

# Deteksi Emosi dari Ekspresi Wajah dengan Deep Learning

Marwan Ramdhany Edy  
Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar  
marwanre@unm.ac.id

**Abstrak:** Wajah adalah salah satu bagian penting dalam interaksi sosial manusia karena dapat mengekspresikan emosi dan niat seseorang. Penelitian ini mengarah pada pengenalan ekspresi wajah menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) untuk memprediksi emosi seseorang secara real-time. Ekspresi wajah telah diklasifikasikan menjadi tujuh kategori berdasarkan penelitian oleh Ekman, termasuk senang, sedih, jijik, marah, terkejut, dan biasa saja. Model CNN yang dikembangkan menggunakan dataset gambar yang sudah dilabelkan untuk melakukan pembelajaran fitur dan klasifikasi ekspresi wajah. Selain itu, model ini diintegrasikan ke dalam sebuah sistem berbasis website video real-time untuk meningkatkan interaksi manusia-mesin. Penelitian ini memiliki potensi aplikasi yang luas dalam teknologi pengenalan wajah, pemahaman emosi, dan interaksi manusia dengan sistem komputer.

**Kata Kunci:** Convolutional Neural Network (CNN), Emosi, Deep Learning, Pengenalan ekspresi wajah

## I. PENDAHULUAN

Pemrosesan wajah (face processing) adalah salah satu teknologi dalam bidang computer vision yang saat ini mengalami perkembangan pesat. Salah satu aspek utamanya adalah Pengenalan Ekspresi Wajah (Facial Expression Recognition). Pengenalan ekspresi wajah ini sering dihubungkan dengan deteksi emosi (Adiatma et al., 2021) Sejauh ini, sudah banyak peneliti yang melakukan penelitian mengenai Pengenalan Ekspresi Wajah (Facial Expression Recognition) hingga tahun 2019 (Huang et al., 2019).

Wajah adalah salah satu bagian tubuh manusia yang memiliki peran penting dalam interaksi sosial. Sebagai pusat ekspresi, pengenalan, dan komunikasi, wajah memberikan informasi yang kaya akan emosi dan niat seseorang. Ekspresi wajah merupakan alat komunikasi yang universal, memungkinkan individu untuk mengekspresikan perasaan mereka, yang dapat dipahami oleh orang lain (Sigit Guntoro et al., 2015)

Emosi merupakan bagian tak terpisahkan dari setiap individu saat berkomunikasi. Emosi dapat diekspresikan dengan berbagai cara yang kadang sulit dikenali secara langsung (Rere et al., 2019). Pengenalan emosi bisa dilakukan melalui berbagai fitur seperti ekspresi wajah, suara, teks, dan gerakan tubuh. Di antara berbagai fitur tersebut, pengenalan emosi melalui ekspresi wajah adalah salah satu yang paling populer karena ekspresi wajah dapat terlihat secara langsung (Azhari, 2021)

Emosi dan kognisi lantas dianggap sebagai “alat yang sederhana namun berguna” bagi manusia untuk bertahan hidup (Hartanto, 2019). Emosi sebagai respons terhadap stimulus atau peristiwa tertentu, dapat terbaca melalui ekspresi mikro pada wajah seseorang. Ekman, seorang ahli psikologi, mengidentifikasi tujuh ekspresi wajah yang paling umum: senang, sedih, jijik, marah, terkejut, dan biasa saja. Klasifikasi ini memberikan dasar yang kuat untuk memahami emosi seseorang melalui ekspresi wajah mereka (Sigit Guntoro et al., 2015)

Pengenalan ekspresi wajah menjadi topik yang menarik dalam penelitian ilmiah, terutama dengan kemajuan dalam bidang kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin.

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu teknik dalam deep learning yang sangat efektif dalam mengenali pola pada data gambar (Sigit Guntoro et al., 2015)

Pada suatu penelitian yang dilakukan pada tahun 2022 oleh R. R. Amaanullah, G. R. Pascifa, S. A. Nugraha, M. R. Zein, and F. D. Adhinata ini bertujuan untuk mengembangkan model CNN yang dapat memprediksi ekspresi wajah seseorang secara real-time. Dengan menggunakan dataset gambar yang sudah dilabelkan sesuai dengan tujuh klasifikasi ekspresi wajah, kami ingin membangun sistem yang mampu mengenali dan memahami ekspresi seseorang secara akurat (Amaanullah et al., 2022)

Ada dua langkah yang harus dilalui untuk mengenali ekspresi wajah manusia (Dewi & Ismawan, 2021). Pertama, terdapat tahap pembelajaran fitur. Pada langkah ini, gambar akan diubah menjadi representasi numerik yang disebut encoding, yang mencerminkan fitur-fitur yang signifikan dalam gambar tersebut. Tahap kedua adalah klasifikasi, di mana model akan menggunakan representasi fitur tersebut untuk mengidentifikasi ekspresi wajah yang tepat (Sigit Guntoro et al., 2015)

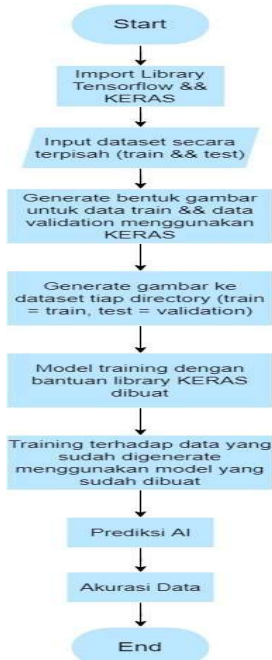
Selain itu, penelitian yang dilakukan pada tahun 2022 oleh R. R. Amaanullah, G. R. Pascifa, S. A. Nugraha, M. R. Zein, and F. D. Adhinata ini juga akan mengintegrasikan model CNN ke dalam sebuah sistem berbasis website video real-time. Hal ini akan memungkinkan pengguna untuk melihat prediksi ekspresi wajah secara langsung dari video yang diambil, memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi yang dapat meningkatkan pemahaman dan interaksi manusia-mesin (Amaanullah et al., 2022)

Dengan demikian, ini tidak hanya relevan dalam konteks ilmiah, tetapi juga memiliki potensi aplikasi yang luas dalam berbagai bidang, termasuk teknologi pengenalan wajah, pemahaman emosi, dan interaksi manusia dengan sistem komputer (Amaanullah et al., 2022)

## II. METODE PENELITIAN

Dalam menggunakan teknologi untuk membaca ekspresi atau emosi wajah seseorang, kita bisa menerapkan konsep

deep learning dan metode CNN (Convolutional Neural Network) untuk mengidentifikasinya. Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini dirancang khusus, dengan lapisan-lapisannya ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Sistem

**Pengumpulan Data:**

1. Dataset gambar ekspresi wajah yang telah dilabelkan dengan tujuh kategori emosi marah, jijik, takut, bahagia, netral, sedih, dan terkejut.
2. Sumber data dapat berasal dari dataset publik seperti FERET (Facial Expression Recognition Through Emotion Taxonomy) atau CK+ (Cohn-Kanade Facial Expression Database).
3. Pastikan dataset seimbang dalam hal jumlah gambar untuk setiap kategori emosi.

**Berikut Dataset Pengumpulan Data:**

- a) Terdapat 958 citra gambar dalam kategori marah. Ekspresi marah biasanya ditunjukkan dengan mulut terbuka seolah-olah berteriak dan mata menatap tajam ke arah lawan bicara. Berikut adalah contoh dataset untuk klasifikasi marah.



Gambar 2. Data train kategori marah (Archive.Zip, n.d.)

- b) Kategori jijik memiliki 111 gambar. Ekspresi seseorang yang merasa jijik digambarkan dengan sudut bibir yang ditarik ke bawah dan mata yang menatap tajam ke objek yang menyebabkan rasa jijik. Berikut adalah contoh kumpulan data untuk klasifikasi ekspresi jijik.



Gambar 3. Data train kategori jijik (Archive.Zip, n.d.)

- c) Terdapat 1.024 citra gambar dalam kategori takut. Ekspresi seseorang yang merasa takut ditandai dengan mata yang terlihat ketakutan dan ragu-ragu saat menatap objek. Berikut adalah contoh dataset untuk klasifikasi takut.



Gambar 4. Data train kategori takut (Archive.Zip, n.d.)

- d) Terdapat 1.774 citra gambar dalam kategori bahagia. Ekspresi yang diuji untuk klasifikasi ini adalah wajah yang menunjukkan senyuman. Berikut adalah contoh citra gambar yang termasuk dalam kategori bahagia.



Gambar 5. Data train kategori bahagia (Archive.Zip, n.d.)

- e) Terdapat 1.233 citra gambar dalam kategori netral. Ekspresi netral menunjukkan bahwa seseorang tidak merasakan emosi apapun, sehingga wajah yang ditampilkan memiliki ekspresi datar. Berikut adalah contoh citra gambar yang termasuk dalam kategori netral.



Gambar 6. Data train kategori netral (Archive.Zip, n.d.)

- f) Terdapat 1.247 citra gambar dalam kategori sedih. Ekspresi seseorang yang sedang bersedih ditunjukkan dengan mata yang tidak fokus menatap objek dan sudut bibir yang sedikit ditarik ke bawah. Berikut adalah contoh citra gambar yang termasuk dalam kategori sedih.



Gambar 7. Data train kategori sedih (Archive.Zip, n.d.)

g) Terdapat 831 citra gambar dalam kategori terkejut. Ekspresi seseorang yang terkejut ditunjukkan dengan tatapan mata tajam ke arah objek dan mulut yang menganga. Berikut adalah contoh citra gambar yang termasuk dalam kategori terkejut.



Gambar. 8 Data train kategori terkejut (Archive.Zip, n.d.)

Pra-pemrosesanData:

1. Normalisasi gambar untuk memastikan ukuran dan format yang seragam.
2. Augmentasi data dengan teknik seperti rotasi, pembesaran, dan pemotongan untuk meningkatkan variasi data dan mencegah overfitting.

Arsitektur CNN:

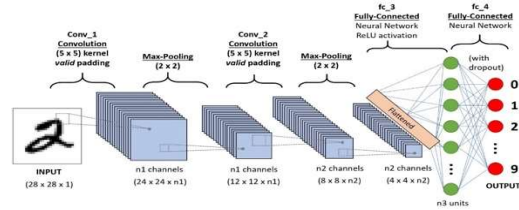
1. Gunakan arsitektur CNN yang terbukti efektif untuk klasifikasi gambar, seperti VGG16 atau ResNet50.
2. Modifikasi arsitektur dengan menambahkan layer fully connected untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah.

Pelatihan Model:

1. Bagi dataset menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian.
2. Latih model CNN dengan menggunakan algoritma optimasi seperti Adam atau SGD.
3. Pantau performa model pada set validasi untuk menghindari overfitting.
4. Evaluasi performa model pada set pengujian untuk mendapatkan akurasi klasifikasi.

Fungsi CNN

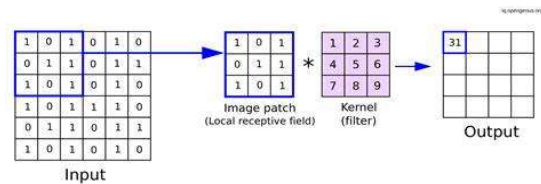
Membuat Machine Learning dengan metode Deep Learning yang saat ini memberikan hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN dirancang khusus untuk pengenalan dan klasifikasi gambar. CNN memiliki beberapa lapisan yang mengekstrak informasi dari gambar dan menentukan klasifikasinya dalam bentuk skor klasifikasi. Aplikasi ini menggunakan bahasa pemrograman Python, serta berbasis web dengan TensorFlow dan OpenCV. Metode ini terdiri dari tahap pra-pemrosesan dan tahap klasifikasi. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan berbagai ukuran batch dan epoch untuk mendapatkan model terbaik. Dataset yang digunakan mencakup ekspresi senang, sedih, takut, jijik, netral, marah, dan terkejut. Jumlah dataset tidak mempengaruhi penilaian, tetapi kedetailan citra dalam dataset sangat mempengaruhi hasil penilaian. Adi Nugroho, P., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020).



Gambar 9. Convolutional Neural Network (67201cnn.Jpeg (1644×880), n.d.)

Lapisan Arsitektur 2D Convolution

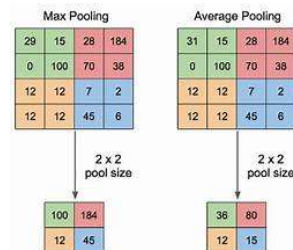
Lapisan CONV bertugas mendeteksi fitur lokal tertentu di setiap lokasi citra masukan dan berfungsi sebagai lapisan penghubung yang mengubah data masukan menjadi feature map yang telah dikonvolusi dengan filter. Rokhana, R., Priambodo, J., Karlita, T., Made, I., Sunarya, G., Yuniarno, E. M., Purnama, K. E., & Purnomo, M. H. (2019).



Gambar 10. 2D Convolution In Python (2023\_01\_20\_0te\_Kleki-Min.Png (2048×768), n.d.)

Lapisan Arsitektur Max Pooling

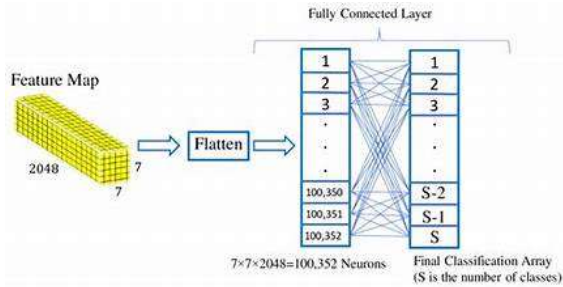
Layer pooling menggunakan jenis average pooling layer atau max pooling layer dengan filter berukuran 2x2 dan aktivasi tanh, serta memiliki dua stride. Lapisan ini mirip dengan lapisan kedua (S2), namun memiliki 16 feature maps. Terdapat 400 node pada lapisan ini yang akan terhubung dengan 5x5x16. Dengan menggunakan rumus (1) dan (2), didapatkan dimensi gambar 5x5x16. Rafly Alwanda, M., Putra, R., Ramadhan, K., & Alamsyah, D. (2020).



Gambar. 11 Max Pooling In Convolutional Neural Network (Illustration-of-Max-Pooling-and-Average-Pooling-Figure-2-above-Shows-an-Example-of-Max.Png (517×451), n.d.)

Lapisan Arsitektur Flatten

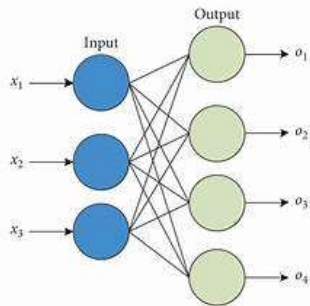
Flatten layer adalah tipe lapisan dalam struktur model deep learning yang bertujuan meratakan input multi-dimensi menjadi larik satu dimensi. Dense layer didefinisikan dengan 128 unit dan menggunakan fungsi aktivasi ReLU. ReLU adalah fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam lapisan jaringan syaraf karena sederhana dan memungkinkan model untuk belajar dengan cepat. Alifian Hernanda Wibowo, K. (n.d.).



Gambar 12. *Flatten Layer In Convolutional Neural Network (Convolved Truth of CNN (Convolutional Neural Networks) | by ..., n.d.)*

#### Lapisan Arsitektur Dense

Dense layer merupakan lapisan yang terhubung sepenuhnya dengan 2 neuron output. Layer Dense ini menggunakan parameter softmax pada lapisan output untuk memastikan nilai output tetap berada dalam rentang 0 hingga 1 dan menghasilkan probabilitas yang konsisten pada setiap neuron output.



Gambar 13. *Dense Connected Neural Network (Structure of the fully connected layer. | Download Scientific Diagram, n.d.)*

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### Arsitektur

Dari hasil pelatihan yang disajikan, terlihat bahwa arsitektur model berhasil menunjukkan peningkatan performa dengan penurunan nilai fungsi kerugian (loss) dan peningkatan tingkat akurasi pada data pelatihan selama proses pelatihan. Meskipun demikian, evaluasi pada 7.178 gambar yang mencakup 7 ekspresi wajah menunjukkan bahwa performa model pada data validasi masih belum optimal. Hal ini menandakan perlunya penyesuaian lebih lanjut pada arsitektur model atau tuning parameter untuk meningkatkan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan demikian, diharapkan model dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dan handal pada data baru.

Namun, hasil validasi menunjukkan bahwa performa model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya masih belum optimal. Nilai fungsi kerugian (loss) pada data validasi masih relatif tinggi, sementara tingkat akurasi belum mencapai tingkat yang diharapkan. Hal ini mengisyaratkan kemungkinan terjadinya overfitting,

di mana model cenderung terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan dan tidak dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru.

Oleh karena itu, meskipun arsitektur model yang digunakan telah memberikan hasil yang memuaskan pada data pelatihan, langkah-langkah tambahan perlu diambil untuk meningkatkan performa model secara keseluruhan. Hal ini dapat meliputi penyesuaian arsitektur model, tuning parameter pelatihan, atau penerapan teknik regularisasi untuk mengatasi masalah overfitting yang terjadi. Dengan demikian, diharapkan performa model dapat ditingkatkan secara signifikan sehingga dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dan dapat diandalkan pada data yang baru.

Pada pelatihan model, dilakukan penggunaan fungsi kerugian categorical\_crossentropy dan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0.0001. Metrik evaluasi yang digunakan adalah akurasi. Model dilatih selama 50 epoch dengan ukuran batch sebesar 448. Hasil pelatihan model pada beberapa epoch pertama menunjukkan peningkatan secara bertahap pada akurasi baik pada data pelatihan maupun data validasi, namun demikian, akurasi masih belum mencapai tingkat yang diharapkan. Diperlukan penyesuaian lebih lanjut pada arsitektur model atau parameter pelatihan untuk meningkatkan performa model secara keseluruhan.

Untuk keterangan model yang lebih jelasnya adalah pada gambar 14

```

python Input-7 GetStdOutStdErr: Overwriting 'Model_Fit_generator' is deprecated and will be removed in a future version. Please use 'Model_Fit', which supports generators.
--metric: acc@1 --save_dir: ./data/Model_Fit_generator
Epoch 1/50
448/448 [-----] -- 396.872m/step -- loss: 1.792 -- accuracy: 0.269 -- val_loss: 1.786 -- val_accuracy: 0.109
Epoch 2/50
448/448 [-----] -- 372.812m/step -- loss: 1.628 -- accuracy: 0.308 -- val_loss: 1.547 -- val_accuracy: 0.489
Epoch 3/50
448/448 [-----] -- 396.888m/step -- loss: 1.528 -- accuracy: 0.422 -- val_loss: 1.481 -- val_accuracy: 0.442
Epoch 4/50
448/448 [-----] -- 396.888m/step -- loss: 1.467 -- accuracy: 0.485 -- val_loss: 1.374 -- val_accuracy: 0.488
Epoch 5/50
448/448 [-----] -- 396.888m/step -- loss: 1.383 -- accuracy: 0.472 -- val_loss: 1.387 -- val_accuracy: 0.485
    
```

Gambar 14. Lapisan model

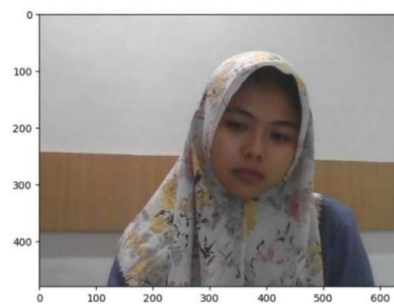
#### Data Set

Terdapat jenis dataset yang digunakan dalam Penelitian ini menggunakan dua dataset untuk pengujian data. Dataset untuk data latih mengandung 7.178 citra, sedangkan untuk data uji terdapat 10 citra gambar. Setiap dataset diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori, termasuk citra marah, jijik, takut, bahagia, netral, sedih, dan terkejut.

Berikut adalah dataset pengujian citra gambar yang telah dikumpulkan dalam dataset latih dan berhasil dideteksi dengan metode Convolutional Neural Network (CNN).

a) Citra gambar dengan kategori marah yang telah dilakukan pengujian.

Berikut contoh citra kategori marah yang telah diuji.



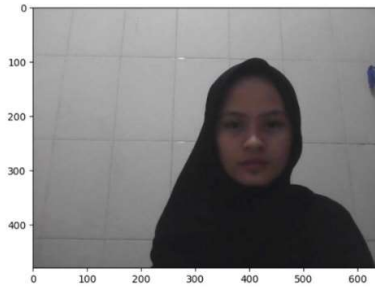
Gambar 15. Citra Kategori Marah

- b) Citra gambar dengan kategori jijik yang telah dilakukan pengujian. Berikut contoh citra kategori jijik yang telah diuji.



Gambar 16. Citra Kategori Jijik

- c) Citra gambar dengan kategori takut yang telah dilakukan pengujian. Berikut contoh citra kategori takut yang telah diuji



Gambar 17. Citra Kategori Takut

- d) Citra gambar dengan kategori bahagia yang telah dilakukan pengujian berjumlah citra. Berikut contoh citra kategori bahagia yang telah diuji



Gambar 18. Citra Kategori Senang

- e) Citra gambar dengan kategori netral yang telah dilakukan pengujian. Berikut contoh citra kategori netral yang telah diuji



Gambar 19. Citra Kategori Netral

- f) Citra gambar dengan kategori sedih yang telah dilakukan pengujian. Berikut contoh citra kategori sedih yang telah diuji.



Gambar 20. Citra Kategori Sedih

- g) Citra gambar dengan kategori seprais yang telah dilakukan pengujian Berikut contoh citra kategori terkejut yang telah diuji.

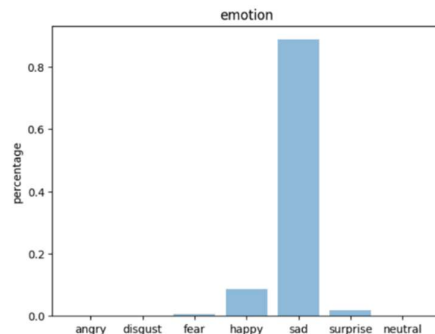


Gambar 21. Citra Kategori Marah

#### Hasil Pengujian

Setelah merancang arsitektur model dan memilih dataset, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian. Proses pengujian ini melibatkan dua tahap utama: pertama, melatih model arsitektur menggunakan dataset yang telah disiapkan, dan kedua, menguji performa model yang telah dilatih menggunakan gambar-gambar yang tidak termasuk dalam dataset tersebut.

Hasil pelatihan menunjukkan kinerja yang memuaskan, dengan penggunaan 50 epoch dan batch size sebesar 448. Dapat dilihat untuk akurasi pelatihan dan pengujian memiliki hasil yang bagus karena tidak mengalami *overfitting*.



Gambar. 22 Percentage Emotion 50 epoch

Meskipun terjadi penurunan tingkat kesalahan selama proses pelatihan, ada indikasi kecil terjadinya *overfitting* karena tingkat kesalahan pada tahap pengujian cenderung stabil.

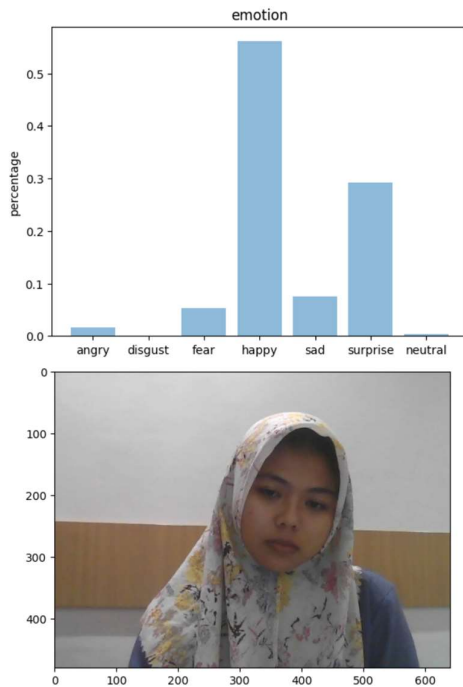
```
Epoch 45/50
448/448 [=====] - 418s 915ms/step - loss: 0.2630 - accuracy: 0.9065 - val_loss: 1.3289 - val_accuracy: 0.6292
Epoch 46/50
448/448 [=====] - 431s 962ms/step - loss: 0.2497 - accuracy: 0.9113 - val_loss: 1.3565 - val_accuracy: 0.6264
Epoch 47/50
448/448 [=====] - 429s 958ms/step - loss: 0.2478 - accuracy: 0.9133 - val_loss: 1.3474 - val_accuracy: 0.6279
Epoch 48/50
448/448 [=====] - 427s 954ms/step - loss: 0.2477 - accuracy: 0.9138 - val_loss: 1.3341 - val_accuracy: 0.6237
Epoch 49/50
448/448 [=====] - 429s 957ms/step - loss: 0.2369 - accuracy: 0.9148 - val_loss: 1.3561 - val_accuracy: 0.6269
Epoch 50/50
448/448 [=====] - 414s 923ms/step - loss: 0.2277 - accuracy: 0.9184 - val_loss: 1.3746 - val_accuracy: 0.6264
```

Gambar. 23 Hasil Akhir Tingkat Akurasi 50 Epoch

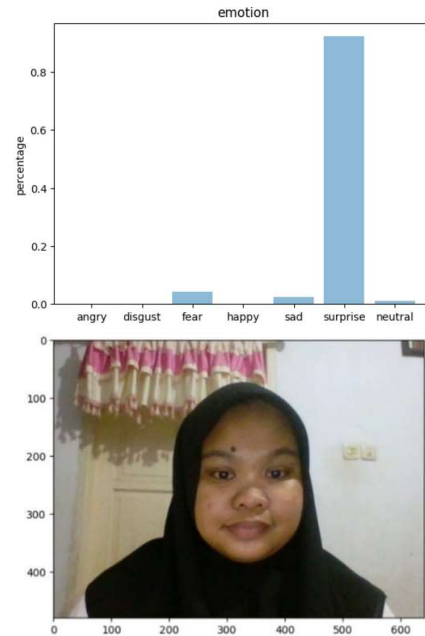
Untuk hasil dengan epoch sebanyak 50 mendapatkan nilai akhir akurasi sebesar 0.8680% untuk pelatihan dan 0.6244% untuk pengujian. Selanjutnya nilai akhir dari tingkat kesalahan pelatihan didapat sebesar 0.3683% dan tingkat kesalahan pengujian sebesar 1.1945%.

Hasil Prediksi

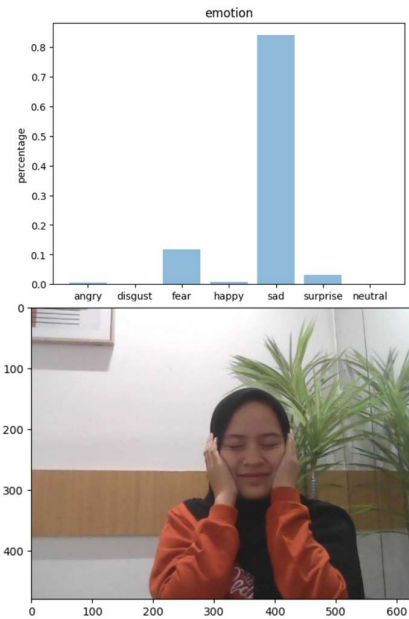
Setelah proses pelatihan selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi menggunakan model yang telah dibuat. Hasil prediksinya dapat dilihat seperti yang tergambar pada gambar berikut.



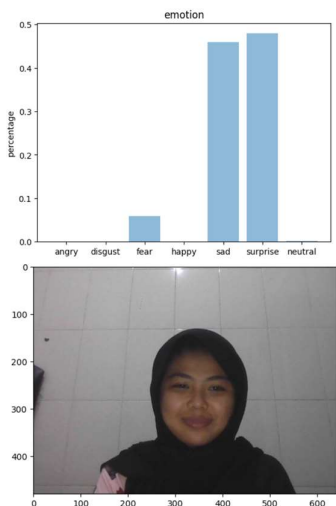
Gambar 24. Hasil prediksi dengan ekspresi sad hanya terprediksi 0.08.



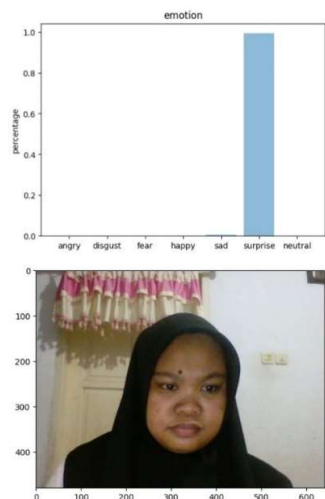
Gambar 25. Hasil prediksi dengan ekspresi neutral hanya terprediksi 0.01



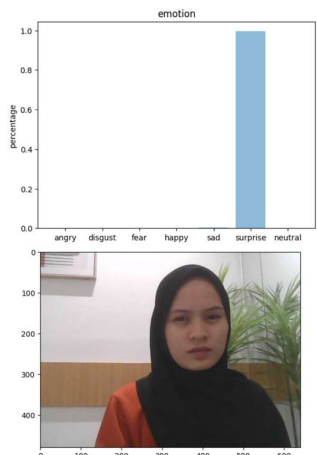
Gambar 26. Hasil prediksi dengan ekspresi fear hanya terprediksi 0.1,5



Gambar 27. Hasil prediksi dengan ekspresi happy salah diprediksi oleh sistem sebagai ekspresi surprise.



Gambar 28. Hasil prediksi dengan ekspresi angry salah diprediksi oleh sistem sebagai ekspresi surprise.



Gambar. 29 Hasil prediksi dengan ekspresi disgust salah diprediksi oleh sistem sebagai ekspresi surprise

#### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, model Convolutional Neural Network (CNN) menunjukkan peningkatan performa yang signifikan selama proses pelatihan. Model berhasil menunjukkan penurunan nilai fungsi kerugian (loss) dan peningkatan tingkat akurasi pada data pelatihan. Namun, evaluasi pada data validasi mengindikasikan bahwa model masih cenderung overfitting, menandakan bahwa model terlalu menyesuaikan dengan data pelatihan dan kurang mampu menggeneralisasi pada data baru. Hasil pengujian akhir menunjukkan akurasi sebesar 86.80% pada data pelatihan dan 62.44% pada data pengujian. Nilai akhir dari tingkat kesalahan pelatihan adalah 36.83%, dan tingkat kesalahan pengujian adalah 119.45%. Beberapa ekspresi wajah, seperti "happy," masih sering salah diklasifikasikan sebagai "surprise."

Untuk mengatasi masalah ini, perlu dilakukan penyesuaian lebih lanjut pada arsitektur model dan parameter pelatihan. Penerapan teknik regularisasi seperti Dropout, Batch Normalization, atau penggunaan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi dapat membantu mengurangi overfitting. Penelitian lanjutan juga perlu mengembangkan dataset dengan variasi ekspresi wajah yang lebih luas dan seimbang untuk masing-masing kategori emosi. Dalam pengembangan teknologi pengenalan wajah, penting untuk mempertimbangkan etika penggunaan data wajah dan memastikan perlindungan data yang memadai. Membandingkan arsitektur CNN dengan teknik pengolahan data lainnya, seperti Transfer Learning atau ensemble model, juga dapat membantu meningkatkan akurasi dan generalisasi model. Selain itu, teknologi pengenalan ekspresi wajah ini dapat dieksplorasi lebih lanjut untuk aplikasi di bidang lain, seperti pendidikan, kesehatan mental, dan interaksi manusia-mesin.

Dengan menerapkan langkah-langkah tersebut, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi pengenalan wajah dan pemahaman emosi, sambil memperhatikan aspek etika dan keamanan data. Performanya, dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, menunjukkan peningkatan yang cukup signifikan dengan akurasi pelatihan meningkat sebesar 86.80%. Namun, masih ada ruang untuk perbaikan lebih lanjut dalam hal generalisasi dan pengurangan overfitting.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adiatma, B. C. L., Utami, E., & Hartanto, A. D. (2021). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Deep Convolutional Neural Network. *Explore*, 11(2), 75. <https://doi.org/10.35200/explore.v11i2.478>
- [2] Amaanullah, R. R., Pascifa, G. R., Nugraha, S. A., Zein, M. R., & Adhinata, F. D. (2022). *Implementasi CNN untuk deteksi emosi melalui wajah.pdf* (pp. 236–244).
- [3] Azhari, I. (2021). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Deteksi Emosi

- Manusia Berdasarkan Ekspresi Wajah. *eProsiding Teknik Informatika (PROTEKTIF)*, 1(1), 112–118.
- [4] *Convolved Truth of CNN (Convolutional Neural Networks )* | by ... (n.d.). www.google.com. Retrieved May 22, 2024, from [https://www.google.com/imgres?imgurl=https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1400/1\\*SOfL1FpV3UC6CT-vjJ1CDQ.png&tbnid=TxYSZO1n0u5i-M&vet=1&imgrefurl=https://blog.stackademic.com/convoluted-truth-of-cnn-convolutional-neural-networks-843a72eac0e0&docid=\\_KW1UJBu1pMPCM&w=850&h=433&hl=id-ID&source=sh/x/im/can/1&kgs=0dc30a9ba6a69ece&shem=abme,ssic,trie,xgalpt1&sfr=vfe](https://www.google.com/imgres?imgurl=https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1400/1*SOfL1FpV3UC6CT-vjJ1CDQ.png&tbnid=TxYSZO1n0u5i-M&vet=1&imgrefurl=https://blog.stackademic.com/convoluted-truth-of-cnn-convolutional-neural-networks-843a72eac0e0&docid=_KW1UJBu1pMPCM&w=850&h=433&hl=id-ID&source=sh/x/im/can/1&kgs=0dc30a9ba6a69ece&shem=abme,ssic,trie,xgalpt1&sfr=vfe)
- [5] Dewi, N., & Ismawan, F. (2021). Implementasi Deep Learning Menggunakan Cnn Untuk Sistem Pengenalan Wajah. *Faktor Exacta*, 14(1), 34. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i1.8989>
- [6] Hartanto, H. (2019). Waktu Reaksi Dan Akurasi Dalam Pengenalan Ekspresi Wajah: Sebuah Eksperimen Psikofisik. *Jurnal Psikologi*, 17(2), 131. <https://doi.org/10.14710/jp.17.2.131-142>
- [7] Huang, Y., Chen, F., Lv, S., & Wang, X. (2019). Facial expression recognition: A survey. *Symmetry*, 11(10). <https://doi.org/10.3390/sym11101189>
- [8] *Illustration-of-Max-Pooling-and-Average-Pooling-Figure-2-above-shows-an-example-of-max.png* (517×451). (n.d.). Retrieved May 22, 2024, from <https://www.researchgate.net/publication/333593451/figure/fig2/AS:765890261966848@1559613876098/illustration-of-Max-Pooling-and-Average-Pooling-Figure-2-above-shows-an-example-of-max.png>
- [9] Rere, L. M. R., Usna, S., & Soegijanto, D. (2019). Studi Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi STI&K (SeNTIK)*, 3.
- [10] Sigit Guntoro, A. L., Julianto, E., & Budiyanto, D. (2015). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Informatika Atma Jogja*, 3(2), 155–160.
- [11] *Structure of the fully connected layer.* | Download Scientific Diagram. (n.d.). www.google.com. Retrieved May 22, 2024, from [https://www.google.com/imgres?imgurl=https://www.researchgate.net/publication/361204594/figure/fig2/AS:1165227387293696@1654823266284/Structure-of-the-fully-connected-layer.jpg&tbnid=hcXKfPEAfutAWM&vet=1&imgrefurl=https://www.researchgate.net/figure/Structure-of-the-fully-connected-layer\\_fig2\\_361204594&docid=3jOtG7yfRO-LWM&w=600&h=598&hl=id-ID&source=sh/x/im/can/1&kgs=653d0140065c1e2e&shem=abme,ssic,trie,xgalpt1&sfr=vfe](https://www.google.com/imgres?imgurl=https://www.researchgate.net/publication/361204594/figure/fig2/AS:1165227387293696@1654823266284/Structure-of-the-fully-connected-layer.jpg&tbnid=hcXKfPEAfutAWM&vet=1&imgrefurl=https://www.researchgate.net/figure/Structure-of-the-fully-connected-layer_fig2_361204594&docid=3jOtG7yfRO-LWM&w=600&h=598&hl=id-ID&source=sh/x/im/can/1&kgs=653d0140065c1e2e&shem=abme,ssic,trie,xgalpt1&sfr=vfe)