JTIS : Journal of Technopreneurship and Information Systems
Vol. 2, No. 2, Juli 2026, hal. 91~98
E-ISSN: 2614-3054; P-ISSN: 2614-3062, accredited by Kemenristekdikti, Sinta 5
DOI: 10.36085

Klasifikasi Kondisi Belajar Mahasiswa melalui Citra Wajah Menggunakan Random Forest

[1]**M. Thio Setiawan,** [2]**Rozali Toyib**
[1,2]Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Indonesia
[1]*thiosetiawan123@gmail.com* [2]*rozalitoyib@umb.ac.id*

Article Info

Article history:
Received, 2026-06-27
Revised, 2026-07-15
Accepted, 2026-07-20

Kata Kunci:
produktivitas_mahasiswa
computer_vision
random_forest
citra_wajah
klasifikasi
real-time

Keywords:
student_productivity
computer_vision
random_forest
facial_image
classification
real-time

ABSTRAK

Pemantauan kondisi belajar mahasiswa secara objektif dan real-time diperlukan untuk mendukung produktivitas akademik, terutama pada lingkungan pembelajaran digital. Penelitian ini merancang sistem klasifikasi kondisi belajar mahasiswa ke dalam kelas Fokus, Lelah, dan Mengantuk menggunakan citra wajah dan algoritma Random Forest. Dataset berjumlah 204 citra yang dipra-pemroses melalui perubahan ukuran menjadi 48x48 piksel dan konversi ke grayscale, kemudian direpresentasikan sebagai 2.304 fitur intensitas piksel. Data dibagi menjadi 162 sampel latih dan 42 sampel uji. Evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan akurasi 79% atau 33 prediksi benar dari 42 data uji. Nilai precision dan recall masing-masing adalah 0,75 dan 0,86 untuk Fokus; 0,91 dan 0,71 untuk Lelah; serta 0,73 dan 0,79 untuk Mengantuk. Nilai AUC sebesar 1,00, 0,97, dan 0,93 menunjukkan kemampuan diskriminasi yang tinggi. Model juga berhasil diterapkan melalui webcam untuk menampilkan bounding box dan label kondisi secara langsung pada pencahayaan normal.

ABSTRACT

Objective and real-time monitoring of student learning conditions was required to support academic productivity, particularly in digital learning environments. This study developed a facial-image classification system for three learning conditions: Focused, Fatigued, and Drowsy, using the Random Forest algorithm. A dataset of 204 facial images was preprocessed by resizing each image to 48x48 pixels and converting it to grayscale, producing 2,304 pixel-intensity features per image. The dataset was divided into 162 training samples and 42 testing samples. Evaluation with a confusion matrix produced an accuracy of 79%, corresponding to 33 correct predictions from 42 test images. Precision and recall were 0.75 and 0.86 for Focused, 0.91 and 0.71 for Fatigued, and 0.73 and 0.79 for Drowsy. AUC values of 1.00, 0.97, and 0.93 indicated strong class separability. The trained model was also implemented using a webcam and successfully displayed facial bounding boxes and predicted learning-condition labels directly under normal lighting.

This is an open access article under the CC BY-SA license.

Penulis Korespondensi:

M. Thio Setiawan,
Program Studi Teknik Informatika,
Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Indonesia,
Email: *thiosetiawan123@gmail.com*

1. PENDAHULUAN

Produktivitas mahasiswa berkaitan dengan kemampuan mengelola waktu, energi, perhatian, dan keterlibatan akademik secara konsisten. Kondisi tersebut tidak hanya dipengaruhi kemampuan kognitif, tetapi juga keadaan fisik dan mental selama proses belajar. Gangguan konsentrasi, kelelahan, stres akademik, dan kualitas tidur yang kurang baik dapat menurunkan efektivitas belajar dan respons mahasiswa terhadap materi. Temuan mengenai tantangan produktivitas mahasiswa, hubungan stres akademik dengan pola tidur, serta strategi peningkatan produktivitas menunjukkan bahwa kondisi belajar perlu dipantau sebagai bagian dari upaya menjaga kualitas proses akademik [1]-[3].

Perubahan pola pembelajaran ke arah daring dan hibrida membuat mahasiswa semakin sering berinteraksi dengan perangkat digital dalam durasi panjang. Kondisi ini dapat meningkatkan kelelahan visual dan mental, mengurangi konsentrasi, serta memengaruhi hasil belajar. Penelitian mengenai pembelajaran daring menunjukkan adanya hubungan antara karakteristik pembelajaran online dengan hasil belajar mahasiswa, sedangkan kajian lain membahas dampaknya terhadap kondisi kesehatan mental [4], [5]. Dengan demikian, pemantauan kondisi belajar yang hanya mengandalkan observasi dosen menjadi kurang memadai, terutama ketika pembelajaran berlangsung melalui layar dan interaksi tatap muka terbatas.

Computer vision menyediakan pendekatan objektif untuk menganalisis informasi visual wajah sebagai indikator tingkat kewaspadaan, kelelahan, dan kantuk. Sejumlah penelitian memanfaatkan karakteristik wajah untuk mendeteksi kantuk atau kelelahan, baik melalui analisis fitur wajah maupun pengenalan ekspresi [6]-[8]. Pengolahan citra wajah pada dasarnya mengubah informasi visual menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Proses tersebut meliputi akuisisi citra, deteksi area wajah, pra-pemrosesan, ekstraksi atau representasi fitur, dan klasifikasi. Penggunaan pengolahan citra untuk identifikasi wajah serta OpenCV untuk pengenalan pola wajah menunjukkan bahwa citra wajah dapat diolah secara sistematis sebagai masukan model komputasi [9], [10].

Penelitian terdahulu memberikan dasar bahwa pola wajah dapat digunakan untuk mengenali kondisi fisiologis atau emosional. Dhasarathan et al. mengembangkan deteksi kantuk pada pengemudi berbasis fitur wajah [6], sedangkan Essel et al. meneliti deteksi kantuk melalui analisis karakteristik wajah [7]. Lazuardy et al. menggunakan pengenalan ekspresi wajah untuk mendeteksi kelelahan [8]. Pada sisi metode klasifikasi, Gubbala et al. menunjukkan penerapan Random Forest pada klasifikasi emosi wajah [11], sementara Random Forest juga telah digunakan pada klasifikasi citra di domain lain [12]. Perbedaannya dengan penelitian ini terletak pada konteks pendidikan dan target klasifikasi, yaitu tiga kondisi belajar mahasiswa: Fokus, Lelah, dan Mengantuk.

Random Forest merupakan metode ensemble learning yang membangun banyak decision tree dan menggabungkan prediksi setiap pohon untuk memperoleh keputusan akhir. Pada klasifikasi, keputusan biasanya ditentukan melalui majority voting. Variasi antar-pohon dibentuk melalui bootstrap sampling dan pemilihan sebagian fitur secara acak pada setiap percabangan. Mekanisme tersebut membantu menurunkan korelasi antarpohon dan mengurangi kecenderungan overfitting dibandingkan penggunaan satu decision tree. Literatur yang membahas Random Forest pada klasifikasi emosi, klasifikasi citra, dan analisis overfitting menunjukkan bahwa metode ini sesuai untuk data berdimensi tinggi serta mendukung klasifikasi multikelas [11]-[13]. Perbandingan implementasi beberapa algoritma machine learning juga memperlihatkan pentingnya pemilihan metode dan evaluasi performa berdasarkan karakteristik data [14].

Dalam penelitian ini, citra wajah dipra-pemroses dengan resize dan konversi grayscale sebelum diubah menjadi vektor fitur. Standarisasi ukuran membuat seluruh sampel memiliki dimensi yang konsisten, sedangkan grayscale mengurangi kompleksitas informasi warna sehingga pengolahan berfokus pada intensitas piksel. Prinsip pengolahan citra dan pengenalan pola mendukung penggunaan representasi visual yang seragam sebelum klasifikasi [9], [10], [15]. Implementasi sistem menggunakan Python karena bahasa ini memiliki ekosistem pustaka yang luas untuk komputasi, pengolahan data, dan machine learning [16]-[18]. OpenCV digunakan untuk pengolahan citra dan aliran webcam, sedangkan Scikit-learn digunakan untuk pembentukan serta evaluasi model Random Forest.

Berdasarkan landasan tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi kondisi belajar mahasiswa berbasis citra wajah menggunakan Random Forest, mengevaluasi kemampuannya membedakan kelas Fokus, Lelah, dan Mengantuk, serta menguji penerapannya secara real-time melalui webcam. Nilai baru penelitian terletak pada penerapan klasifikasi berbasis citra wajah untuk konteks kondisi belajar mahasiswa dengan tiga kelas yang dievaluasi menggunakan confusion matrix, precision, recall, F1-score, accuracy, dan ROC-AUC.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan pendekatan eksperimental berbasis machine learning. Tahapan penelitian meliputi studi literatur, persiapan lingkungan pengembangan, pengumpulan dan standarisasi dataset, pembagian data latih dan data uji, pembentukan model Random Forest, evaluasi performa, serta implementasi real-time. Alur ini mengacu pada prinsip pengolahan citra dan pengembangan model klasifikasi yang memerlukan data terstandar, proses pelatihan, pengujian pada data yang belum pernah dilihat model, dan evaluasi menggunakan metrik klasifikasi [10]-[14].

Tabel 1. Tahapan penelitian

Tahap	Kegiatan Utama	Keluaran
Studi literatur	Kajian Random Forest, computer vision, pengolahan citra wajah, dan penelitian terkait	Dasar teoritis dan rancangan eksperimen
Persiapan sistem	Verifikasi Python dan pustaka pengolahan citra/machine learning	Lingkungan pengembangan siap digunakan
Pengumpulan data	Pengambilan citra wajah pada kondisi Fokus, Lelah, dan Mengantuk	Dataset citra wajah mentah
Pra-pemrosesan	Resize 48x48 piksel, grayscale, dan pemeriksaan format data	Citra seragam dan siap diekstraksi
Pembagian data	Pembentukan data latih dan data uji dengan representasi kelas seimbang	162 data latih dan 42 data uji
Pelatihan model	Flattening 2.304 fitur dan pelatihan Random Forest	Model random_forest_model.joblib
Evaluasi dan implementasi	Confusion matrix, metrik klasifikasi, ROC-AUC, serta uji webcam	Kinerja model dan prototipe real-time

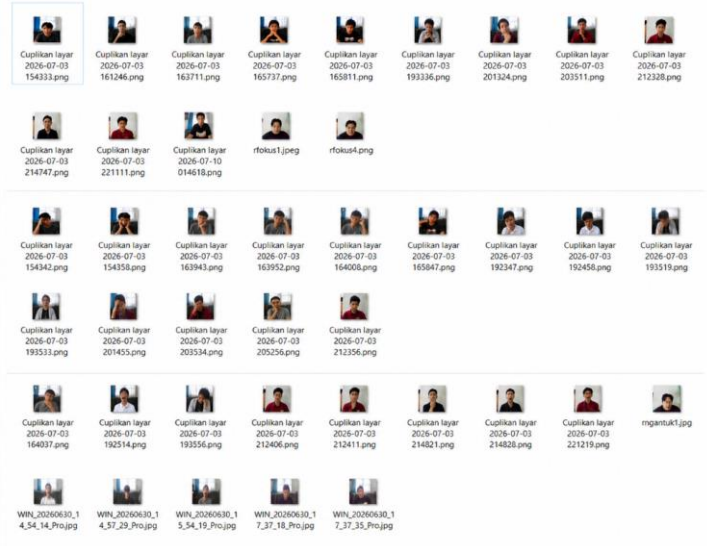
Dataset penelitian terdiri dari 204 citra wajah mahasiswa yang mewakili tiga kondisi belajar. Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera atau webcam pada situasi yang menyerupai kondisi belajar. Citra Fokus ditandai terutama oleh posisi kepala yang relatif tegak dan arah pandangan yang stabil. Citra Lelah memperlihatkan perubahan seperti mata menyipit atau kepala mulai menunduk, sedangkan citra Mengantuk menunjukkan mata lebih tertutup, peningkatan kecenderungan menguap, atau ekspresi yang mengindikasikan kantuk. Pengamatan tersebut digunakan sebagai dasar kategorisasi data dalam naskah sumber.

Seluruh citra distandarkan menjadi 48x48 piksel dan dikonversi dari RGB ke grayscale. Resize digunakan untuk menyeragamkan dimensi input, sedangkan konversi grayscale mengurangi kompleksitas data sehingga setiap citra dapat direpresentasikan melalui intensitas piksel. Pendekatan ini konsisten dengan tahapan umum pengolahan citra wajah yang menempatkan pra-pemrosesan sebagai proses penting sebelum ekstraksi fitur dan klasifikasi [9], [10], [15]. Setelah pra-pemrosesan, citra 48x48 piksel diratakan menjadi vektor satu dimensi yang berisi 2.304 fitur numerik.

Dataset kemudian dibagi menjadi 162 data latih dan 42 data uji. Masing-masing kelas menyumbang 54 citra untuk pelatihan dan 14 citra untuk pengujian, sehingga distribusi antarkelas tetap seimbang. Data uji diposisikan sebagai data yang belum digunakan pada proses pelatihan untuk menilai kemampuan generalisasi model. Pemeriksaan dataset dilakukan untuk memastikan citra dapat dibaca, tidak rusak, dan berada pada kategori yang telah ditentukan.

Tabel 2. Karakteristik visual yang digunakan pada pengelompokan kondisi

Kondisi	Karakteristik visual pada naskah sumber
Fokus	Posisi kepala relatif tegak dan arah pandangan stabil ke depan.
Lelah	Mata cenderung menyipit dan kepala mulai menunduk atau menunjukkan tanda kelelahan.
Mengantuk	Mata lebih tertutup, kecenderungan menguap, dan ekspresi yang menunjukkan rasa kantuk.



Gambar 1. Contoh kumpulan citra pada dataset penelitian

Random Forest membentuk sekumpulan decision tree dari variasi sampel data latih melalui bootstrap sampling. Pada setiap node, hanya sebagian fitur dipilih secara acak untuk menentukan pemisahan terbaik. Keberagaman sampel

dan fitur membuat struktur setiap pohon berbeda sehingga keputusan akhir lebih stabil dibandingkan satu pohon tunggal. Pada penelitian ini, mekanisme tersebut digunakan untuk mempelajari pola intensitas piksel yang membedakan kelas Fokus, Lelah, dan Mengantuk. Penerapan Random Forest pada data citra dan klasifikasi multikelas telah ditunjukkan pada penelitian sebelumnya [11]-[13].

Pengujian model dilakukan menggunakan confusion matrix dan classification report. Accuracy menyatakan proporsi seluruh prediksi yang benar, precision menunjukkan ketepatan prediksi positif untuk suatu kelas, recall menunjukkan kemampuan menemukan seluruh sampel yang benar-benar berasal dari kelas tersebut, dan F1-score merangkum keseimbangan antara precision dan recall. Evaluasi per kelas diperlukan karena accuracy saja tidak cukup untuk menjelaskan pola kesalahan model pada klasifikasi multikelas [14]. Selain itu, ROC-AUC digunakan untuk menilai kemampuan model memisahkan setiap kelas berdasarkan keluaran probabilitas.

Pada representasi fitur berbasis piksel, setiap posisi pada citra grayscale diperlakukan sebagai variabel numerik. Citra 48x48 piksel menghasilkan 2.304 fitur. Random Forest tidak harus mengevaluasi seluruh fitur pada setiap percabangan karena subset fitur dipilih secara acak. Strategi ini merupakan salah satu karakteristik utama Random Forest dan membantu membangun pohon yang beragam [11]-[13]. Walaupun sederhana dan efisien, representasi piksel mentah memiliki keterbatasan karena hubungan geometris antarbagian wajah tidak dimodelkan secara eksplisit.

Pemilihan percabangan pada decision tree dilakukan berdasarkan kriteria ketidakmurnian, seperti Gini Impurity atau entropy. Fitur yang menghasilkan penurunan ketidakmurnian terbesar dipilih sebagai pemisah pada node. Pada Random Forest, proses tersebut dilakukan berulang pada banyak pohon dengan subset data dan fitur yang berbeda sehingga model mampu membentuk batas keputusan yang lebih robust [11], [13]. Dalam konteks penelitian ini, pemisahan tersebut terjadi pada nilai intensitas piksel yang dianggap informatif untuk membedakan pola wajah antar-kondisi belajar.

Evaluasi dilakukan pada data uji yang tidak digunakan ketika pelatihan. Pendekatan ini diperlukan untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Karena dataset terdiri dari tiga kelas dengan jumlah data uji seimbang, evaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, dan ROC-AUC dapat digunakan secara bersama-sama untuk melihat performa keseluruhan sekaligus karakteristik kesalahan pada masing-masing kelas [14].

Tabel 3. Metrik evaluasi yang digunakan

Metrik	Makna dalam pengujian
Accuracy	Proporsi seluruh data uji yang diprediksi dengan benar.
Precision	Ketepatan prediksi positif pada setiap kelas.
Recall	Kemampuan model menemukan seluruh data yang benar-benar berasal dari suatu kelas.
F1-score	Ringkasan keseimbangan precision dan recall.
ROC-AUC	Kemampuan probabilitas model memisahkan suatu kelas terhadap kelas lain pada berbagai threshold.

3. HASIL DAN ANALISIS

Pra-pemrosesan menghasilkan 204 citra dengan dimensi seragam 48x48 piksel. Karena setiap citra grayscale berisi 48x48 nilai intensitas, satu sampel direpresentasikan oleh 2.304 fitur numerik. Keseragaman dimensi memastikan seluruh sampel dapat diproses dengan bentuk masukan yang sama. Distribusi data latih dan data uji ditunjukkan pada Tabel 2. Setiap kelas memiliki jumlah yang sama pada data latih maupun data uji sehingga evaluasi tidak didominasi oleh satu kelas tertentu.

Tabel 4. Distribusi data latih dan data uji

Kondisi	Data Latih	Data Uji	Total
Fokus	54	14	68
Lelah	54	14	68
Mengantuk	54	14	68
Total	162	42	204

Setelah pelatihan, model Random Forest diuji terhadap 42 citra yang terdiri dari 14 citra Fokus, 14 Lelah, dan 14 Mengantuk. Classification report menunjukkan accuracy 0,79. Nilai precision tertinggi diperoleh kelas Lelah sebesar 0,91, sedangkan recall tertinggi diperoleh kelas Fokus sebesar 0,86. Kelas Mengantuk memiliki precision 0,73 dan recall 0,79. F1-score untuk Fokus dan Lelah masing-masing 0,80, sementara Mengantuk 0,76. Ringkasan metrik tersebut ditampilkan pada Tabel 3 dan keluaran classification report asli disajikan pada Gambar 2.

Tabel 5. Hasil evaluasi klasifikasi Random Forest

Metrik	Fokus	Lelah	Mengantuk	Keseluruhan
Precision	0,75	0,91	0,73	-

Metrik	Fokus	Lelah	Mengantuk	Keseluruhan
Recall	0,86	0,71	0,79	-
F1-score	0,80	0,80	0,76	0,79
Accuracy	-	-	-	0,79

```
Classification Report:

              precision    recall  f1-score   support

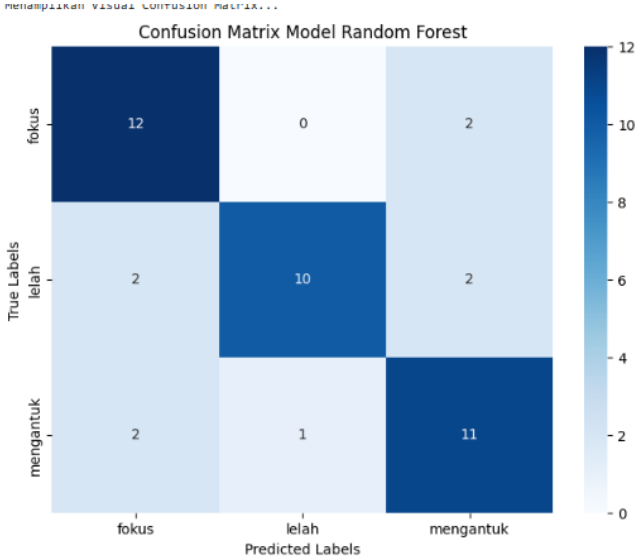
       fokus       0.75      0.86      0.80        14
       lelah       0.91      0.71      0.80        14
  mengantuk        0.73      0.79      0.76        14

    accuracy                           0.79        42
   macro avg       0.80      0.79      0.79        42
weighted avg       0.80      0.79      0.79        42
```

Gambar 2. Classification report model Random Forest

Accuracy 79% berarti 33 dari 42 data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Confusion matrix pada Gambar 3 memperlihatkan 12 prediksi benar untuk Fokus, 10 untuk Lelah, dan 11 untuk Mengantuk. Pada kelas Fokus, dua citra diprediksi sebagai Mengantuk. Pada kelas Lelah, dua citra diprediksi sebagai Fokus dan dua lainnya sebagai Mengantuk. Pada kelas Mengantuk, dua citra diprediksi sebagai Fokus dan satu citra sebagai Lelah. Pola ini menunjukkan bahwa kesalahan tidak terkonsentrasi hanya pada satu kelas, tetapi kemiripan visual Lelah dan Mengantuk tetap menjadi sumber kesalahan yang menonjol.

Analisis TP, FP, dan FN memperkuat temuan tersebut. Fokus memiliki TP=12, FP=4, dan FN=2; Lelah memiliki TP=10, FP=1, dan FN=4; sedangkan Mengantuk memiliki TP=11, FP=4, dan FN=3. Precision Lelah menjadi yang tertinggi karena hanya terdapat satu false positive. Sebaliknya, recall Lelah menjadi yang terendah karena empat citra Lelah tidak dikenali sebagai kelas yang benar. Rekapitulasi ditampilkan pada Tabel 4.

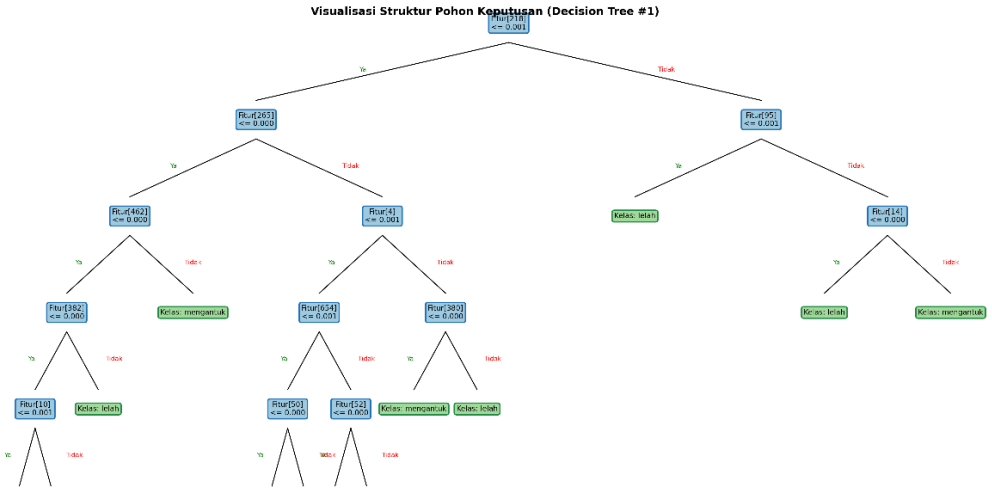


Gambar 3. Confusion matrix model Random Forest

Tabel 6. Rekapitulasi TP, FP, dan FN

Kategori	TP	FP	FN
Fokus	12	4	2
Lelah	10	1	4
Mengantuk	11	4	3

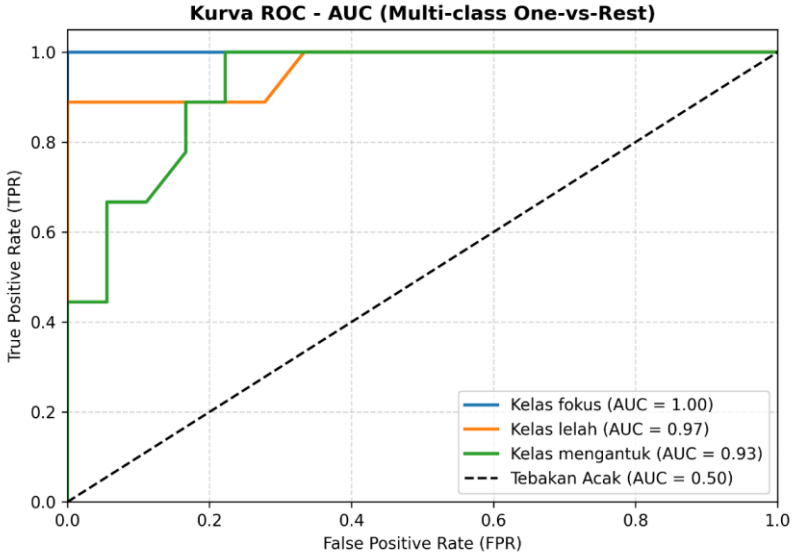
Visualisasi salah satu decision tree pada ensemble ditampilkan pada Gambar 4. Percabangan memperlihatkan bahwa klasifikasi dibentuk melalui serangkaian keputusan berdasarkan fitur numerik. Namun, satu pohon tidak merepresentasikan keseluruhan Random Forest karena prediksi akhir merupakan hasil agregasi banyak pohon. Karakteristik ensemble inilah yang menjadi dasar kestabilan Random Forest dan kemampuannya mengurangi ketergantungan pada satu struktur pohon [11]-[13].



Gambar 4. Visualisasi salah satu decision tree pada Random Forest

Evaluasi ROC-AUC menghasilkan AUC 1,00 untuk Fokus, 0,97 untuk Lelah, dan 0,93 untuk Mengantuk seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Nilai tersebut menunjukkan bahwa probabilitas keluaran model memiliki kemampuan pemisahan antarkelas yang tinggi. AUC Fokus yang mencapai 1,00 menunjukkan pemisahan probabilitas yang sangat kuat pada data uji, walaupun confusion matrix tetap mencatat kesalahan klasifikasi pada threshold keputusan akhir. Kondisi ini menegaskan bahwa ROC-AUC dan confusion matrix menjelaskan aspek kinerja yang berbeda: AUC menggambarkan kemampuan pemeringkatan probabilitas pada berbagai threshold, sedangkan confusion matrix menggambarkan keputusan kelas pada threshold yang digunakan sistem.

Kinerja antar-kelas juga menunjukkan trade-off antara precision dan recall. Lelah memperoleh precision 0,91 namun recall 0,71, yang berarti ketika model memprediksi Lelah hasilnya cenderung tepat, tetapi sebagian data Lelah masih terlewat. Fokus memperoleh recall 0,86 dengan precision 0,75, sehingga sebagian besar data Fokus terdeteksi meskipun terdapat false positive dari kelas lain. Mengantuk berada di antara keduanya dengan recall 0,79 dan precision 0,73. Karakteristik visual seperti mata menyipit, penurunan arah tatapan, dan perubahan posisi kepala dapat muncul baik pada kondisi Lelah maupun Mengantuk, sehingga penggunaan fitur piksel mentah belum sepenuhnya menangkap hubungan geometris antarbagian wajah.



Gambar 5. Kurva ROC-AUC untuk kelas Fokus, Lelah, dan Mengantuk

Analisis probabilitas per citra yang dicatat pada naskah sumber menunjukkan bahwa prediksi benar pada kelas Fokus berada pada rentang probabilitas sekitar 0,72-0,84. Pada kelas Lelah, prediksi benar berada pada rentang 0,56-0,80, sedangkan pada Mengantuk berada pada kisaran 0,40-0,80. Rentang yang lebih rendah dan saling beririsan pada Lelah dan Mengantuk mendukung temuan confusion matrix bahwa kedua kondisi tersebut lebih sulit dipisahkan secara konsisten hanya dengan intensitas piksel mentah. Nilai probabilitas ini juga menunjukkan bahwa label akhir sebaiknya tidak dibaca sebagai kepastian absolut, melainkan sebagai keputusan model berdasarkan pola yang dipelajari dari dataset.

Secara konseptual, hasil penelitian sejalan dengan studi terdahulu yang menunjukkan bahwa karakteristik wajah dapat digunakan untuk mengenali kelelahan atau kantuk [6]-[8]. Hasil ini juga mendukung penggunaan Random Forest pada klasifikasi pola visual sebagaimana ditunjukkan pada klasifikasi emosi wajah dan klasifikasi citra lain [11], [12]. Perbedaannya, penelitian ini memusatkan penerapan pada kondisi belajar mahasiswa dan menunjukkan bahwa pendekatan berbasis piksel mentah masih dapat menjadi baseline yang layak untuk tiga kelas dengan accuracy 79%.

Dari sisi praktis, distribusi kelas yang seimbang memberikan dasar evaluasi yang lebih mudah diinterpretasikan karena setiap kondisi menyumbang 14 data uji. Meskipun demikian, jumlah total 204 citra masih relatif terbatas untuk menggambarkan variasi wajah, pencahayaan, head pose, dan aksesori pada populasi mahasiswa yang lebih luas. Karena itu, nilai 79% lebih tepat dipandang sebagai kinerja pada dataset penelitian yang digunakan, bukan sebagai jaminan akurasi yang sama pada seluruh lingkungan pembelajaran. Penambahan data dari lebih banyak subjek dan kondisi pengambilan citra menjadi langkah penting untuk menguji daya generalisasi lebih lanjut.

Model yang telah disimpan kemudian digunakan pada aplikasi webcam. Setiap frame diproses untuk mendeteksi area wajah, melakukan resize 48x48 piksel dan konversi grayscale, lalu membentuk vektor fitur untuk diprediksi oleh Random Forest. Pemanfaatan OpenCV untuk pengolahan citra dan pengenalan pola wajah mendukung implementasi pemrosesan visual secara langsung [10]. Hasil prediksi ditampilkan sebagai bounding box dan label Fokus, Lelah, atau Mengantuk pada layar.

Implementasi real-time menunjukkan bahwa model tidak hanya dapat dievaluasi secara offline, tetapi juga dapat digunakan kembali pada aliran video. Penyimpanan model dalam format joblib menghilangkan kebutuhan melakukan pelatihan ulang setiap kali aplikasi dijalankan. Penggunaan Python dan pustaka pendukung memudahkan integrasi antara tahap pengolahan citra, pembentukan fitur, pemanggilan model, dan visualisasi keluaran [16]-[18].

Secara keseluruhan, accuracy 79% pada 42 data uji menunjukkan bahwa Random Forest berbasis flattening piksel dapat digunakan sebagai baseline untuk klasifikasi kondisi belajar mahasiswa. Hasil tersebut perlu dibaca bersama metrik per kelas karena performa tidak seragam pada seluruh kategori. Temuan ini konsisten dengan karakteristik Random Forest yang relatif stabil pada klasifikasi multikelas, namun performanya tetap dipengaruhi kualitas representasi fitur dan karakteristik dataset [11]-[14].



Gambar 6. Implementasi real-time: (a) Fokus, (b) Mengantuk, dan (c) Lelah

Keterbatasan utama penelitian terletak pada representasi citra menggunakan flattening piksel mentah. Setiap piksel diperlakukan sebagai fitur terpisah sehingga hubungan geometris antarbagian wajah, seperti bukaan mata, posisi kelopak, atau perubahan bentuk mulut, tidak dimodelkan secara eksplisit. Kondisi Lelah dan Mengantuk yang memiliki kemiripan visual dapat menghasilkan pola intensitas yang berdekatan. Oleh karena itu, pengembangan berikutnya dapat menambahkan fitur geometris berbasis facial landmark, Eye Aspect Ratio (EAR), atau Mouth Aspect Ratio (MAR) agar model memperoleh informasi yang lebih terstruktur.

Aspek kedua adalah keragaman dataset. Data penelitian telah diseimbangkan pada tiga kelas, tetapi variasi lingkungan nyata dapat mencakup perubahan intensitas cahaya, sudut kemiringan kepala, jarak wajah terhadap kamera, serta penggunaan aksesori seperti kacamata. Pengujian real-time pada penelitian ini dilaporkan berjalan baik ketika pencahayaan normal dan wajah menghadap kamera. Kondisi tersebut menunjukkan keberhasilan prototipe, sekaligus menjadi batas ruang generalisasi yang telah diuji. Penelitian lanjutan perlu menambah jumlah subjek dan skenario pengambilan citra agar model tidak hanya mengenali pola yang dekat dengan kondisi dataset awal.

Selain pengayaan fitur dan dataset, optimasi hyperparameter Random Forest dapat dilakukan untuk meningkatkan keseimbangan performa antarkelas. Parameter seperti jumlah estimator, kedalaman maksimum pohon, jumlah minimum sampel pada percabangan, dan jumlah fitur yang dipertimbangkan pada setiap node berpengaruh terhadap kompleksitas model dan kemampuan generalisasi. Kajian mengenai Random Forest dan overfitting menegaskan pentingnya pengaturan kompleksitas model agar performa pada data latih tidak mengorbankan kemampuan prediksi terhadap data baru [13].

4. KESIMPULAN

Penelitian berhasil membangun sistem klasifikasi kondisi belajar mahasiswa berbasis citra wajah menggunakan Random Forest untuk tiga kelas, yaitu Fokus, Lelah, dan Mengantuk. Sebanyak 204 citra dipra-pemroses menjadi grayscale berukuran 48x48 piksel dan direpresentasikan sebagai 2.304 fitur numerik, kemudian dibagi menjadi 162

data latih dan 42 data uji. Hasil evaluasi menunjukkan accuracy 79% atau 33 prediksi benar dari 42 data uji. Kelas Fokus memperoleh precision 0,75, recall 0,86, dan AUC 1,00; Lelah memperoleh precision 0,91, recall 0,71, dan AUC 0,97; sedangkan Mengantuk memperoleh precision 0,73, recall 0,79, dan AUC 0,93. Model juga dapat diterapkan melalui webcam untuk menampilkan bounding box dan label kondisi secara langsung pada pencahayaan normal. Keterbatasan utama berasal dari kemiripan visual antarkondisi, terutama Lelah dan Mengantuk, serta penggunaan intensitas piksel mentah yang belum memodelkan hubungan geometris fitur wajah. Pengembangan selanjutnya dapat diarahkan pada facial landmark, EAR/MAR, penambahan variasi dataset, optimasi hyperparameter Random Forest, dan modul peringatan dini.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, serta pihak-pihak yang mendukung proses penelitian dan penyusunan skripsi.

REFERENSI

[1] S. Handayani and D. Ramadhan, “Students' productivity challenges in digital learning era,” *Jurnal Pendidikan dan Pengajaran*, 2020.

[2] M. Y. Gunawan, N. N. S. Aulia, A. M. P. Gicella, and S. Mulyeni, “Pengaruh Stres Akademik terhadap Kualitas Pola Tidur Mahasiswa,” *Jurnal Pendidikan dan Ilmu Sosial (JUPENDIS)*, vol. 4, no. 1, pp. 47-60, 2026, doi: 10.54066/jupendis.v4i1.3726.

[3] P. Irawan, D. Sari, and P. Rusadi, “Strategi Meningkatkan Produktivitas Akademik,” , vol. 7, 2025.

[4] A. Hakim, N. H. Nurhikmah, N. Halisa, F. Febriati, L. Aras, and L. B. Lutfi, “The Effect of Online Learning on Student Learning Outcomes in Indonesian Subjects,” *Journal of Innovation in Educational and Cultural Research*, vol. 4, no. 1, pp. 133-140, 2023, doi: 10.46843/jiecr.v4i1.312.

[5] A. Omoseebi, J. Owen, and Q. Loveth, “Impact of Online Learning on Mental Health,” , 2024. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/388846164

[6] C. Dhasarathan et al., “Tensor RT optimized driver drowsiness detection system using edge device,” *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 16, no. 10, Art. no. 103620, 2025, doi: 10.1016/j.asej.2025.103620.

[7] E. Essel, F. Lacy, F. Albalooshi, W. Elmedany, and Y. Ismail, “Drowsiness Detection in Drivers Using Facial Feature Analysis,” *Applied Sciences*, vol. 15, no. 1, Art. no. 20, 2024, doi: 10.3390/app15010020.

[8] R. Ayatuna Lazuardy, N. Anggraini, and N. Faizah Rozy, “Facial expression recognition for fatigue detection using computer vision,” , 2023.

[9] S. Putri Hati Siregar, Z. Lestari Nasution, A. Evioni, K. Azmi, et al., “Pemanfaatan Pengolahan Citra untuk Identifikasi Wajah pada Sistem Keamanan Indonesia,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, 2025, doi: 10.61132/neptunus.v3i1.783.

[10] T. C. A.-S. Zulkhaidi, E. Maria, and Y. Yulianto, “Pengenalan Pola Bentuk Wajah dengan OpenCV,” *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, vol. 3, no. 2, p. 181, 2020, doi: 10.30872/jurti.v3i2.4033.

[11] K. Gubbala, M. N. Kumar, and A. M. Sowjanya, “AdaBoost based Random Forest model for Emotion classification of Facial images,” *MethodsX*, vol. 11, Art. no. 102422, 2023, doi: 10.1016/j.mex.2023.102422.

[12] N. A. Winanti, D. P. Martiyaningsih, C. A. A. Soemedhy, and U. Athiyah, “Analisis Klasifikasi Citra Kanker Kulit dengan Random Forest,” *Remik*, vol. 7, no. 1, pp. 506-515, 2023, doi: 10.33395/remik.v7i1.12102.

[13] M. W. Nugroho, “Analisis Performa Algoritma Random Forest dalam Mengatasi Overfitting pada Model Prediksi,” , 2025.

[14] D. Nasien, R. Darwin, A. Cia, A. Leo Winata, J. Go, R. Charles Wijaya, and K. Charles Lo, “Perbandingan Implementasi Machine Learning Menggunakan Metode KNN, Naive Bayes, dan Logistic Regression untuk Mengklasifikasi Penyakit Diabetes,” , vol. 4, 2024.

[15] W. Dong, Z. Sun, and T. Tan, “A Design of Iris Recognition System at a Distance,” *2009 Chinese Conference on Pattern Recognition*, pp. 1-5, 2009, doi: 10.1109/CCPR.2009.5344030.

[16] I. Agustina and R. D. Dana, “Implementasi K-Means Clustering untuk Pengelompokan Tingkat Kemiskinan di Pulau Jawa Menggunakan Bahasa Pemrograman Python,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 2024.

[17] L. Perkovic, *Introduction to Computing Using Python: An Application Development Focus*. Wiley, 2011.

[18] M. R. Alfarizi, M. Z. Al-farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, “Penggunaan Python sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning,” *Karimah Tauhid*, vol. 2, no. 1, 2023.