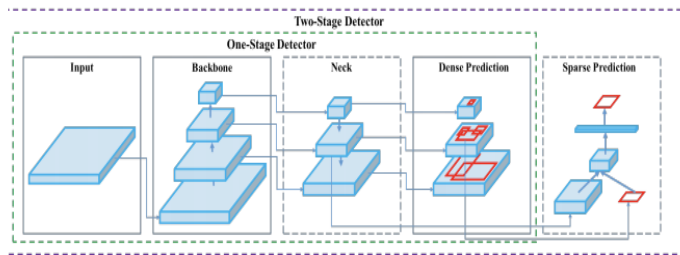
Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi aplikasi YOLOv5 dalam konteks penegakan kebijakan larangan merokok di lingkungan publik. Dengan memahami tantangan yang ada dan potensi solusi yang ditawarkan oleh teknologi ini, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi penting dalam upaya global untuk menciptakan lingkungan publik yang lebih sehat dan bebas dari dampak buruk merokok.

## 2. Metode

Pada signifikansi studi ini akan dijelaskan Studi Literatur terkait berupa Penelitian Terdahulu, Objek Penelitian, Alat dan Bahan, Dataset, Anotasi Pelabelan, Pelatihan Model dan Evaluasi Model.

### 2.1 Arsitektur YOLOv5

YOLOv5 (You Only Look Once version 5) adalah salah satu kerangka kerja deteksi objek berbasis deep learning yang sangat efisien, menggabungkan kecepatan tinggi dan akurasi optimal. Berbeda dengan metode deteksi dua tahap seperti Faster R-CNN, YOLOv5 menggunakan pendekatan "single-stage detector," yang memproses seluruh gambar dalam satu langkah untuk menghasilkan bounding box, confidence score, dan label kelas secara simultan (Horvat et al., 2022). Pendekatan ini menjadikan YOLOv5 sangat cocok untuk aplikasi real-time seperti pengawasan, pengelolaan lalu lintas, dan pemantauan otomatis (Yar et al., 2023).



Gambar 1. Arsitektur YOLOv5

Pada Gambar 1 merupakan Arsitektur YOLOv5 terdiri dari tiga komponen utama: Backbone, Neck, dan Head. Backbone bertugas mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar menggunakan CSPDarknet53 (Cross Stage Partial Darknet), yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi dengan memisahkan dan menggabungkan jalur informasi, sehingga dapat menangkap pola, tekstur, dan fitur warna dengan lebih baik (Dong et al., 2022). Neck menggabungkan informasi multi-skala melalui Feature Pyramid Networks (FPN) dan Path Aggregation Networks (PANet), yang memastikan deteksi objek akurat untuk berbagai ukuran, baik objek besar maupun kecil (Yan et al., 2021). Sementara itu, Head menghasilkan prediksi bounding box, confidence score, dan label kelas. Untuk mengoptimalkan deteksi, YOLOv5 menggunakan algoritma Non-Maximum Suppression (NMS) untuk menghilangkan redundansi bounding box yang tumpang tindih.

Proses kerja YOLOv5 dimulai dari menerima input gambar dalam resolusi tertentu (biasanya 640x640 piksel), yang kemudian melalui tahap normalisasi dan augmentasi data seperti mosaic augmentation, flipping, dan rotasi untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Setelah itu, backbone mengekstraksi fitur dari gambar, dan neck memadukan fitur tersebut menjadi representasi multi-skala (Hamzenejadi & Mohseni, 2023). Head memproses keluaran tersebut untuk menghasilkan prediksi deteksi objek. YOLOv5 juga dilengkapi fitur tambahan seperti AutoAnchor, yang secara otomatis menyesuaikan anchor box berdasarkan dataset, dan label smoothing untuk mengurangi overfitting. Proses pelatihan menggunakan adaptive learning rate dengan scheduler berbasis cosine annealing untuk meningkatkan konvergensi model.

Dalam implementasinya, YOLOv5 telah diaplikasikan di berbagai penelitian dengan hasil yang menjanjikan. Penelitian oleh (Arianto & Zuliarso, 2023) menggunakan YOLO untuk mendeteksi alat pelindung diri (APD) di proyek konstruksi, yang bertujuan memantau kedisiplinan pekerja K3. Dari 96 gambar uji, penelitian ini mencapai akurasi sebesar 65%. Penelitian oleh (Iskandar Mulyana & Rofik, 2022) menggunakan YOLOv5 untuk mendeteksi jenis kendaraan di jalan raya, menghasilkan tingkat akurasi tinggi sebesar

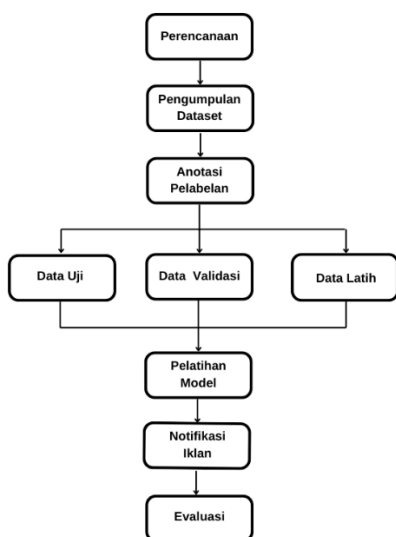
90% dengan dataset berisi 1332 gambar yang mencakup kelas seperti mobil, truk, dan bajai.

(Maria Putu Sugiati Keraf, Alfry Aristo Jansen Sinlae, 2024) memanfaatkan YOLOv5 untuk mengidentifikasi warna bunga Lantana Camara dalam proses produksi massal. Penelitian ini menggunakan 1266 gambar dari enam jenis warna dan menghasilkan precision 95%, recall 99%, dan mAP 99%. Sementara itu, (Gojali & Tjiong, 2023) mengembangkan deteksi aktivitas merokok menggunakan YOLOv3, dengan akurasi deteksi berkisar antara 60%-90% pada jarak 3-4 meter. Penelitian lainnya oleh (Ramasari et al., 2021) menggunakan YOLO untuk menghitung daun permanen tanaman cabai besar, dengan hasil akurasi sebesar 92,85% yang terintegrasi dengan notifikasi melalui Telegram untuk mendukung keputusan pindah tanam.

Hasil penelitian ini menunjukkan fleksibilitas YOLO, khususnya YOLOv5, dalam menangani berbagai kebutuhan deteksi objek, baik untuk aplikasi real-time maupun sistem pengawasan otomatis. Dengan arsitektur yang modular, efisien, dan mudah diadaptasi, YOLOv5 menjadi pilihan unggulan dalam berbagai bidang, seperti konstruksi, agrikultur, transportasi, dan pengawasan keamanan. Keunggulan ini menjadikan YOLOv5 solusi yang ideal untuk menjawab tantangan deteksi objek di era modern.

2.2 Kerangka Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi adanya kegiatan merokok dalam sebuah lingkungan dan memberikan notifikasi iklan layanan masyarakat terkait bahayanya merokok. Penelitian ini menggunakan algoritma YOLOv5 yang mendeteksi objek dengan efisien dan cepat untuk mengidentifikasi keberadaan rokok secara realtime. Adapun kerangka penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Kerangka Penelitian

2.3 Alat dan Bahan

Pelaksanaan penelitian in membutuhkan beberapa alat dan software yang mendukung proses penelitian. Adapaun spesifikasi yang dibutuhkan untuk melaksakan penelitian dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Alat Penelitian

No	Perangkat	Sistem Operasi	Status	Kegunaan
1	Laptop HP DESKTOP-MKFGFK3	Windows 10 Home Single Language	Intel(R) Core (TM) i7-8565U CPU	Workstation untuk menjalankan sistem
2	Webcam	Logitec C920 HD Webcam		Workstation untuk menangkap objek
3	Speaker	Portable Bluetooth Speaker		Workstation untuk menghasilkan suara notifikasi
4	USB Connector			Penghubung laptop ke webcam

Tabel 2. Alat Penelitian

No	Alat	Versi	Kegunaan
1	Windows 10	10.13.4	Sistem operasi
2	Google Colab		Alat training
3	Anaconda Promp	YOLOv8 v7.0	Sistem workstation running program
4	Roboflow	3.11.7 64-bit	Sistem workstation split dataset

2.3 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari situs kaggle, yang terdiri dari 6814 total gambar rokok. Dari pengumpulan dataset akan diproses objek penelitian yaitu orang yang melakukan kegiatan merokok. Citra seseorang yang merokok, akan digunakan sebagai implementasi dari kegiatan merokok. Sedangkan kegiatan tidak merokok juga akan digunakan dalam implementasi. Beberapa dataset dapat dilihat pada Gambar 3.

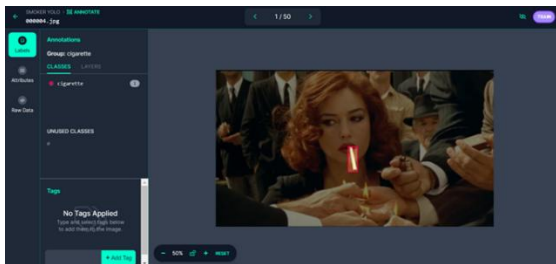


Gambar 3. Dataset Gambar Rokok

### 2.4 Anotasi Pelabelan

Setelah dataset berisi gambar-gambar orang merokok terkumpul, langkah selanjutnya adalah melakukan anotasi pada setiap gambar sesuai dengan format YOLOv5. Proses anotasi ini melibatkan pemberian label melalui pembuatan kotak pembatas (*bounding box*) dan penamaan kelas pada objek di setiap gambar. Alat yang dapat digunakan untuk anotasi adalah roboflow, seperti yang terlihat pada Gambar 4.

Pada dataset, pembagian dilakukan secara acak dengan proporsi 80% untuk data latih, 10% untuk data uji, dan 10% untuk data validasi.



Gambar 4 Labelling Roboflow

### 2.5 Pemodelan

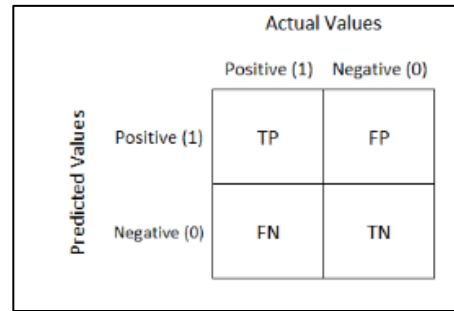
Dataset pelatihan dalam penelitian ini menggunakan *Google Colab* dengan metode YOLOv5 untuk mendeteksi objek. Jumlah epoch diatur menjadi 100, yang berarti model akan dilatih sebanyak 100 kali perulangan. Semakin tinggi jumlah *epoch*, semakin baik model deteksi, karena semakin banyak data yang dipelajari. Namun, proses pelatihan akan memakan waktu lebih lama. Satu epoch akan memakan waktu antara 6-10 menit.

Epoch	gpu_mem	box	obj	cls	labels	img_size
146/149	1.526	0.02377	0.01534	0.0009745	P	416: 100% 0/0 [00:01:00:00, 7.18lit/s]
Class	Images				P	mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 1/1 [00:00:00:00, 26.54lit/s]
all	5	14	0.992	1	0.995	0.75
Epoch	gpu_mem	box	obj	cls	labels	img_size
147/149	1.526	0.02575	0.01518	0.001076	P	416: 100% 0/0 [00:01:00:00, 7.06lit/s]
Class	Images				P	mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 1/1 [00:00:00:00, 29.52lit/s]
all	5	14	0.995	1	0.995	0.792
Epoch	gpu_mem	box	obj	cls	labels	img_size
148/149	1.526	0.02508	0.01521	0.0007734	P	416: 100% 0/0 [00:01:00:00, 6.94lit/s]
Class	Images				P	mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 1/1 [00:00:00:00, 25.51lit/s]
all	5	14	0.998	1	0.995	0.803
Epoch	gpu_mem	box	obj	cls	labels	img_size
149/149	1.526	0.02392	0.01369	0.0007764	P	416: 100% 0/0 [00:01:00:00, 6.98lit/s]
Class	Images				P	mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 1/1 [00:00:00:00, 27.48lit/s]
all	5	14	0.996	1	0.995	0.813

Gambar 5. Pelatihan Model

### 2.6 Evaluasi Model

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan membandingkan prediksi model dengan nilai sebenarnya dalam data (Hayati et al., 2023). Tabel ini terdiri dari empat sel yang mewakili empat kemungkinan hasil dari proses klasifikasi: *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). *Confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Confusion Matrix

Dari *confusion matrix* ini, dapat menghitung beberapa metrik evaluasi:

1. **Akurasi:** Seberapa sering model memberikan prediksi yang benar, dihitung dengan persamaan

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

2. **Presisi:** Proporsi positif yang diprediksi secara benar dari semua prediksi positif, dihitung dengan persamaan

$$Precision = \frac{True\ Positive}{Actual\ Result} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

3. **Recall atau Sensitivitas:** Proporsi positif yang diprediksi secara benar dari semua sampel yang sebenarnya positif, dihitung dengan persamaan

$$Recall = \frac{True\ Positive}{Predicted\ Result} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

4. **Nilai F1 (F1-Score):** Harmonic mean dari presisi dan recall, dihitung dengan persamaan

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Dengan menggunakan *confusion matrix* dan metrik evaluasi yang sesuai, akan menghasilkan performa model klasifikasi dalam memprediksi berbagai kategori.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Pada signifikansi hasil dan pembahasan menjelaskan pelatihan model YOLOv5 dan pengujian deteksi.

### 3.1 Pelatihan Model YOLOv5

Pelatihan gambar rokok pada model YOLOv5 dilakukan sebanyak 200 *epochs* dengan ukuran gambar 640x640. Pelatihan model menghasilkan

nilai *precision*, *recall*, dan *mAP* yang dapat dilihat pada Tabel 3.

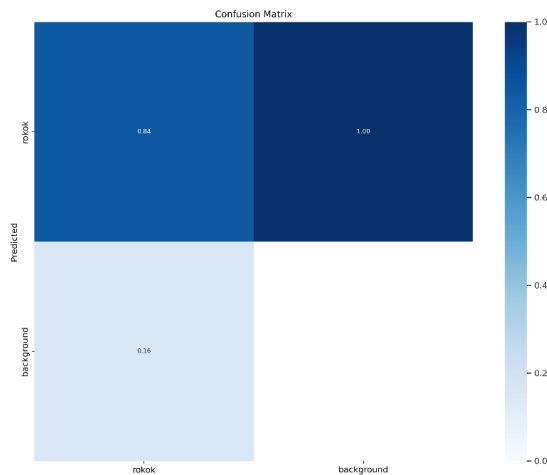
Tabel 3. Hasil Pelatihan Model

Epochs	Precision	Recall	mAP
40/200	0,724	0,819	0,446
80/200	0,768	0,849	0,467
120/200	0,777	0,851	0,494
160/200	0,774	0,850	0,500
<b>200/200</b>	<b>0,847</b>	<b>0,875</b>	<b>0,512</b>

Dari pelatihan model yang dilakukan, dilakukan perhitungan validasi sehingga didapati *precision* dengan nilai 0,778, nilai *recall* sebesar 0,848, dan nilai *mAP* sebesar 0,483. Setelah itu dilakukan perhitungan *F1-Score* dengan hasil 81%.

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0,778 \times 0,848}{0,778 + 0,848} = \frac{1,320}{1,626} = 81\%$$

Pada *confusion matrix* didapati nilai *True Positif* (TP) sebesar 84% yang benar benar mendeteksi objek sebagai rokok. Sedangkan objek yang tidak terdeteksi sebagai kelas rokok (*background*) terdeteksi sebesar 16% yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix

Hasil pengujian *confusion matrix* pada Gambar 7 menunjukkan bahwa *True Positive* (TP) untuk mendeteksi objek rokok yang telah ditraining dan benar dideteksi sebagai rokok sebesar 84%. Sedangkan objek kelas rokok yang dideteksi sebagai *background* atau tidak terdeteksi adalah 16%.

### 3.2 Hasil Deteksi Objek

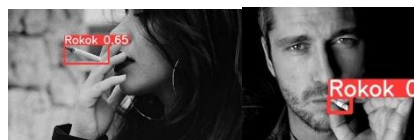
Deteksi pertama dilakukan untuk deteksi citra rokok yang gambarnya diambil secara acak diluar dataset dengan menggunakan ekstensi file gambar JPEG atau PNG yang memungkinkan pemrosesan

efisien sekaligus mempertahankan kualitas gambar. Pengujian dilakukan menguji gambar yang telah diubah menjadi *grayscale*, menguji gambar dengan menambahkan efek blur, dan serta menguji gambar dari berbagai jarak objek terhadap kamera. Selain itu, pengujian juga dilakukan dengan cara mendeteksi banyaknya objek rokok.



Gambar 8. Hasil deteksi rokok pada gambar normal

Hasil deteksi rokok pada gambar normal ditunjukkan pada Gambar 8 dengan akurasi deteksi yaitu 55% dan 85%. Selanjutnya dilakukan deteksi pada citra *grayscale* yang ditunjukkan pada Gambar 9 dan deteksi pada citra blur yang ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 9. Hasil deteksi rokok pada gambar grayscale



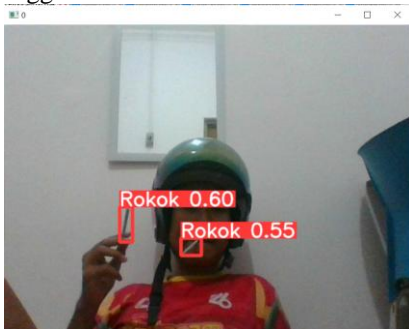
Gambar 10. Hasil deteksi rokok pada gambar blur

Deteksi juga dilakukan secara realtime dengan menggunakan kamera untuk menangkap gambar atau video secara langsung. Model YOLOv5 yang telah dilatih digunakan untuk mendeteksi objek rokok secara langsung dari aliran video. Hasil deteksi mencakup tingkat confidence dan keberhasilan pengenalan objek dalam kondisi nyata, seperti pergerakan kamera, variasi pencahayaan, dan posisi objek. Hasil deteksi dengan jarak 30 cm dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Hasil deteksi rokok realtime pada jarak 30 cm

Hasil deteksi rokok dengan jarak 1 meter dapat dilihat pada Gambar 12 dengan nilai confidence paling tinggi sebesar 60%.



Gambar 12. Hasil deteksi rokok realtime pada jarak 1 meter

Hasil deteksi rokok dengan jarak 3 meter dapat dilihat pada Gambar 13 dengan nilai confidence paling tinggi sebesar 49%.



Gambar 13. Hasil deteksi rokok realtime pada jarak 3 meter

Pada gambar 13 menunjukkan hasil deteksi rokok pada kondisi pencahayaan gelap yang menggambarkan bagaimana model mendeteksi objek dalam situasi dengan minim cahaya.



Gambar 13. Hasil Deteksi Rokok Realtime pada Kondisi Gelap

Dalam upaya meningkatkan kesadaran masyarakat dan menegakkan kebijakan larangan merokok di tempat umum, sistem deteksi berbasis YOLOv5 diimplementasikan. Kamera atau video stream merekam area publik secara real-time, dan YOLOv5 memproses data gambar untuk mendeteksi objek rokok. Jika objek rokok teridentifikasi dengan tingkat *confidence* di atas 20%, sistem memicu notifikasi yang menampilkan video edukasi tentang bahaya merokok pada layar monitor di area publik yang dilihat pada Gambar 14.



Gambar 14. Iklan Notifikasi Bahaya Merokok

Sistem terus memantau area tersebut, melakukan deteksi berulang untuk memastikan kepatuhan terhadap kebijakan larangan merokok. Dengan demikian, teknologi YOLOv5 dapat berperan signifikan dalam mendukung upaya meningkatkan kesadaran masyarakat tentang bahaya merokok dan memperkuat penegakan kebijakan larangan merokok di tempat umum.

#### 4. Kesimpulan

Penerapan teknologi deep learning seperti YOLOv5 dalam mendeteksi perilaku merokok di tempat umum menunjukkan hasil yang menjanjikan. Dengan kemampuan akurat dan cepat, sistem ini dapat mengidentifikasi perilaku merokok dan memunculkan notifikasi iklan layanan publik terkait bahaya merokok. Evaluasi model menunjukkan kinerja solid dengan Mean Average Precision (mAP) sebesar 0,483, F1-Score sebesar 81%, dan recall sebesar 84%. Hasil ini menegaskan potensi besar YOLOv5 dalam meningkatkan kesadaran masyarakat dan memperkuat kepatuhan terhadap kebijakan larangan merokok.

Penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengintegrasikan sistem ini dengan kamera CCTV di fasilitas publik untuk memperluas cakupan deteksi. Selain itu, penggunaan versi terbaru dari YOLO akan meningkatkan akurasi dan kecepatan deteksi, sehingga lebih efektif dalam mendukung kebijakan larangan merokok di tempat umum.

#### Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Ahmad Dahlan (UAD) atas dukungan dan fasilitas yang diberikan dalam pelaksanaan penelitian ini. Dukungan berupa pendanaan, bimbingan, serta sarana dan prasarana penelitian telah memberikan kontribusi yang signifikan dalam menyelesaikan artikel ini. Penulis berharap hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan penerapannya di masyarakat.

#### Daftar Pustaka:

Aksol, M. I. M., & Sodik, M. A. (2021). Bahaya Merokok Bagi Masa Depan dan Kesehatan. *IJK Strada Indonesia*, 1(1), 1–5.

- Arianto, B. I., & Zuliarso, E. (2023). Implementasi Metode YOLO pada Deteksi Pakaian Keselamatan yang Lengkap di Proyek Kontruksi. *Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 6(1), 56–63. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>
- Darma, I. W. A. S., Suciati, N., & Siahaan, D. (2021). A Performance Comparison of Balinese Carving Motif Detection and Recognition using YOLOv5 and Mask R-CNN. *2021 5th International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS)*, 52–57. <https://doi.org/10.1109/ICICoS53627.2021.9651855>
- Dong, X., Yan, S., & Duan, C. (2022). A lightweight vehicles detection network model based on YOLOv5. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 113, 104914. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104914>
- Gojali, M. I., & Tjong, E. L. (2023). Pengembangan Aplikasi Deteksi Objek Rokok Dan Kegiatan Merokok Menggunakan Algoritma YOLOv3. *KALBISCIENTIA Jurnal Sains Dan Teknologi*, 10(02), 201–208. <https://doi.org/10.53008/kalbiscientia.v10i02.3108>
- Gunarsih, N. A. (2023). *Aplikasi Deteksi Larangan Merokok Di Tempat Larangan Merokok*. [http://eprints.poltektegal.ac.id/2961/%0Ahttp://eprints.poltektegal.ac.id/2961/1/Skripsi Nurul Arifiah Gunarsih.pdf](http://eprints.poltektegal.ac.id/2961/%0Ahttp://eprints.poltektegal.ac.id/2961/1/Skripsi%20Nurul%20Arifiah%20Gunarsih.pdf)
- Hamzenejadi, M. H., & Mohseni, H. (2023). Fine-tuned YOLOv5 for real-time vehicle detection in UAV imagery: Architectural improvements and performance boost. *Expert Systems with Applications*, 231, 120845. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120845>
- Horvat, M., Jeletic, L., & Gledec, G. (2022). A comparative study of YOLOv5 models performance for image localization and classification. *Proceedings of the Central European Conference on Information and Intelligent Systems*, 349–356. <https://github.com/mhorvat/YOLOv5-models>
- Hussain, M. (2024). *YOLOv5, YOLOv8 and YOLOv10: The Go-To Detectors for Real-time Vision*. 1–12. <http://arxiv.org/abs/2407.02988>
- Iskandar Mulyana, D., & Rofik, M. A. (2022). Implementasi Deteksi Real Time Klasifikasi Jenis Kendaraan Di Indonesia Menggunakan Metode YOLOv5. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 6(3), 13971–13982. <https://doi.org/10.31004/jptam.v6i3.4825>
- Jiangchen, G., & Zhongliang, Y. (2023). A Comparative Study of YOLOv5 and YOLOv8 for Appearance Defect Detection in Polyester Fiber Yarn Packages. *2023 16th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*, 96–99. <https://doi.org/10.1109/ISCID59865.2023.00030>
- Khalifaoui, A., Badri, A., & Mourabit, I. EL. (2022). Comparative study of YOLOv3 and YOLOv5's performances for real-time person detection. *2022 2nd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/IRASET52964.2022.9737924>
- Li, X., Li, X., Han, B., Wang, S., & Chen, K. (2023). Application of EfficientNet and YOLOv5 Model in Submarine Pipeline Inspection and a New Decision-Making System. *Water*, 15(19), 3386. <https://doi.org/10.3390/w15193386>
- Maria Putu Sugiati Keraf, Alfriso Aristo Jansen Sinlae, P. B. (2024). *Pemodelan Warna Pada Dataset Baru Citra Bunga Lantana Camara Menggunakan Algoritma Yolov5*. 7(1), 108–117.
- Mehedi Hasan Real, M., Priya, A. Z., Alomgir Hossain, M., & Ahmed, K. R. (2022). A sustainable competing dynamic - Real-time Bangla license plate detection and recognition system using YOLOv5 and SSD: A deep learning application. *Journal of Discrete Mathematical Sciences and Cryptography*, 25(7), 2091–2099. <https://doi.org/10.1080/09720529.2022.2133248>
- Ramasari, F., Firdaus, F., Nita, S., & Kartika, K. (2021). Penggunaan Metode You Only Look Once dalam Penentu Pindah Tanaman Cabai Besar Ternotifikasi Telegram. *Elektron : Jurnal Ilmiah*, 13(November), 45–52. <https://doi.org/10.30630/eji.13.2.229>
- Rapitasari, D., Nurani, J., & Ratnasari, S. (2020). Analisis kebijakan kota surabaya tentang kawasan tanpa rokok pada ruang terbuka publik. *Wacana Publik*, 13(02). <https://doi.org/10.37295/wp.v13i02.37>
- Siregar, P. A. (2021). Implementasi Peraturan Gubernur Nomor 35 Tahun 2012 Tentang Kawasan Tanpa Rokok: Studi Kasus di Rumah Sakit Umum Haji. *Inovasi*, 18(2), 251–263. <https://doi.org/10.33626/inovasi.v18i2.370>
- Yan, B., Fan, P., Lei, X., Liu, Z., & Yang, F. (2021). A Real-Time Apple Targets Detection Method for Picking Robot Based on Improved YOLOv5. *Remote Sensing*, 13(9), 1619. <https://doi.org/10.3390/rs13091619>
- Yar, H., Khan, Z. A., Ullah, F. U. M., Ullah, W., & Baik, S. W. (2023). A modified YOLOv5 architecture for efficient fire detection in smart cities. *Expert Systems with Applications*, 231, 120465. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120465>

*Halaman ini sengaja dikosongkan*