

BAB V

KESIMPULAN

V.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengevaluasi performa tiga model *YOLO (You Only Look Once)* yaitu *YOLOv5*, *YOLOv8* dan *YOLOv10* dalam mendeteksi tingkat kantuk pada pengemudi pada 5 dataset dengan berbagai ukuran (200-1000) yang menghasilkan 55 hasil pelatihan. Dari penelitian yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil adalah:

1. Penelitian ini menggunakan total 1.000 gambar yang terdiri dari 500 data primer dan 500 data sekunder. Data tersebut kemudian diberi anotasi dan diklasifikasikan ke dalam empat kelas, yaitu: *alert*, *low vigilance*, *drowsy*, dan *microsleep*. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi tiga subset, yaitu data latih (*train*), data validasi (*valid*), dan data uji (*test*). Proses pelatihan model dilakukan menggunakan *Google Collaboratory* dengan arsitektur *YOLO*.
2. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penambahan jumlah dataset tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap kinerja model *YOLO (You Only Look Once)*. Hal ini terlihat dari fakta bahwa dataset pertama dengan 200 gambar menghasilkan nilai tertinggi untuk *accuracy* (88%), dan *F1-Score* (95%). Sementara untuk metrik *recall*, nilai tertinggi (100%) dicapai pada dataset kedua yang berisi 400 gambar, dan untuk nilai tertinggi metrik *precision* mencapai 99% pada dataset kelima yang berisi 1000 gambar. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa peningkatan jumlah data tidak selalu memberikan kontribusi langsung terhadap peningkatan kinerja model. Dalam hal ini, kualitas data memegang peranan yang lebih signifikan dibandingkan kuantitas. Kualitas yang dimaksud mencakup ketepatan dan konsistensi anotasi, keragaman kondisi visual seperti pencahayaan dan sudut pandang, serta resolusi citra yang memadai, sehingga objek dapat terdeteksi dengan jelas, tanpa tertutup atau terpotong.
3. Kelas *alert* dan *low vigilance* menunjukkan performa yang paling konsisten di seluruh model yang diuji. Konsistensi ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali kondisi *alert* dan *low vigilance* secara efektif berkat ciri-ciri visual yang lebih jelas, stabil, dan seragam di seluruh dataset.

- Karakteristik visual pada kelas ini memberikan pola yang mudah dikenali oleh model, sehingga meminimalkan kesalahan klasifikasi. Sebaliknya, kelas *drowsy* dan *microsleep* menunjukkan tren penurunan performa yang konsisten pada setiap model. Penurunan ini disebabkan oleh tingkat variasi visual yang lebih tinggi dan perbedaan karakteristik yang lebih halus antar individu, yang membuat proses klasifikasi menjadi lebih kompleks. Model mengalami tantangan dalam membedakan fitur-fitur yang tumpang tindih antar kedua kelas ini, yang berdampak langsung pada peningkatan tingkat kesalahan klasifikasi. Dengan demikian, kelas *drowsy* dan *microsleep* memerlukan pendekatan pelatihan yang lebih cermat, termasuk penyempurnaan data pelatihan dan penguatan fitur yang relevan, agar model mampu mengidentifikasi kondisi ini dengan akurasi yang lebih tinggi.
4. Implementasi model *YOLO* untuk deteksi tingkat kantuk secara *real time* menunjukkan performa yang sangat baik, dengan rata-rata performa di atas 90% pada setiap model. Model terbaik dari masing-masing versi adalah *YOLOv5n* (200 gambar), *YOLOv8s* (800 gambar), dan *YOLOv10s* (800 gambar), yang menunjukkan kemampuan optimal meskipun jumlah data latih berbeda. Hasil ini mengindikasikan bahwa arsitektur model yang tepat, dipadukan dengan jumlah data yang sesuai, dapat menghasilkan performa deteksi yang akurat dan efisien. Dengan konsistensi hasil tersebut, model *YOLO* dinilai sangat potensial untuk diterapkan dalam sistem pemantauan kantuk secara langsung, terutama dalam konteks keselamatan dan kenyamanan pengguna.

V.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan yang telah disampaikan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Disarankan agar penelitian berikutnya lebih fokus pada peningkatan kualitas dataset, baik dalam bentuk video maupun gambar, serta mempertimbangkan penggunaan variasi sudut pandang pengambilan data dengan memanfaatkan kamera 360°. Penggunaan kamera 360° memungkinkan cakupan pengawasan yang lebih luas dan fleksibel, sehingga dapat menangkap ekspresi wajah dan postur tubuh pengemudi dari berbagai arah secara simultan. Namun, perlu ditekankan bahwa sudut pandang

menghadap depan tetap perlu diprioritaskan sebagai sudut utama, mengingat hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sudut depan memberikan performa deteksi terbaik dan paling konsisten dalam berbagai kondisi pencahayaan. Selain itu, pengaturan parameter pelatihan seperti jumlah *epoch* dan ukuran *batch* yang lebih besar juga dapat dieksplorasi guna mengoptimalkan proses pembelajaran model. Penelitian selanjutnya juga diharapkan dapat memanfaatkan versi terbaru dari arsitektur *YOLO*, serta menambahkan analisis terhadap waktu latensi dan kecepatan inferensi sebagai indikator tambahan dalam mengevaluasi performa model secara *real time*. Dengan mempertimbangkan saran-saran tersebut, diharapkan penelitian lanjutan dapat menghasilkan sistem deteksi yang lebih akurat, responsif, dan aplikatif, khususnya dalam konteks pemantauan kondisi pengemudi secara langsung demi mendukung aspek keselamatan dan kenyamanan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdusalomov, A. B., Mukhiddinov, M., Kutlimuratov, A., & Whangbo, T. K. (2022). Improved Real-Time Fire Warning System Based on Advanced Technologies for Visually Impaired People. *Sensors*, 22(19). <https://doi.org/10.3390/s22197305>
- Adianto, F. K. (2021). *Deteksi Kantuk Menggunakan Pendekatan Deep Learning Secara Real-time* [Institut Teknologi Sepuluh November]. <https://repository.its.ac.id/87425/>
- Alif, M. A. R., & Hussain, M. (2024). YOLOv1 to YOLOv10: A comprehensive review of YOLO variants and their application in the agricultural domain. *Journal of Artificial Intelligence Practice*, 7, 112–122. <https://doi.org/10.23977/jaip.2024.070314>
- Asroni, A., Indrawan, G., & Erawati Dewi, L. J. (2023). Implementasi Hirarki Dataset Dalam Membangun Model Language Aksara Bali Menggunakan Framework Tesseract OCR. *Jurnal RESISTOR (Rekayasa Sistem Komputer)*, 6(1), 20–28. <https://doi.org/10.31598/jurnalresistor.v6i1.1345>
- Azmeh Shahid, Kate Wilkinson, Shai Marcu, C. M. S. (2012). *STOP, THAT and One Hundred Other Sleep Scales*. © Springer Science+Business Media. <https://doi.org/10.1007/978>
- Bella, M. A. (2021). IMPLEMENTASI ALGORITMA DEEP LEARNING UNTUK SISTEM DETEKSI KANTUK PADA PENGEMUDI MENGGUNAKAN YOLO [Universitas Islam Indonesia]. In *Fisheries Research* (Vol. 140, Issue 1). http://dspace.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/35612/1/Trabajo_de_Titulacion.pdf <https://educacion.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2019/01/GUIA-METODOLOGICA-EF.pdf> <http://dx.doi.org/10.1016/j.fishres.2013.04.005> <https://doi.org/10.1038/s41598>
- Brown, J., & Jonsson, M. (2021). *Deep Learning for Driver Sleepiness Classification using Bioelectrical Signals and Karolinska Sleepiness Scale*. Linkopig University.
- Darat, D. J. P. (2022). *Jumlah Kecelakaan Dan Korban Kendaraan Bermotor Berdasar Tingkat Kecelakaan*. Portaldatal.Kemenhub. <https://portaldatal.kemenhub.go.id/content/dataset/10029>
- Daurina Lestari, A. T. (2021). *KNKT: 80 Persen Kecelakaan di Tol Akibat Mengantuk*

- dan Letih.* Viva.Co.Id. <https://www.viva.co.id/berita/nasional/1427758-knkt-80-persen-kecelakaan-di-tol-akibat-mengantuk-dan-letih>
- Dio Dananjaya, A. F. (2024). *Begini Kronologi Kecelakaan Fortuner dan Microbus di Tol Layang MBZ.* Kompas.Com.
- Enggarsasi, U., & Sa'diyah, N. K. (2017). KAJIAN TERHADAP FAKTOR-FAKTOR PENYEBAB KECELAKAAN LALU LINTAS DALAM UPAYA PERBAIKAN PENCEGAHAN KECELAKAAN LALU LINTAS. *Perspektif*, 22(3). <https://doi.org/10.1530/ERC-17-0118>
- Fadhilah, K. (2024). *Kecelakaan Maut Km 58 Tol Cikampek, Polisi: GranMax Menepi Lalu Ditabrak Bus.* News.Detik.Com. <https://news.detik.com/berita/d-7284294/kecelakaan-maut-km-58-tol-cikampek-polisi-granmax-menepi-lalu-ditabrak-bus>
- Florez, R., Palomino-Quispe, F., Coaquirra-Castillo, R. J., Herrera-Levano, J. C., Paixão, T., & Alvarez, A. B. (2023). A CNN-Based Approach for Driver Drowsiness Detection by Real-Time Eye State Identification. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(13). <https://doi.org/10.3390/app13137849>
- Gallagher, J., & Skalski, P. (2024). *How to Train YOLOv10 Model on a Custom Dataset.* Roboflow Blog. <https://blog.roboflow.com/yolov10-how-to-train/>
- Geetha, A. S., & Hussain, M. (2024). *A Comparative Analysis of YOLOv5, YOLOv8, and YOLOv10 in Kitchen Safety.* 1–17. <http://arxiv.org/abs/2407.20872>
- Himawan, S. N., Sohiburroyan, R., Nugraha, N. B., Teknik Informatika, J., & Negeri Indramayu, P. (2022). Deteksi Kantuk Pengemudi Menggunakan Deep Learning. *Seminar Nasional Industri Dan Teknologi (SNIT), Politeknik Negeri Bengkalis, November*, 1–8.
- Hussain, M. (2024). *YOLOv5, YOLOv8 and YOLOv10: The Go-To Detectors for Real-time Vision.* 1–12. <http://arxiv.org/abs/2407.02988>
- Ikhsan. (2023). *4 Perbedaan AI, Machine Learning, dan Deep Learning + Contoh.* Sasana Digital. <https://sasanadigital.com/perbedaan-artificial-intelligence-machine-learning-dan-deep-learning-serta-contohnya/>
- IncoreSoft. (2024). *Object Detection Camera Installation.* IncoreSoft Documentation. <https://docs.incoresoft.com/ivig/latest/object-detection-camera-installation-94609184.html>
- Jahan, I., Uddin, K. M. A., Murad, S. A., Miah, M. S. U., Khan, T. Z., Masud, M., Aljahdali, S., & Bairagi, A. K. (2023). 4D: A Real-Time Driver Drowsiness

- Detector Using Deep Learning. *Electronics (Switzerland)*, 12(1), 1–17. <https://doi.org/10.3390/electronics12010235>
- Jiang, X., Lu, M., & Wang, S.-H. (2019). An eight-layer convolutional neural network with stochastic pooling, batch normalization and dropout for fingerspelling recognition of Chinese sign language. *Multimedia Tools and Applications*, 79, 15697–15715. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s11042-019-08345-y>
- Jocher, G. (2024). *Model Comparison: YOLOv8 vs YOLOv10 for Object Detection*. Ultralytics. <https://docs.ultralytics.com/compare/yolov8-vs-yolov10/#yolov10-pushing-the-boundaries-of-efficiency>
- Jocher, G., Noyce, M., Munawar, R., Ghaffari, H., Wei, Z. X., Vina, A., & Q, B. (2024). *YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection*. Ultralytics. <https://docs.ultralytics.com/models/yolov10/#what-are-the-performance-benchmarks-for-yolov10-models>
- Joseph Nelson, J. S. (2023). *YOLOv5 is Here: State-of-the-Art Object Detection at 140 FPS*. Roboflow. <https://blog.roboflow.com/yolov5-is-here/>
- Kanigoro, B., & Asdyo, B. (2024). ScienceDirect Facial Landmark and YOLOv5 Drowsiness Detection System Facial Landmark and YOLOv5 Drowsiness Detection System. *Procedia Computer Science*, 548–554.
- Katsamenis, I., Davradou, A., Karolou, E. E., Protopapadakis, E., Doulamis, A., Doulamis, N., & Kalogerias, D. (2023). Evaluating YOLO Transferability Limitation for Road Infrastructures Monitoring. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 556 LNNS(December), 349–358. https://doi.org/10.1007/978-3-031-17601-2_34
- Khandave, A. (2020). *Driver Drowsiness Detection Alert System with Open-CV & Keras Using IP-webCam For Camera Connection*. Linkedin. <https://www.linkedin.com/pulse/driver-drowsiness-detection-alert-system-open-cv-keras-khandave/>
- Khusnul, I. A., Alia, C., Muda, K., & Azteria, V. (2021). FAKTOR – FAKTOR YANG BERHUBUNGAN DENGAN SAFETY DRIVING PADA PENGERUDI BUS AKAP. *Majalah Ilmu Keperawatan Dan Kesehatan Indonesia*, 10(1), 1–13.
- Kim, D., Park, H., Kim, T., Kim, W., & Paik, J. (2023). Real-time driver monitoring system with facial landmark-based eye closure detection and head pose recognition. *Scientific Reports*, 13(1), 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-33882-0>

023-44955-1

- Maulana, M. I., & Noviana, R. (2023). Training Custom Model Deteksi Udang menggunakan YOLOv8. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 22(4), 2549–7227.
- Maulana, R., Ginanjar, R., & Masitha Arsyati, A. (2021). Faktor-Faktor Yang Hubungan Dengan Kelelahan Kerja Pada Pengemudi Bus Antar Kota Antar Provinsi (Akap) Pt Eka Sari Lorena Transport Tbk Bogor Tahun 2020. *Promotor*, 4(5), 436–446. <https://doi.org/10.32832/pro.v4i5.5656>
- Nandyal, S., & Sharanabasappa. (2024). Deep ResNet 18 and enhanced firefly optimization algorithm for on-road vehicle driver drowsiness detection. *Journal of Autonomous Intelligence*, 7(3), 1–12. <https://doi.org/10.32629/jai.v7i3.975>
- Novic, G. B. (2020). OBJECT COUNTING KENDARAAN BERBASIS ARTIFICIAL INTELLIGENCE (TENSORFLOW & YOLOV4) DENGAN KLASIFIKASI KENDARAAN MENURUT MKJI 1997 [Politeknik Keselamatan Transportasi Jalan]. In *Repository PKTJ* (Issue 938). <https://eprints.pktj.ac.id/738/>
- Olorunshola, O. E., Irhebhude, M. E., & Evwiekpae, A. E. (2023). A Comparative Study of YOLOv5 and YOLOv7 Object Detection Algorithms. *Journal of Computing and Social Informatics*, 2(1), 1–12. <https://doi.org/10.33736/jcsi.5070.2023>
- Potrimba, P. (2024). *What is YOLOv10? An Architecture Deep Dive*. Roboflow Blog. <https://blog.roboflow.com/what-is-yolov10/>
- Pramestya, R. H. (2018). Deteksi dan Klasifikasi Kerusakan Jalan Aspal Menggunakan Metode YOLO Berbasis Citra Digital. *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, 91. http://repository.its.ac.id/59044/1/06111650010019-Master_Thesis.pdf
- Puteri, R. T., & Utaminingrum, F. (2020). Deteksi Kantuk Menggunakan Kombinasi Haar Cascade dan Convolutional Neural Network. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 4(3), 816–821.
- Putra, B., Pamungkas, G., Nugroho, B., & Anggraeny, F. (2021). Deteksi dan Menghitung Manusia Menggunakan YOLO-CNN. *Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi*, 02(1), 67–76.
- Putra, R. F., & Mulyana, D. I. (2024). Optimasi Deteksi Objek Dengan Segmentasi dan Data Augmentasi Pada Hewan Siput Beracun Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO). *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi Dan*

- Komunikasi*, 8(1), 93–103. <https://doi.org/10.35870/jtik.v8i1.1391>
- Rosa Andrie Asmara, M. Rahmat Samudra, & Dimas Wahyu Wibowo. (2022). Identifikasi Person Pada Game First Person Shooter (Fps) Menggunakan Yolo Object Detection Dan Diimplementasikan Sebagai Agent Cerdas Automatic Target Hit. *Jurnal Teknik Ilmu Dan Aplikasi*, 3(2), 141–145. <https://doi.org/10.33795/jtia.v3i1.87>
- Ruly Kurniawan, A. K. (2023). *Jumlah Kendaraan di Indonesia 147 Juta Unit, 87 Persen Motor.* Kompas.Com. https://otomotif.kompas.com/read/2023/02/10/070200315/jumlah-kendaraan-di-indonesia-147-juta-unit-87-persen-motor#google_vignette
- Setiyadi, A., Utami, E., & Dhani, A. (2023). Analisa Kemampuan Algoritma YOLOv8 Dalam Deteksi Objek Manusia Dengan Metode Modifikasi Arsitektur. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 7(2), 891–901.
- Shang, L., Si, H., Wang, H., Pan, T., Liu, H., Li, Y., Qiu, J., & Xu, M. (2024). Research on fatigue detection of flight trainees based on face EMF feature model combination with PSO-CNN algorithm. *Scientific Reports*, 14(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-71192-x>
- Sharifani, K., & Amini, M. (2023). Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications. *World Information Technology and Engineering Journal*, 10(07), 3897–3904. <https://ssrn.com/abstract=4458723>
- Shuvangkar. (2022). *How To Remember Confusion Matrix; True Positive, True Negative, False Positive And False Negative.* Shuvangkar Das'Blog. <https://blog.shuvangkardas.com/understand-confusion-matrix>
- Sinha, A., Aneesh, R. P., & Gopal, S. K. (2021). Drowsiness Detection System Using Deep Learning. *2021 Seventh International Conference on Bio Signals, Images, and Instrumentation (ICBSII)*, 1. <https://doi.org/10.1109/ICBSII51839.2021.9445132>
- Solawetz, J., & Nelson., J. (2020). *How to Train a YOLOv5 Model On a Custom Dataset.* Roboflow Blog. <https://blog.roboflow.com/how-to-train-yolov5-on-a-custom-dataset/>
- Svensson, U. (2004). Blink Behaviour Based Drowsiness Detection: Method Development and Validation. *Applied Physics and Electrical Engineering, MSc*, 85. <https://nwfsl15cvol15cddep0305cabteilung2715cdatenbanken5cliterat>

ur%5CBon%5CMeasuring%5CCognitive_performance%5CSvensson2004BlinkRate_Drowsiness.pdf

Tantyoko, H., Sari, D. K., & Wijaya, A. R. (2023). Prediksi Potensial Gempa Bumi Indonesia Menggunakan Metode Random Forest Dan Feature Selection. *IDEALIS: InDonEsiA Journal Information System*, 6(2), 83–89. <https://doi.org/10.36080/idealis.v6i2.3036>

Undang Undang RI. (2009). *Undang Undang No 22 Tahun 2009 Tentang Lalu Lintas Angkutan Jalan (LLAJ)*.

Yusof, N. 'Izzaty M., Sophian, A., Zaki, H. F. M., Bawono, A. A., Embong, A. H., & Ashraf, A. (2024). Assessing the performance of YOLOv5, YOLOv6, and YOLOv7 in road defect detection and classification: a comparative study. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 13(1), 350–360. <https://doi.org/10.11591/eei.v13i1.6317>

Zhang, J., Science, C., City, N., & Province, J. (2025). Evolution of YOLO : A Comparative Analysis of YOLOv5 , YOLOv8, and YOLOv10. *Proceedings of the 3rd International Conference on Software Engineering and Machine Learning*, 0, 173–181. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/119/2025.21591>