

Teknik Informatika

IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN OPTIMIZER ADAM DALAM DETEKSI EMOSIONAL PADA WAJAH MANUSIA

Poppy Amalia¹, Robby Wijaya², Chandra³, Pieter Octaviandy⁴, Wilson⁵, David⁶, Andy⁷, Herman⁸, Edi⁹, Didik Aryanto¹⁰, Joni¹¹, Johannes Terang kita Perangin Angin¹²

^{1,6,7,10,11} Program Studi Teknik Informatika, STMIK TIME Medan

^{2,3,4,5,8,9,12} Program Studi Teknik Informatika, STMIK TIME Medan

INFORMASI ARTIKEL

Diterima Redaksi: 11 Januari 2025

Revisi Akhir: 12 Januari 2025

Diterbitkan Online: 15 Januari 2025

KATA KUNCI

Deteksi Emosi, Convolutional Neural Network, Optimizer Adam

Keywords:

Emotion Detection, Convolutional Neural Network, Optimizer Adam

KORESPONDENSI

E-mail: poppyamalia@stmik-time.ac.id

ABSTRAK

Deteksi emosional pada wajah manusia adalah bidang penting dalam pemrosesan citra dan pemahaman emosi. Penelitian ini mengembangkan aplikasi deteksi emosi menggunakan algoritma Haar Cascade Classifier untuk mendeteksi wajah dan Convolutional Neural Network (CNN) dengan optimizer Adam untuk menganalisis emosi. Aplikasi yang dikembangkan berhasil mendeteksi tujuh jenis emosi dasar (marah, jijik, takut, senang, netral, sedih, dan terkejut) secara real-time dengan akurasi keseluruhan sebesar 90%. Kombinasi CNN dan optimizer Adam menunjukkan performa yang baik dengan peningkatan akurasi dan penurunan loss yang konsisten seiring bertambahnya epoch, meskipun terdapat indikasi overfitting. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini dapat diandalkan untuk mendeteksi berbagai ekspresi wajah dan memberikan solusi yang efektif dan akurat dalam deteksi emosional.

ABSTRACT

Emotional detection in human faces is an important area in image processing and emotion understanding. This research develops an emotion detection application using the Haar Cascade Classifier algorithm to detect faces and Convolutional Neural Network (CNN) with the Adam optimizer to analyze emotions. The application developed successfully detected seven types of basic emotions (anger, disgust, fear, happy, neutral, sad and surprised) in real-time with an overall accuracy of 90%. The combination of CNN and Adam optimizer shows good performance with increasing accuracy and consistent decreasing loss as the epoch increases, although there are indications of overfitting. The research results show that this system can be relied on to detect various facial expressions and provides an effective and accurate solution for emotional detection.

PENDAHULUAN

Deteksi emosional pada wajah manusia adalah bidang yang berkembang pesat dalam pengolahan citra dan pemahaman emosi manusia. Emosi adalah bagian integral dari interaksi sosial dan komunikasi manusia [1]. Emosi manusia dapat dilihat melalui ekspresi wajah, namun terkadang manusia salah menganalisis emosi seseorang hanya dari ekspresi wajah. Untuk itu, diperlukan pendekatan supaya dapat memahami emosi seseorang dengan lebih baik [2]. Perkembangan teknologi informasi yang semakin cepat membuat kemampuan mesin untuk mendeteksi emosi dari wajah manusia diterapkan dalam sistem pengenalan emosi. Sistem pengenalan emosi merupakan salah satu contoh pemrosesan citra yang termasuk pada ranah Computer Vision [3].

Dalam dunia Computer Vision, penelitian mengenai deteksi emosional pada wajah manusia sudah dilakukan pada tahun 2018 dimana penelitian ini mengimplementasikan metode Local Binary Pattern (LBP) dalam pengenalan emosi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LBP dapat mengenali emosi berdasarkan ekspresi mikro dengan akurasi sebesar 70,21% [4]. Selanjutnya, penelitian berikutnya dilakukan pada tahun 2022 yang mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network dalam deteksi emosional pada wajah manusia. Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa dari perhitungan 40 epochs didapat akurasi sebesar 81.92% untuk pelatihan dan 81.69% untuk pengujian [2].

Pada penelitian ini algoritma yang diimplementasikan dalam deteksi emosional pada wajah manusia adalah algoritma Haar Cascade Classifier dan Convolutional Neural Network (CNN). Pertama, kita menggunakan Haar Cascade Classifier untuk mendeteksi wajah dalam gambar. Algoritma ini membantu mengisolasi area wajah yang akan digunakan untuk analisis lebih lanjut. Setelah wajah terdeteksi, gambar wajah akan dilakukan segmentasi untuk memastikan bahwa hanya wajah yang ada dalam gambar. Kemudian, gambar wajah akan di-preprocess untuk memastikan kualitas yang baik, termasuk normalisasi intensitas piksel, penyesuaian ukuran, dan lain-lain. Setelah preprocessing, gambar wajah akan di-inputkan ke dalam CNN yang telah dilatih sebelumnya untuk deteksi emosi. CNN akan memproses gambar wajah dan menghasilkan prediksi tentang emosi yang ada dalam gambar [5].

Kontribusi pada penelitian ini, untuk meningkatkan akurasi dari hasil pelatihan algoritma CNN maka pada penelitian ini akan dikombinasikan dengan salah satu algoritma optimasi yang telah banyak digunakan dalam pelatihan jaringan saraf tiruan, termasuk CNN, yaitu Adam (Adaptive Moment Estimation). Dengan menggabungkan algoritma CNN dan optimizer Adam, deteksi emosional pada wajah manusia diharapkan dapat dilakukan dengan lebih efektif dan akurat. CNN mampu mengekstraksi fitur-fitur visual yang penting dari wajah manusia, sementara optimizer Adam membantu model beradaptasi dengan cepat untuk mengoptimalkan fungsi kerugian yang sesuai dengan tugas deteksi emosi [5].

Landasan Teori

1. Digital Image

Citra digital atau digital image adalah gambar yang terdiri dari elemen gambar, juga dikenal sebagai piksel, masing-masing dengan jumlah representasi numerik yang terbatas dan diskrit untuk intensitas atau tingkat keabuaannya [6].

2. Digital Image Processing

Pengolahan citra digital (digital image processing) mempelajari cara sebuah citra dibentuk, dianalisis, dan diolah sedemikian rupa agar menghasilkan data-data atau informasi yang dapat dipahami secara manusiawi. Salah satu kegunaan pengolahan citra yaitu untuk memperbaiki kesalahan sinyal pada gambar atau piksel yang rusak yang disebabkan oleh adanya gangguan pada saat pembuatan gambar tersebut. Pengolahan citra digunakan untuk mempermudah manusia untuk melihat suatu gambar yang kabur agar terlihat lebih manusiawi dan gampang dilihat. Pengolahan citra dikelompokkan menjadi 3 bagian yaitu: Image Enhancement, Image Restoration, dan Image Compression [6].

3. Computer Vision

Computer vision atau visi komputer adalah bidang ilmu komputer yang berfokus pada replikasi bagian dari kompleksitas sistem penglihatan manusia dan memungkinkan komputer untuk mengidentifikasi dan memproses objek dalam gambar dan video dengan cara yang sama seperti yang dilakukan manusia. Dari perspektif teknik, computer vision dapat digunakan untuk melakukan tugas-tugas yang dilakukan oleh penglihatan manusia secara otomatis. Tugas computer vision yaitu meliputi metode untuk memperoleh, memproses, menganalisis dan memahami gambar digital, serta ekstraksi data dimensi tinggi dari dunia nyata untuk menghasilkan informasi numerik atau simbolis, misalnya, dalam bentuk keputusan [6].

4. Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan atau yang sering dikenal dengan Artificial Intelligence (AI) merupakan kemampuan mesin atau sistem komputer untuk meniru atau menunjukkan kecerdasan manusia. Definisi ini melibatkan

kemampuan sistem untuk mengumpulkan informasi, memahami konteks, melakukan analisis, membuat keputusan, dan belajar dari pengalaman untuk menghadapi tugas-tugas yang kompleks. Tujuan utama AI adalah untuk mengembangkan sistem yang dapat melakukan tugas-tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia [7].

5. Machine Learning

Machine Learning (ML) adalah cabang ilmu komputer yang berkembang dari bidang pengenalan pola dan teori pembelajaran komputer dalam kecerdasan buatan. ML mempelajari konstruksi dan analisis algoritma pembelajaran dan prediksi data. Algoritma ML membangun model berdasarkan input model untuk mendapatkan sebuah prediksi atau keputusan yang didasarkan dari data daripada mengikuti instruksi program statis secara ketat [8].

6. Knowledge Discovery

Knowledge Discovery atau Knowledge Discovery in Database (KDD) adalah salah satu metode untuk memperoleh pengetahuan dari basis data yang memiliki tabel-tabel yang saling berhubungan atau berelasi. Hasil dari pengetahuan yang didapatkan dari proses tersebut menjadi dasar sebagai basis pengetahuan (Knowledge Base) dalam pengambilan keputusan [9].

7. Data Mining

Data mining adalah proses penggalian informasi dan pola yang bermanfaat dari suatu data yang sangat besar. Proses data mining terdiri dari pengumpulan data, ekstraksi data, analisa data, dan statistik data. Empat proses dalam data mining ini akan menghasilkan model/pengetahuan yang sangat berguna. Data mining termasuk ke dalam Knowledge Discovery di dalam database (KDD) [9].

8. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah bagian dari deep learning yang membuat gambar untuk dikenali dan diklasifikasi. Metode CNN adalah sebuah kelas pada neural network yang berjalan dalam bidang pemrosesa data-data yang memiliki topologi dalam bentuk grid, contohnya yaitu gambar. Metode CNN dapat biasanya digunakan dalam analisa dokumen, klasifikasi gambar dan video, pengenalan wajah, dan lain lain [10][11].

9. Optimizer Adam

Optimizer Adam adalah salah satu algoritma optimasi yang umum digunakan dalam pelatihan model dalam Machine Learning dan Deep Learning. Nama "Adam" sendiri merupakan singkatan dari "Adaptive Moment Estimation". Algoritma ini menggabungkan konsep dari algoritma optimasi momentum dan algoritma RMSprop [12].

Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu mengenai deteksi emosional pada wajah manusia sudah dilakukan pada tahun 2018 dimana penelitian ini mengimplementasikan metode Local Binary Pattern (LBP) dalam pengenalan emosi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LBP dapat mengenali emosi berdasarkan ekspresi mikro dengan akurasi sebesar 70,21% [4]. Selanjutnya, penelitian berikutnya dilakukan pada tahun 2022 yang mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network dalam deteksi emosional pada wajah manusia. Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa dari perhitungan 40 epochs didapat akurasi sebesar 81.92% untuk pelatihan dan 81.69% untuk pengujian [2].

METODOLOGI

Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini antara lain sebagai berikut:

- a. Metode Observasi

Melakukan observasi secara langsung untuk mengumpulkan data-data emosi dari internet pada dataset Kaggle.

b. Metode Studi Pustaka

Mengumpulkan data-data teori melalui jurnal, media cetak, ataupun sumber-sumber referensi dari internet.

Analisis Sistem

Analisis sistem pada penelitian ini terbagi menjadi 3 tahapan proses yaitu:

- Analisis proses yang berjalan sesuai di lapangan yaitu melakukan analisis sistem berjalan yang digunakan saat ini khususnya sistem berjalan yang digunakan dalam mendeteksi emosi seseorang.
- Analisis algoritma yang digunakan yaitu menguraikan tahapan penelitian beserta implementasi dari algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dan optimizer Adam dalam mendeteksi emosi seseorang.
- Analisis sistem usulan yaitu menggambarkan sistem usulan yang akan dibangun beserta fitur-fitur yang tersedia yang dimodelkan dengan menggunakan tools pemodelan sistem Use Case Diagram.

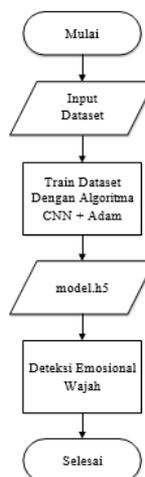
Berikut ini, Gambar 1 menunjukkan flowchart dari analisis algoritma yang digunakan pada penelitian ini dalam mendeteksi emosional pada wajah manusia.

Penelitian ini dilakukan di PT ABC yang bergerak dibagian Produksi RSS (Ribbed Smoked Sheet). Penelitian ini dilakukan selama 3 bulan. Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian Observasi (observasi langsung), Yaitu suatu cara pengumpulan data dengan pengamatan langsung dilapangan terhadap objek yang akan diteliti. Pengambilan data dilakukan secara langsung dengan mempelajari dan melakukan pengamatan.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam mendapatkan data adalah sebagai berikut :

- Mempelajari buku literatur yang ada dilingkungan pabrik dan membandingkannya langsung terhadap praktek dilapangan.
- Mengadakan konsultasi dan bimbingan langsung terhadap karyawan pabrik yang ada dibagan proses penggilingan untuk memperoleh setiap data yang diperlukan.
- Melakukan pengenalan terhadap peralatan, fungsi dan sifat, serta cara kerja mesin roll sheeter type horizon crosswill dalam kegiatan produksi RSS.
- Melakukan konsultasi pada team yang bersangkutan, pembimbing lapangan dalam pengambilan data.
- Mempelajari teori yang membahas tentang mesin giling karet dari berbagai referensi dan juga buku panduan tentang alat yang digunakan.

Kerangka konseptual pada penelitian ini terlihat pada gambar 2 dibawah ini:

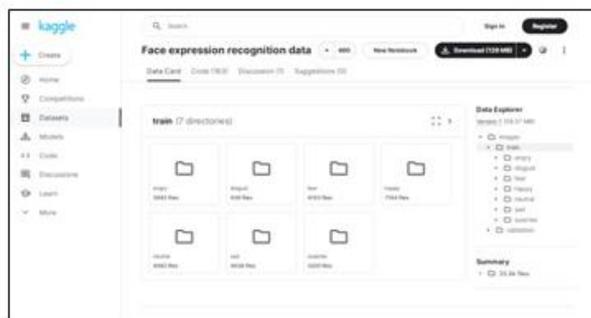


Gambar 1. Flowchart Analisis Algoritma Yang Digunakan

Berikut ini adalah uraian dari tahapan-tahapan yang ada pada flowchart di Gambar 1 antara lain:

a. Input dataset.

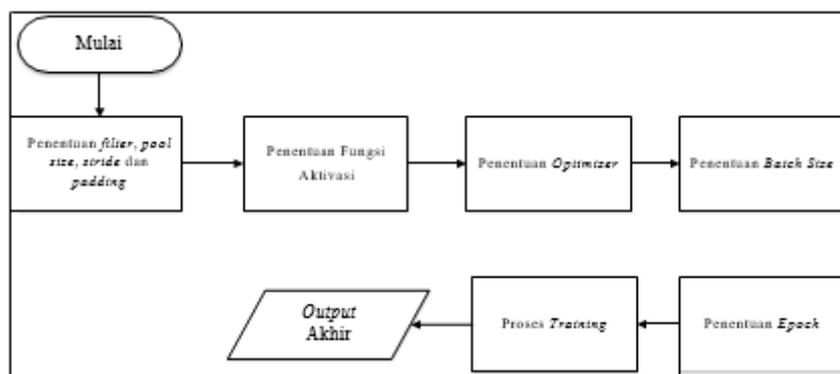
Dataset yang digunakan pada penelitian ini diambil dari Face Expression Recognition Dataset di website Kaggle yang dapat diakses di <https://www.kaggle.com/datasets/jonathanoheix/face-expression-recognition-dataset>. Dataset yang telah diunduh diletakkan pada folder proyek sistem agar dapat dilakukan proses selanjutnya. Pembagian dataset dibagi menjadi 2 yaitu data training sebanyak 80% dan data testing sebanyak 20%.



Gambar 2. Dataset Penelitian

b. Train dataset dengan algoritma CNN + Adam.

Algoritma yang digunakan pada proses train dataset adalah algoritma Convolutional Neural Network (CNN) + optimizer Adam. Berikut ini, Gambar 3.8 menunjukkan flowchart cara kerja dari algoritma CNN + optimizer Adam.



Gambar 3. Flowchart Cara Kerja Algoritma CNN + Optimizer Adam

1) Penentuan filter, pool size, stride dan padding

Filter yang digunakan adalah 3×3 , sedangkan pool size yang digunakan 2×2 . Pengaturan Stride dan Padding di set default, yaitu 1 dan 0.

2) Penentuan fungsi aktivasi

Hasil perhitungan antara input, weight dan bias akan dihitung lagi dengan persamaan dari fungsi aktivasi untuk mendapatkan output dari setiap layer. Pada penelitian ini, penulis menggunakan fungsi aktivasi relu pada Convolutional Layer dan fungsi aktivasi softmax yaitu dengan algoritma Random Forest Classifier pada output layer untuk mendapatkan hasil yang merupakan data kategori.

3) Penentuan Optimizer

Optimizer adalah algoritma untuk menentukan weight yang optimal. Pada penelitian ini, optimizer yang digunakan adalah Adam.

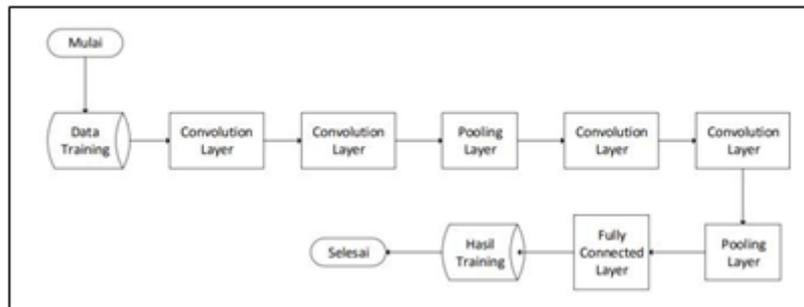
4) Penentuan Batch Size

Batch size digunakan untuk menentukan jumlah observasi yang dilakukan sebelum melakukan perubahan weight, yang ditentukan relatif berdasarkan spesifikasi komputer. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan beberapa batch size yaitu batch size dengan nilai 32 dan batch size dengan nilai 128.

5) Penentuan Epoch

Epoch adalah jumlah literasi yang digunakan untuk mengulangi proses pembelajaran. Jumlah epoch yang semakin besar akan menaikkan tingkat hasil pembelajaran. Ada beberapa nilai epoch yang digunakan penulis pada penelitian ini. Jumlah epoch yang digunakan dalam penelitian ini adalah nilai epoch 50, 100, 200 dan 300.

6) Proses Training



Gambar 4. Flowchart Proses Training

Pada proses pelatihan, real time ekspresi citra masukan berukuran 48 x 48 x 1 pertama kali akan diproses oleh Convolutional Layer Pertama dengan filter 64 kernel berukuran 3 x 3 x 1 dengan hasil ukuran 46 x 46 x 64. Pada pooling layer pertama, ukuran dimensi di perkecil dari 46 menjadi 23. Pada setiap pooling layer, parameter tidak berubah. Kemudian, hasil dari Convolutional Layer Pertama berukuran 23 x 23 x 64 akan di proses oleh Convolutional Layer Kedua dengan filter 128 kernel berukuran 3 x 3 x 64 dengan hasil ukuran 21 x 21 x 128. Pada pooling layer kedua, dimensi ukuran diperkecil dari 21 menjadi 10. Hasil dari Convolutional Layer Kedua dengan ukuran 10 x 10 x 128 akan di proses oleh Convolutional Layer Ketiga dengan filter 256 kernel berukuran 3 x 3 x 128 dengan hasil ukuran 8 x 8 x 256. Pada pooling layer ketiga, dimensi ukuran diperkecil dari 8 menjadi

4. Hasil dari Convolutional Layer Kedua dengan ukuran 10 x 10 x 128 akan di proses oleh Convolutional Layer Ketiga dengan filter 256 kernel berukuran 3 x 3 x 128 dengan hasil ukuran 8 x 8 x 256. Pada pooling layer ketiga, dimensi ukuran diperkecil dari 8 menjadi 4. Setelah proses Convolutional Layer, maka dihasilkan 2 fully connected layers yang memiliki 256 neuron pada layer pertama dan 4 neuron pada layer kedua. Proses Pelatihan Setiap Layer menggunakan Deep Convolutional Neural Network dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Proses Pelatihan Setiap Layer

Layer	Ukuran	Parameter
Input	48x48x1	0
Conv 1 + ReLu	46x46x64	$(3 \times 3 \times 1 + 1) \times 64 = 640$
Pool 1	23x23x64	0
Norm	23x23x64	$64 \times 4 = 256$
Conv 2 + ReLu	21x21x128	$(3 \times 3 \times 64 + 1) \times 128 = 73.856$
Pool 2	10x10x128	0
Norm	10x10x128	$128 \times 4 = 512$
Conv 3 + ReLu	8x8x256	$(3 \times 3 \times 128 + 1) \times 256 = 295.168$
Pool 3	4x4x256	0
Norm	4x4x256	$256 \times 4 = 1.024$
Conv 4 + ReLu	2x2x512	$(3 \times 3 \times 256 + 1) \times 512 = 1.180.160$
Pool 4	1x1x512	0
Norm	1x1x512	$512 \times 4 = 2.048$
Dropout	1x1x512	0
Flatten	512	0
FC + Softmax	7	$(512 + 1) \times 7 = 3.599$

7) Output Akhir

Output akhir berupa hasil training emosional wajah secara realtime yang disimpan dalam file model.h5.

c. Output model.h5.

File "model.h5" adalah hasil dari pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) + optimizer Adam yang telah dilakukan untuk deteksi emosi pada wajah manusia. Model ini merupakan representasi dari arsitektur CNN yang telah disesuaikan dan dilatih menggunakan data pelatihan yang sesuai.

d. Deteksi emosional wajah.

Setelah model arsitektur deteksi emosional wajah berhasil dibuat maka berikutnya melakukan deteksi secara real time melalui Webcam dengan menggunakan model.h5 yang telah terbentuk.

Perancangan Sistem

Perancangan sistem pada penelitian ini dilakukan dengan merancang prototype tampilan dengan menggunakan software Balsamiq Mockup 3.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini berupa deteksi emosional wajah pada manusia menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan optimizer Adam. Berikut ini diuraikan rancangan tampilan dari sistem usulan deteksi emosional wajah yang dikembangkan pada penelitian ini.

a. Tampilan Menu Utama.

Tampilan menu utama berisikan pilihan menu-menu yang dapat dipilih oleh pengguna untuk menjalankan fitur-fitur aplikasi.



Gambar 5. Tampilan Menu Utama

b. Tampilan Pendeteksian Emosional Wajah.

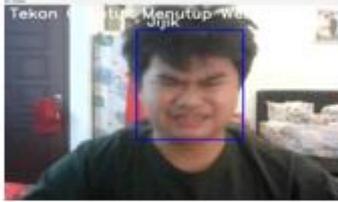
Tampilan pendeteksian emosional wajah berisikan sebuah Webcam kamera yang menyala dimana secara otomatis disimpulkan hasil emosional wajah di depan layar Webcam tersebut.



Gambar 6. Tampilan Pendeteksian Emosional Wajah

Berikut ini diuraikan pembahasan terkait model yang diusulkan pada penelitian ini. Pengujian dilakukan dalam beberapa skenario dimana pada penelitian ini model yang diusulkan dapat mendeteksi 7 ekspresi emosional wajah manusia. Berikut ini, Tabel 2 menunjukkan hasil pengujian dari aplikasi yang dibangun.

Tabel 2. Hasil Pengujian

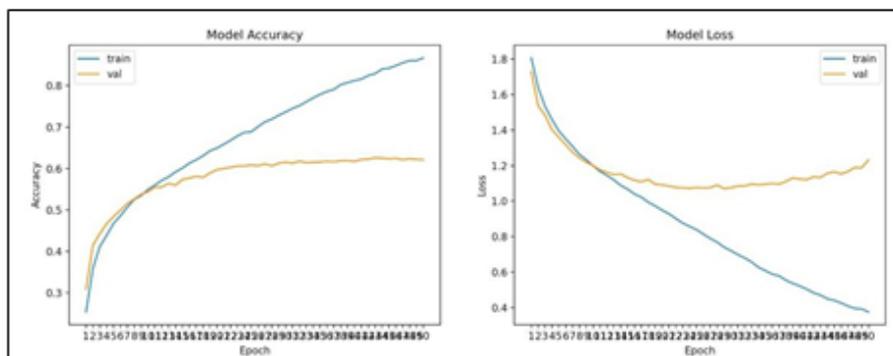
Skenario	Hasil Pengujian	Hasil	Kesimpulan
Emosional Marah 1 Orang di Depan Webcam		Terdeteksi Marah	Gagal
Emosional Jijik 1 Orang di Depan Webcam		Terdeteksi Jijik	Berhasil
...
Percobaan Deteksi Emosional Netral Dengan 2 Wajah Sekaligus		Terdeteksi Netral	Berhasil

$$\begin{aligned}
 \text{Persentase Akurasi} &= (\text{Jumlah Berhasil} / \text{Total Pengujian}) * 100\% \\
 &= (9/10) * 100\% \\
 &= (0,9) * 100\% \\
 &= 90\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada Tabel 2, algoritma berhasil mendeteksi enam dari tujuh emosi yang diuji (marah, jijik, takut, senang, netral, sedih, terkejut) di depan webcam. Selain itu, pengujian dengan variasi wajah yang berbeda menunjukkan keberhasilan dalam mendeteksi emosi senang, namun gagal mendeteksi emosi terkejut dikarenakan ekspresi terkejut dan senang yang hampir mirip.

Dalam pengujian dengan dua wajah sekaligus, algoritma berhasil mendeteksi emosi netral dengan akurasi yang baik. Secara keseluruhan, algoritma CNN yang diimplementasikan dengan optimizer Adam menunjukkan persentase akurasi sebesar 90%, yang menunjukkan bahwa metode ini cukup efektif dalam mendeteksi emosi pada wajah manusia. Namun, perlu adanya peningkatan dan penyesuaian lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi deteksi terutama pada emosi yang memiliki tingkat keberhasilan rendah dan pada kondisi dengan variasi wajah yang lebih kompleks.

Berikutnya dilakukan pengujian epoch sebanyak 10 kali untuk menguji akurasi dari model yang diusulkan pada penelitian ini. Hasil pengujian grafik epoch ditunjukkan pada Gambar 7 berikut.



Gambar 7. Hasil Pengujian Grafik Epoch

Selanjutnya, Tabel 3 menunjukkan hasil pengujian *epoch* dari model pada penelitian ini.

Tabel 3. Hasil Pengujian Epoch

<i>Epoch</i>	<i>Training Loss</i>	<i>Training Accuracy</i>	<i>Validation Loss</i>	<i>Validation Accuracy</i>
1/50	1,8068	0,2538	1,7292	0,3085
2/50	1,6402	0,3587	1,5369	0,4149
3/50	1,5334	0,4117	1,4835	0,4428
4/50	1,4600	0,4390	1,4027	0,4669
5/50	1,3956	0,4676	1,3589	0,4838
6/50	1,3501	0,4858	1,3175	0,4994
7/50	1,3080	0,5068	1,2755	0,5155
8/50	1,2621	0,5253	1,2431	0,5264
9/50	1,2329	0,5346	1,2185	0,5378
10/50	1,1977	0,5495	1,1995	0,5439
...
50/50	0,3745	0,8670	1,2323	0,6211

Hasil pengujian epoch menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) yang dilatih menggunakan optimizer Adam mengalami peningkatan kinerja yang signifikan baik pada data pelatihan maupun data validasi seiring dengan bertambahnya jumlah epoch. Pada epoch pertama, model menunjukkan performa yang relatif rendah dengan akurasi pelatihan 25,38% dan akurasi validasi 30,85%. Namun, seiring bertambahnya epoch, akurasi pelatihan meningkat secara bertahap hingga mencapai 86,70% pada epoch ke-50. Di sisi lain, akurasi validasi juga meningkat pada awal pelatihan, mencapai 62,60% pada epoch ke-43, namun mengalami fluktuasi dan menurun sedikit menjadi 62,11% pada epoch terakhir.

Kehilangan pelatihan (*training loss*) berkurang secara konsisten dari 1,8068 pada epoch pertama menjadi 0,3745 pada epoch ke-50, menunjukkan bahwa model semakin baik dalam mengurangi kesalahan prediksi pada data pelatihan. Namun, kehilangan validasi (*validation loss*) menunjukkan fluktuasi yang lebih signifikan, dimulai dari 1,7292 dan berakhir pada 1,2323. Ini menunjukkan bahwa meskipun model semakin baik dalam hal pelatihan, tantangan dalam generalisasi pada data validasi tetap ada.

Secara keseluruhan, meskipun akurasi pelatihan menunjukkan peningkatan yang signifikan, akurasi validasi dan kehilangan validasi menunjukkan bahwa model mungkin mengalami *overfitting* atau kesulitan dalam generalisasi pada data yang tidak terlihat sebelumnya. Perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut untuk mengatasi masalah ini, seperti penggunaan teknik *regularisasi*, peningkatan data, atau *tuning hyperparameter* untuk mencapai keseimbangan yang lebih baik antara akurasi pelatihan dan validasi.

KESIMPULAN

Berikut ini diuraikan kesimpulan dari hasil penelitian yang didapatkan pada penelitian ini antara lain:

- a. Aplikasi yang dikembangkan berhasil mendeteksi emosi pada wajah manusia secara real-time. Penggunaan webcam memungkinkan aplikasi untuk mengidentifikasi dan menampilkan ekspresi wajah secara langsung. Aplikasi mampu mendeteksi tujuh jenis emosi dasar: marah, jijik, takut, senang, netral, sedih,

dan terkejut, dengan akurasi deteksi keseluruhan sebesar 90%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma yang diterapkan dapat diandalkan dalam mendeteksi berbagai ekspresi wajah yang umum.

b. Algoritma CNN yang digunakan bersama optimizer Adam menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi emosi. Hasil pengujian epoch menunjukkan peningkatan akurasi dan penurunan loss yang konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch. Penggunaan optimizer Adam membantu model beradaptasi dan mengoptimalkan fungsi kerugian dengan cepat, sehingga meningkatkan efisiensi dan akurasi deteksi emosi. Meskipun terdapat indikasi overfitting pada beberapa epoch, secara keseluruhan model menunjukkan kemampuan yang baik dalam generalisasi data validasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. I. Mulyana, A. Sufriman, and M. B. Yel, "IMPLEMENTASI DETEKSI EMOSIONAL PADA WAJAH MENGGUNAKAN DEEP LEARNING - YOLOv5," *J. Educ. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 12–22, 2023.
- [2] R. R. Amaanullah, G. R. Pasfica, S. A. Nugraha, M. R. Zein, and F. D. Adhinata, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Emosi Melalui Wajah," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 3, no. 4, pp. 236–244, 2022, doi: 10.35746/jtim.v3i4.189.
- [3] S. N. Faadhilah, S. Bukhori, and J. A. Putra, "Pengenalan Ekspresi Emosi Pada Citra Wajah Menggunakan Extreme Machine Learning Studi Kasus Dataset Publik JAFFE," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 19–27, 2022.
- [4] N. Amynarto, Y. A. Sari, and R. C. Wihandika, "Pengenalan Emosi Berdasarkan Ekspresi Mikro Menggunakan Metode Local Binary Pattern," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 10, pp. 3230–3238, 2018, [Online]. Available: <httpsj-ptiik.ub.ac.id/index.phpj-ptiikarticleview2594>.
- [5] Micheal and E. Hartati, "Klasifikasi Spesies Kupu Kupu Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," in *MDP Student Conference2022*, 2022, vol. 1, no. 1, pp. 569–577, [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/msc/article/view/1928>.
- [6] F. D. Marleny, *Pengolahan Citra Digital Menggunakan Python*. Jawa Tengah: CV. Pena Persada, 2021.
- [7] Muttaqin et al., *Implementasi Artificial Intelligence (AI) Dalam Kehidupan*. Medan: Yayasan Kita Menulis, 2023.
- [8] A. A. Permana et al., *Machine Learning*. Padang: PT Global Eksekutif Teknologi, 2022.
- [9] Amna et al., *Data Mining*. Padang: PT Global Eksekutif Teknologi, 2023.
- [10] M. Peng, C. Wang, T. Chen, G. Liu, and X. Fu, "Dual temporal scale convolutional neural network for micro-expression recognition," *Front. Psychol.*, vol. 8, no. 10, pp. 1–12, 2017, doi: 10.3389/fpsyg.2017.01745.
- [11] B. P. Hartato, "Penerapan Convolutional Neural Network pada Citra Rontgen Paru-Paru untuk Deteksi SARS-CoV-2," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 747–759, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3153.
- [12] Shedriko and M. Firdaus, "PERBANDINGAN OPTIMIZER ADAGRAD, ADADELTA DAN ADAM DALAM KLASIFIKASI GAMBAR MENGGUNAKAN DEEP LEARNING," *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 8, no. 1, pp. 103–109, 2023.