

# Deteksi Kelelahan Wajah Mahasiswa Akibat Begadang Berbasis Convolutional Neural Network (CNN)

Yovi Apridiansyah<sup>1</sup>, Doni Ekrian Saputra<sup>2,\*</sup>, Agung Kharisma Hidayah<sup>3</sup>, Ardi Wijaya<sup>4</sup>

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Kota Bengkulu, Indonesia

Email: <sup>1</sup>yoviapridiansyah@umb.ac.id, <sup>2,\*</sup>doniekriansaputra25@gmail.com, <sup>3</sup>kharisma@umb.ac.id, <sup>4</sup>ardiwijaya@umb.ac.id

Email Penulis Korespondensi: doniekriansaputra25@gmail.com

**Abstrak**—Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi kelelahan wajah mahasiswa akibat begadang berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Kurang tidur atau begadang merupakan kondisi yang umum terjadi pada mahasiswa yang dipengaruhi oleh beban akademik, aktivitas sosial, serta penggunaan perangkat digital dalam durasi panjang. Kondisi tersebut dapat menimbulkan perubahan visual pada wajah seperti mata merah, lingkaran hitam di bawah mata, serta wajah yang tampak kusam. Selama ini, identifikasi kondisi tersebut masih bersifat subjektif sehingga diperlukan sistem otomatis berbasis pengolahan citra dan kecerdasan buatan untuk meningkatkan objektivitas dan konsistensi hasil analisis. Penelitian ini bertujuan untuk merancang model CNN dalam melakukan klasifikasi citra wajah berdasarkan dampak kurang tidur pada mahasiswa. Dataset yang digunakan berjumlah 330 citra wajah berformat JPEG yang diperoleh menggunakan kamera ponsel. Data terdiri dari empat kelas, yaitu wajah normal, wajah kusam, mata merah, dan lingkaran hitam di bawah mata. Tahapan penelitian meliputi *pre-processing*, pembagian data latih dan data uji, serta pelatihan model menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan bahasa pemrograman Python. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan performa yang cukup baik berdasarkan evaluasi *confusion matrix*, dengan nilai precision 89%, recall 87%, F1-score 86%, dan accuracy 87%. Hal ini membuka peluang penelitian lanjutan untuk meningkatkan performa model melalui penggunaan dataset yang lebih besar dan representatif.

**Kata Kunci:** Convolutional Neural Network; deteksi wajah; kelelahan wajah; pengolahan citra; kurang tidur

**Abstract**—This study developed a Convolutional Neural Network (CNN)-based facial fatigue detection system for students due to staying up late. Lack of sleep or staying up late is a common condition among students affected by academic workload, social activities, and prolonged use of digital devices. This condition can cause visual changes on the face such as red eyes, dark circles under the eyes, and a dull appearance. To date, the identification of these conditions is still subjective, so an automated system based on image processing and artificial intelligence is needed to improve the objectivity and consistency of the analysis results. This study aims to design a CNN model to classify facial images based on the impact of lack of sleep on students. The dataset used is 330 JPEG-format facial images obtained using a mobile phone camera. The data consists of four classes: normal faces, dull faces, red eyes, and dark circles under the eyes. The research stages include pre-processing, dividing training data and test data, and model training using the MobileNetV2 architecture with the Python programming language. Test results show that the model performs reasonably well in classification based on the confusion matrix evaluation, with a precision of 89%, a recall of 87%, an F1-score of 86%, and an accuracy of 87%. This opens up opportunities for further research to improve model performance through the use of larger, more representative datasets.

**Keywords:** Convolutional Neural Network; Face Detection; Facial Fatigue; Image Processing; Lack Of Sleep

## 1. PENDAHULUAN

Mahasiswa sering mengalami pola tidur tidak teratur akibat tekanan akademik dan aktivitas harian yang tinggi. Kurang tidur diketahui berdampak pada fungsi kognitif dan kesehatan fisik. Namun, dibandingkan indikator fisiologis lain yang memerlukan alat khusus, perubahan ciri fisik wajah menjadi indikator yang lebih mudah diamati secara visual dan non-invasif. Kondisi seperti mata merah, lingkaran hitam di bawah mata (*dark circles*), serta kulit tampak kusam sering muncul sebagai manifestasi awal kurang tidur sehingga berpotensi digunakan sebagai indikator kelelahan akibat begadang. Oleh karena itu, penelitian ini memfokuskan pada perubahan ciri fisik wajah karena dapat diamati melalui citra digital tanpa memerlukan sensor tambahan [1].

Pada bidang *computer vision*, berbagai metode telah digunakan untuk mendeteksi kondisi wajah, mulai dari pendekatan tradisional berbasis ekstraksi fitur manual, seperti *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), *Local Binary Pattern* (LBP), dan *Support Vector Machine* (SVM), hingga pendekatan *deep learning*. Metode tradisional umumnya memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual dan cenderung sensitif terhadap variasi pencahayaan maupun posisi wajah. Sebaliknya, *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki kemampuan melakukan ekstraksi fitur otomatis secara hierarkis, sehingga lebih efektif dalam mengenali pola visual kompleks seperti perubahan warna mata, tekstur kulit, dan lingkaran hitam pada area wajah [2]. Hal ini menunjukkan bahwa wajah dapat menjadi parameter penting dalam mendeteksi dampak begadang. Perkembangan kecerdasan buatan, khususnya *deep learning* dan *computer vision*, membuka peluang dalam deteksi otomatis. Metode Convolutional Neural Network (CNN) terbukti efektif dalam mengenali pola visual pada citra wajah tanpa proses manual yang kompleks [3].

CNN mampu mendeteksi perubahan halus seperti kondisi mata, tekstur kulit, dan ekspresi wajah akibat kurang tidur [4]. Berbagai penelitian telah menerapkan CNN untuk mendeteksi kantuk dan kondisi mental dengan hasil akurasi yang baik, termasuk dalam aplikasi mobile berbasis *deep learning* [5]. Penelitian lain juga lebih banyak mengidentifikasi kelelahan secara umum tanpa melakukan klasifikasi spesifik terhadap perubahan fisik wajah akibat begadang [6]. Berbeda dengan penelitian terdahulu, penelitian ini berfokus pada klasifikasi empat kondisi wajah secara spesifik, yaitu wajah normal, mata merah, mata panda, dan kulit kusam pada mahasiswa akibat begadang menggunakan CNN berbasis citra wajah. Fokus pada karakteristik visual spesifik tersebut menjadi kebaruan (*novelty*) penelitian ini [7]. Meskipun metode



CNN telah banyak digunakan pada deteksi kelelahan berbasis wajah, penelitian terdahulu masih memiliki keterbatasan. Sebagian besar model hanya mendeteksi tingkat kantuk secara umum dan belum mampu mengidentifikasi objek spesifik, seperti mata merah, lingkaran hitam di bawah mata, maupun perubahan tekstur kulit secara terpisah. Selain itu, beberapa penelitian masih menggunakan dataset terbatas dengan kondisi pencahayaan yang tidak bervariasi sehingga performa model kurang optimal pada kondisi nyata [8].

Berbagai arsitektur CNN telah diterapkan dalam klasifikasi citra wajah, seperti *AlexNet*, *VGG16*, *ResNet*, dan *MobileNet*. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa arsitektur berbasis CNN mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada tugas pengenalan wajah dan deteksi kondisi visual berbasis citra. *MobileNet*, misalnya, memiliki keunggulan berupa kompleksitas komputasi yang lebih ringan dengan tetap mempertahankan tingkat akurasi yang baik sehingga sesuai diterapkan pada sistem deteksi real-time [9]. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan pendekatan CNN untuk mengidentifikasi perubahan ciri fisik wajah akibat begadang pada mahasiswa. Kebiasaan begadang masih sering terjadi di kalangan mahasiswa akibat tuntutan akademik, penggunaan perangkat digital, serta gaya hidup yang kurang teratur. Kurangnya waktu tidur diketahui dapat memengaruhi kemampuan kognitif, kesehatan mental, dan performa akademik mahasiswa, termasuk penurunan konsentrasi, daya ingat, kestabilan emosi, serta motivasi belajar [10].

Kualitas tidur yang buruk juga berkaitan dengan meningkatnya stres, kecemasan, dan perubahan kondisi fisik akibat kurang optimalnya proses regenerasi tubuh [11]. Salah satu dampak yang mudah diamati adalah perubahan ciri fisik wajah, seperti kulit kusam, lingkaran hitam di bawah mata, serta perubahan warna pada area mata akibat kurang tidur [12]. Kondisi tersebut cenderung semakin terlihat pada periode dengan beban akademik tinggi, seperti masa ujian, ketika pola tidur mahasiswa memburuk [13]. Dalam bidang *computer vision*, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) telah banyak digunakan untuk mendeteksi kondisi wajah dan tingkat kelelahan melalui citra digital [14]. Namun, penelitian terdahulu umumnya masih berfokus pada deteksi kantuk secara umum melalui indikator seperti kedipan mata atau bukaan mata, serta belum secara spesifik mengidentifikasi perubahan ciri fisik wajah akibat begadang, seperti mata merah, lingkaran hitam di bawah mata, dan kulit kusam. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan CNN untuk mengklasifikasikan kondisi wajah normal, mata merah, mata panda, dan kulit kusam pada mahasiswa akibat begadang [15].

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian eksperimen dengan pendekatan kuantitatif pada bidang Teknik Informatika yang bertujuan untuk mendeteksi perubahan ciri fisik wajah akibat begadang pada mahasiswa menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Pendekatan kuantitatif dipilih karena hasil penelitian diukur secara numerik melalui beberapa metrik evaluasi, seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [16]. Penelitian ini secara khusus berfokus pada pengembangan dan pengujian performa model klasifikasi citra wajah untuk mengukur tingkat akurasi sistem dalam mengenali perubahan fisik akibat kurang tidur. Dengan pendekatan tersebut, peneliti dapat menghasilkan evaluasi kinerja model yang lebih objektif dan terukur. Penelitian ini memfokuskan pada pengembangan sistem klasifikasi citra wajah untuk menganalisis tingkat kantuk dengan meninjau perbandingan fitur pada area mata dan wajah sebagai indikator utama. Sistem yang dirancang diharapkan dapat bekerja secara otomatis dalam mengenali tanda-tanda kelelahan melalui perubahan visual pada wajah, seperti kondisi mata, ekspresi, serta ciri-ciri fisik lain yang menunjukkan adanya kantuk [17]. Penggunaan metode CNN dalam penelitian ini didasarkan pada kemampuannya dalam mengenali pola visual secara otomatis pada data citra. CNN banyak digunakan dalam bidang *computer vision* karena mampu mengekstraksi fitur penting dari gambar tanpa perlu proses manual yang kompleks.

### 2.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra wajah mahasiswa yang dikumpulkan secara langsung. Dataset terdiri dari 330 citra wajah dengan format JPEG. Pengambilan data dilakukan menggunakan kamera ponsel dengan beberapa ketentuan, yaitu jarak pengambilan sekitar 50–70 cm, posisi wajah menghadap kamera, serta kondisi pencahayaan yang cukup. Ketentuan ini diterapkan agar kualitas citra yang diperoleh tetap baik dan fitur wajah dapat terlihat dengan jelas. Dataset yang telah dikumpulkan kemudian dibagi ke dalam empat kategori utama, yaitu wajah normal, wajah kusam, mata merah, dan mata panda. Pembagian kategori ini bertujuan untuk memudahkan proses pelatihan model dalam mengenali perbedaan kondisi wajah. Data tersebut selanjutnya digunakan sebagai input dalam proses training dan testing model CNN [18].

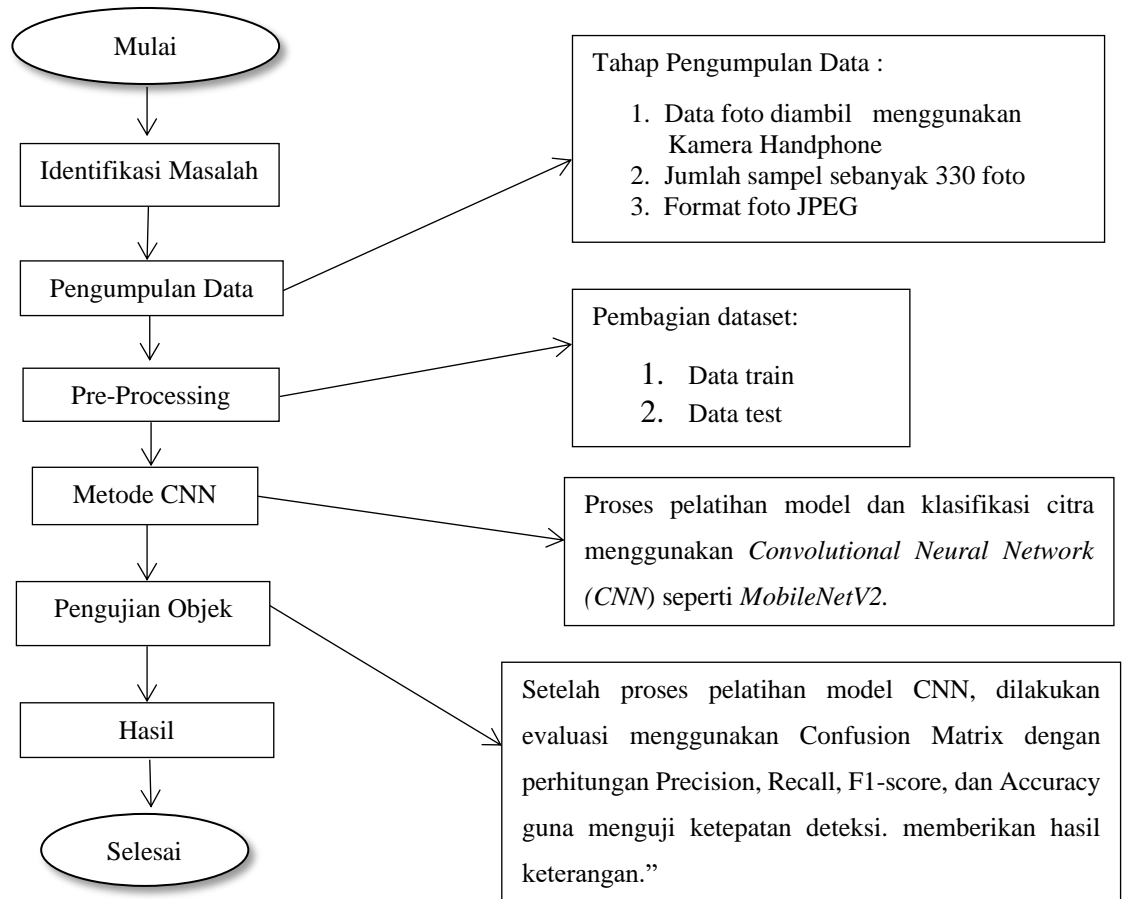
### 2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis agar proses berjalan terarah dan menghasilkan output yang optimal. Tahapan pertama adalah identifikasi masalah, yaitu kebiasaan begadang pada mahasiswa yang dapat menyebabkan perubahan kondisi wajah. Permasalahan ini umumnya hanya dinilai secara subjektif oleh manusia, sehingga diperlukan sistem otomatis untuk meningkatkan objektivitas penilaian. Tahap berikutnya adalah pengumpulan data, yaitu pengambilan citra wajah mahasiswa sesuai dengan kategori yang telah ditentukan. Data yang telah dikumpulkan kemudian melalui tahap *preprocessing*, seperti *resize* citra menjadi ukuran 160 x 160 piksel, normalisasi nilai piksel, *labeling* data, serta pembagian dataset menjadi 300 data training dan 30 data testing dengan rasio 90:10. Proses ini penting



untuk memastikan data memiliki format yang seragam sebelum digunakan dalam pelatihan model. Selanjutnya adalah tahap pelatihan model (*training*) [19].

Pada tahap ini, model *Convolutional Neural Network* (CNN) dilatih menggunakan data training untuk mempelajari pola-pola tertentu dari citra wajah, seperti tekstur kulit dan kondisi area mata. Proses pelatihan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan *library* TensorFlow dan Keras yang banyak digunakan dalam pengembangan *computer vision*. Setelah pelatihan selesai, dilakukan tahap pengujian (*testing*) menggunakan data yang belum pernah dilihat oleh model. Tahap ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali data baru dan mengukur performa sistem yang dibangun. Terakhir, dilakukan evaluasi model menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator performa sistem [20].



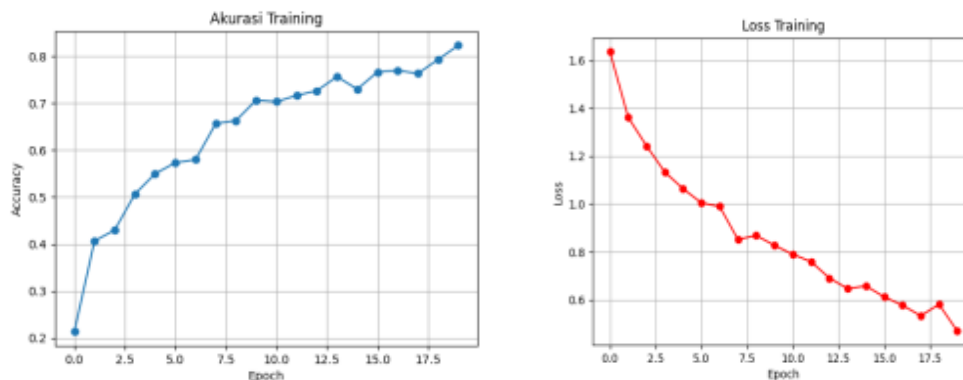
**Gambar 1.** Diagram alur penelitian:

Tahapan penelitian pada Gambar 1 dilakukan secara sistematis untuk memastikan proses pengembangan model berjalan terarah dan menghasilkan performa yang optimal. Tahap pertama dimulai dari identifikasi masalah, yaitu kebiasaan begadang pada mahasiswa yang dapat menyebabkan perubahan ciri fisik wajah seperti mata merah, lingkaran hitam di bawah mata, dan wajah kusam. Permasalahan tersebut menjadi dasar pengembangan sistem deteksi otomatis berbasis citra digital. Selanjutnya dilakukan pengumpulan data, yaitu pengambilan citra wajah mahasiswa menggunakan kamera *handphone* dengan format JPEG sebanyak 330 citra yang terdiri dari beberapa kategori kondisi wajah. Data yang telah dikumpulkan kemudian memasuki tahap pre-processing, meliputi *resize* citra menjadi ukuran 160 x 160 piksel, normalisasi nilai piksel, *labeling* data, serta pembagian dataset menjadi data *training* dan *testing* dengan rasio 90:10. Tahap ini dilakukan untuk memastikan data memiliki format yang seragam sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Selanjutnya, pada tahap metode CNN, model dilatih menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mempelajari pola visual pada citra wajah, seperti tekstur kulit dan kondisi area mata. Arsitektur CNN dipilih karena memiliki kemampuan melakukan ekstraksi fitur secara otomatis sehingga efektif digunakan dalam tugas klasifikasi citra wajah. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan pengujian objek menggunakan data *testing* untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tahap terakhir adalah evaluasi hasil menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator performa model klasifikasi [21].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Hasil

Hasil penelitian diperoleh melalui proses *training* dan *testing* model *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan dataset citra wajah mahasiswa yang terdiri dari empat kategori, yaitu wajah normal, wajah kusam, mata merah, dan lingkaran hitam di bawah mata (*mata panda*). Berdasarkan hasil pengujian, sistem mampu mengklasifikasikan perubahan ciri fisik wajah akibat begadang dengan performa yang cukup baik, yang ditunjukkan dari kesesuaian hasil prediksi dengan kondisi asli pada data uji. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah MobileNetV2, yang dipilih karena memiliki arsitektur ringan namun tetap efektif dalam mengekstraksi fitur visual penting, seperti tekstur kulit, kondisi area mata, dan perubahan warna wajah. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi perubahan ciri fisik wajah secara otomatis, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi pada kondisi wajah dengan karakteristik visual yang serupa.



**Gambar 2.** Grafik Training

Gambar 2 Berdasarkan grafik hasil pelatihan model, terlihat bahwa nilai akurasi training mengalami peningkatan secara bertahap pada setiap epoch. Pada awal pelatihan (epoch 0), nilai akurasi masih berada pada kisaran sekitar 0,21, yang menunjukkan bahwa model masih belum mampu mengenali pola pada data dengan baik. Namun, seiring bertambahnya jumlah epoch, akurasi model terus meningkat hingga mencapai sekitar 0,82 pada epoch ke-19. Peningkatan ini menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan berhasil mempelajari pola dan fitur penting dari citra wajah mahasiswa yang digunakan sebagai dataset. Selain itu, grafik loss training menunjukkan pola yang berlawanan dengan akurasi. Pada awal proses pelatihan, nilai loss berada pada kisaran 1,63, yang menunjukkan tingkat kesalahan model masih cukup tinggi. Namun, seiring bertambahnya epoch, nilai loss terus mengalami penurunan hingga mencapai sekitar 0,47 pada epoch ke-19. Penurunan nilai loss ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model semakin berkurang selama proses pelatihan berlangsung. Berdasarkan kedua grafik tersebut, dapat disimpulkan bahwa proses pelatihan model berjalan dengan baik. Hal ini ditunjukkan oleh peningkatan nilai akurasi dan penurunan nilai loss secara bertahap, yang menandakan bahwa model semakin mampu memahami pola perubahan ciri fisik wajah akibat begadang. Dengan demikian, model CNN yang digunakan dalam penelitian ini dapat dikatakan berhasil dalam proses pembelajaran terhadap dataset yang digunakan.

**Tabel 1.** Foto Yang Akan di Tes Melalui Aplikasi Visual Studio Code

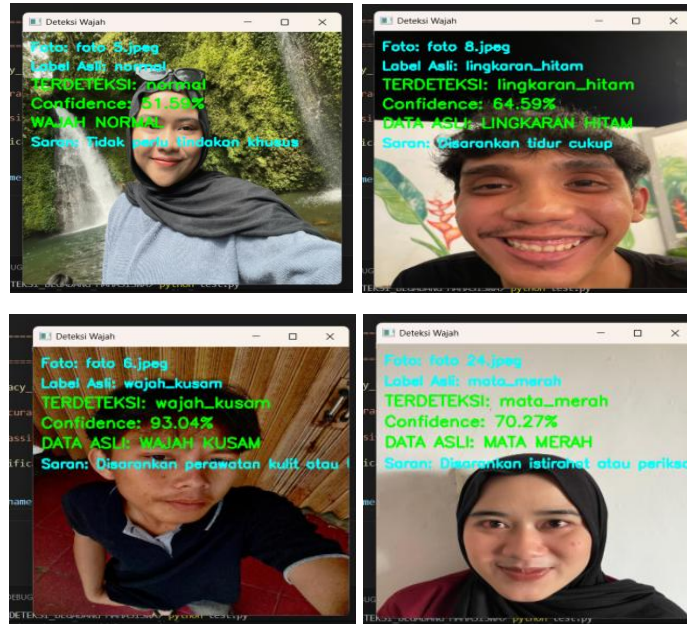
No	Keterangan	Jumlah
1	Jumlah Foto Tes	30
2	Wajah Normal	8
3	Wajah Kusam	7
4	Mata Merah	8
5	Mata Panda	7

Tabel 1 menjelaskan tentang foto yang akan di tes di aplikasi visual studio code yang digunakan dalam penelitian.

#### 3.2 Pengujian

Proses pelaksanaan penelitian untuk mendeteksi kelelahan wajah mahasiswa akibat begadang berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dilakukan secara bertahap dan terstruktur. Penelitian ini dijalankan menggunakan aplikasi Python versi 3.11 (64 bit) yang telah terinstal pada sistem operasi Windows 11. Dalam prosesnya, peneliti memanfaatkan beberapa library pendukung seperti TensorFlow, Keras, dan OpenCV yang berperan penting dalam pengolahan citra serta pembangunan model deep learning. Seluruh tahapan dilakukan secara sistematis agar hasil yang diperoleh dapat maksimal dan sesuai dengan tujuan penelitian.

Pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui tingkat kinerja model dalam mendeteksi perubahan ciri fisik wajah akibat begadang.



Gambar 3. Hasil Test Terhadap 30 Foto

Gambar 3 menunjukkan bahwa sistem berhasil mendeteksi 4 kondisi wajah sebelum begadang yaitu wajah normal dan sesudah begadang yaitu wajah kusam, mata panda dan mata merah.

lingkaran hitam	0.80	1.00	0.89	16
mata merah	1.00	0.83	0.91	6
normal	1.00	0.60	0.75	5
wajah kusam	1.00	0.67	0.80	3
accuracy			0.87	30
macro avg	0.95	0.78	0.84	30
weighted avg	0.89	0.87	0.86	30

Gambar 4. Hasil Pengujian Terhadap 30 Foto

Gambar 4 hasil perhitungan menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dengan nilai Precision sebesar 89%, Recall sebesar 87%, F1-score sebesar 86%, dan Accuracy sebesar 87%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali pola perubahan wajah dengan tingkat ketepatan yang tinggi, meskipun masih terdapat kesalahan pada beberapa data yang memiliki kemiripan visual antar kelas. Precision menunjukkan tingkat ketepatan sistem dalam memberikan prediksi yang benar, recall menunjukkan kemampuan sistem dalam menemukan seluruh data yang sesuai, sedangkan F1-score memberikan nilai keseimbangan antara precision dan recall. Accuracy menunjukkan tingkat keseluruhan keberhasilan sistem dalam melakukan klasifikasi.

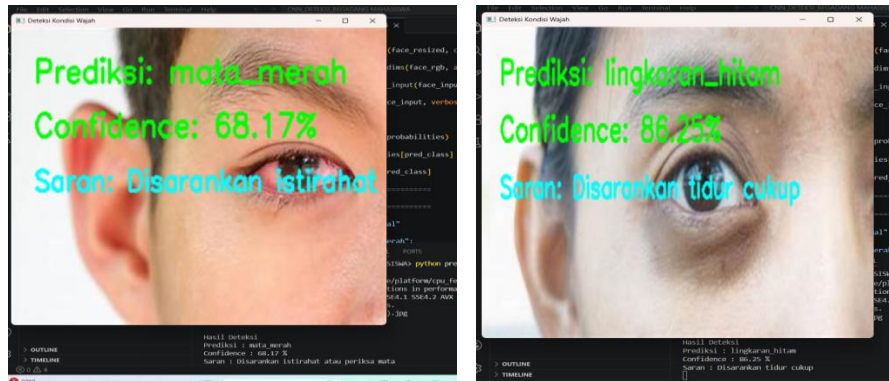
Tabel 2. Hasil Foto Yang Sudah di Tes

No	Keterangan	Jumlah
1	Jumlah Foto Tes	30
2	Jumlah Deteksi Benar	26
3	Jumlah Deteksi Kurang Tepat	4

Tabel 2 menunjukkan sistem berhasil mendeteksi kondisi wajah sesudah begadang.

### 3.2.1 Pengujian Dengan Foto Google

Pengujian melalui foto dari Google dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali kondisi wajah menggunakan citra eksternal di luar dataset pelatihan dan pengujian. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan kondisi wajah, seperti mata merah, mata panda, wajah kusam, dan wajah normal pada gambar yang memiliki variasi pencahayaan, kualitas, serta sudut pengambilan yang berbeda.



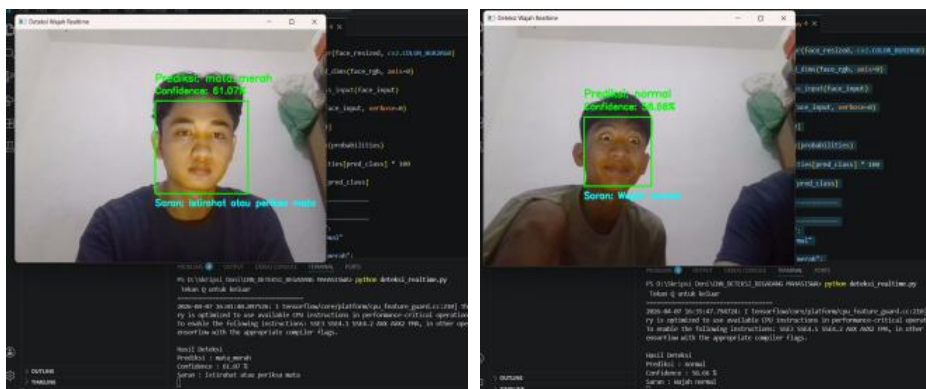
Gambar 5. Test Foto Begadang Dari Google

Gambar 5 hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan deteksi dengan baik.

### 3.2.2 Hasil pengujian Secara Relatime

Pengujian *realtime* dilakukan untuk melihat kemampuan sistem dalam mendeteksi kondisi wajah secara langsung melalui kamera laptop. Pada tahap ini, sistem memanfaatkan *webcam* untuk menangkap citra wajah secara kontinu dalam bentuk *frame*. Setiap *frame* yang diambil kemudian diproses secara otomatis oleh sistem sebelum dilakukan prediksi oleh model. Proses awal yang dilakukan adalah *preprocessing*, yaitu mengubah ukuran gambar (*resize*) menjadi  $160 \times 160$  piksel agar sesuai dengan input model serta melakukan normalisasi nilai piksel. Tahap ini penting agar data yang masuk memiliki format yang seragam sehingga dapat diproses dengan baik oleh model *Convolutional Neural Network* (CNN). Setelah *preprocessing* selesai, setiap *frame* akan dikirim ke model untuk dilakukan proses klasifikasi.

Hasil prediksi kemudian ditampilkan secara langsung pada layar, sehingga pengguna dapat melihat kondisi wajah secara *realtime*, apakah termasuk kategori Normal, Kulit Kusam, Mata Panda, atau Mata Merah. Sistem juga mampu memperbarui hasil deteksi secara terus-menerus mengikuti perubahan kondisi wajah yang tertangkap kamera. Berdasarkan hasil pengujian, sistem mampu merespons deteksi secara cepat ketika wajah mulai terdeteksi oleh kamera, sehingga hasil klasifikasi dapat ditampilkan secara langsung tanpa jeda yang signifikan. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model tidak hanya bekerja dengan baik pada gambar statis, tetapi juga mampu memberikan hasil yang cepat, stabil, dan konsisten dalam kondisi nyata. Secara keseluruhan, sistem menunjukkan performa yang cukup responsif, meskipun masih dipengaruhi oleh faktor pencahayaan dan posisi wajah.



Gambar 6. Hasil deteksi secara realtime

Gambar 6 menunjukkan sistem mampu mendeteksi wajah secara langsung dan mampu mengenali kondisi wajah seseorang dengan benar.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* mampu digunakan untuk mendeteksi perubahan ciri fisik wajah akibat begadang pada mahasiswa secara otomatis. Sistem yang dikembangkan berhasil mengklasifikasikan kondisi wajah ke dalam empat kategori, yaitu wajah normal, wajah kusam, mata merah, dan lingkaran hitam di bawah mata (*mata panda*) dengan performa yang cukup baik dalam mengenali pola perubahan ciri fisik wajah akibat kurang tidur. Selain itu, sistem juga mampu bekerja pada pengujian gambar statis maupun *realtime* menggunakan kamera laptop, meskipun performanya masih dipengaruhi oleh faktor pencahayaan, posisi wajah, dan kemiripan antar kelas. Penelitian ini masih memiliki

keterbatasan pada implementasi sistem yang berbasis lokal, sehingga penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan sistem menjadi aplikasi berbasis web agar lebih mudah diakses melalui berbagai perangkat dan mendukung penggunaan yang lebih fleksibel.

## REFERENCES

- [1] I. I. Ansari *et al.*, “The effect of Sleep Deprivation on Cognitive Performance,” *Bull. Bus. Econ.*, vol. 14, no. 1, pp. 39–43, 2025, doi: 10.61506/01.00577.
- [2] V. Vijaypriya and M. Uma, “Facial Feature-Based Drowsiness Detection with Multi-Scale Convolutional Neural Network,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 63417–63429, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3288008.
- [3] F. Majeed, U. Shafique, M. Safran, S. Alfarhood, and I. Ashraf, “Detection of Drowsiness among Drivers Using Novel Deep Convolutional Neural Network Model,” *Sensors (Basel)*, vol. 23, no. 21, 2023, doi: 10.3390/s23218741.
- [4] D. Léger *et al.*, “‘You look sleepy...’ The impact of sleep restriction on skin parameters and facial appearance of 24 women,” *Sleep Med.*, vol. 89, pp. 97–103, 2022, doi: 10.1016/j.sleep.2021.11.011.
- [5] J. Chi, C. K. On, H. Zhang, and S. S. Chai, “A Review of Deep Convolutional Neural Networks in Mobile Face Recognition,” *Int. J. Interact. Mob. Technol.*, vol. 17, no. 23, pp. 4–19, 2023, doi: 10.3991/IJIM.V17I23.40867.
- [6] A. Matsubara *et al.*, “Sleep Deprivation Increases Facial Skin Yellowness,” *J. Clin. Med.*, vol. 12, no. 2, 2023, doi: 10.3390/jcm12020615.
- [7] M. Narigina, A. Romanovs, and Y. Merkuriev, “Convolutional Neural Network-Based Digital Diagnostic Tool for the Identification of Psychosomatic Illnesses,” *Algorithms*, vol. 17, no. 8, 2024, doi: 10.3390/a17080329.
- [8] L. J. Ern and F. Sia, “A Mobile-Based Application for Detecting Sleep Deprivation Using Deep Learning for University Student,” *5th IEEE Int. Conf. Artif. Intell. Eng. Technol. IICAIET 2023*, pp. 331–335, 2023, doi: 10.1109/IICAIET59451.2023.10291804.
- [9] M. Sivakumar, S. Parthasarathy, and T. Padmapriya, “Trade-off between training and testing ratio in machine learning for medical image processing,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 10, 2024, doi: 10.7717/PEERJ-CS.2245.
- [10] A. L. Seandrio, A. H. Pratomo, and M. Y. Florestiyanto, “Implementation of Convolutional Neural Network (CNN) in Facial Expression Recognition,” *Telematika*, vol. 18, no. 2, p. 211, 2021, doi: 10.31315/telematika.v18i2.4823.
- [11] J. Dagani, C. Buizza, H. Cela, G. Sbravati, G. Rainieri, and A. Ghilardi, “The Interplay of Sleep Quality, Mental Health, and Sociodemographic and Clinical Factors among Italian College Freshmen,” *J. Clin. Med.*, vol. 13, no. 9, 2024, doi: 10.3390/jcm13092626.
- [12] F. Makhmudov, D. Turimov, M. Xamidov, F. Nazarov, and Y. I. Cho, “Real-Time Fatigue Detection Algorithms Using Machine Learning for Yawning and Eye State,” *Sensors*, vol. 24, no. 23, 2024, doi: 10.3390/s24237810.
- [13] K. Anwar, “Sistem Deteksi Wajah Berbasis Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 46–52, 2025, doi: 10.70716/jocsit.v1i2.258.
- [14] Y. Huang *et al.*, “Insomnia and impacts on facial expression recognition accuracy, intensity and speed: A meta-analysis,” *J. Psychiatr. Res.*, vol. 160, pp. 248–257, 2023, doi: 10.1016/j.jpsychires.2023.02.001.
- [15] C. Y. Hsu, L. E. Lin, and C. H. Lin, “Age and gender recognition with random occluded data augmentation on facial images,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 80, no. 8, pp. 11631–11653, 2021, doi: 10.1007/s11042-020-10141-y.
- [16] Y. Song, Q. Wang, Y. Zhai, and Q. Tai, “Face fatigue detection method based on convolution neural network,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1952, no. 2, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1952/2/022014.
- [17] I. H. Kao and C. Y. Chan, “Comparison of Eye and Face Features on Drowsiness Analysis,” *Sensors*, vol. 22, no. 17, 2022, doi: 10.3390/s22176529.
- [18] H. Yoon, S. Kim, J. Lee, and S. Yoo, “Deep-Learning-Based Morphological Feature Segmentation for Facial Skin Image Analysis,” *Diagnostics*, vol. 13, no. 11, 2023, doi: 10.3390/diagnostics13111894.
- [19] R. K. Shukla, A. K. Tiwari, and A. K. Jha, “An Efficient Approach of Face Detection and Prediction of Drowsiness Using SVM,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2023, no. 1, 2023, doi: 10.1155/2023/2168361.
- [20] M. D. Toscano-Hermoso, F. Arbinaga, E. J. Fernández-Ozcorta, J. Gómez-Salgado, and C. Ruiz-Frutos, “Influence of sleeping patterns in health and academic performance among university students,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 17, no. 8, 2020, doi: 10.3390/ijerph17082760.
- [21] H. M. Shahzad, S. M. Bhatti, A. Jaffar, S. Akram, M. Alhajlah, and A. Mahmood, “Hybrid Facial Emotion Recognition Using CNN-Based Features,” *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 9, 2023, doi: 10.3390/app13095572.

