
**PEMBELAJARAN MENDALAM DETEKSI KELELAHAN WAJAH
MENGEMUDI BERDASARKAN ALGORITMA YOLOV5 UNTUK
MENGHINDARI KECELAKAAN DALAM SISTEM
TRANSPORTASI CERDAS**

Junaidi¹, Andrew Ramadhani², Yogi Abimanyu³

Universitas Royal

email: ¹junaidijuna993@gmail.com, ²andrewrmdhn@gmail.com

Abstract: *Traffic accidents due to driver fatigue are a serious problem in transportation systems, especially in Indonesia. This research aims to develop a computer vision-based early warning system capable of detecting driver fatigue in real-time through facial expressions. This system integrates the YOLOv5 algorithm for face detection, EAR (Eye Aspect Ratio) and MAR (Mouth Aspect Ratio) for eye blink and mouth movement analysis, CNN (Convolutional Neural Network) for fatigue expression classification, and LSTM (Long Short-Term Memory) for analyzing the time-varying patterns of facial expressions. Data were obtained from public Kaggle datasets and facial data taken directly from cameras, which were then trained with augmentation techniques to improve model generalization. Test results show that the system is able to achieve validation accuracy of up to 90.5% and a confidence score of 97.9% for sleepy face detection. This system successfully recognizes sleepiness through EAR and MAR patterns and expression classification with real-time performance, and can be implemented efficiently on minicomputer devices. This research contributes to improving driving safety through early detection of driver fatigue in intelligent transportation systems.*

Keywords: *drowsiness detection; YOLOv5; CNN; LSTM; EAR & MAR; facial expression; intelligent transportation*

Abstrak: Kecelakaan lalu lintas akibat kelelahan pengemudi menjadi permasalahan serius dalam sistem transportasi, khususnya di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem peringatan dini berbasis visi komputer yang mampu mendeteksi kondisi kelelahan pengemudi secara real-time melalui ekspresi wajah. Sistem ini mengintegrasikan algoritma YOLOv5 untuk deteksi wajah, EAR (Eye Aspect Ratio) dan MAR (Mouth Aspect Ratio) untuk analisis kedipan mata dan gerakan mulut, CNN (Convolutional Neural Network) untuk klasifikasi ekspresi lelah, serta LSTM (Long Short-Term Memory) untuk menganalisis pola perubahan waktu dari ekspresi wajah. Data diperoleh dari dataset public kaggle dan data wajah yang di ambil langsung dari kamera, yang kemudian dilatih dengan teknik augmentasi untuk meningkatkan generalisasi model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi validasi hingga 90,5% dan confidence score deteksi wajah mengantuk sebesar 97,9%. Sistem ini berhasil mengenali kondisi kantuk melalui pola EAR dan MAR serta klasifikasi ekspresi dengan performa real-time, dan dapat diimplementasikan secara efisien di perangkat mini-komputer. Penelitian ini berkontribusi dalam meningkatkan keselamatan berkendara melalui deteksi dini kelelahan pengemudi dalam sistem transportasi cerdas.

Kata kunci: deteksi kantuk; YOLOv5; CNN; LSTM; EAR & MAR; ekspresi wajah; transportasi cerdas

PENDAHULUAN

Kecelakaan lalu lintas masih menjadi salah satu penyumbang utama angka kematian dan kerugian ekonomi di berbagai negara, termasuk Indonesia. Salah satu penyebab signifikan dari kecelakaan tersebut adalah kelelahan pengemudi, yang menyebabkan penurunan konsentrasi, keterlambatan respons, bahkan tertidur saat mengemudi. Kondisi ini sangat berbahaya, terutama pada perjalanan jarak jauh atau dalam sistem transportasi umum yang terutama pengemudi di jalan tol (AL-Quraishi et al., 2024). Pada tahun 2019 sampai 2021, ada sekitar 103.645 kecelakaan di Indonesia (<https://www.bps.go.id/id/>) sedangkan pada tahun 2022, ada sekitar 139.258 kecelakaan lalu lintas. Di wilayah Sumatra utara pada tahun 2019 sampai 2021, ada sekitar 18.279 kecelakaan, sedangkan pada tahun 2022, ada sekitar 6.465 kecelakaan lalu lintas (Kanigoro & Asdyo, 2024).

Masalah yang terjadi pada penelitian ini terletak pada sistem peringatan dini kelelahan pengemudi yang belum diimplementasikan secara optimal di Indonesia. Sebagian besar kendaraan belum memiliki sistem deteksi kelelahan yang dapat memantau kondisi pengemudi secara real-time dan memberikan peringatan dini sebelum terjadi kecelakaan. Dengan terus meningkatnya jumlah kendaraan bermotor, pengembangan sistem transportasi cerdas yang dapat meningkatkan keselamatan menjadi sebuah kebutuhan mendesak (Dhatrika et al., 2025).

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan (Kanigoro & Asdyo, 2024) mengembangkan sistem deteksi kantuk berbasis Facial Landmark dan YOLOv5 dengan pendekatan black-box testing. Sistem mereka mampu mendeteksi wajah dan menandai lokasi mata, tetapi hanya menggunakan citra statis tanpa analisis temporal. Akurasi sistem juga sangat bergantung pada kondisi pencahayaan,

tanpa mempertimbangkan pola perubahan perilaku mata atau mulut pengemudi dari waktu ke waktu, sehingga kurang optimal untuk sistem peringatan dini di kondisi nyata. Selanjutnya dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan (Sujana et al., 2024) menerapkan YOLOv5 untuk pengenalan ekspresi wajah emosional menggunakan CCTV. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi emosi (marah, senang, netral) untuk kebutuhan pengawasan umum atau sistem absensi. Selanjutnya dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan (Muntiarini et al., 2024) Penelitian ini hanya melakukan klasifikasi statis terhadap citra wajah, tanpa memperhitungkan waktu untuk mendeteksi kelelahan, seperti pola berkedip lambat atau menguap berulang (Setya Budi et al., 2024).

Kebaruan dari penelitian ini terletak pada integrasi empat algoritma canggih: YOLOv5 untuk mendeteksi wajah dalam video real-time, EAR & MAR untuk menganalisis indikator wajah kelelahan (seperti durasi mata tertutup dan pola menguap), LSTM untuk menganalisis waktu dengan perubahan ekspresi wajah per detik, serta CNN yang dioptimalkan untuk klasifikasi ekspresi lelah dan mengantuk (Jia et al., 2023).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem peringatan dini berbasis visi komputer (*computer vision*) yang dapat mendeteksi kondisi kelelahan pengemudi melalui analisis ekspresi wajah dengan memanfaatkan pendekatan pembelajaran mendalam (*deep learning*). Proses pembelajaran mendalam dilakukan dengan menerapkan *arsitektur convolutional neural network* (CNN) yang telah dioptimalkan untuk mendeteksi fitur-fitur kelelahan wajah secara real-time (S et al., 2024). Hasil penelitian diharapkan dapat berkontribusi terhadap peningkatan keselamatan berkendara dengan mencegah kecelakaan yang disebabkan oleh kelelahan pengemudi.

METODE

YOLO merupakan metode pendekatan pendeteksian objek berbasis satu tahap (*one-stage object detection*). Ide utama dari pendekatan satu tahap ini adalah model hanya perlu melihat gambar satu kali (*You Only Look Once*) untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan objek di dalam gambar secara langsung. Pendekatan ini berbeda dengan metode dua tahap seperti R-CNN yang memisahkan tahap proposal region dan klasifikasi objek.

Penelitian ini menggunakan data primer yang di kumpulkan langsung dari wajah pengemudi kendaraan jalan tol yang berada di wilayah Sumatera Utara jalur Kisaran Medan. Selain itu, juga digunakan data sekunder yang diambil dari basis data publik Kaggle guna mendukung proses pelatihan dan pengujian model. Berikut alur penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 1. Alur Penelitian

Identifikasi Masalah

Pada tahap ini dilakukan penentuan prioritas masalah, prioritas masalah terkait kecelakaan pengemudi kendaraan di jalan tol, baik dari segi prevalensi, dampak dari kelelahan berkendara ataupun artikel jurnal penelitian terdahulu. Ketua dan Anggota berkolaborasi melalui diskusi bersama untuk mengevaluasi identifikasi masalah,

menetapkan tujuan, serta berbagi dan meninjau referensi yang relevan.

Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data ketua dan anggota peneliti melakukan pengumpulan data, langkah-langkah yang dilakukan untuk mendapatkan data wajah lelah dan tidak lelah dari pengemudi kendaraan lalu lintas, seperti data wajah yang sedang lelah serta wajah mengantuk dan ekspresi wajah sedang lesu dan faktor-faktor penyebabnya kecelakaan pengemudi kendaraan berlalu lintas.

EAR & MAR

Tahap deteksi wajah dengan menormalisasikan bagian mata dan mulut untuk mengetahui apakah mata terbuka atau tertutup. Kemudian menghitung bagian rotasi mulut untuk mengetahui apakah mulut sedang menguap atau tidak (Rohman & Sasongko, 2023).

$$EAR = \frac{(|p2-p6|+|p3-p5|)}{2x ||p1-p4||} \quad (1)$$

$$MAR = \frac{||p2-p8||}{||p1-p5||} \quad (2)$$

Dimana:

Munerator (atas): Jarak vertical antara kelopak mata atas dan bawah dan antara bibir atas dan bawah. Denominator (bawah): Jarak horizontal lebar mata dan lebar mulut.

Klasifikasi Ekspresi (CNN)

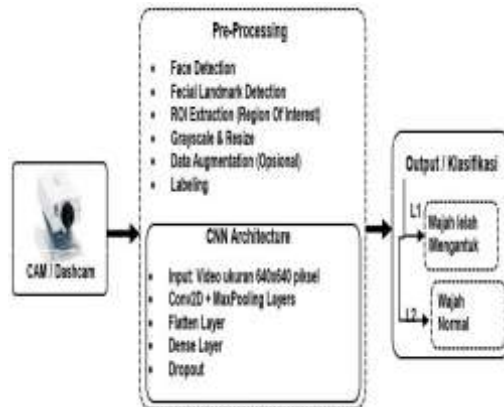
Tahapan ini melakukan klasifikasi menentukan ekspresi wajah dengan kondisi lelah atau tidak lelah. Setelah proses pemotongan gambar wajah dengan menggunakan ROI, maka klasifikasi menggunakan CNN untuk mengenali ekspresi wajah yang menandakan kelelahan mata terpejam, alis turun, ekspresi wajah lesu, mulut menguap. Model CNN ini dapat di latih dengan menggunakan dataset yang mengandung ekspresi wajah lelah dan tidak lelah (Susanti et al., 2023).

$$Y(i, i) = \sum_m \sum_n X(i + m, j + n). K(m, n) \quad (3)$$

Dimana:

Y adalah hasil konvolusi

X adalah input (Misalnya, Citra)
K adalah kernel (Filter)
(i,i) adalah posisi piksel pada output
M dan n adalah indeks kernel.



Gambar 2. Diagram Blok Alur Data Arsitektur CNN

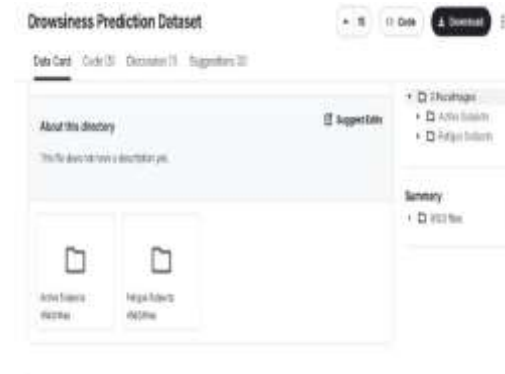
Analisis Perubahan Waktu

Tahapan selanjutnya ketua dan anggota peneliti akan melakukan prediksi perubahan waktu dengan menggunakan algoritma LSTM. Algoritma ini merupakan algoritma yang memproses dan menganalisis perubahan EAR, MAR dan ekspresi wajah per detik dalam perubahan setiap frame video mendeteksi wajah pengemudi secara real-time. Jika selama beberapa detik ada pola EAR rendah atau MAR tinggi, maka wajah dikategorikan sebagai kondisi wajah lelah. Maka di tahap ini ketua akan menganalisis data untuk perubahan waktu dalam pemantauan wajah (S S et al., 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini, penelitian memaparkan hasil proses pengumpulan data citra wajah yang merepresentasikan kondisi lelah atau mengantuk saat mengemudi. Data citra wajah tersebut diolah menjadi sebuah dataset yang kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji. Penelitian ini juga menyajikan hasil prapemrosesan data, hasil pelatihan model, evaluasi performa model, serta hasil pengujian dalam mendeteksi tanda-tanda kelelahan dan kantuk berdasarkan parameter kedipan mata dan gerakan

mulut saat menguap. Seluruh hasil pemrosesan ini diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis Python yang dijalankan google colab.



Gambar 3. Dataset Wajah Kantuk

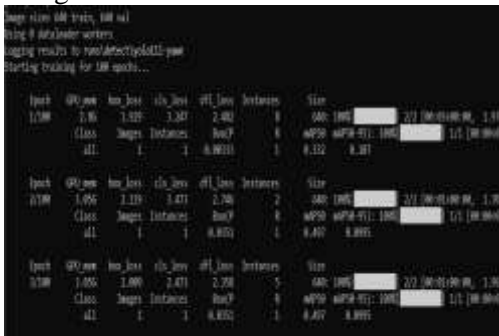
Pengumpulan data pada penelitian ini mengambil data dari Kaggle yang disediakan oleh Rakibul.ECE.RUET. dataset yang tersedia pada kaggle berjumlah 4560 file. Dataset yang digunakan diperoleh dari Kaggle dan dipilih karena sesuai dengan kebutuhan penelitian ini yang berfokus pada deteksi wajah lelah dan mengantuk. Citra pada dataset tersebut memiliki kualitas yang baik dengan tampilan wajah yang jelas dan menyeluruh, sehingga mendukung proses pelatihan dan pengujian model secara optimal.

Selain dataset yang diambil dari kaggle peneliti juga melakukan pembuatan dataset yang di ambil langsung wajah mengantuk menggunakan kamera. Adapun gambar wajah mengantuk dari segi pencahayaan, kecerahan gambar serta perbedaan posisi pada wajah. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari dua sumber utama, yaitu dataset publik dari Kaggle serta dataset mandiri yang dikumpulkan melalui pemotretan langsung. Selanjutnya, data tersebut akan melalui proses pelabelan untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah menjadi kategori mengantuk, disertai dengan proses anotasi yang mendetail pada setiap citra wajah guna menandai area relevan terkait kondisi lelah atau mengantuk.



Gambar 4. Anotasi Data Gambar Wajah

Setelah proses pelabelan data selesai, tahap selanjutnya adalah melakukan pelatihan (training) model menggunakan dataset yang telah dianotasi pada area wajah. Dataset tersebut juga telah diklasifikasikan berdasarkan ekspresi wajah yang menunjukkan kondisi mengantuk.



Gambar 5. Hasil Training Dataset Wajah Mengantuk

Selanjutnya pre-processing data yang akan dilakukan menjadi lima tahapan atau lima bagian diantaranya prapemrosesan deteksi wajah, proses Augmentasi data, Ekstraksi Fitur EAR dan MAR, Hasil Pelatihan CNN, Hasil Analisis Waktu Menggunakan LSTM dan Implementasi Sistem.

Prapemrosesan Deteksi Wajah Dan Proses Augmentasi Data

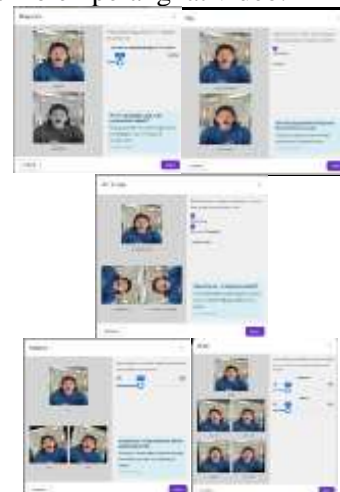
Tahap prapemrosesan meliputi deteksi wajah menggunakan model YOLOv5 dan pemotongan region of interest (ROI) pada area mata dan mulut. YOLOv5 dilatih ulang dengan label bounding box untuk wajah, sehingga mampu mendeteksi wajah secara presisi

pada citra dengan kondisi pencahayaan beragam. Citra hasil crop diubah ke ukuran 640x640 piksel dan dilakukan augmentasi berupa rotasi ± 15 derajat, flipping horizontal, dan penyesuaian kecerahan.



Gambar 6. Hasil Dari Deteksi Wajah dan Augmentasi Pemotongan ROI Wajah

Tujuan utama dari proses augmentasi pada citra wajah adalah untuk meningkatkan generalisasi model dalam mendeteksi wajah, sehingga mampu meminimalkan risiko overfitting terhadap variasi pose atau tampilan wajah pada citra statis maupun video yang direkam secara langsung melalui kamera dashcam. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan diharapkan mampu mengenali ekspresi wajah yang mencerminkan kondisi kelelahan, rasa kantuk, atau aktivitas menguap secara lebih akurat dalam situasi nyata yang terekam oleh perangkat video.



Gambar 7. Hasil Dari Augmentasi

Proses augmentasi data seperti konversi citra ke grayscale, pembalikan horizontal (flip), rotasi 90° dan umum, serta transformasi shear diterapkan dalam pelatihan model klasifikasi ekspresi wajah

lelah atau mengantuk. Tujuan utama augmentasi ini adalah untuk meningkatkan generalisasi dan akurasi model dalam mendeteksi ekspresi wajah pada berbagai kondisi pencitraan, terutama saat data latih memiliki keterbatasan variasi pose atau pencahayaan. Penerapan grayscale pada sekitar 15% data bertujuan untuk mempertahankan kinerja model dalam kondisi pencahayaan rendah, seperti pada malam hari. Teknik horizontal flip memastikan model tetap mampu mengenali ekspresi meskipun arah

pandang wajah berubah ke kiri atau ke kanan. Selanjutnya, augmentasi rotasi 90° maupun rotasi bebas meningkatkan ketahanan model terhadap perubahan sudut kepala, seperti ketika wajah dalam posisi sedikit miring. Sementara itu, transformasi shear berguna dalam mensimulasikan situasi di mana wajah tidak sejajar dengan posisi kamera, misalnya ketika sudut pandang kamera tidak tepat di depan wajah, sehingga model tetap menunjukkan performa yang stabil dalam situasi tersebut.

Tabel 1. Hasil pra-pemrosesan ROI Mata dan Mulut

No	Teknik	Deskripsi	Hasil
1	Rotasi	Beberapa wajah kelihatan miring ke kiri/kanan kurang lebih 10-15 derajat, untuk membantu klasifikasi mengenali wajah dari berbagai sudut tampilan.	Terlihat pada gambar ke-2, ke-4 dan ke-10
2	Brightness/Contrast	Perbedaan pencahayaan antar gambar menunjukkan adanya augmentasi kontras/terang	Gambar ke-1 tampak lebih terang dibanding gambar ke-3 atau ke-5
3	Crop dan Resize	ROI dipotong dari wajah penuh dan diubah ukurannya menjadi 640x640 piksel	Konsisten pada semua gambar

Ekstraksi Fitur EAR dan MAR

Ekstraksi fitur EAR (*Eye Aspect Ratio*) dan MAR (*Mouth Aspect Ratio*) dilakukan pada ROI mata dan mulut. Rata-rata EAR pada kondisi normal sebesar 0.32, sedangkan pada kondisi mengantuk turun menjadi 0.18. Untuk MAR, nilai rata-rata naik dari 0.45 pada kondisi normal menjadi 0.52 pada saat menguap.

Tabel 2. Nilai Ambang Threshold Pada Mata dan Mulut

No	Metode	Nilai Ambang	Status
1	EAR	≥ 0.21	Mata Normal
		< 0.20	Mata Terpejam
2	MAR	≤ 0.51	Mulut Normal
		> 0.52	Mulut Menguap

Nilai ambang batas merupakan parameter input yang menentukan rentang kondisi normal dan tidak normal. Nilai ini

digunakan untuk menganalisis dan mendeteksi pola kantuk.

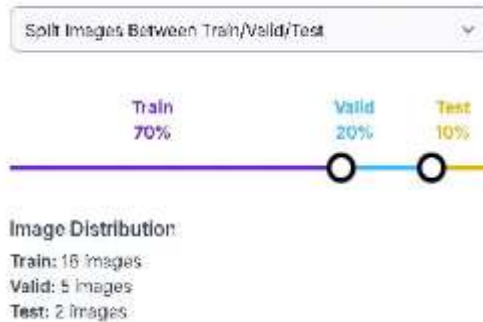


Gambar 8. Kondisi Mengantuk Mata Terpejam dan Mulut Menguap

Hasil Pelatihan CNN

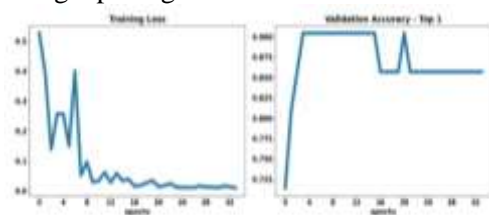
Model CNN digunakan untuk klasifikasi ekspresi wajah lelah/mengantuk dan tidak lelah/tidak mengantuk dari ROI wajah. Arsitektur terdiri dari 4 layer konvolusi, batch

normalization, max-pooling, dan 2 fully-connected layer.



Gambar 9. Model Data Training

Pelatihan dilakukan selama 35 epoch dengan pembagi data Train 70% data Valid 20% dan data Test 10%. Hasil akurasi validasi mencapai 90.5%, menunjukkan model mampu mengenali ekspresi lelah mata terpejam, mulut menguap dengan baik.



Gambar 10. Training Graphs

Nilai training loss mengalami penurunan signifikan dari sekitar 0,5 menjadi kurang dari 0,05. Terjadi fluktuasi yang cukup terlihat pada rentang epoch ke-4 hingga ke-8, yang merupakan indikasi proses pencarian pola optimal oleh model pada tahap awal pelatihan. Setelah memasuki epoch ke-15, nilai training loss mulai menunjukkan kestabilan di bawah 0,05. Hasil ini mengindikasikan bahwa model telah berhasil melakukan proses pembelajaran secara efektif serta mengalami konvergensi yang sehat, tanpa menunjukkan gejala stagnasi maupun overfitting. Pada grafik validation accuracy, terlihat adanya peningkatan signifikan dari nilai awal sebesar 0,72 hingga mencapai 0,90. Meskipun terjadi sedikit penurunan setelahnya, akurasi tetap stabil pada kisaran 0,85 hingga 0,90. Fluktuasi minor tercatat antara epoch ke-15 hingga ke-22, namun tidak menunjukkan perubahan drastis. Hal ini

mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik. Konsistensi akurasi validasi di atas 85% merupakan indikator bahwa performa model dalam melakukan klasifikasi satu hingga dua kelas tergolong optimal.



Gambar 11. Hasil Uji Data Train

Pengujian dilakukan terhadap citra uji yang merepresentasikan ekspresi wajah menguap, dengan tujuan mengevaluasi performa model klasifikasi berbasis deep learning yang sebelumnya telah dilatih menggunakan teknik augmentasi citra pada dataset ekspresi wajah. Berdasarkan hasil klasifikasi, citra tersebut berhasil dikenali sebagai kelas Mengantuk_Wajah_Lelah dengan tingkat kepercayaan confidence score sebesar 97,9% atau 0,979, yang diklasifikasikan ke dalam class ID 0. Tingginya nilai confidence mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dalam mendeteksi ciri-ciri visual yang berkaitan dengan kondisi kantuk dan kelelahan. Deteksi tidak hanya didasarkan pada bentuk mulut yang terbuka akibat menguap, tetapi juga mempertimbangkan elemen-elemen visual lainnya seperti penutupan mata secara parsial maupun total, ekspresi wajah yang melemah atau tidak aktif, serta kemiringan kepala sebagai indikator postur pasif. Melakukan proses augmentasi selama pelatihan model, yang mencakup transformasi seperti rotasi, shear, flip horizontal, dan konversi ke skala abu-abu (grayscale), yang secara signifikan meningkatkan akurasi model terhadap variasi pose dan ekspresi wajah.

Hasil Analisis Waktu Menggunakan LSTM

Analisis menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dilakukan untuk mendeteksi pola perubahan EAR dan MAR per frame dalam rekaman video. Data time-series dibuat dari potongan video berdurasi kurang lebih 10 detik (sekitar 300 frame).

Tabel 2. Klasifikasi Waktu Deteksi Mata dan Mulut

No	Waktu (detik)	EAR	MAR	Klasifikasi LSTM
1	0-3	0.20	0.35	Waspada
2	3-6	0.19	0.53	Mengantuk Ringan
3	6-8	0.10	0.60	Mengantuk Berat

Pola kantuk didefinisikan sebagai EAR rendah (<0.20) atau MAR tinggi (>0.52) yang berlangsung ≥ 3 detik. Algoritma LSTM berhasil mendeteksi transisi dari kondisi waspada ke kondisi mengantuk berat secara real-time.

Implementasi Sistem

Sistem diimplementasikan pada perangkat komputer mini dengan pemrograman Python. Metode YOLOv5 untuk deteksi wajah memakan waktu rata-rata 0.25 detik per frame, sedangkan analisis EAR, MAR, dan klasifikasi CNN rata-rata 0.10 detik per frame. Antarmuka pengguna berupa tampilan webcam dengan tanda peringatan muncul jika kondisi kantuk terdeteksi. Sistem dirancang untuk hemat daya dan portabel, mendukung integrasi pada dashboard kendaraan untuk sistem transportasi cerdas.



Gambar 12. Klasifikasi Mengantuk Mata Terpejam dan Mulut Menguap



Gambar 13. Klasifikasi Mengantuk Mata Terpejam dan Mulut Menguap

Pengujian dilakukan dengan dua jenis kelamin, yaitu laki-laki dan perempuan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa baik pada subjek laki-laki maupun perempuan, ketika mata dalam kondisi tertutup dan mulut terbuka menganga akibat menguap, sistem secara konsisten mengklasifikasikan kondisi sebagai mengantuk dan menampilkan status mengantuk. Pada pengujian selanjutnya, ketika melakukan gerakan menguap dengan kondisi mata tetap terbuka, sistem tidak mengklasifikasikan sebagai kondisi mengantuk tetapi akan memberikan peringatan waspada.



Gambar 14. Klasifikasi Waspada Mulut Menguap dan Mata Normal



Gambar 15. Klasifikasi Waspada Mulut Menguap dan Mata Normal

Berdasarkan hasil pengujian yang ditampilkan pada gambar, sistem mengklasifikasikan kondisi wajah dalam status waspada, ditandai dengan deteksi mulut dalam keadaan menguap dan mata dalam kondisi normal. Dengan indikasi tersebut, sistem menyimpulkan bahwa wajah berada dalam kondisi yang memerlukan kewaspadaan tinggi.



Gambar 16. Klasifikasi Mengantuk Mata Terpejam dan Mulut Normal



Gambar 17. Klasifikasi Mengantuk Mata Terpejam dan Mulut Normal

Pengujian ketiga dilakukan untuk mengklasifikasikan kondisi mengantuk, di mana subjek menutup mata dengan posisi mulut normal. Berdasarkan hasil pengujian, sistem berhasil mendeteksi kondisi mengantuk secara akurat. Data hasil pengujian disajikan secara terstruktur dalam bentuk tabel untuk mendukung analisis lebih lanjut.

Tabel 3. Hasil Pengujian Klasifikasi Wajah

Kondisi Mata	Kondisi Mulut	Klasifikasi CNN	Confidence (%)
Tertutup	Menguap	Mengantuk	0.979%
Tertutup	Normal	Mengantuk	0.905%
Normal	Menguap	Waspada	0.879%

Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi YOLOv5, EAR & MAR, CNN, dan LSTM mampu mendeteksi kondisi kelelahan pengemudi secara real-time dengan akurasi tinggi. Pendekatan ini memperhatikan perubahan EAR dan MAR per detik melalui LSTM, sehingga lebih sesuai untuk sistem peringatan dini.

SIMPULAN

Penelitian berhasil mengembangkan sistem peringatan dini kelelahan pengemudi dengan integrasi YOLOv5 untuk deteksi wajah, EAR & MAR untuk analisis fitur kantuk, CNN untuk klasifikasi ekspresi, dan LSTM untuk analisis perubahan waktu. Sistem mencapai akurasi tinggi pada pengujian dan berhasil diimplementasikan di google colab. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat meningkatkan keselamatan

transportasi cerdas dan mengurangi risiko kecelakaan akibat kelelahan pengemudi.

UCAPAN TERIMAKASIH

Kami mengucapkan terima kasih yang tulus kepada Direktorat Riset dan Teknologi, Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains dan Teknologi atas dukungan pendanaan penelitian yang diberikan melalui skema Penelitian Dosen Pemula (PDP) pada tahun anggaran 2025.

DAFTAR PUSTAKA

- AL-Quraishi, M. S., Azhar Ali, S. S., AL-Qurishi, M., Tang, T. B., & Elferik, S. (2024). Technologies for detecting and monitoring drivers' states: A systematic review. *Heliyon*, *10*(20), e39592. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39592>
- Dhatrika, S. K., Reddy, D. R., & Reddy, N. K. (2025). Real-Time Object Recognition for Advanced Driver-Assistance Systems (ADAS) Using Deep Learning on Edge Devices. *Procedia Computer Science*, *252*, 25–42. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.12.004>
- Jia, X., Tong, Y., Qiao, H., Li, M., Tong, J., & Liang, B. (2023). Fast and accurate object detector for autonomous driving based on improved YOLOv5. *Scientific Reports*, *13*(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36868-w>
- Kanigoro, B., & Asdyo, B. (2024). Facial Landmark and YOLOv5 Drowsiness Detection System. *Procedia Computer Science*, *245*(C), 548–554. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.10.281>
- Muntiari, N. R., Nisa, I. C., Srikaningih, A., Adyatma, A. Y., & Yusril, M. (2024). Penerapan Algoritma YOLOv8 Dalam Identifikasi Wajah secara Real-Time menggunakan CCTV untuk Presensi Siswa. *4*(3), 1155–1165.
- Rohman, K., & Sasongko, T. B. (2023). Fast Detection of Seatbelt Driver Based on Image Capturing. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, *9*(3), 473–480. <https://doi.org/10.33330/jurtekxi.v9i3.2276>
- S, B., D, J. A., Renjith, P. N., & Ramesh, K. (2024). DDSS: Driver decision support system based on the driver behaviour prediction to avoid accidents in intelligent transport system. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, *5*(June 2023), 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2023.12.001>
- S S, P. B., Kolhe, R., Pingale, N. K., & Singh Chandel, D. (2024). Drowsiness Detection System: Integrating YOLOv5 Object Detection with Arduino Hardware for Real-Time Monitoring. *International Journal of Innovative Research in Computer Science and Technology*, *12*(2), 59–66. <https://doi.org/10.55524/ijrcst.2024.12.2.9>
- Setya Budi, A. H., Baiquni, M. A., Mulyanti, B., & Nasution, M. F. (2024). Sistem Deteksi Laju dan Plat Nomor Kendaraan Berbasis Video Rekaman Menggunakan YOLOv5-DeepSORT dan HyperLPR. *Telekontran : Jurnal Ilmiah Telekomunikasi, Kendali Dan Elektronika Terapan*, *11*(2), 140–149. <https://doi.org/10.34010/telekontran.v11i2.10900>
- Sujana, N., Mutoffar, M. M., & Haryanto, A. A. (2024). *UNTUK DETEKSI EKSPRESI WAJAH EMOSIONAL*. *06*(02), 115–124.
- Susanti, L., Daulay, N. K., & Intan, B. (2023). Sistem Absensi Mahasiswa Berbasis Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma YOLOv5. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, *10*(2), 640. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.6032>