



SNESTIK

Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi,
dan Teknik Informatika

<https://ejurnal.itats.ac.id/snestik> dan <https://snestik.itats.ac.id>



Informasi Pelaksanaan :

SNESTIK IV - Surabaya, 27 April 2024

Ruang Seminar Gedung A, Kampus Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Informasi Artikel:

DOI : 10.31284/p.snestik.2024.5861

Prosiding ISSN 2775-5126

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi-Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
Gedung A-ITATS, Jl. Arief Rachman Hakim 100 Surabaya 60117 Telp. (031) 5945043
Email : snestik@itats.ac.id

Sistem Deteksi Kekerasan *Real-Time* menggunakan YOLOv5 untuk Keamanan Publik

Fauzan Abdillah, Hani'atul Khoiriyah, Afris Nurfal Aziz, I Gede Wiryanwan

Politeknik Negeri Jember

e-mail: fauzan.abdillah2705@gmail.com

ABSTRACT

Violence, whether physical, mental, or emotional, poses a serious issue hindering the fulfillment of human rights and opportunities for development. This research proposes a solution to detect violence utilizing the YOLOv5 algorithm. The development process includes dataset collection, model training, testing, and analysis. The dataset from class "violence" and "normal", divided into train, validation, and test sets. The model is trained for 50 epochs, demonstrating a detection accuracy of 73.08%. Evaluation using the Confusion Matrix shows satisfactory performance, with 86.65% violence images correctly detected (True Positive Rate). However, 41.78% normal images are misclassified as violence (False Positive Rate). The model also achieves recall rates of approximately 86.55% for violence and 80.26% for normal. These findings indicate significant potential for this solution to support violence prevention efforts and real-time situation monitoring, thus contributing to creating safer and more responsive environments in addressing violence.

Keywords: *detection; violence; real-time; YOLOv5.*

ABSTRAK

Kekerasan, baik secara fisik, mental, maupun emosional, merupakan masalah serius yang menghambat pemenuhan hak asasi manusia dan kesempatan untuk berkembang. Penelitian ini mengusulkan solusi untuk mendeteksi kekerasan dengan memanfaatkan algoritma YOLOv5. Proses pengembangan mencakup pengumpulan dataset, pelatihan model, pengujian, dan analisis model. Dataset ini terdiri dari kelas

"*violence*" dan "normal", yang dibagi menjadi *train*, *valid*, dan *test set*. Model dilatih dengan 50 *epoch*, menunjukkan akurasi deteksi sebesar 73%. Evaluasi model menggunakan *Confusion Matrix* menunjukkan performa yang memadai, dengan 86.65% gambar *violence* terdeteksi dengan benar (*True Positive Rate*). Namun, ada 41.78% gambar normal yang salah diklasifikasikan sebagai *violence* (*False Positive Rate*). Model juga memiliki *recall* sekitar 86.55% untuk *violence* dan 80.26% untuk normal. Temuan ini menunjukkan potensi besar solusi ini dalam mendukung upaya pencegahan kekerasan dan pemantauan situasi secara *real-time*, serta memberikan kontribusi dalam menciptakan lingkungan yang lebih aman dan responsif terhadap kekerasan.

Kata kunci: deteksi; kekerasan; *real-time*; YOLOv5.

PENDAHULUAN

Kekerasan adalah tindakan yang selain dapat menyebabkan penderitaan fisik, mental, atau emosional, juga dapat menyebabkan rasa sakit, luka, atau kematian. Petunjuk Teknis Tata Cara Pencegahan dan Penanganan Kekerasan di Lingkungan Satuan Pendidikan mendefinisikan kekerasan sebagai berbagai tindakan atau keputusan yang membahayakan seseorang secara fisik atau mental atau bahkan menyebabkan kehilangan hak-hak manusiawi seperti pendidikan atau pekerjaan yang aman [1]. Kekerasan fisik terjadi ketika pelaku melakukan kontak fisik dengan korban, mungkin dengan tawuran atau perkelahian massal, penganiayaan, perkelahian, eksploitasi ekonomi melalui kerja paksa untuk mendapatkan keuntungan finansial bagi pelaku, pembunuhan, atau perbuatan lain yang dinyatakan sebagai kekerasan fisik menurut undang-undang [2].

Berdasarkan data yang didapat dari UNICEF, ada banyak kasus kekerasan pada anak di tahun 2015. 40% remaja usia 13-15 tahun mengalami kekerasan fisik setidaknya sekali setahun, 26% mengalami hukuman fisik dari orang tua atau pengasuh, dan 50% mengalami pelecehan di sekolah. Data yang serupa terkait kekerasan yang didapat dari Kementerian Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak, tercatat mulai dari 1 Januari 2024 sampai dengan saat ini terdapat 4080 jumlah total kasus kekerasan dengan 1318 kasus merupakan kekerasan fisik [3]. Kekerasan meningkat sebagai akibat dari kebutuhan masyarakat yang meningkat, kemajuan teknologi, dan interaksi yang intensif, serta individualisme manusia. Dalam kehidupan mereka, manusia berinteraksi satu sama lain dan bergantung pada keberadaan makhluk lain. [4].

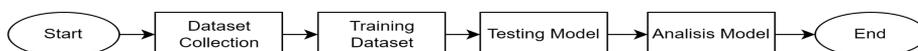
Kemajuan dalam pemrosesan gambar dan video telah signifikan, terutama dalam mengenali objek dan tindakan. Ini dimungkinkan oleh teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang pendeteksian objek, yang memungkinkan komputer untuk mengidentifikasi objek dalam gambar [5]. Namun, metode konvensional dalam deteksi kekerasan seringkali rumit dan memakan waktu, mengakibatkan keterlambatan dalam deteksi *real-time*. Oleh karena itu, fokus kini beralih pada pengembangan teknologi otomatis untuk mendeteksi kekerasan melalui analisis video, didorong oleh penelitian dalam pengenalan objek dan gerakan menggunakan *deep learning*. Tantangan utama adalah mendeteksi aktivitas mencurigakan di tempat umum, di mana rekaman CCTV dan video memainkan peran penting dalam merekam insiden-insiden potensial [6], [7].

Algoritma YOLO digunakan untuk mendeteksi kekerasan dengan cepat dan akurat dalam berbagai situasi. Sistem ini memungkinkan komputer untuk mengenali pola kekerasan dan memisahkannya dari situasi normal secara *real-time* [8]. Berdasarkan penelitian terdahulu dengan membandingkan berbagai metode *deep learning* termasuk YOLOv3, YOLOv4, dan YOLOv5. Hasilnya menunjukkan bahwa YOLOv5 adalah yang tercepat dalam mendeteksi objek dengan FPS (*frames per second*) sebesar 62,5, yang lima kali lebih cepat dibandingkan dengan YOLOv3 dan YOLOv4. Selain itu, akurasi YOLOv5 lebih unggul dengan mAP@0.50 sebesar 88,61%, sementara YOLOv3 dan YOLOv4 masing-masing sebesar 77,87% dan 75,08%.Keunggulan ini menjadikan YOLOv5 sebagai pilihan yang tepat untuk berbagai aplikasi deteksi objek [9]. Menggabungkan sistem tersebut ke dalam langkah-langkah keselamatan publik adalah langkah penting dalam upaya pencegahan insiden di masa mendatang. Upaya ini mencerminkan

komitmen yang diperlukan untuk mengatasi tantangan krusial dalam meningkatkan keamanan publik [10]. Algoritma YOLOv5 menawarkan kemampuan deteksi objek secara *real-time* yang efisien dan akurat. Namun, implementasinya dalam deteksi kekerasan membutuhkan penyesuaian dan validasi khusus untuk memastikan efektivitasnya dalam menangani masalah tersebut [11].

METODE

YOLOv5 sebagai iterasi terbaru dalam keluarga YOLO, telah dikembangkan menggunakan kerangka kerja *PyTorch*, yang membuatnya lebih *user-friendly*. Meskipun demikian, YOLOv5 tidak mengalami perubahan arsitektur yang mencolok dari versi sebelumnya, dan tidak menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan dalam *benchmark* standar [12].



Gambar 1. Alur Penelitian

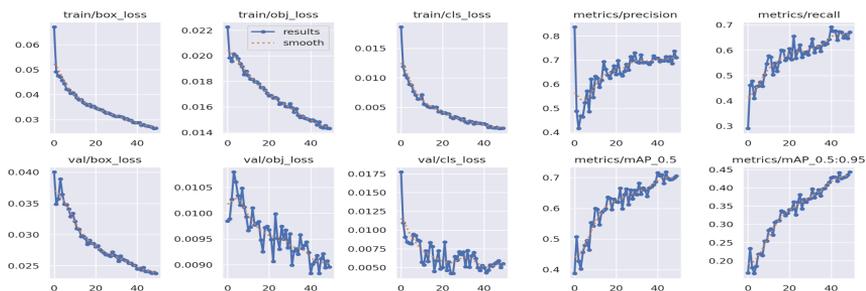
Sistem deteksi kekerasan *real-time* menggunakan algoritma YOLOv5 ini dalam pengembangannya melewati beberapa tahapan yaitu *dataset collection*, *training dataset*, *testing model*, analisis model, seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 1** di atas. Tahapan pertama pada penelitian ini yaitu *dataset collection*. *Dataset collection* merupakan proses yang melibatkan pengambilan, pengukuran, dan analisis berbagai jenis data dengan menggunakan berbagai metode [13]. Jumlah dataset terdiri dari 6.000 gambar dengan dua kelas, “normal” dan “*violence*”. Komposisi dataset adalah 5.000 gambar kelas “*violence*” dan 1.000 gambar kelas “normal”. Langkah kedua adalah proses pelatihan dataset, yang merupakan kumpulan data yang digunakan untuk melatih model. [14]. Tujuan dari pelatihan dataset adalah untuk mencapai titik keseimbangan yang optimal antara kemampuan model dalam mengenali objek kriminal dengan tingkat akurasi yang tinggi, serta mengurangi kesalahan deteksi sebanyak mungkin. Setelah dataset tersebut dilatih, tahapan selanjutnya adalah *testing model* untuk mendapatkan tingkat akurasi dari pengujian dataset *violence* dan normal. Terakhir yaitu analisis model, yang melibatkan evaluasi kinerja model yang telah dilatih. Evaluasi ini menggunakan beberapa metrik umum, seperti tingkat akurasi, *recall*, *precision*, dan *F1-score* [15].

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Dataset Collection

Dataset diambil dari dua platform yang berbeda untuk mendapatkan variasi yang lebih kaya. Pertama, dataset dari *Roboflow Universe* terdiri dari 6.000 gambar dengan dua kelas: “normal” (1.000 gambar) dan “*violence*” (5.000 gambar). Distribusi lebih banyak pada kelas “*violence*” mencerminkan situasi lapangan yang realistis. Pembagian dataset adalah sebagai berikut: 4.361 gambar (73%) digunakan untuk pelatihan, 1.133 gambar (19%) untuk validasi, dan 506 gambar (8%) untuk evaluasi model. Dataset kedua dari *Kaggle* terdiri dari 993 gambar, dengan 497 gambar untuk kelas “*violence*” dan 496 gambar untuk kelas “normal”. Kombinasi dengan dataset pertama memberikan variasi konteks yang signifikan antara dataset pelatihan dan pengujian.

2. Training Dataset



Gambar 2. Hasil *Training*

Setelah proses pelatihan dataset selesai, evaluasi dilakukan menggunakan metrik-metrik seperti *recall*, *precision*, dan indikator lainnya, sebagaimana ditunjukkan pada **Gambar 2** di atas. *Recall* memberikan gambaran tentang seberapa efektif model dalam mengidentifikasi objek kriminal yang sebenarnya, sementara *precision* mengukur tingkat keakuratan model dalam mengenali objek-objek tersebut. Dengan melakukan 50 kali putaran pelatihan (*epoch*), tujuannya adalah mencapai keseimbangan optimal antara kemampuan model dalam mendeteksi kekerasan dan mengurangi kesalahan deteksi [7]. Hasil *training* menunjukkan bahwa jumlah tersebut memberikan kinerja yang memuaskan dalam mendeteksi kekerasan.

3. Testing Model



Gambar 3. a) *Testing Dataset Violence*, b) *Testing Dataset Normal*.

Dalam penelitian ini, pengujian model deteksi dilakukan menggunakan dataset *violence* yang terdiri dari 497 gambar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem berhasil mendeteksi 412 data dari total gambar yang diuji. Dari gambar yang terdeteksi, sebanyak 357 diidentifikasi sebagai gambar dengan kekerasan (*violence*) dan 55 diidentifikasi sebagai gambar normal. Namun, terdapat 85 gambar lainnya yang tidak terdeteksi oleh sistem. Informasi hasil pengujian ini diperlihatkan dalam **Gambar 3a**. Pengujian kemudian dilanjutkan menggunakan dataset *non-violence/normal* yang terdiri dari 496 gambar. Dari hasil pengujian ini, sistem berhasil menemukan objek pada 383 gambar. Dari gambar-gambar yang terdeteksi, 160 dianggap sebagai gambar dengan kekerasan, sedangkan 223 lainnya dianggap sebagai gambar normal. Terdapat juga gambar-gambar yang tidak terdeteksi oleh sistem, yakni sebanyak 113. Informasi hasil pengujian ini diperlihatkan dalam **Gambar 3b**.

4. Analisis Model

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan sebelumnya, berikut adalah *Confusion Matrix* pada **Tabel 1** yang merinci hasil pengujian sistem deteksi menggunakan dataset yang terdiri dari 993 gambar.

Tabel 1. *Confusion Matrix* Hasil Pengujian Model

		<i>Actual Class</i>	
		<i>Violence (True)</i>	Normal (<i>False</i>)
<i>Predicted Class</i>	<i>Violence (True)</i>	357 (TP) / 86.65% (TPR)	160 (FP) / 41.78% (FPR)
	Normal (<i>False</i>)	55 (FN) / 13.35% (FNR)	223 (TN) / 58.22% (TNR)

Tabel 1 menunjukkan hasil evaluasi kinerja sistem deteksi dalam mengklasifikasikan gambar ke dalam dua kategori: "violence" dan "normal". Pada evaluasi ini, terdapat empat kemungkinan hasil klasifikasi yang diamati, yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN). Dari hasil evaluasi, ditemukan bahwa dari total gambar yang sebenarnya merupakan kekerasan, sebanyak 357 gambar berhasil diprediksi dengan benar sebagai kekerasan oleh sistem (TP), sementara 55 gambar yang sebenarnya merupakan kekerasan namun diprediksi sebagai normal (FN). Di sisi lain, dari gambar yang sebenarnya normal, 223 gambar berhasil diprediksi dengan benar sebagai normal oleh sistem (TN), namun 160 gambar yang sebenarnya normal justru salah diprediksi sebagai kekerasan oleh sistem (FP).

Sejumlah data yang tidak terdeteksi oleh sistem menunjukkan bahwa ada beberapa pola atau ciri-ciri yang tidak dapat dikenali oleh model, terutama karena kesulitan teknis atau kompleksitas visual yang tinggi. Hal ini menyoroti pentingnya untuk melakukan penyesuaian pada model deteksi guna meningkatkan kemampuan dalam mengidentifikasi kasus-kasus kekerasan yang sulit dikenali. Dengan menanggapi temuan ini, perlu dilakukan peningkatan pada dataset pelatihan dengan memasukkan lebih banyak variasi kasus kekerasan.

Tabel 2. Performa Model

Kategori	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	F1-Score
<i>Violence</i>	0.73082	0.6893	0.8655	0.7671
Normal	0.730	0.5828	0.8026	0.6756

Confusion matrix dianalisis berdasarkan nilai-nilai akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score yang tercantum dalam **Tabel 2**. Dari hasil perhitungan tersebut, dapat diamati performa model dalam membedakan antara gambar *violence* dan normal. Model menunjukkan akurasi sebesar 73.08% untuk semua kelas, mencerminkan kemampuannya dalam mengklasifikasikan data dengan benar. *Precision* untuk kelas *violence* dan normal masing-masing adalah 68.93% dan 58.28%, menunjukkan proporsi gambar yang diklasifikasikan dengan benar oleh model. *Recall* untuk kelas *violence* adalah 86.55%, sedangkan untuk kelas normal adalah 80.26%, mengindikasikan proporsi data positif yang berhasil diidentifikasi oleh model. F1-score untuk kelas *violence* dan normal berturut-turut adalah 76.71% dan 67.56%, menggambarkan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall* untuk kedua kelas tersebut. Dengan demikian, model menunjukkan hasil yang lebih baik dalam mengenali gambar *violence* dibandingkan dengan gambar yang normal.

KESIMPULAN

Dari hasil evaluasi model deteksi kekerasan menggunakan metode *Confusion Matrix* dan perhitungan metrik, dapat disimpulkan bahwa model yang dilatih dengan dataset besar dan

beragam menunjukkan tingkat akurasi yang memuaskan dalam mendeteksi kekerasan pada gambar. Meskipun demikian, terdapat beberapa kelemahan yang perlu diperhatikan. Secara spesifik, model mampu mendeteksi kekerasan dengan benar pada 86.65% gambar kekerasan (*True Positive Rate*), tetapi juga mengalami kesalahan dalam mengklasifikasikan gambar normal sebagai kekerasan dengan tingkat kesalahan (*False Positive Rate*) sebesar 41.78%. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi deteksi kekerasan sebesar 73%, yang mencakup kategori “*violence*” dan “*normal*”. Dengan demikian, meskipun model menunjukkan performa yang cukup baik, masih diperlukan upaya lebih lanjut untuk meningkatkan kemampuannya dalam mengidentifikasi gambar-gambar normal secara akurat. Hal ini dapat dilakukan melalui peningkatan kualitas dataset, penyesuaian parameter model, atau penerapan teknik lainnya dalam proses pelatihan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. R. dan teknologi R. I. Sekjen Kementerian Pendidikan, “Petunjuk Teknis Tata Cara Pelaksanaan Pencegahan dan Penanganan Kekerasan di Lingkungan Satuan Pendidikan,” no. 021, 2023, [Online]. Available: https://jdih.kemdikbud.go.id/sjdih/siperpu/dokumen/salinan/salinan_20231204_154829_SA_LINAN_BT_RKS_JUKNIS_PPKSP_sinde.pdf.
- [2] Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan, “6 (enam) bentuk kekerasan yang didefinisikan dalam Permendikbudristek Nomor 46 Tahun 2023 tentang Pencegahan dan Penanganan Kekerasan di Lingkungan Satuan Pendidikan,” 2024. <https://merdekadarikekerasan.kemdikbud.go.id/definisi-dan-bentuk-kekerasan/> (accessed Mar. 17, 2024).
- [3] N. Muhamad, “Ada 19 Ribu Kasus Kekerasan di Indonesia, Korbannya Mayoritas Remaja,” *databoks*, 2023. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/09/27/ada-19-ribu-kasus-kekerasan-di-indonesia-korbannya-mayoritas-remaja> (accessed Mar. 17, 2024).
- [4] W. Anjari, “Fenomena Kekerasan sebagai Bentuk Kejahatan (Violence),” *E-Journal WIDYA Yust.*, vol. 1, no. 1, pp. 42–51, 2014, [Online]. Available: <https://media.neliti.com/media/publications/246968-fenomena-kekerasan-sebagai-bentuk-kejahat-60c284aa.pdf>.
- [5] D. Iskandar Mulyana and M. A. Rofik, “Implementasi Deteksi Real Time Klasifikasi Jenis Kendaraan Di Indonesia Menggunakan Metode YOLOV5,” *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 3, pp. 13971–13982, 2022, doi: 10.31004/jptam.v6i3.4825.
- [6] S. A. Arun Akash, R. Sri Skandha Moorthy, K. Esha, and N. Nathiya, “Human Violence Detection Using Deep Learning Techniques,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2318, no. 1, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2318/1/012003.
- [7] S. Nikkath Bushra, G. Shobana, K. Uma Maheswari, and N. Subramanian, “Smart Video Surveillance Based Weapon Identification Using Yolov5,” *Proc. 2022 Int. Conf. Electron. Syst. Intell. Comput. ICESIC 2022*, no. August, pp. 351–357, 2022, doi: 10.1109/ICESIC53714.2022.9783499.
- [8] H. Gao, “A Yolo-based Violence Detection Method in IoT Surveillance Systems,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 8, pp. 143–149, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140817.
- [9] N. Wulandari, “Perbandingan Implementasi Metode Deep Learning Pada Deteksi Objek di Bawah Air,” Universitas Gadjah Mada, 2022.
- [10] I. Rahil, W. Bouarifi, R. Ghizlane, and O. Mustapha, “an Improved Real-Time Handgun Detection System Using Yolo V5 on a Novel Dataset,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 101, no. 23, pp. 7674–7688, 2023.
- [11] M. Boukabous and M. Azizi, “Image and video-based crime prediction using object

- detection and deep learning,” *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 1630–1638, 2023, doi: 10.11591/eei.v12i3.5157.
- [12] Jacob Solawetz, “How to Train A Custom Object Detection Model with YOLO v5,” *Towardsdatascience*, 2020, [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/how-to-train-a-custom-object-detection-model-with-yolo-v5-917e9ce13208>.
- [13] Y. Azhar, A. K. Firdausy, and P. J. Amelia, “Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Stroke,” *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 5, no. 2, pp. 191–197, 2022, doi: 10.31598/sintechjournal.v5i2.1222.
- [14] F. Rizki, M. P. Kharisma Putra, M. A. Assuja, and F. Ariany, “Implementasi Deep Learning Lenet Dengan Augmentasi Data Pada Identifikasi Anggrek,” *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 3, pp. 357–366, 2023, doi: 10.33365/jatika.v4i3.3652.
- [15] Muhammad Nur Ihsan Muhlashin and A. Stefanie, “Klasifikasi Penyakit Mata Berdasarkan Citra Fundus Menggunakan YOLO V8,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 2, pp. 1363–1368, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6927.