

ANALISIS PENGGUNAAN MODEL YOLOV8 (YOU ONLY LOOK ONCE) TERHADAP DETEKSI CITRA SENJATA BERBAHAYA

Imam Maulana, Nining Rahaningsih, Tati Suprapti

Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

Jl. Perjuangan No. 10 B Majasem, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Indonesia

imammaul2405@gmail.com

ABSTRAK

Kecerdasan Buatan merupakan teknologi yang menarik saat ini terutama *object detection*. Salah satu metode populer dalam *computer vision* adalah *object detection* yang dimana berperan memberikan kemampuan pada mesin untuk mengidentifikasi dan mengenali objek tertentu dari suatu citra. Kriminalitas bersenjata merupakan masalah yang serius di berbagai negara. Oleh karena itu, pengembangan model deteksi objek senjata penting agar dapat membantu tugas pengawasan yang umumnya dilakukan oleh manusia. Penggunaan metode YOLOv8 (*You Only Look Once*) menjadi pilihan bagus untuk melakukan deteksi objek senjata karena memiliki efisiensi dan hasil deteksi yang akurat. Tujuan utama penelitian ini untuk menganalisis hasil dan performa model YOLOv8 dalam mendeteksi dan identifikasi senjata berbahaya pada citra yang telah dimanipulasi sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai nilai *precision* sebesar 84%, *recall* mencapai 77%, mAP mencapai 84% dan *F1-Score* 88% dengan waktu pelatihan 4 jam 6 menit lamanya. Pengujian pendeteksian pada gambar *grayscale*, gambar berotasi, pengaturan tingkat cahaya yang berbeda, gambar *blur* serta pengujian deteksi berdasar pada jarak menunjukkan hasil yang cukup baik namun masih perlu ditingkatkan lagi.

Kata kunci : YOLO, Object Detection, Senjata

1. PENDAHULUAN

Di masa perkembangan teknologi yang cepat ini, *object detection* telah menjadi bidang penting dalam *computer vision* dan kecerdasan buatan. *Object detection* adalah kemampuan komputer untuk mengidentifikasi dan mengenali objek-objek dalam gambar [1]. Teknologi ini telah mengalami kemajuan pesat berkat perkembangan *deep learning* dan *Convolutional Neural Network* (CNN).

Tindak kriminal menjadi masalah sosial yang dihadapi oleh semua negara di dunia. Tindak kriminalitas tidak lepas dari penggunaan senjata berbahaya baik itu senjata tajam bahkan senjata api. Berdasarkan laporan Badan Pusat Statistik Indonesia (BPS), pada tahun 2020 tindak kejahatan sebanyak 247.218 kejadian dan angka ini mengalami penurunan pada tahun berikutnya yaitu tahun 2021 tindak kejahatan terjadi sebanyak 239.481 kejadian. Di tahun 2022 terjadi peningkatan tindak kejahatan sebanyak 372.965 kejadian. Menurut laporan Kepolisian Daerah (Polda) angkat kejahatan tertinggi berada pada provinsi Jawa Timur yaitu sebanyak 51.905 kejadian, sementara di Jawa Barat tindak kejahatan mencapai 29.485 kejadian pada tahun 2022 [2].

Problematisa yang sering dihadapi ketika terjadi tindak kejahatan atau kriminalitas adalah kurang sigapnya aparat penegak hukum seperti kepolisian karena terlambatnya informasi yang disampaikan terkait laporan tersebut. Saat ini, CCTV (*Closed Circuit Television*) berperan penting sebagai alat dalam dokumentasi dan pemantauan aktivitas yang terjadi di suatu area terhadap keselamatan publik ketika terjadi suatu peristiwa yang tidak diinginkan. CCTV bisa menjadi "Bukti permulaan" dan menjadi alat bukti yang sah [3]. CCTV dapat menghasilkan citra dimana

hasil citra tersebut dapat diolah oleh model *object detection* sehingga model dapat mengenali suatu tindak kriminalitas bersenjata khususnya mendeteksi senjata api (pistol) sehingga dapat membantu pihak keamanan atau penegak hukum dalam menerima laporan ketika terjadinya suatu tindak kriminalitas bersenjata.

Penelitian ini dilakukan secara eksperimental terhadap hasil model dengan melibatkan algoritma YOLOv8 dengan *transfer learning* dalam pelatihan untuk menghasilkan model yang dapat mendeteksi senjata berbahaya pada citra. Pendekatan eksperimental ini melibatkan langkah-langkah berikut: pertama, pengumpulan dataset citra yang kemudian dilakukan pelabelan atau anotasi pada dataset citra dengan kelas atau label senjata berbahaya seperti pistol (*handgun*). Kedua, pra-pemrosesan dan augmentasi citra dilakukan untuk mempersiapkan dataset agar sesuai dengan format yang diperlukan oleh algoritma YOLO dan dataset yang digunakan dibagi menjadi tiga bagian data yaitu data pelatihan (*train*), data validasi (*valid*) dan data pengujian (*test*). Ketiga, algoritma YOLOv8 dilatih menggunakan dataset baru sehingga dapat menghasilkan model yang dapat memproses citra untuk mendeteksi dan mengidentifikasi objek senjata berbahaya. Kemudian mengevaluasi hasil pelatihan berdasarkan metrik evaluasi seperti *precision*, *recall*, mAP dan *F1-Score*. Lalu melakukan pengujian deteksi objek senjata berbahaya pada citra yang telah dimanipulasi sehingga dapat mengukur performa model dalam mendeteksi senjata berbahaya pada citra.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian sebelumnya telah dilakukan pembangunan sistem pengawasan CCTV terhadap senjata berbahaya pisau dan pistol menggunakan algoritma *scaled-YOLOv4* dengan hasil rata-rata akurasi diatas 80% [4]. Lalu pada penelitian lainnya dengan topik yang sama, penerapan sebuah sistem pendeteksi senjata api melalui CCTV dengan mengintegrasikan model YOLOv7 dan Telegram untuk notifikasi peringatan apabila sebuah senjata terdeteksi. Hasil mAP50 pada penelitian tersebut mencapai nilai 83% dengan jumlah dataset 1533 dan 50 *epochs* pada tahap pelatihan. Akan tetapi pada penelitian tersebut masih memiliki kekurangan pada variasi dataset dan jumlah *epochs* yang digunakan [5].

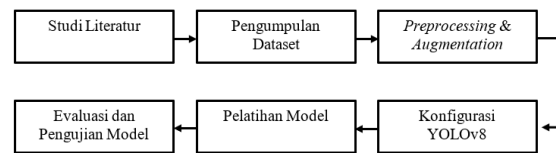
Pada saat ini, algoritma YOLO sudah berada pada versi 8 yang merupakan algoritma terbaru yang dirilis oleh Ultralytics. Sebelumnya, suatu penelitian telah melakukan modifikasi terkait algoritma YOLOv8 pada bagian *head* dengan 300 *epochs* pelatihan, namun hasil menunjukkan bahwa model hanya mencapai nilai mAP tertinggi sebesar 81% [6]. Hal ini menandakan bahwa modifikasi pada arsitektur algoritma YOLOv8 tidak berpengaruh pada peningkatan model secara signifikan. Sementara itu, pada penelitian lain dengan topik pembangunan sistem keamanan deteksi pengunjung dan petugas pada tambak udang menggunakan algoritma YOLOv8 tanpa modifikasi arsitektur dengan pelatihan 80 *epochs* menunjukkan hasil yang cukup baik. Hasil dari deteksi pada objek petugas dan pengunjung mencapai nilai rata-rata akurasi 80.8%, lalu pada pendeteksian malam hari nilai akurasi mencapai 96.7%, sedangkan pada objek berlari pada waktu siang, sore maupun malam hari mendapat hasil akurasi sebesar 75% [7].

Adapun Penelitian lainnya yang telah melakukan pengembangan dan optimasi pada model pendeteksi senjata dengan algoritma *scaled-YOLOv4*. Dataset yang dibebankan pada pelatihan sebesar 7328 dengan 6000 *epochs*, lalu dilakukan *hyperparameter tuning* pada proses pelatihan sehingga mendapat hasil akhir model dengan mAP sebesar 92.1% [8].

Dari penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa modifikasi arsitektur algoritma YOLO tidak menjamin bahwa hasil model yang dilatih akan lebih baik atau mengalami peningkatan. Penggunaan *epochs*, jumlah volume dan variasi dataset serta *hyperparameter tuning* memiliki pengaruh besar terhadap hasil pelatihan model dan pengujian deteksi.

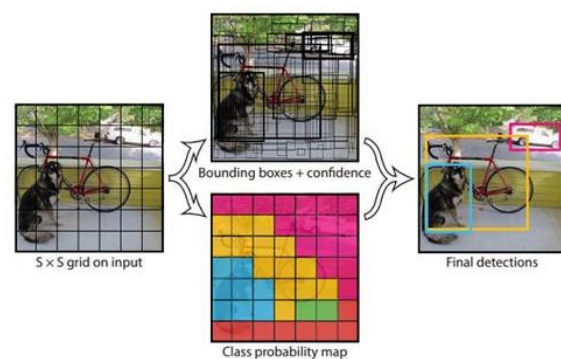
3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan algoritma YOLOv8 dengan *transfer learning* yang memungkinkan model untuk menggunakan informasi yang telah dipelajari sebelumnya (*pre-trained*) dari satu tugas ke tugas lainnya [9]. Ada beberapa tahap yang akan dilakukan dalam penelitian ini diantaranya pengumpulan dataset, *preprocessing*, *augmentation*, konfigurasi YOLOv8, pelatihan model dan terakhir melakukan evaluasi dan pengujian deteksi.



Gambar 1. Tahapan Metodologi

Algoritma YOLOv8 merupakan evolusi dari versi-versi YOLO sebelumnya yang berdasar pada CNN [10]. *You Only Look Once* (YOLO) adalah salah satu algoritma *object detection* yang dapat mendeteksi objek pada gambar atau video secara *real-time*. Secara garis besar YOLO membagi gambar input menjadi suatu grid dengan sel-sel tertentu. Setiap sel dalam grid bertanggung jawab untuk memprediksi beberapa *bounding box* beserta probabilitas kelas objek yang mungkin terdapat di dalamnya [11].



Gambar 2. Cara kerja algoritma YOLO

3.1. Pengumpulan Dataset

Dataset pada model *object detection* merupakan kumpulan citra untuk diproses pada tahap pelatihan model nantinya. Dataset citra yang digunakan harus sesuai dengan permasalahan yang dihadapi. Penelitian ini mengusung topik guna membangun model deteksi senjata khususnya pistol yang dapat membantu pengawasan dan keamanan. Maka dari itu, pemanfaatan platform Roboflow dapat membantu mempermudah pengumpulan dan persiapan dataset.

3.2. Preprocessing dan Augmentation

Anotasi dan pelabelan merupakan bagian dari *preprocessing* pada dataset dengan tujuan memberikan tanda pada data untuk menentukan titik-titik koordinat *bounding box* $[x][y]$ yang juga memiliki informasi berupa kelas $[class]$ yang diberi nama sesuai dengan nama objek, serta mengandung lebar $[w]$ dan tinggi $[h]$ dari sebuah objek di dalam *bounding box* tersebut. Pada penelitian ini, jumlah kelas hanya 1 yaitu kelas *handgun*.

Augmentasi data adalah proses persiapan dataset dengan tujuan untuk memperkaya jumlah dataset sehingga meningkatkan volume dan juga variasi data [12]. Augmentasi yang digunakan diantaranya *flip*, *rotate 90°* (*Clockwise*, *Counter-Clockwise*), *grayscale*, *blur* dan *shear* (*15° Horizontal*, *15° Vertical*).

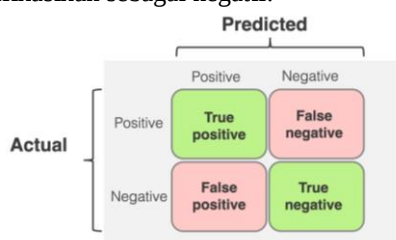
3.3. Konfigurasi dan Pelatihan YOLOv8

Selanjutnya persiapan dan konfigurasi pada model YOLOv8 setelah dilakukannya *preprocessing* dan *augmentation* pada dataset. Pada tahap ini, konfigurasi dilakukan pada Google Colab meliputi pengecekan Google Colab, instalasi *library* yang diperlukan, impor dataset, konfigurasi *hyperparameter* YOLOv8 dan pelatihan.

Pengecekan Google Colab dilakukan untuk melihat ketersediaan *resources* perangkat keras akselerator. Lalu instalasi *library* Roboflow untuk impor dataset dari platform Roboflow dan instalasi *library* Ultralytics untuk mengakses model YOLOv8 di dalamnya. Konfigurasi *hyperparameter* hanya dilakukan pada jumlah *epochs* dan *imagesize*. Kemudian melakukan pelatihan model berdasar pada konfigurasi *hyperparameter* sebelumnya. Terakhir, penerapan model dijalankan pada platform Roboflow sehingga dapat dilakukan pengujian deteksi.

3.4. Evaluasi dan Pengujian Deteksi

Evaluasi model mengacu pada *confusion matrix* sehingga didapat hasil *precision*, *recall*, mAP dan *F1-Score*. *Confusion matrix* digunakan untuk mengevaluasi performa dari sebuah model *machine learning* dengan menampilkan prediksi dari klasifikasi aktual dan klasifikasi yang diprediksi [13]. Terdapat empat klasifikasi dalam *confusion matrix* diantaranya *True Negative* (TN), *True Positive* (TP), *False Negative* (FN), dan *False Positive* (FP) yang berasal dari nilai aktual dan nilai prediksi. *Confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 3, dimana TP (*True Positive*) merupakan jumlah sampel positif yang diklasifikasikan dengan benar; TN (*True Negative*) merupakan jumlah sampel negatif yang diklasifikasikan dengan benar; FP (*False Positive*) merupakan jumlah sampel negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif; FN (*False Negative*) merupakan jumlah sampel positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.



Gambar 3. Confusion matrix

Untuk mengetahui *precision* maka dilakukan pengukuran seberapa banyak prediksi positif yang sebenarnya positif dari keseluruhan prediksi positif yang dilakukan oleh model. [14]. *Precision* berguna untuk memberikan informasi tentang seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan *instance* sebagai positif. Semakin tinggi presisi, semakin sedikit *false positive* yang dihasilkan oleh model. Namun, presisi harus dipertimbangkan bersamaan dengan *recall* (sensitivitas).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

Recall atau sensitivitas (*true positive rate*) merupakan metrik evaluasi dalam konteks klasifikasi model. *Recall* mengukur seberapa baik model mampu menemukan semua *instance* positif yang sebenarnya dalam dataset [15]. Metrik ini memberikan pandangan tentang kemampuan model untuk mendeteksi semua kasus positif yang ada.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

F1-score merupakan metrik evaluasi yang menggabungkan *precision* dan *recall* guna memberikan gambaran yang lebih kompleks terkait kinerja suatu model klasifikasi [16]. Metrik ini bertujuan untuk mencari keseimbangan antara *precision* dan *recall* ketika kelas positif dan negatif tidak seimbang.

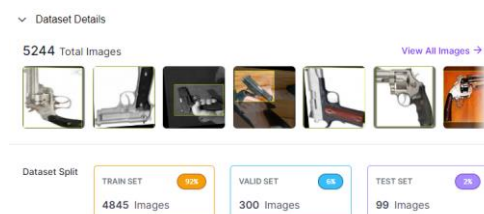
$$F1_Score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (3)$$

Pengujian deteksi senjata dilakukan melalui platform Roboflow yang mana dapat menjalankan model yang telah dilatih sebelumnya. Adapun aspek-aspek yang akan diuji guna menganalisis performa penggunaan model YOLOv8 ini terhadap deteksi citra senjata pistol yaitu deteksi pada gambar berotasi 90° dan 180°, *grayscale*, *blur*, tingkat kecerahan dan pengujian deteksi berdasar jarak antara objek dengan kamera.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Dataset

Pengumpulan dataset menggunakan data yang sudah tersedia pada platform Roboflow serta telah melewati tahap *preprocessing* (anotasi dan pelabelan) lalu dilakukan pengecekan dan perbaikan dataset pada anotasi *bounding box* yang tidak akurat dan perubahan nama kelas menjadi *handgun* lalu dilakukan proses *augmentation* seperti *flip*, *rotation*, *grayscale*, *blur* dan *shear*. Dataset yang terkumpul sebanyak 2006 gambar pistol (*handgun*), setelah dilakukannya *augmentation* total dataset bertambah menjadi 5244 lalu dataset tersebut diimpor ke Google Colab.



Gambar 4. Jumlah dataset yang digunakan

4.2. Akurasi Model YOLOv8

Pelatihan model YOLOv8 dilakukan sebanyak 100 *epochs* atau iterasi dengan ukuran gambar

640x640, hasil pelatihan model seperti nilai *precision*, *recall* dan mAP50 dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil pelatihan model

Epochs	Precision	Recall	mAP50
20/100	0.76	0.623	0.702
40/100	0.836	0.703	0.807
60/100	0.841	0.725	0.809
80/100	0.918	0.712	0.832
100/100	0.85	0.747	0.831

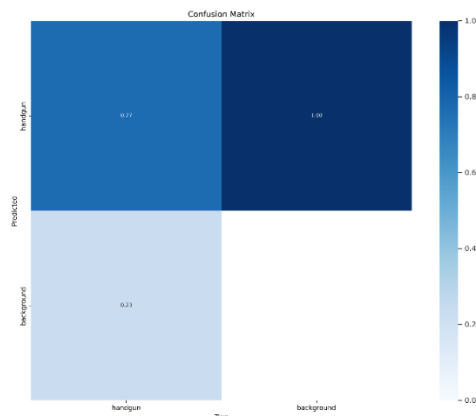
Hasil pelatihan model tersebut kemudian di validasi sehingga didapat *precision* 0.841, *recall* 0.77 dan mAP sebesar 0.842. Setelah itu, dilakukan perhitungan *F1-Score* sehingga didapat nilai sebesar 80,3%.

$$F1_Score = \frac{2 \times Precision \times recall}{precision + recall}$$

$$= \frac{2 \times 0.841 \times 0.77}{0.841 + 0.77} = \frac{1.29514}{1.611} = 80,3$$

(4)

Hasil *confusion matrix* pada Gambar 5 menunjukkan bahwa *True Positive* (TP) mendeteksi objek pada objek kelas *handgun* yang benar-benar dideteksi sebagai kelas *handgun* sebanyak 77% sedangkan objek dengan kelas *handgun* yang dideteksi sebagai *background* (tidak terdeteksi) sebesar 23%.



Gambar 5. Hasil confusion matrix

4.3. Pengujian Deteksi

Pengujian dilakukan pada 8 sampai 10 gambar diluar dari dataset (*train*, *valid*, *test*) yang diambil secara acak dari internet. Pengujian dilakukan pada beberapa aspek perubahan gambar yaitu *grayscale*, rotasi 90°, rotasi 180°, tingkat kecerahan, *blur* (*gaussian* 3px) dan jarak objek dari sebuah kamera yang akan diuji dengan membatasi tingkat *confidence* sebesar 25% dan *overlap* 50%.

Lalu dilakukan pengujian deteksi pada gambar dengan banyak objek senjata dan hasil menunjukkan terdapat beberapa objek senjata seperti tipe *revolver*

yang tidak dapat dideteksi karena gambar sedikit *blur* dan senjata berkarat seperti pada gambar 6.



Gambar 6. Hasil deteksi senjata pada gambar normal

Pada pengujian gambar senjata berjenis *revolver* secara terpisah, ternyata model dapat mendeteksi senjata dengan nilai *confidence* diatas 80% seperti pada Gambar 7.



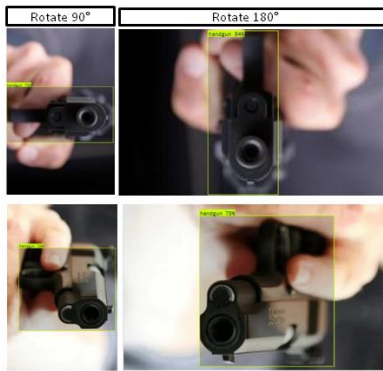
Gambar 7. Hasil deteksi senjata jenis revolver

Uji pendeteksian pada citra *grayscale* mencapai *confidence* yang cukup baik dengan *confidence* mencapai angka 60% sampai dengan lebih dari 90% pada pendeteksian banyak objek. Deteksi pada gambar senjata berkarat di Gambar 6 hanya dua senjata yang terdeteksi namun pada Gambar 8 model mampu mendeteksi senjata lebih banyak.



Gambar 8. Hasil deteksi gambar grayscale

Pengujian deteksi pada citra berotasi 90° dan 180° seperti Gambar 9 didapat hasil yang cukup memuaskan, pada pendeteksian senjata dengan gambar berotasi 90° maupun 180° pada sudut pandang dari depan didapat nilai *confidence* 70% sampai 80%.



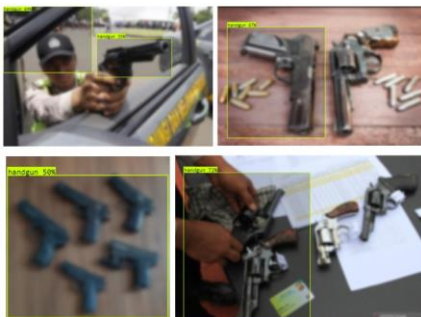
Gambar 9. Hasil deteksi gambar rotasi 90° dan 180°

Pada pengujian gambar dari tingkat kecerahan antara +100 dan -100 didapat hasil pada Gambar 10. Pendeteksian pada citra gambar dengan kecerahan rendah dan tinggi menghasilkan nilai *confidence* yang cukup baik. Hal ini menandakan bahwa tingkat kecerahan pada gambar tidak terlalu berpengaruh pada pendeteksian.

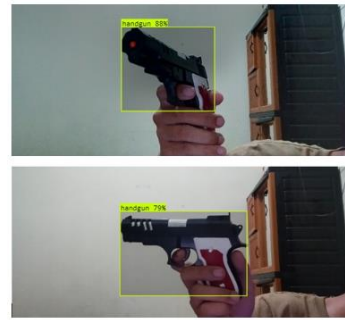


Gambar 10. Hasil deteksi kecerahan +100 dan -100

Pengujian deteksi senjata pada citra *blur* (*gaussian 2 piksel*) terlihat bahwa model mengalami kesulitan dalam mendeteksi senjata dan bahkan terjadi kesalahan deteksi. Nilai *confidence* pendeteksian rendah dibawah 75% seperti pada Gambar 11.

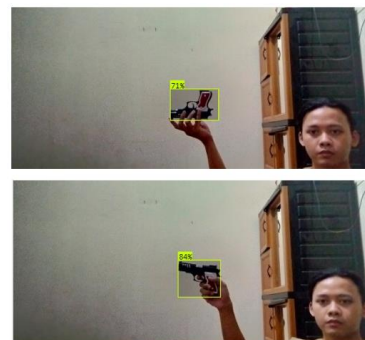
Gambar 11. Hasil deteksi gambar keadaan *blur*

Pengujian deteksi pada jarak 30 cm model dapat mendeteksi objek senjata dengan nilai *confidence* mencapai diatas 80% seperti pada Gambar 12.



Gambar 12. Hasil deteksi pada jarak 30cm

Pengujian deteksi pada jarak 1 meter dapat dilihat pada Gambar 13 bahwa model dapat mendeteksi objek pada jarak 1 meter dengan nilai *confidence* mencapai diatas 80%.



Gambar 13. Hasil deteksi pada jarak 1 meter

Lalu pengujian deteksi pada jarak 2 meter, model masih mampu mendeteksi objek senjata dengan nilai *confidence* mencapai diatas 80% seperti pada Gambar 14.



Gambar 14. Hasil deteksi pada jarak 2 meter

Terakhir melakukan pengujian deteksi pada jarak 3 meter, didapat bahwa model masih mampu

mendeteksi objek tetapi dengan nilai *confidence* rendah dibawah 60% seperti pada Gambar 15.



Gambar 15. Hasil deteksi pada jarak 3 meter

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil pelatihan model YOLOv8 untuk deteksi senjata pistol pada penelitian ini menunjukkan nilai mAP sebesar 84% dan *F1-Score* 80%. Tahap pengujian deteksi terhadap gambar yang telah dimanipulasi seperti *grayscale*, pengaturan tingkat cahaya dan gambar berotasi tidak berpengaruh secara signifikan pada hasil deteksi. Akan tetapi, pada kondisi gambar *blur* sangat mempengaruhi model YOLOv8 pada saat uji pendeteksian senjata. Pada pengujian berdasarkan jarak antara objek dan kamera, pendeteksian objek terjauh yang dapat dicapai sejauh 3 meter dengan nilai *confidence* rendah dibawah 60% namun pada jarak 2 meter nilai *confidence* mampu mencapai diatas 80%. Hal ini menunjukkan bahwa volume dan variasi dataset berpengaruh terhadap hasil pelatihan seperti pada penelitian-penelitian sebelumnya, augmentasi bisa menjadi salah satu cara yang efektif untuk memperkaya data tanpa perlu melewati proses panjang pada pengumpulan dataset. Maka dari itu, peneliti memiliki beberapa saran untuk pengembangan penelitian ke depannya dengan memperkaya dataset dari jumlah volume dan variasi data dengan proses augmentasi atau bahkan pengambilan data gambar dengan beragam sudut pandang terhadap objek yang akan dilatih dan dideteksi serta perlunya penambahan jumlah iterasi yang digunakan pada saat pelatihan model tetapi tetap mengedepankan efisiensi waktu terhadap lamanya proses pelatihan model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Indaryanto, A. Nugroho, and A. F. Suni, "Aplikasi Penghitung Jarak dan Jumlah Orang Berbasis YOLO Sebagai Protokol Kesehatan Covid-19," *Edu Komputika Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 31–38, Jun. 2021, doi: 10.15294/edukomputika.v8i1.47837.
- [2] D. P. Prahastiwi, R. Andianti, R. Dewi, and N. Sari, "Statistik Kriminal 2023," Badan Pusat Statistik Indonesia. Accessed: Dec. 17, 2023. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/publication/2023/12/12/5edba2b0fe5429a0f232c736/statistik-kriminal-2023.html>
- [3] I. Dw. A. Md. K. Pranata, S. Nahak, and I. M. M. Widyantara, "Peranan Closed Circuit Television (Cctv) Sebagai Alat Bukti Dalam Persidangan Perkara Pidana," *Jurnal Analogi Hukum*, vol. 1, no. 2, pp. 158–168, May 2019, doi: <https://doi.org/10.22225/ah.1.2.2019.163-168>.
- [4] I. A. Dahlan, D. Ariateja, M. A. Arghanie, M. A. Versantariqh, M. David, and U. D. Fatmawati, "Sistem Deteksi Senjata Otomatis Menggunakan Deep Learning Berbasis CCTV Cerdas," *Jurnal Sistem Cerdas*, vol. 4, no. 2, pp. 126–141, Aug. 2021, doi: 10.37396/jsc.v4i2.172.
- [5] M. R. Sholahuddin, F. Atqiya, S. R. Wulan, M. Harika, S. Fitriani, and Y. Sofyan, "Implementasi Sistem Identifikasi Senjata Real Time Menggunakan YOLOv7 dan Notifikasi Chat Telegram," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 2, pp. 598–606, Jan. 2023, doi: 10.47065/josh.v4i2.2774.
- [6] A. Utami and D. Ariatmanto, "Analisa Kemampuan Algoritma YOLOv8 Dalam Deteksi Objek Manusia Dengan Metode Modifikasi Arsitektur," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, vol. 7, no. 2, pp. 891–901, Sep. 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v7i2.694>.
- [7] R. A. Mukhlis, M. Somantri, and M. Arfan, "PERANCANGAN POLA ALGORITMA DAN CITRA SISTEM KEAMANAN DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *Transient: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 12, no. 2, pp. 56–63, Jun. 2023, doi: 10.14710/transient.v12i2.56-63.
- [8] S. Ahmed, M. T. Bhatti, M. G. Khan, B. Löfström, and M. Shahid, "Development and Optimization of Deep Learning Models for Weapon Detection in Surveillance Videos," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 12, p. 5772, Jun. 2022, doi: 10.3390/app12125772.
- [9] A. E. Wijaya, W. Swastika, and O. H. Kelana, "IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DIAGNOSIS COVID-19 DAN PNEUMONIA PADA CITRA X-RAY," *Sainsbertek Jurnal Ilmiah Sains & Teknologi*, vol. 2, no. 1, pp. 10–15, Sep. 2021, doi: 10.33479/sb.v2i1.125.
- [10] N. E. Budiayanta, M. Mulyadi, and H. Tanudjaja, "Sistem Deteksi Kemurnian Beras berbasis Computer Vision dengan Pendekatan Algoritma YOLO," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 6, no. 1, pp. 51–55, Jan. 2021, doi: 10.30591/jpit.v6i1.2309.
- [11] K. Khairunnas, E. M. Yuniarno, and A. Zaini, "Pembuatan Modul Deteksi Objek Manusia Menggunakan Metode YOLO untuk Mobile Robot," *Jurnal Teknik ITS*, 2021, [Online].

- Available:
<http://ejurnal.its.ac.id/index.php/teknik/article/view/61622>
- [12] A. Mumuni and F. Mumuni, "Data augmentation: A comprehensive survey of modern approaches," *Array*, vol. 16, p. 100258, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.array.2022.100258.
- [13] G. Zeng, "On the confusion matrix in credit scoring and its analytical properties," *Commun Stat Theory Methods*, vol. 49, no. 9, pp. 2080–2093, May 2020, doi: 10.1080/03610926.2019.1568485.
- [14] M. Grandini, E. Bagli, and G. Visani, "Metrics for Multi-Class Classification: an Overview," Aug. 2020.
- [15] Y. A. Pratama, F. Budiman, S. Winarno, and D. Kurniawan, "Analisis Optimasi Algoritma Decision Tree, Logistic Regression dan SVM Menggunakan Soft Voting," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 4, pp. 1908–1919, Oct. 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v7i4.6856>.
- [16] H. Tantyoko, D. K. Sari, and A. R. Wijaya, "PREDIKSI POTENSIAL GEMPA BUMI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE RANDOM FOREST DAN FEATURE SELECTION," *IDEALIS: InDonEsiA journal Information System*, vol. 6, no. 2, pp. 83–89, Jul. 2023, doi: 10.36080/idealis.v6i2.3036.