

Analisis Ekspresi Wajah Untuk Mengetahui Tingkat Kesiapan Mahasiswa Yang Mengikuti Pameran Profesional

Trigyan Paschal Parante^{*}, Yogi Jikar Ixnasio, Wilem Musu, Nurlina

Sistem Informasi, Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

e-mail: ^{*}trygyanpaschal20@gmail.com, ³yogijikar16@gmail.com, ³wilem.musu@undipa.ac.id, ⁴nurlinayulis@undipa.ac.id

Abstrak

Penilaian kesiapan mahasiswa dalam kegiatan pameran profesional umumnya masih bersifat subjektif dan belum didukung oleh indikator nonverbal yang terukur. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis ekspresi wajah mahasiswa sebagai indikator kesiapan menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis Convolutional Neural Network (CNN). Data yang digunakan berupa 1.042 citra wajah mahasiswa yang diambil secara langsung saat pameran profesional dan diklasifikasikan ke dalam empat kategori, yaitu antusias, bingung, fokus, dan tidak tertarik. Dataset dibagi menjadi 90% data latih, 8% data validasi, dan 3% data uji, dengan tahap prapemrosesan meliputi cropping wajah, normalisasi, dan augmentasi data. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi sebesar 82,16% pada data uji, dengan performa terbaik pada ekspresi fokus dan tidak tertarik, sementara ekspresi antusias dan bingung masih sulit dibedakan akibat kemiripan ciri visual dan ketidakseimbangan data. Temuan ini menunjukkan bahwa analisis ekspresi wajah berbasis CNN berpotensi menjadi alat bantu evaluasi kesiapan mahasiswa yang objektif dan berbasis data, meskipun diperlukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan kinerja model.

Kata kunci—Ekspresi Wajah, Kesiapan Mahasiswa, CNN, Analisis Nonverba, Pameran Profesional.

Abstract

Assessing student readiness during professional exhibitions is commonly conducted through subjective observation, which lacks objective and measurable indicators. This study aims to analyze students' facial expressions as nonverbal indicators of readiness using a quantitative approach based on Convolutional Neural Networks (CNN). The dataset consists of 1,042 facial images captured directly during a professional exhibition involving Informatics Engineering students, categorized into four classes: enthusiastic, confused, focused, and uninterested. The dataset was split into 90% training data, 8% validation data, and 3% testing data. Facial images were preprocessed through cropping, normalization, and data augmentation before model training. The CNN model achieved an accuracy of 82,16 % on the testing dataset, with better performance in recognizing focused and uninterested expressions, while showing limitations in distinguishing enthusiastic and confused expressions due to visual similarities and data imbalance. These results indicate that CNN-based facial expression analysis has potential as an objective and data-driven tool to support the evaluation of student readiness in professional exhibition activities, although further improvements in dataset size and model optimization are required.

Keywords—Facial Expression, Student Readiness, CNN, Nonverbal Analysis, Professional Exhibition.

1. PENDAHULUAN

Ekspresi wajah merupakan salah satu bentuk komunikasi nonverbal yang mampu merepresentasikan kondisi psikologis seseorang, seperti tingkat fokus, emosi, dan kesiapan dalam suatu aktivitas. Dalam konteks pendidikan tinggi, khususnya pada kegiatan pameran profesional mahasiswa, kesiapan peserta sangat menentukan kualitas penyampaian ide, penguasaan materi, serta keberhasilan presentasi proyek. Namun, penilaian kesiapan mahasiswa selama ini masih didominasi oleh observasi langsung oleh dosen atau penguji yang bersifat subjektif, sehingga berpotensi menimbulkan perbedaan persepsi dan inkonsistensi penilaian.

Secara umum, permasalahan yang dihadapi adalah belum tersedianya indikator objektif dan terukur untuk menilai kesiapan mahasiswa dari aspek nonverbal. Secara khusus, di Universitas Dipa Makassar, penilaian pameran profesional lebih menitikberatkan pada hasil proyek dan kemampuan verbal, sementara indikator ekspresi wajah sebagai cerminan kesiapan psikologis belum dimanfaatkan secara sistematis. Padahal, ekspresi seperti fokus, antusias, bingung, atau tidak tertarik dapat memberikan informasi penting terkait kesiapan mahasiswa saat presentasi berlangsung.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membahas deteksi ekspresi wajah menggunakan metode deep learning [1], [2], [3], [4], khususnya Convolutional Neural Network (CNN), dan menunjukkan tingkat akurasi yang baik dalam mengenali emosi manusia. Namun demikian, sebagian besar penelitian tersebut berfokus pada pengenalan emosi secara umum atau pada konteks selain evaluasi akademik, seperti kepuasan pelanggan, kesehatan mental, atau deteksi emosi anak. Dengan demikian, masih terdapat kesenjangan penelitian (research gap) terkait pemanfaatan analisis ekspresi wajah berbasis CNN sebagai alat bantu evaluasi kesiapan mahasiswa dalam kegiatan pameran profesional, khususnya dengan data yang diambil langsung pada kondisi nyata (real-world setting).

Berdasarkan permasalahan dan kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis ekspresi wajah mahasiswa selama pameran profesional menggunakan metode CNN, serta mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah sebagai indikator kesiapan mahasiswa. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam menghadirkan pendekatan evaluasi akademik yang lebih objektif, terukur, dan berbasis data visual.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif dengan tujuan untuk menganalisis ekspresi wajah mahasiswa selama mengikuti pameran profesional. Data dikumpulkan melalui metode observasi langsung, dokumentasi visual, dan kuesioner. Pendekatan campuran ini dipilih untuk memperoleh data yang komprehensif, baik dari sisi visual (ekspresi wajah) maupun persepsi diri mahasiswa terhadap kesiapan presentasi mereka. Pendekatan serupa juga digunakan oleh [5] dalam deteksi emosi anak berbasis deep learning, yang menekankan pentingnya kombinasi data visual dan non-visual untuk interpretasi psikologis yang lebih akurat.

a. Observasi dan Dokumentasi Visual

Observasi dilakukan selama kegiatan pameran profesional mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Dipa Makassar. Peneliti menggunakan kamera Canon EOS M10 dan perangkat iPhone 11 untuk mendokumentasikan ekspresi wajah mahasiswa secara real-time selama sesi presentasi. Pengambilan gambar dilakukan dengan memperhatikan sudut pandang, pencahayaan, dan jarak ideal agar citra wajah yang diperoleh memiliki kualitas tinggi untuk proses analisis. Pendekatan observasi berbasis visual ini merujuk pada penelitian [6] yang menegaskan bahwa kualitas citra berpengaruh signifikan terhadap hasil deteksi ekspresi menggunakan model CNN.

b. Penggunaan Kuesioner

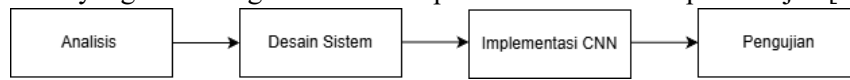
Penelitian ini juga mengumpulkan data non-visual melalui kuesioner tertutup yang diberikan kepada mahasiswa setelah sesi pameran. Kuesioner tersebut mencakup indikator kesiapan seperti penguasaan materi, rasa percaya diri, dan tingkat fokus selama presentasi. Hasil kuesioner ini digunakan untuk memvalidasi hasil klasifikasi ekspresi wajah oleh sistem CNN. Pendekatan triangulasi data visual dan kuesioner ini sejalan dengan metode yang digunakan oleh [7], di mana ekspresi wajah digunakan sebagai indikator tambahan untuk mengukur kepuasan dan kesiapan individu terhadap suatu aktivitas.

c. *Pengolahan dan Validasi Data*

Citra wajah yang telah dikumpulkan diproses menggunakan platform Roboflow untuk tahap preprocessing, yang mencakup crop wajah, normalisasi, dan augmentasi data sebelum dimasukkan ke dalam model CNN. Data kemudian dibagi menjadi tiga subset, yaitu data pelatihan (79%), validasi (19%), dan pengujian (3%). Proses ini dilakukan untuk memastikan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami overfitting. Tahapan serupa digunakan oleh [8], [9], [10] dalam penelitian klasifikasi ekspresi wajah berbasis CNN, yang menunjukkan pentingnya distribusi data yang seimbang untuk hasil klasifikasi yang optimal.

2.2 Pengembangan sistem

Pengembangan sistem pada penelitian ini bertujuan menghasilkan model klasifikasi ekspresi wajah berbasis Convolutional Neural Network (CNN) untuk menilai tingkat kesiapan mahasiswa selama pameran profesional. Sistem dikembangkan melalui beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data visual, proses preprocessing, pelatihan model, hingga evaluasi performa. Seluruh tahapan dirancang berdasarkan prinsip pengembangan sistem berbasis Computer Vision yang umum digunakan dalam penelitian deteksi ekspresi wajah [6], [8].



Gambar 1. Alur Pengembangan Sistem.

2.3 Sistem Informasi

Sistem informasi yang dikembangkan dalam penelitian ini berfungsi sebagai alat bantu analisis untuk mengidentifikasi ekspresi wajah mahasiswa selama kegiatan pameran profesional menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN). Sistem ini dirancang untuk menghasilkan penilaian objektif mengenai tingkat kesiapan mahasiswa berdasarkan ekspresi nonverbal yang terekam selama proses presentasi. Dengan demikian, sistem ini tidak hanya berperan sebagai perangkat klasifikasi citra, tetapi juga sebagai instrumen pendukung evaluasi akademik berbasis visual.

2.4 Arsitektur Pengembangan Sistem

Arsitektur pengembangan sistem dalam penelitian ini menggambarkan rancangan alur kerja dari proses analisis ekspresi wajah menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Arsitektur ini terdiri atas beberapa tahapan utama yang saling terhubung secara sistematis untuk menghasilkan klasifikasi ekspresi wajah mahasiswa.

3.3.1 Pembagian Data (Data Split)

Dataset dibagi ke dalam tiga subset, yaitu:

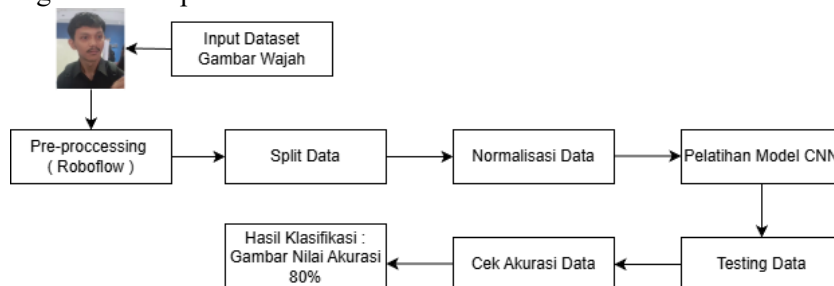
- Data latih (training): 90%
- Data validasi (validation): 8%
- Data uji (testing): 3%

Pembagian data ini dilakukan secara proporsional dan acak menggunakan platform Roboflow. Perbandingan 90:8:3 dipilih untuk memberikan porsi data latih yang besar, sehingga model CNN dapat mempelajari pola ekspresi wajah secara optimal, sekaligus tetap menyediakan data validasi yang cukup untuk memantau proses pelatihan dan mencegah overfitting. Sementara

itu, data uji digunakan untuk mengukur performa akhir model terhadap data yang benar-benar baru dan belum pernah dilihat sebelumnya.

3.3.2 Tahapan Arsitektur Model Convolutional Network (CNN)

Berikut adalah gambar tahapan Arsitektur:



Gambar 2. Tahapan Arsitektur

Adapun uraian Gambar 1 dapat dilihat pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Uraian Arsitektur

No	Tahapan	Uraian Kegiatan
1	Input Data Wajah:	a. Identifikasi wajah b. Data utama untuk proses pelatihan dan pengujian model
2	Pre-Processing Data:	a. Resize Gambar b. Crop Area Wajah c. Normalisasi Piksel d. Augmentasi Data
3	Split Data Set:	a. raining data (90%) untuk melatih model, b. Validation data (8%) untuk mengevaluasi selama pelatihan, c. Testing data (3%) untuk menguji performa akhir model.
4	Arsitektur CNN (Convolutional Neural Network):	a. Convolutional Layer: Mengekstraksi fitur penting dari gambar b. Pooling Layer: Mengurangi dimensi data agar komputasi lebih efisien. c. Fully Connected Layer: Menghubungkan fitur hasil ekstraksi ke proses klasifikasi. d. Output Layer (Softmax): Menghasilkan probabilitas kelas ekspresi wajah, antusias, bingung, fokus, dan tidak tertarik.
5	Proses Pelatihan dan Validasi:	a. Model dilatih menggunakan data training dengan parameter seperti <i>learning rate</i> , <i>batch size</i> , dan <i>epoch</i> . Selama proses ini, sistem belajar mengenali pola ekspresi berdasarkan fitur wajah.
6	Pengujian Model (Testing):	a. Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data testing untuk mengukur tingkat akurasi dan performa terhadap data baru yang belum pernah dilihat model.
7	Evaluasi dan Visualisasi Hasil:	a. Hasil evaluasi dilakukan menggunakan <i>accuracy score</i> , <i>confusion matrix</i> , dan <i>classification report</i>

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Kebutuhan Sistem

Analisis adalah tahap yang berpengaruh terhadap tahap selanjutnya, dimana tujuannya adalah untuk memahami sistem yang dibuat. Analisis kebutuhan dilakukan untuk memahami elemen-elemen yang diperlukan agar sistem mampu menjalankan fungsi klasifikasi ekspresi wajah secara optimal. Sistem dirancang untuk menganalisis ekspresi wajah mahasiswa selama kegiatan pameran profesional menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN).

- a. Kebutuhan Fungsional
 - 1) Sistem harus dapat menerima masukan berupa citra wajah mahasiswa.
 - 2) Sistem harus melakukan preprocessing terhadap gambar seperti resize, crop, normalization, dan augmentation.
 - 3) Sistem harus mampu melakukan proses pelatihan dan pengujian model CNN untuk mengenali empat kategori ekspresi (antusias, bingung, fokus, tidak tertarik).
 - 4) Sistem harus menampilkan hasil klasifikasi ekspresi beserta tingkat akurasi.
 - 5) Sistem harus dapat menyimpan dan menampilkan hasil evaluasi berupa accuracy, loss, dan confusion matrix.
- b. Kebutuhan Non-Fungsional
 - 1) Sistem harus memiliki antarmuka dan arsitektur yang ringan untuk dijalankan di platform Google Colab berbasis cloud.
 - 2) Proses komputasi harus stabil dengan waktu eksekusi yang efisien.
 - 3) Data dan hasil pelatihan harus dapat disimpan secara aman di penyimpanan cloud.
 - 4) Model harus mampu melakukan generalisasi dengan baik tanpa mengalami overfitting.

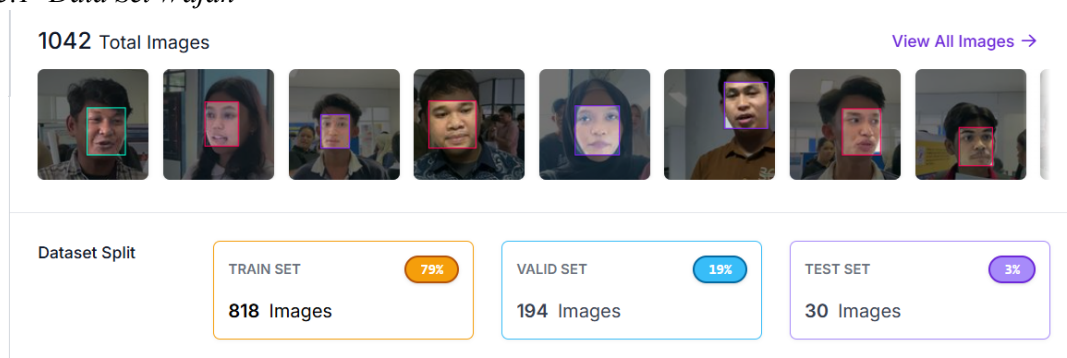
3.2 Analisis Data

Data yang digunakan adalah kumpulan citra wajah mahasiswa yang diambil selama kegiatan pameran profesional di Universitas Dipa Makassar. Berikut adalah data yang digunakan:

- a. Jumlah dataset: 1.042 gambar wajah
- b. Kategori ekspresi: Antusias, Bingung, Fokus, Tidak Tertarik
- c. Format data: .jpg dan .png
- d. Proporsi dataset:
 - 1) Training: 79%
 - 2) Validation: 19%
 - 3) Testing: 3%.

3.3 Hasil

3.3.1 Data Set Wajah



Gambar 2. Data Set

Pada tampilan ini menunjukkan data set wajah dataset Pengujian model dilakukan dengan menggunakan dataset citra wajah yang telah melalui proses preprocessing [11], [12], [13] dan augmentasi [14]. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari gambar wajah yang telah dikumpulkan kemudian dikategorikan menjadi 4 yaitu data Antusias, Bingung, Fokus dan Tidak Tertarik. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1042 gambar wajah. Data diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera.

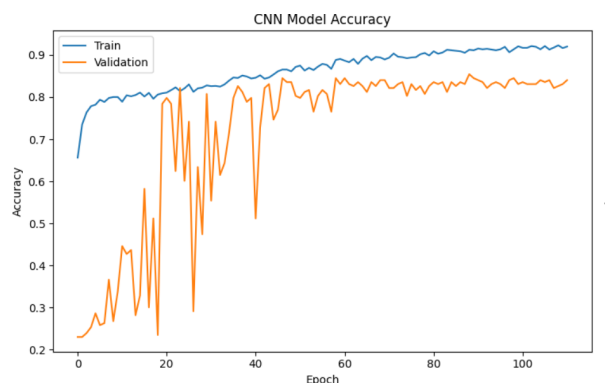
3.3.2 Pelatihan Model

Melatih model...											
epoch 1/50	28s 1s/step	- accuracy: 0.5223	- loss: 1.1585	- val_accuracy: 0.6425	- val_loss: 0.9666	epoch 26/50	28s 1s/step	- accuracy: 0.9720	- loss: 0.8786	- val_accuracy: 0.6218	- val_loss: 2.3785
28/26						28/26					
epoch 2/50	40s 1s/step	- accuracy: 0.5892	- loss: 1.0958	- val_accuracy: 0.6425	- val_loss: 0.9508	epoch 27/50	28s 1s/step	- accuracy: 0.9711	- loss: 0.8695	- val_accuracy: 0.6862	- val_loss: 2.1728
28/26						28/26					
epoch 3/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.5980	- loss: 1.0749	- val_accuracy: 0.6425	- val_loss: 0.9517	epoch 28/50	42s 1s/step	- accuracy: 0.9697	- loss: 0.8819	- val_accuracy: 0.6114	- val_loss: 2.7638
28/26						28/26					
epoch 4/50	44s 1s/step	- accuracy: 0.5279	- loss: 0.9434	- val_accuracy: 0.6528	- val_loss: 1.0022	epoch 29/50	30s 1s/step	- accuracy: 0.9708	- loss: 0.8980	- val_accuracy: 0.6289	- val_loss: 2.7543
28/26						28/26					
epoch 5/50	28s 1s/step	- accuracy: 0.6185	- loss: 0.9772	- val_accuracy: 0.6425	- val_loss: 0.9526	epoch 30/50	43s 1s/step	- accuracy: 0.9782	- loss: 0.1311	- val_accuracy: 0.6289	- val_loss: 2.7513
28/26						28/26					
epoch 6/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.5963	- loss: 0.9287	- val_accuracy: 0.6528	- val_loss: 0.9022	epoch 31/50	38s 1s/step	- accuracy: 0.9786	- loss: 0.8591	- val_accuracy: 0.6166	- val_loss: 2.8225
28/26						28/26					
epoch 7/50	40s 1s/step	- accuracy: 0.6394	- loss: 0.8862	- val_accuracy: 0.6684	- val_loss: 0.9258	epoch 32/50	29s 1s/step	- accuracy: 0.9831	- loss: 0.8497	- val_accuracy: 0.6818	- val_loss: 2.4787
28/26						28/26					
epoch 8/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.6751	- loss: 0.7932	- val_accuracy: 0.6528	- val_loss: 0.8981	epoch 33/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9748	- loss: 0.8784	- val_accuracy: 0.6114	- val_loss: 2.6653
28/26						28/26					
epoch 9/50	42s 1s/step	- accuracy: 0.7035	- loss: 0.7255	- val_accuracy: 0.6528	- val_loss: 0.8917	epoch 34/50	40s 1s/step	- accuracy: 0.9784	- loss: 0.8631	- val_accuracy: 0.6818	- val_loss: 2.5278
28/26						28/26					
epoch 10/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.7070	- loss: 0.6482	- val_accuracy: 0.6632	- val_loss: 0.9284	epoch 35/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9858	- loss: 0.8485	- val_accuracy: 0.5959	- val_loss: 2.9523
28/26						28/26					
epoch 11/50	32s 1s/step	- accuracy: 0.8031	- loss: 0.5187	- val_accuracy: 0.6114	- val_loss: 1.0148	epoch 36/50	42s 1s/step	- accuracy: 0.9777	- loss: 0.8523	- val_accuracy: 0.6166	- val_loss: 2.8949
28/26						28/26					
epoch 12/50	28s 1s/step	- accuracy: 0.7788	- loss: 0.5417	- val_accuracy: 0.6425	- val_loss: 0.9905	epoch 37/50	43s 1s/step	- accuracy: 0.9855	- loss: 0.8394	- val_accuracy: 0.6373	- val_loss: 2.6329
28/26						28/26					
epoch 13/50	39s 1s/step	- accuracy: 0.8285	- loss: 0.4571	- val_accuracy: 0.6373	- val_loss: 1.1324	epoch 38/50	29s 1s/step	- accuracy: 0.9829	- loss: 0.8475	- val_accuracy: 0.6289	- val_loss: 2.9818
28/26						28/26					
epoch 14/50	29s 1s/step	- accuracy: 0.8668	- loss: 0.3556	- val_accuracy: 0.6477	- val_loss: 1.3769	epoch 39/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9976	- loss: 0.8287	- val_accuracy: 0.6425	- val_loss: 3.0211
28/26						28/26					
epoch 15/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.8555	- loss: 0.3256	- val_accuracy: 0.6321	- val_loss: 1.3327	epoch 40/50	29s 1s/step	- accuracy: 0.9937	- loss: 0.8193	- val_accuracy: 0.6321	- val_loss: 3.5833
28/26						28/26					
epoch 16/50	30s 1s/step	- accuracy: 0.8923	- loss: 0.2984	- val_accuracy: 0.6289	- val_loss: 1.4082	epoch 41/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9912	- loss: 0.8186	- val_accuracy: 0.6882	- val_loss: 2.8647
28/26						28/26					
epoch 17/50	40s 1s/step	- accuracy: 0.9235	- loss: 0.2257	- val_accuracy: 0.6114	- val_loss: 1.6281	epoch 42/50	44s 1s/step	- accuracy: 0.9913	- loss: 0.8292	- val_accuracy: 0.6114	- val_loss: 3.4568
28/26						28/26					
epoch 18/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9282	- loss: 0.1888	- val_accuracy: 0.6166	- val_loss: 1.8346	epoch 43/50	37s 1s/step	- accuracy: 0.9911	- loss: 0.8423	- val_accuracy: 0.6289	- val_loss: 3.0245
28/26						28/26					
epoch 19/50	30s 1s/step	- accuracy: 0.9128	- loss: 0.2865	- val_accuracy: 0.6528	- val_loss: 1.6568	epoch 44/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9911	- loss: 0.8311	- val_accuracy: 0.6882	- val_loss: 3.2832
28/26						28/26					
epoch 20/50	28s 1s/step	- accuracy: 0.9514	- loss: 0.1388	- val_accuracy: 0.6321	- val_loss: 1.6612	epoch 45/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9889	- loss: 0.8317	- val_accuracy: 0.6218	- val_loss: 3.3718
28/26						28/26					
epoch 21/50	42s 1s/step	- accuracy: 0.9588	- loss: 0.1285	- val_accuracy: 0.5855	- val_loss: 1.9497	epoch 46/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9889	- loss: 0.8395	- val_accuracy: 0.6166	- val_loss: 3.4883
28/26						28/26					
epoch 22/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9611	- loss: 0.1878	- val_accuracy: 0.6114	- val_loss: 1.8228	epoch 47/50	40s 1s/step	- accuracy: 0.9838	- loss: 0.8543	- val_accuracy: 0.6818	- val_loss: 3.4875
28/26						28/26					
epoch 23/50	43s 1s/step	- accuracy: 0.9689	- loss: 0.1231	- val_accuracy: 0.6373	- val_loss: 2.1834	epoch 48/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9817	- loss: 0.8421	- val_accuracy: 0.6218	- val_loss: 3.2324
28/26						28/26					
epoch 24/50	28s 1s/step	- accuracy: 0.9780	- loss: 0.1805	- val_accuracy: 0.6373	- val_loss: 2.3794	epoch 49/50	38s 1s/step	- accuracy: 0.9905	- loss: 0.8290	- val_accuracy: 0.6114	- val_loss: 3.6778
28/26						28/26					
epoch 25/50						epoch 50/50	41s 1s/step	- accuracy: 0.9879	- loss: 0.8322	- val_accuracy: 0.6166	- val_loss: 3.3641
28/26											

Gambar 3. Data Set

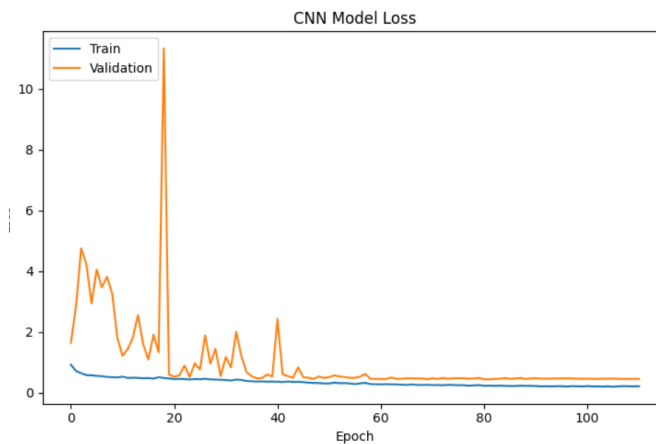
Pada tampilan gambar diatas merupakan halaman Pelatihan Model CNN . Epoch adalah satu siklus penuh dalam proses pelatihan model deep learning, di mana seluruh data latih diproses sekali untuk memperbarui bobot model melalui mekanisme forward propagation dan backpropagation. Semakin banyak jumlah epoch, semakin sering model mempelajari pola dari data latih, sehingga kemampuan klasifikasi dapat meningkat.

3.3.3 Grafik Akurasi dan Loss



Gambar 4. Training dan Validasi CNN Model Akurasi

Pada gambar Grafik diatas menunjukkan bahwa akurasi training pada model CNN meningkat secara stabil dari awal hingga akhir epoch dan mencapai lebih dari 90%, menandakan model berhasil mempelajari data latih dengan baik. Sementara itu, akurasi validasi pada awal pelatihan mengalami fluktuasi yang cukup besar, menunjukkan model belum stabil dalam melakukan generalisasi. Namun, setelah pertengahan epoch, akurasi validasi menjadi lebih konsisten di kisaran 82–85% dengan selisih yang tidak terlalu jauh dari akurasi training, yang menandakan bahwa model telah mencapai performa yang baik dan mampu melakukan generalisasi dengan cukup efektif tanpa indikasi overfitting yang berlebihan.



Gambar 5. Training dan Validasi CNN Model Loss

Pada gambar diatas merupakan tampilan training dan Validasi akurasi . Grafik CNN Model Loss menunjukkan bahwa loss training (garis biru) menurun secara konsisten seiring bertambahnya epoch, menandakan proses pembelajaran model berjalan dengan baik dan semakin optimal. Sementara itu, loss validasi (garis oranye) pada awal pelatihan mengalami fluktuasi yang sangat besar, bahkan sempat meningkat tajam, yang menunjukkan model belum stabil dalam mengenali pola data validasi. Namun setelah pertengahan epoch, loss validasi mulai menurun dan stabil mendekati loss training, menandakan bahwa model telah mencapai kondisi yang lebih stabil, mampu melakukan generalisasi dengan baik, serta tidak menunjukkan indikasi overfitting yang signifikan di akhir pelatihan.

3.3.4 Hasil Akurasi

```

▶ test_loss, test_acc = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=2)
print(f"\nAkurasi pada data uji: {test_acc:.4f}")

... 7/7 - 0s - 8ms/step - accuracy: 0.8216 - loss: 0.4418

Akurasi pada data uji: 0.8216

```

Gambar 6. Hasil Akurasi

Pada Tampilan diatas menunjukkan hasil tingkat akurasi data. Dari proses evaluasi diperoleh akurasi sebesar 0,8216 (82,16%) dan loss sebesar 0,4418, yang menandakan bahwa model mampu mengklasifikasikan data uji dengan cukup baik. Nilai akurasi ini menunjukkan performa generalisasi model yang konsisten dengan hasil validasi sebelumnya, sementara nilai loss yang relatif rendah menandakan kesalahan prediksi model pada data uji berada pada tingkat yang wajar dan dapat diterima.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa analisis ekspresi wajah mahasiswa menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dapat digunakan sebagai indikator nonverbal yang objektif untuk menilai tingkat kesiapan mahasiswa dalam mengikuti pameran profesional. Dengan memanfaatkan 1.042 citra wajah yang diklasifikasikan ke dalam empat kategori ekspresi, model CNN yang dikembangkan mampu mencapai akurasi sebesar 82,16% pada data uji, dengan performa terbaik pada ekspresi fokus dan tidak tertarik. Meskipun masih terdapat keterbatasan dalam membedakan ekspresi antusias dan bingung akibat kemiripan visual serta ketidakseimbangan data, hasil penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan berbasis deep learning memiliki potensi besar sebagai alat bantu evaluasi akademik yang lebih terukur, konsisten, dan berbasis data visual dibandingkan penilaian subjektif semata.

5. SARAN

Berdasarkan hasil telah dilakukan, disarankan agar pengembangan sistem analisis ekspresi wajah ke depannya dilakukan dengan menambah jumlah serta variasi dataset, baik dari segi subjek, kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, maupun keragaman ekspresi, sehingga model CNN dapat mengenali pola ekspresi secara lebih akurat dan seimbang. Selain itu, penerapan teknik optimasi dan regularisasi seperti dropout, early stopping, serta penyesuaian arsitektur model CNN juga perlu dilakukan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi dan mengurangi risiko overfitting. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengintegrasikan sistem ini ke dalam aplikasi berbasis real-time atau sistem pendukung keputusan akademik agar dapat digunakan secara langsung sebagai alat bantu evaluasi kesiapan mahasiswa dalam kegiatan pameran profesional secara lebih efektif dan praktis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada dosen atas bimbingan, saran, dan masukan yang sangat berarti selama proses penulisan jurnal ini. Dedikasi dan kesabaran Ibu dan Bapak Dosen sangat membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ath-Thariq and T. N. Suharsono, "Deteksi Penyakit Kulit Serupa Pada Wajah Berbasis Mobile dengan Metode Convolutional Neural Network," *Journal of Social Science Research*, vol. 3, p. 12, 2023.
- [2] I. P. A. Aryawan, I. N. Purnama, and K. Q. Fredlina, "Analisis Perbandingan Algoritma CNN dan SVM pada Klasifikasi Ekspresi Wajah," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 9, no. 4, pp. 399–408, 2023.
- [3] M. Rijal, A. M. Yani, and A. Rahman, "Deteksi Citra Daun untuk Klasifikasi Penyakit Padi Menggunakan Pendekatan Deep Learning dengan Model CNN," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 56–62, 2024.
- [4] M. I. Syahputra and A. T. Wibowo, "Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek Berdasarkan Citra Kuntum Bunga Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 7, no. 2, pp. 8015–8023, 2020.
- [5] R. Ginting, "Deteksi Emosi Anak Menggunakan Metode Deep Learning Berbasis Data Visual dan Non-Visual," *Jurnal Teknologi Informasi dan Kecerdasan Buatan*, vol. 7, no. 2, pp. 120–128, 2023.
- [6] H. Auza, M. B. A. Putra, M. A. Saputra, R. Hartono, and P. Rosyani, "Implementasi Deep Learning untuk Deteksi Wajah dan Ekspresi Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan OpenCV," *Jurnal Artificial Intelligent dan Sistem Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 4, pp. 261–265, 2024.
- [7] Y. Prasetyawan and R. Gatra, "Analisis Ekspresi Wajah sebagai Indikator Kepuasan dan Kesiapan Individu Menggunakan Pendekatan Computer Vision," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 3, pp. 455–462, 2021.
- [8] A. L. S. Guntoro, E. Julianto, and D. Budiyo, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal Informatika Atma Jogja*, vol. 3, no. 2, pp. 155–160, 2022.
- [9] M. S. Fattah, D. Z. Haq, D. Candra, and R. Novitasari, "Pengolahan Citra Digital untuk Identifikasi Kanker Otak Menggunakan Metode Deep Belief Network (DBN)," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 6, no. 4, 2021.
- [10] P. A. Khairunnisa, "Sistem Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Deep Learning," vol. 2, no. 1, pp. 594–607, 2025.
- [11] L. Khoirani and R. Ariansyah, "Aplikasi Pengolahan Citra untuk Peningkatan Deteksi Tepi Melalui Segmentasi Citra," vol. 2, no. 3, 2024.
- [12] C. Białek, A. Mاتیolański, and M. Grega, "An Efficient Approach to Face Emotion Recognition with Convolutional Neural Networks," *Electronics*, vol. 12, no. 12, p. 2707, 2023.

- [13] D. Pruthviraja, U. M. Kumar, S. Parameswaran, V. G. Chowdary, and V. Bharadwaj, "Deep Convolutional Neural Network Architecture for Facial Emotion Recognition," *PeerJ Computer Science*, vol. 10, p. e2339, 2024.
- [14] H. Perez and J. Wang, "The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification Using Deep Learning," *Convolutional Neural Networks for Visual Recognition*, 2021.