



Klasifikasi Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) pada Dataset FER-2013

Hizkia A.L. Kodoati¹, Chezkiel T.C. Rengkung², Gerald Takalamingan³, Ade Yusupa⁴, Victor Tarigan⁵

^{1,2,3,4,5}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sam Ratulangi

¹hizkiakodoati026@student.unsrat.ac.id, ²chezkielrengkung026@student.unsrat.ac.id,

³geraldtakalamingan026@student.unsrat.ac.id, ⁴ade@unsrat.ac.id, ⁵victortarigan@unsrat.ac.id

Abstract

Automatic facial expression recognition has become a rapidly growing research field driven by advancements in artificial intelligence and computer vision. However, facial expression classification still faces challenges, particularly in distinguishing expressions with similar characteristics. This study aims to develop a facial expression classification model using Convolutional Neural Networks (CNN) on the FER-2013 dataset. The research stages include data collection and preprocessing, CNN architecture design, model training using the Adam optimizer and categorical crossentropy loss function, and performance evaluation based on accuracy and the confusion matrix. The results indicate that the CNN model can recognize various facial expressions, achieving a maximum validation accuracy of 67.8%. Nevertheless, the model is still able to distinguish certain expressions accurately. Utilizing pretrained models such as VGG-16 or ResNet and implementing transfer learning techniques could enhance model accuracy and stability. With further development, this model has the potential to be applied in various fields, including facial expression-based security systems, human-computer interaction, and emotion analysis.

Keywords: *Facial expression, CNN, FER-2013*

Abstrak

Pengenalan ekspresi wajah secara otomatis menjadi bidang penelitian yang berkembang pesat seiring dengan kemajuan kecerdasan buatan dan visi komputer. Namun, klasifikasi ekspresi wajah masih menghadapi tantangan, terutama dalam membedakan ekspresi yang memiliki karakteristik serupa. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi ekspresi wajah menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) pada dataset FER-2013. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dan preprocessing data, perancangan arsitektur CNN, pelatihan model menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy, serta evaluasi performa berdasarkan akurasi dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali berbagai ekspresi wajah dengan akurasi validasi tertinggi sebesar 67,8%. Meskipun demikian, model masih dapat membedakan beberapa ekspresi dengan tepat. Penggunaan model pretrained seperti VGG-16 atau ResNet serta teknik transfer learning dapat menjadi solusi untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas model. Dengan pengembangan lebih lanjut, model ini memiliki potensi untuk diterapkan dalam berbagai bidang, seperti sistem keamanan berbasis ekspresi wajah, interaksi manusia-komputer, dan analisis emosi pengguna.

Kata kunci: *Ekspresi wajah, CNN, FER-2013*

1. Pendahuluan

Ekspresi merupakan salah satu komunikasi secara nonverbal dengan menunjukkan emosi dari wajah [3]. Ekspresi terdiri dari berbagai macam seperti sedih, marah, jijik, biasa, terkejut, senang, dan takut. Melalui ekspresi wajah, seseorang dapat menyampaikan emosi, perasaan, dan reaksi tanpa harus menggunakan kata-kata. Dalam kehidupan sehari-hari, ekspresi wajah berperan dalam berbagai aspek, seperti komunikasi interpersonal, pengambilan keputusan, dan interaksi tertentu, seperti di bandara atau ruang publik, untuk sosial. Oleh karena itu, pengenalan ekspresi wajah

secara otomatis menjadi bidang penelitian yang menarik, terutama dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan dan visi komputer.

Pengenalan ekspresi wajah secara otomatis telah diterapkan dalam berbagai bidang, seperti interaksi manusia-komputer, sistem keamanan, psikologi, dan sektor kesehatan [6]. Misalnya, dalam bidang keamanan, sistem pengenalan ekspresi wajah dapat digunakan untuk mendeteksi emosi seseorang dalam situasi tertentu, seperti di bandara atau ruang publik, untuk mengidentifikasi potensi ancaman. Dalam dunia



pendidikan, teknologi ini dapat digunakan untuk menganalisis tingkat keterlibatan dan pemahaman siswa berdasarkan ekspresi wajah mereka saat belajar. Sementara itu, di bidang kesehatan, pengenalan ekspresi wajah dapat membantu dalam diagnosis gangguan emosional atau mental, seperti depresi dan autisme.

Meskipun telah banyak penelitian mengenai pengenalan ekspresi wajah, metode konvensional masih menghadapi berbagai tantangan. Beberapa di antaranya adalah kesulitan dalam mengenali ekspresi yang kompleks, perbedaan karakteristik individu, serta variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Metode berbasis fitur tradisional, seperti Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis (LDA), dan Local Binary Pattern (LBP), sering kali terbatas dalam mengekstrak fitur secara efektif dari gambar wajah yang memiliki variasi pencahayaan, posisi, dan ekspresi yang beragam [6]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih adaptif dan mampu mengatasi tantangan tersebut. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis neural network yang biasa digunakan untuk klasifikasi data citra. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan Deep Learning yang dapat menerima input citra yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan citra. CNN akan mengklasifikasi citra untuk mengenali dan membedakan antara satu citra dengan yang lainnya [8].

Dalam beberapa tahun terakhir, Convolutional Neural Networks (CNN) telah terbukti lebih efektif dalam pengenalan ekspresi wajah. CNN mampu mengekstrak fitur dari gambar secara otomatis, sehingga lebih adaptif terhadap berbagai kondisi, seperti pencahayaan, orientasi wajah, dan perbedaan ekspresi antarindividu. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Molla Hosseini menunjukkan bahwa CNN memiliki keunggulan dibandingkan metode tradisional, terutama saat diterapkan pada dataset FER-2013. FER-2013 merupakan dataset standar yang sering digunakan dalam penelitian pengenalan ekspresi wajah, yang terdiri dari berbagai gambar wajah dengan tujuh kategori ekspresi: marah, jijik, takut, bahagia, netral, sedih, dan terkejut. Pemilihan parameter terbaik berdasarkan teknik pembagian data sangat penting untuk memastikan model dapat memanfaatkan semua data yang tersedia dan meningkatkan generalisasi [1].

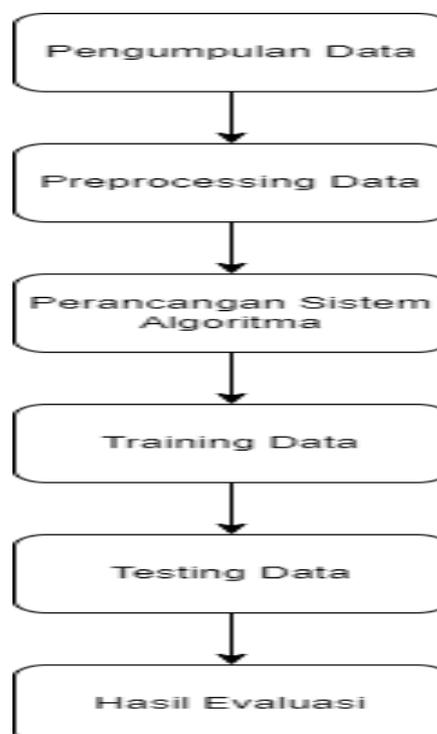
Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi ekspresi wajah berbasis CNN dengan dataset FER-2013. Fokus utama dari penelitian ini adalah mengoptimalkan model agar dapat beroperasi secara lebih efisien dalam kondisi real-time serta meningkatkan akurasi dalam mengenali berbagai ekspresi wajah. Beberapa teknik yang akan diterapkan dalam penelitian ini meliputi augmentasi data untuk meningkatkan variasi data pelatihan, penggunaan arsitektur CNN yang lebih dalam untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur, serta eksplorasi berbagai teknik optimasi seperti fine-tuning dan transfer learning untuk meningkatkan akurasi

model. Dengan pendekatan ini, diharapkan penelitian ini dapat berkontribusi dalam pengembangan sistem pengenalan ekspresi wajah yang lebih akurat dan aplikatif di berbagai bidang.

Selain itu, penelitian ini juga akan membahas tantangan dan keterbatasan dalam pengenalan ekspresi wajah menggunakan CNN, seperti permasalahan overfitting, keterbatasan dataset, dan kebutuhan komputasi yang tinggi. Saat ini perkembangan teknologi industri telah sampai pada revolusi industri 4.0, dimana sebagian besar pekerjaan yang sebelumnya dilakukan secara manual digantikan dengan teknologi siber dan teknologi otomatisasi (termasuk di dalamnya adalah kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin) [2]. Dengan demikian, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi pengembang sistem pengenalan ekspresi wajah untuk meningkatkan performa model mereka di masa depan.

2. Metode Penelitian

Dalam metode penelitian ini, ada beberapa tahapan yang dilakukan. Tahapan-tahapan tersebut di antaranya mencakup pengumpulan data, preprocessing data, perancangan metode CNN, training data, dan pengujian data. Metode yang digunakan dalam penelitian ini dirancang untuk menghasilkan model yang mampu mengenali ekspresi wajah secara realtime. Dengan demikian, hasil akhir dari penelitian ini adalah sistem yang dapat mengklasifikasikan emosi wajah secara langsung saat menerima input gambar atau video dari kamera atau sumber lainnya.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Tahap pertama dalam pengumpulan data adalah melakukan penelitian untuk memilih data yang cocok untuk penelitian. Untuk ini, kami mengambil data dari website

Kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/msambare/fer2013>.

Dataset ini terdiri dari 28.709 gambar untuk data train dan 7.178 gambar untuk data test. Dataset FER-2013 mengkategorikan setiap wajah berdasarkan emosi yang ditunjukkan pada ekspresi wajah menjadi tujuh kategori, yaitu Angry (marah), Disgust (jijik), Surprise (terkejut), Happy (senang), Neutral (biasa saja), Sad (sedih), dan Fear (takut) [5]. Ketersediaan dataset ini mempermudah dalam membangun model pengenalan emosi karena sudah terstruktur dengan baik dan memiliki jumlah data yang cukup untuk melatih model dengan performa optimal.

Tabel 1. Contoh Dataset

Class Dataset	Contoh 1	Contoh 2
Angry		
Disgust		
Fear		
Happy		
Neutral		
Sad		
Suprise		

Preprocessing Data

Tahap preprocessing data merupakan suatu tahapan untuk mempersiapkan dan membersihkan data yang telah dikumpulkan menjadi data yang siap untuk digunakan di dalam proses selanjutnya [2]. Pada tahap preprocessing data, beberapa teknik diterapkan untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam pelatihan model CNN. Gambar wajah yang telah

diekstrak kemudian dinormalisasi ukurannya menjadi 48x48 piksel. Selanjutnya, gambar diubah menjadi grayscale, yaitu gambar hitam putih, mengingat bahwa informasi warna tidak penting dalam deteksi emosi. Dengan menghilangkan warna, model lebih fokus pada pola dan fitur wajah yang relevan, seperti bentuk alis, mulut, dan mata, yang merupakan indikator utama ekspresi emosional. Terakhir, normalisasi piksel dilakukan dengan membagi nilai piksel dengan 255, menghasilkan nilai piksel antara 0 dan 1 [7]. Normalisasi ini penting untuk mempercepat konvergensi model selama proses pelatihan dan meningkatkan stabilitas numerik saat perhitungan dilakukan dalam jaringan saraf.

Selain itu, untuk data latih, dilakukan augmentasi menggunakan berbagai transformasi, seperti rotasi hingga 30°, shear sebesar 0.3, perbesaran (zoom) hingga 30%, serta pembalikan secara horisontal. Teknik ini digunakan untuk memperkaya variasi data guna menghindari overfitting dan memastikan model dapat mengenali ekspresi wajah dalam berbagai kondisi, seperti perbedaan sudut pandang atau pencahayaan. Dengan augmentasi, model tidak hanya menghafal pola tertentu dalam dataset, tetapi juga belajar mengenali variasi alami ekspresi wajah, sehingga meningkatkan generalisasi ketika model diterapkan pada data baru. Sementara itu, data validasi hanya mengalami normalisasi piksel tanpa augmentasi tambahan. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa evaluasi model tetap objektif dan tidak terpengaruh oleh modifikasi yang dilakukan pada data latih. Jika data validasi juga mengalami augmentasi, hasil evaluasi bisa menjadi bias karena model akan diuji dengan gambar yang telah dimodifikasi secara artifisial, bukan kondisi asli dari dataset yang sesungguhnya. Oleh karena itu, pendekatan ini membantu dalam menilai seberapa baik model dapat mengenali ekspresi wajah berdasarkan pola yang ada dalam data asli tanpa adanya intervensi tambahan.

Perancangan Model CNN

Model CNN yang digunakan memiliki arsitektur yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang dikombinasikan dengan fungsi aktivasi ReLU dan lapisan pooling untuk mengurangi dimensi fitur. Model diawali dengan lapisan Conv2D(32, (3,3)) dengan aktivasi ReLU sebagai input layer, kemudian dilanjutkan dengan Conv2D(64, (3,3)) dengan aktivasi ReLU, serta MaxPooling2D(2,2) untuk mengecilkan dimensi fitur. Dropout sebesar 0.1 diterapkan untuk mencegah overfitting. Setelah itu, terdapat lapisan konvolusi lanjutan yang terdiri dari Conv2D(128, (3,3)) dengan aktivasi ReLU, MaxPooling2D(2,2) dan Dropout 0.1, serta Conv2D(256, (3,3)) dengan aktivasi ReLU, MaxPooling2D(2,2) dan Dropout 0.1. Setelah melalui beberapa lapisan konvolusi, model akan memasuki fully connected layer yang terdiri dari Flatten() untuk mengubah data ke bentuk vektor 1D, Dense(512, activation='relu') sebagai hidden layer, Dropout(0.2),

dan Dense(7, activation='softmax') sebagai output layer. Model ini dikompilasi menggunakan optimizer Adam, dengan loss function categorical crossentropy dan metric yang digunakan adalah akurasi.

Training Data

Model dilatih dengan menggunakan data yang telah diproses sebelumnya. Proses training dilakukan dengan batch size sebesar 32, jumlah epoch sebanyak 150, jumlah steps per epoch ditentukan dengan membagi total data latih dengan batch size, dan jumlah validation steps diperoleh dengan membagi total data validasi dengan batch size. Data latih dan validasi diambil dari direktori menggunakan fungsi `flow_from_directory()` dengan mode grayscale dan ukuran gambar 48x48 piksel. Model dilatih dengan menggunakan optimizer Adam karena keunggulannya dalam konvergensi yang lebih cepat dan stabil. Fungsi loss yang digunakan adalah categorical crossentropy karena klasifikasi yang dilakukan memiliki lebih dari dua kelas (multiclass classification). Setelah proses pelatihan selesai, model disimpan dalam format .keras untuk digunakan lebih lanjut. Selama pelatihan, model diharapkan dapat belajar dari data latih dan mengidentifikasi pola kompleks dalam ekspresi wajah. Dengan jumlah epoch yang cukup, model memiliki kesempatan lebih besar untuk mengonvergensi ke solusi yang optimal, namun juga tetap harus diperhatikan agar tidak mengalami overfitting. Untuk itu, penggunaan teknik dropout sangat penting dalam mengurangi kemungkinan model menghafal data latih secara berlebihan.

Pengujian Data

Pengujian dilakukan menggunakan dataset validasi yang telah diproses sebelumnya. Evaluasi performa model dilakukan berdasarkan metrik akurasi untuk mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan gambar dengan benar dan loss function untuk mengindikasikan seberapa baik atau buruk prediksi yang dihasilkan oleh model dibandingkan dengan nilai sebenarnya. Model yang telah dilatih diuji untuk memprediksi kelas emosi dari gambar yang diberikan. Evaluasi dilakukan dengan menghitung jumlah langkah validasi berdasarkan total gambar dalam dataset uji dan batch size yang digunakan. Pengujian dilakukan untuk memastikan apakah model mampu mengenali ekspresi wajah dengan baik dan mampu diterapkan pada berbagai kondisi nyata. Dalam tahap pengujian ini, model yang telah disimpan akan dimuat kembali untuk diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi akan melibatkan penggunaan dataset uji yang terpisah untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan matrik evaluasi lainnya [7]. Hasil evaluasi akan memberikan informasi tentang performa model CNN dan memberikan gambaran mengenai keberhasilan penelitian ini. Namun, jika performa masih kurang memuaskan, diperlukan perbaikan dalam arsitektur model atau peningkatan kualitas data latih melalui augmentasi yang lebih

variatif. Evaluasi akhir dari model ini akan memberikan gambaran tentang keandalan dan efektivitas model dalam mengenali ekspresi wajah manusia. Dengan pendekatan yang sistematis, diharapkan model dapat digunakan dalam berbagai aplikasi yang berkaitan dengan pengenalan emosi, seperti sistem interaksi manusia dan komputer, analisis perilaku pengguna, serta bidang kesehatan mental yang membutuhkan deteksi ekspresi wajah sebagai salah satu indikator kondisi psikologis seseorang.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan ekspresi wajah dengan tingkat akurasi yang bervariasi. Model diuji menggunakan dataset FER-2013, yang terdiri dari tujuh kategori ekspresi wajah, yaitu marah, jijik, takut, bahagia, netral, sedih, dan terkejut. CNN telah terbukti efektif dalam mengenali pola visual, namun performanya masih dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti jumlah data latih, variasi ekspresi dalam dataset, serta parameter yang digunakan dalam arsitektur model.

Untuk mengukur kinerja model, dilakukan evaluasi terhadap akurasi pelatihan dan validasi pada berbagai epoch guna memahami sejauh mana model mampu belajar dari data yang diberikan. Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy untuk meningkatkan stabilitas serta kecepatan konvergensi model. Selain evaluasi berbasis akurasi, dilakukan juga analisis menggunakan confusion matrix untuk memahami distribusi kesalahan klasifikasi antar ekspresi wajah. Dari hasil evaluasi ini, diketahui bahwa beberapa ekspresi lebih mudah dikenali dibandingkan yang lain, yang mengindikasikan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam membedakan ekspresi dengan karakteristik yang mirip, seperti netral dan sedih.

Selain pengujian berbasis dataset, dilakukan pula pengujian secara real-time untuk mengamati bagaimana model beradaptasi dengan ekspresi wajah langsung dari kamera. Dalam pengujian ini, ditemukan bahwa faktor eksternal seperti pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan variasi individu berpengaruh terhadap kinerja model. Model cenderung bekerja dengan baik dalam kondisi pencahayaan yang optimal dan sudut wajah yang sesuai dengan data latih, namun mengalami kesulitan dalam mengenali ekspresi jika ada perubahan signifikan pada kondisi tersebut.

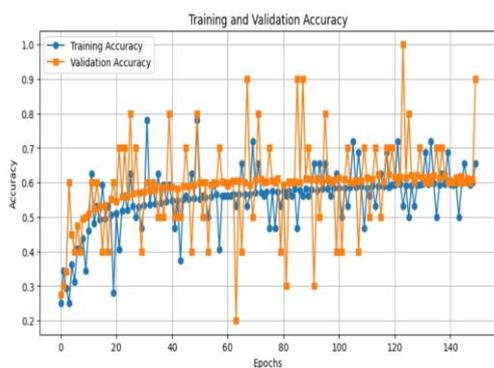
Untuk memastikan performa terbaik dari model yang digunakan, dilakukan analisis terhadap fluktuasi akurasi validasi serta kemungkinan terjadinya overfitting. Model menunjukkan kecenderungan mengalami fluktuasi akurasi pada beberapa epoch, yang dapat mengindikasikan bahwa model belum sepenuhnya mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap

data validasi. Salah satu solusi untuk mengatasi hal ini adalah dengan meningkatkan variasi data melalui teknik augmentasi, seperti rotasi gambar, flipping, dan perubahan kontras. Selain itu, dibandingkan juga hasil model CNN dengan metode lain yang digunakan dalam penelitian sebelumnya, seperti Principal Component Analysis (PCA) dan Local Binary Pattern (LBP), guna mengidentifikasi keunggulan serta kelemahan model yang dikembangkan dalam penelitian ini. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa CNN memiliki keunggulan dalam mengekstraksi fitur secara otomatis dan lebih adaptif terhadap variasi ekspresi dibandingkan metode konvensional.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem pengenalan ekspresi wajah yang lebih akurat dan dapat diimplementasikan dalam berbagai bidang, seperti keamanan, interaksi manusia-komputer, serta analisis emosi pengguna. Dengan pengembangan lebih lanjut, model ini berpotensi untuk digunakan dalam sistem pengawasan yang dapat mendeteksi emosi seseorang dalam situasi tertentu, aplikasi dalam dunia pendidikan untuk menganalisis keterlibatan siswa berdasarkan ekspresi wajah, serta dalam bidang kesehatan untuk membantu diagnosis gangguan emosional atau mental. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan lebih lanjut dalam bidang visi komputer dan kecerdasan buatan.

Hasil

Hasil pelatihan model ditampilkan dalam Gambar 2 yang menggambarkan perkembangan akurasi pelatihan dan validasi selama proses pelatihan. Grafik ini membantu dalam menganalisis bagaimana model belajar dari data latih dan seberapa baik kinerjanya terhadap data validasi.



Gambar 2: Grafik Akurasi

Dari grafik ini, dapat diamati bahwa akurasi pelatihan meningkat secara bertahap seiring bertambahnya jumlah epoch. Pada awal pelatihan, akurasi masih rendah, tetapi seiring bertambahnya epoch, model semakin mampu mengenali pola dalam data, sehingga terjadi peningkatan akurasi. Sementara itu, akurasi validasi menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan, yang mengindikasikan ketidakstabilan model dalam mengenali pola dari data

validasi. Fluktuasi ini bisa disebabkan oleh beberapa faktor, seperti overfitting, kualitas data validasi, atau pengaturan hyperparameter yang belum optimal. Overfitting terjadi ketika model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih sehingga kurang mampu menggeneralisasi pola baru dari data validasi. Selain itu, fluktuasi yang tajam juga bisa mengindikasikan adanya distribusi data yang kurang seimbang atau data validasi yang tidak cukup representatif terhadap keseluruhan dataset.

Kinerja Model

Untuk memberikan gambaran yang lebih terstruktur mengenai hasil pelatihan, berikut disajikan ringkasan akurasi model dalam bentuk tabel.

Tabel 2. Perkembangan Akurasi Model pada Beberapa Epoch Tertentu

Epoch	Akurasi Pelatihan (%)	Akurasi Validasi (%)
10	35.2	40.5
50	55.8	60.3
100	63.1	65.2
150	65.7	67.8

Berdasarkan data dalam tabel, terlihat bahwa akurasi pelatihan mengalami peningkatan secara bertahap. Pada epoch ke-10, model masih dalam tahap awal belajar, sehingga akurasinya relatif rendah. Namun, pada epoch ke-50, akurasi pelatihan sudah mencapai 55.8%, menunjukkan bahwa model mulai mengenali pola dalam data. Hingga epoch ke-150, akurasi pelatihan mencapai 65.7%, yang menandakan bahwa model semakin mampu mengidentifikasi pola dari data latih.

Di sisi lain, akurasi validasi juga mengalami peningkatan tetapi dengan fluktuasi yang cukup besar. Pada beberapa epoch, akurasi validasi bisa lebih tinggi daripada akurasi pelatihan, tetapi pada epoch lainnya, akurasi validasi mengalami penurunan yang cukup drastis. Hal ini menunjukkan bahwa model mungkin mengalami kesulitan dalam melakukan generalisasi terhadap data validasi.

Analisis Kinerja Model

Berdasarkan hasil yang diperoleh, beberapa poin penting dapat dicermati:

a. Stabilitas Akurasi Pelatihan

Model menunjukkan peningkatan yang stabil dalam akurasi pelatihan. Hal ini menandakan bahwa model mampu mempelajari pola dari data latih secara progresif dan konsisten. Namun, peningkatan yang terlalu cepat

tanpa diikuti peningkatan pada akurasi validasi dapat menjadi indikasi awal overfitting.

b. Fluktuasi Akurasi Validasi

Akurasi validasi mengalami naik-turun yang signifikan sepanjang proses pelatihan. Fluktuasi ini menunjukkan bahwa model kurang stabil dalam melakukan generalisasi terhadap data validasi. Salah satu penyebab utama fluktuasi ini adalah kemungkinan model terlalu kompleks dibandingkan dengan jumlah data yang tersedia, sehingga cenderung menangkap noise dalam data latih yang tidak relevan untuk data validasi.

c. Potensi Overfitting

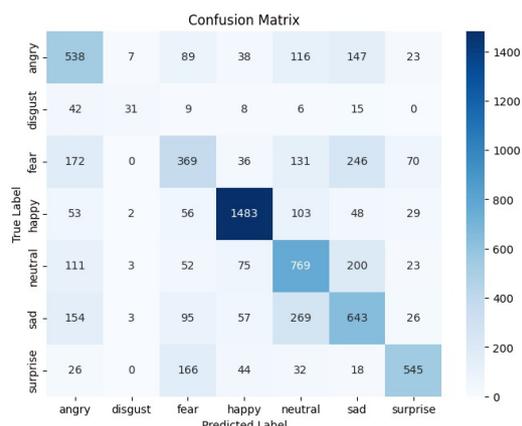
Fluktuasi yang tinggi pada akurasi validasi juga bisa mengindikasikan overfitting, di mana model lebih "menghafal" pola dari data latih dibandingkan memahami pola yang lebih umum dari data tersebut. Hal ini menyebabkan model berkinerja baik pada data pelatihan tetapi kesulitan dalam memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Secara keseluruhan, model menunjukkan peningkatan performa yang cukup baik dalam pelatihan, tetapi masih menghadapi tantangan dalam stabilitas validasi. Langkah-langkah perbaikan perlu dilakukan agar model dapat lebih generalisasi terhadap data baru dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat.

Hasil Pengujian

Setelah proses pelatihan selesai, langkah berikutnya adalah menguji model yang telah dikembangkan dengan menggunakan data uji yang belum pernah digunakan sebelumnya. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas dan akurasi model dalam mengenali serta memahami ekspresi wajah yang mencerminkan emosi manusia. Salah satu metode evaluasi yang digunakan adalah matriks konfusi, atau sering disebut sebagai matriks error, yang berfungsi sebagai alat analisis statistik untuk menampilkan performa model klasifikasi.

Matriks konfusi (Confusion Matrix) adalah cara yang sangat baik untuk memahami bagaimana model klasifikasi berperilaku, dan memungkinkan untuk melihat di mana model membuat kesalahan. Baris dalam matriks konfusi mewakili kelas sebenarnya dari data, sedangkan kolom mewakili kelas yang diprediksi oleh model [7]. Matriks ini membantu dalam mengidentifikasi sejauh mana model mampu membedakan berbagai kelas emosi dengan baik. Hasil pengujian model ditampilkan pada Gambar 3 dan Tabel 4.



Gambar 3 . Matrix Konfusi dari Pengujian Model

	precision	recall	f1-score	support
angry	0.49	0.56	0.52	958
disgust	0.67	0.28	0.39	111
fear	0.44	0.36	0.40	1024
happy	0.85	0.84	0.84	1774
neutral	0.54	0.62	0.58	1233
sad	0.49	0.52	0.50	1247
surprise	0.76	0.66	0.70	831
accuracy			0.61	7178
macro avg	0.61	0.55	0.56	7178
weighted avg	0.61	0.61	0.61	7178

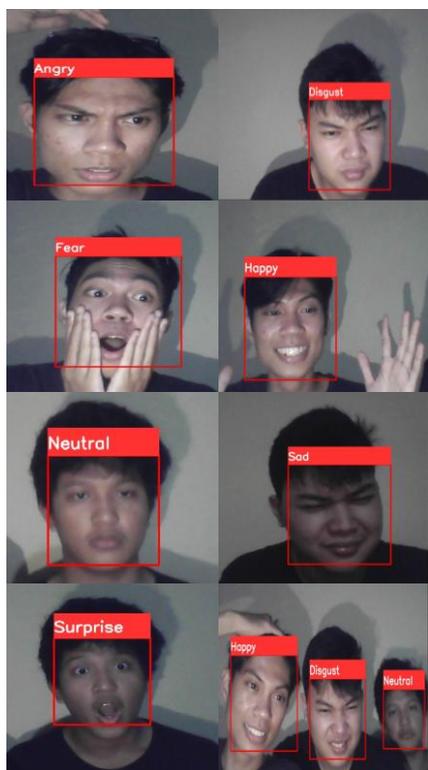
Gambar 4 . Persentase Matrix Konfusi dari Pengujian Model

Elemen diagonal dalam matriks konfusi, yang dikenal sebagai True Positives dan True Negatives, menunjukkan jumlah sampel di mana prediksi model sesuai dengan label sebenarnya. True Positives mengacu pada jumlah sampel positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model, sedangkan True Negatives merupakan jumlah sampel negatif yang juga diklasifikasikan dengan benar.

Selain menggunakan confusion matrix, evaluasi dilakukan dengan menghitung metrik performa lainnya, seperti precision, recall, dan F1-score. Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan total prediksi positif yang dihasilkan oleh model. Recall menunjukkan sejauh mana model mampu menangkap semua sampel positif yang ada dalam dataset. Sementara itu, F1-score adalah metrik yang menggabungkan precision dan recall untuk memberikan gambaran yang lebih seimbang mengenai performa model, terutama jika dataset memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang.

Kemudian dilakukan pengujian secara real-time dengan menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya. Proses ini bertujuan untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah secara langsung. Pengujian dilakukan dengan menginput gambar wajah secara real-time melalui kamera atau dataset uji yang belum pernah digunakan dalam

pelatihan. Evaluasi ini penting untuk memahami bagaimana model bekerja dalam kondisi nyata, termasuk bagaimana model merespons terhadap berbagai variasi lingkungan dan ekspresi wajah yang lebih natural dibandingkan dataset statis.



Gambar 5 . Hasil Pengujian

Dari hasil pengujian, model mampu mengenali berbagai ekspresi wajah dengan tingkat akurasi yang bervariasi tergantung pada kualitas pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan ekspresi yang ditampilkan. Model menunjukkan performa terbaik dalam mengenali ekspresi yang memiliki perbedaan fitur wajah yang jelas, seperti bahagia dan marah. Namun, model mengalami kesulitan dalam membedakan ekspresi yang lebih subtil, seperti "surprise" dan "disgust," yang memiliki karakteristik visual yang serupa dalam beberapa kasus.

Selain itu, faktor eksternal seperti pencahayaan yang tidak merata, resolusi gambar yang rendah, serta ekspresi wajah yang tidak sepenuhnya sesuai dengan pola dalam dataset latih juga berpengaruh terhadap performa model. Dalam beberapa kasus, model dapat mengalami kesalahan klasifikasi akibat bayangan atau sudut wajah yang berbeda dari data yang digunakan selama pelatihan.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan memiliki akurasi pelatihan sebesar 65,7% dan akurasi validasi sebesar 67,8%. Meskipun angka ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali ekspresi wajah dengan tingkat akurasi yang cukup baik,

model masih mengalami fluktuasi akurasi validasi, yang mengindikasikan potensi overfitting. Overfitting dapat terjadi ketika model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih, sehingga kesulitan dalam melakukan generalisasi terhadap data baru. Salah satu penyebab utama dari permasalahan ini adalah ukuran dataset yang terbatas serta kurangnya variasi dalam beberapa kategori ekspresi wajah, yang mengakibatkan model kesulitan mengenali ekspresi yang kurang terwakili dalam data latih [2].

Dibandingkan dengan metode konvensional seperti Principal Component Analysis (PCA) dan Local Binary Pattern (LBP), CNN memiliki keunggulan dalam mengekstraksi fitur wajah secara otomatis tanpa memerlukan pemrosesan fitur secara manual (Hidayati, 2020). Hal ini membuat CNN lebih adaptif terhadap variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta perbedaan karakteristik wajah individu. Namun, hasil pengujian menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan ekspresi yang memiliki kemiripan karakteristik, seperti netral dan sedih. Kesulitan ini dapat terjadi karena pola fitur wajah pada dua ekspresi tersebut sering kali tumpang tindih, sehingga model sulit membedakan perbedaan halus antara keduanya.

Faktor lain yang mempengaruhi hasil pengujian meliputi kualitas dataset, arsitektur CNN yang digunakan, serta teknik preprocessing yang diterapkan sebelum pelatihan model. Kualitas dataset sangat berpengaruh terhadap performa model karena keberagaman ekspresi, resolusi gambar, serta pencahayaan yang tidak konsisten dapat memengaruhi bagaimana model mengenali pola dalam citra wajah. Teknik preprocessing seperti augmentasi data telah diterapkan dalam penelitian ini untuk meningkatkan variasi gambar dalam data latih dan membantu model mengatasi masalah overfitting. Namun, hasil pengujian menunjukkan bahwa augmentasi saja belum cukup untuk mengatasi keterbatasan model.

Untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas model, beberapa metode dapat diterapkan dalam penelitian selanjutnya. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah fine-tuning atau transfer learning dengan model pretrained, seperti VGG-16 atau ResNet. Model pretrained telah dilatih pada dataset besar dan memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang lebih baik, sehingga dapat meningkatkan generalisasi model terhadap data baru. Selain itu, eksplorasi terhadap arsitektur CNN yang lebih kompleks, seperti penggunaan lebih banyak lapisan konvolusi dan teknik regularisasi yang lebih optimal, juga dapat membantu meningkatkan performa model.

Model ini memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam berbagai aplikasi, terutama dalam sistem keamanan berbasis ekspresi wajah, analisis emosi pengguna, dan interaksi manusia-komputer. Namun, untuk dapat diterapkan dalam kondisi real-time, masih diperlukan peningkatan pada dataset, optimasi model,

serta pengujian dalam berbagai skenario penggunaan yang lebih luas. Dengan pengembangan lebih lanjut, model ini diharapkan dapat menjadi solusi yang lebih akurat dan andal dalam mendukung sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis kecerdasan buatan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini telah mengimplementasikan metode Convolutional Neural Networks (CNN) untuk klasifikasi ekspresi wajah pada dataset FER-2013. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali berbagai ekspresi wajah dengan tingkat akurasi yang bervariasi, dengan akurasi validasi tertinggi mencapai 67,8%. Berdasarkan analisis confusion matrix, model menunjukkan performa yang tidak merata dalam mengenali berbagai ekspresi, di mana beberapa kategori lebih mudah diidentifikasi dibandingkan yang lain. Meskipun CNN memiliki keunggulan dalam mengekstraksi fitur secara otomatis, model masih menghadapi tantangan dalam membedakan ekspresi dengan karakteristik yang serupa, seperti netral dan sedih. Selain itu, stabilitas dan akurasi model dalam kondisi real-time masih perlu ditingkatkan agar lebih efektif dalam berbagai aplikasi.

Penelitian ini memiliki prospek pengembangan yang luas, terutama dalam meningkatkan kinerja model melalui beberapa pendekatan. Peningkatan arsitektur model dengan menggunakan jaringan yang lebih kompleks atau model pretrained seperti VGG-16 dan ResNet dapat meningkatkan kemampuan generalisasi. Selain itu, pemanfaatan dataset yang lebih besar dan beragam akan membantu model menjadi lebih adaptif terhadap berbagai kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta ekspresi dari latar belakang budaya yang berbeda. Teknik transfer learning dan fine-tuning juga dapat diterapkan untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi, sehingga model dapat bekerja lebih baik dalam berbagai skenario dunia nyata. Untuk aplikasi lebih lanjut, model ini berpotensi diterapkan dalam berbagai bidang, seperti sistem keamanan berbasis ekspresi wajah, interaksi manusia-komputer, serta analisis emosi pengguna. Pengembangan model yang lebih ringan dan efisien juga diperlukan agar dapat diintegrasikan ke dalam sistem berbasis real-time, sehingga lebih praktis digunakan dalam lingkungan operasional. Dengan pengembangan lebih lanjut, model klasifikasi ekspresi wajah berbasis CNN ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang lebih besar dalam bidang visi komputer dan kecerdasan buatan, serta membuka peluang baru dalam

implementasi teknologi pengenalan ekspresi wajah di berbagai sektor, termasuk keamanan, kesehatan, dan pendidikan.

Daftar Rujukan

- [1] Akbar, Ahmad Taufiq., Saifullah, Shoffan., & Prapcoyo, Hari. (2024). "Klasifikasi Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network". *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, 11(6), 1399-1412. 10.25126/jtiik.1168888.
- [2] Prasetyawan, Daru., & Gatra, Rahmadhan. (2022). "Model Convolutional Neural Network untuk Mengukur Kepuasan Pelanggan Berdasarkan Ekspresi Wajah". *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 8(3), 661-673. 10.28932/jutisi.v8i3.5493.
- [3] Alamsyah, Derry., & Pratama, Dicky. (2020). "Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah pada FER-2013 Dataset". *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2), 350-360. 10.36294/jurti.v4i2.1714.
- [4] Nugroho, Pulung Adi., Fenriana, Indah., & Arijanto, Rudy. (2020). "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Ekspresi Manusia." *Jurnal Algor*, 2(1), 12-20
- [5] Guntoro, Al., Julianto, Edy., & Budiyanto, Djoko. (2022). "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network". *Jurnal Informatika Atma Jogja*, 3(2), 155-160. 10.24002/jiaj.v3i2.6790.
- [6] Maulana, Irfan, Khairunisa, Nabila, & Mufidah, Ratna. (2023). "Deteksi Bentuk Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)". *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6), 3348-3355.
- [7] Fadilla, Muhammad Andika., Setiawan, Herri., & Ramadhan, Mustafa. (2023). "Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) pada Sistem Deteksi Emosi dari Ekspresi Wajah Manusia dengan Aplikasi Android sebagai Antarmuka Pengguna". *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 9(4), 126-138
- [8] Niasmara, Jeptika Heni., & Nuryana, I Kadek Dwi. (2024). "Sistem Deteksi Ekspresi Siswa dalam E-Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)". *JINACS: Journal of Informatics and Computer Science*, 6(2), 551-560
- [9] Yulestiono, Achmad Yusuf., Subagio, Moh. Mario., Bhakti, Mulyani Satya., & Sari, Anggraini Puspita. (2024). "Perbandingan Kinerja Metode Convolutional Neural Network (CNN) dan VGG-16 dalam Klasifikasi Rambu Lalu Lintas". *JAMASTIKA*, 3(2), 79-90
- [10] Pramuditha, Adeyuni Zada., Suroso., & Fadhli, Mohammad. (2024). "Deteksi Wajah Dengan Model Arsitektur VGG 19 Pada Metode Convolutional Neural Network. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*", 13(5), 1998-2007.
- [11] Hidayati, K. (2020). "Pengenalan wajah menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) dan Principal Component Analysis (PCA) untuk citra berkualitas buruk" Universitas Negeri Semarang: Tugas Akhir