

Deteksi Wajah Dengan Model Arsitektur VGG 19 Pada Metode *Convolutional Neural Network*

Face Detection Dengan Model Arsitektur VGG 19 Pada Metode Convolutional Neural Network

¹Adeyuni Zada Pramuditha, ²Suroso*, ³Mohammad Fadhli
^{1,2,3}Teknik Telekomunikasi, Teknik Elektro, Politeknik Negeri Sriwijaya
^{1,2,3}Jl. Srijaya Negara, Bukit Besar, Ilir Barat I, Kota Palembang,
Sumatra Selatan 30139, Indonesia
*e-mail: osorus11@gmail.com

(received: 19 July 2024, revised: 5 August 2024, accepted: 20 August 2024)

Abstrak

Penelitian ini mengembangkan model deteksi emosi wajah menggunakan arsitektur VGG-19 pada metode Convolutional Neural Network (CNN). Studi ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi pengenalan ekspresi wajah dalam berbagai aplikasi, termasuk bidang pendidikan dan pemasaran. Dataset yang digunakan terdiri dari 7 kategori emosi, dengan pembagian 80% data training dan 20% data testing. Proses penelitian meliputi pengumpulan dataset, pre-processing data, perancangan model CNN, dan pelatihan model dengan variasi epoch. Hasil menunjukkan peningkatan akurasi seiring bertambahnya jumlah epoch, dengan akurasi tertinggi mencapai 69.81% pada data training dan 63.30% pada data validasi setelah 100 epoch. Model menunjukkan kinerja baik dalam mengklasifikasikan emosi "senang", namun mengalami kesulitan membedakan antara emosi sedih, netral, takut, dan marah. Penelitian ini membuktikan efektivitas CNN dalam klasifikasi emosi wajah, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan, terutama dalam membedakan emosi yang mirip.

Kata kunci: deteksi wajah, *convolutional neural network*, VGG-19, pengenalan wajah, *deep learning*

Abstract

This study develops a facial emotion detection model using the VGG-19 architecture on the Convolutional Neural Network (CNN) method. The study aims to improve the accuracy of facial expression recognition in a variety of applications, including the fields of education and marketing. The dataset used consisted of 7 categories of emotions, with 80% of the training data and 20% of the testing data. The research process includes dataset collection, data pre-processing, CNN model design, and model training with epoch variations. The results showed an increase in accuracy as the number of epochs increased, with the highest accuracy reaching 69.81% in training data and 63.30% in validation data after 100 epochs. The model showed good performance in classifying "happy" emotions, but had trouble distinguishing between sad, neutral, scared, and angry emotions. The study proves CNN's effectiveness in classifying facial emotions, although there is still room for improvement, especially in distinguishing similar emotions.

Keywords: *face detection, convolutional neural network, VGG-19, emotion recognition, deep learning*

1 Pendahuluan

Dalam kehidupan sehari-hari, wajah sering berperan dalam mengekspresikan diri. Ekspresi wajah merupakan respons alami yang menunjukkan perasaan atau emosi seseorang dibandingkan dengan suara atau gerakan tubuh lainnya saat menghadapi situasi tertentu. Dalam komunikasi antar manusia, ekspresi wajah menjadi elemen penting. Ekspresi wajah dapat menunjukkan perasaan seseorang, seperti senang, sedih, takut, atau marah. Penggunaan wajah sebagai biometric sudah banyak diaplikasikan dalam kehidupan sehari-hari, namun masih banyak informasi lain yang dapat diperoleh dari wajah, salah satunya adalah emosi [1]. Terdapat banyak aplikasi sistem pengenalan ekspresi wajah

berbasis komputer yang dapat mengidentifikasi emosi atau ekspresi seseorang dengan membandingkannya dengan kumpulan wajah dalam database [2]. Ekspresi wajah manusia mengandung banyak informasi terkait dengan emosi dan kepribadian seseorang [3]. Meskipun bahasa tubuh dan ekspresi wajah saling terkait, terkadang dapat salah menafsirkan perasaan seseorang. Contohnya, seseorang mungkin terlihat bahagia saat berbicara, tetapi sebenarnya mereka sedang merasakan kesedihan. Dengan memahami kondisi emosional individu pada suatu waktu dan situasi tertentu dapat mengevaluasi kesejahteraan psikologis mereka [4].

Penerapan kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) dalam pengenalan wajah telah menghadirkan solusi revolusioner dalam berbagai aspek, terutama dalam konteks keamanan dan manajemen akses. Teknologi ini memanfaatkan algoritma pembelajaran mesin (*machine learning*) dan pembelajaran mendalam (*deep learning*) untuk mengenali dan memverifikasi wajah manusia dari gambar atau video. Teknologi ini juga memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi individu secara cepat dan akurat dengan membandingkan gambar wajah yang diambil secara langsung dengan database wajah yang telah tersimpan sebelumnya. Sebagai contoh, dalam aplikasi akademik online, AI digunakan untuk memfasilitasi proses login melalui face recognition. Deteksi wajah pada penelitian terdahulu dengan menggunakan algoritma seperti Haar Cascade Classifier dan Local Binary Pattern Histogram, sistem dapat mendeteksi dan mengenali wajah dengan efisien, meskipun mungkin terdapat kendala seperti objek yang menghalangi atau pencahayaan yang kurang memadai [5]. Namun dengan penelitian lain yang menggunakan OpenCV sebagai perpustakaan pengolahan citra yang dapat diimplementasikan melalui berbagai bahasa pemrograman, kecerdasan buatan membuka pintu bagi inovasi dalam pengenalan wajah, menyediakan solusi andal untuk berbagai kebutuhan, mulai dari keamanan hingga manajemen akses [6].

CNN (*Convolutional Neural Network*) adalah salah satu jenis arsitektur jaringan saraf dalam bidang pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam (*deep learning*). CNN dirancang untuk menganalisis data visual, seperti gambar atau video, dengan cara yang serupa dengan proses penglihatan biologis. Seperti penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Noviana Dewi dan Fiqih Ismawan 2021 dengan judul Implementasi *Deep Learning* Menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk Sistem Pengenalan Wajah yang menerapkan pembelajaran mendalam menggunakan metode CNN dan menerapkan pustaka openFace. Pra-pemrosesan wajah yang dilakukan, yaitu mengekstraksi fitur vektor wajah menjadi 128 dimensi dan mengklasifikasikan vektor wajah tersebut, untuk meningkatkan akurasi sistem pengenalan wajah menggunakan metode CNN. Hasil penelitian ini mendapatkan nilai presisi sebesar 98,4%, recall sebesar 98%, dan akurasi sebesar 99,84% [7]. Sebelumnya, Arynarto et al. (2018) melakukan penelitian tentang klasifikasi emosi berdasarkan ekspresi mikro. Mereka menggunakan fitur Local Binary Pattern dan metode klasifikasi K-NN, yang menghasilkan akurasi 70,21% untuk 5 kelas ekspresi [8]. Penelitian lainnya dilakukan oleh Arriaga et al. (2017) mengenai klasifikasi emosi menggunakan Convolution Neural Networks (CNN). Mereka mengajukan dua arsitektur CNN yang berbeda. Arsitektur pertama menghilangkan fully connected layer dari arsitektur CNN sederhana, sedangkan yang kedua hampir sama dengan yang pertama namun dengan perubahan metode konvolusi. Namun, kedua arsitektur tersebut hanya mampu mencapai akurasi terbesar 66% dalam mengklasifikasikan emosi [9].

Dengan *face detection* menggunakan model arsitektur VGG19 pada metode CNN diharapkan dapat memiliki akurasi yang baik dalam berbagai tugas pengolahan citra. Dengan mencapai tujuan tersebut, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang positif untuk semua orang atau instansi yang menggunakannya.

2 Tinjauan Literatur

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang terkait dengan penggunaan *Convolutional Neural Networks (CNN)* antara lain: Penelitian yang dilakukan oleh Jain Vatina dan Dubey Arun Kumar 2020 dengan judul Automatic facial recognition using VGG16 based transfer learning model. Pada penelitian ini menggunakan metode VGG16, model yang diusulkan ini menunjukkan akurasi 94,8% pada dataset CK+ dan 93,7% pada dataset JAFFE, dan terbukti lebih unggul dari teknik yang ada [10]. Penelitian tersebut telah menerapkan teknik yang diusulkan pada Google Colab-GPU, yang membantu memproses data. Meskipun menggunakan VGG16, hasil ini menunjukkan potensi

peningkatan kinerja jika menggunakan arsitektur yang lebih dalam seperti VGG19. Pada penelitian ini, saya akan mengeksplorasi potensi peningkatan kinerja dengan menggunakan VGG19.

Penelitian kedua oleh K. Simonyan dan A. Zisserman dari University of Oxford pada penggunaan model VGG19 pada algoritma CNN dalam deteksi plat nomor kendaraan menunjukkan bahwa VGG19 berhasil mencapai akurasi sebesar 85,05% dengan tingkat kesalahan yang rendah. Hal ini mengungguli model-model sebelumnya seperti DenseNet121 dan NASNetLarge [11]. Keunggulan VGG19 dalam tugas deteksi ini menunjukkan potensinya untuk diterapkan dalam penelitian *face detection* yang sedang dikembangkan. Pada penelitian ini, saya akan memanfaatkan keunggulan VGG19 dalam tugas deteksi untuk meningkatkan akurasi *face detection*.

Penelitian ketiga di bidang deteksi banjir, implementasi VGG19 berhasil mencapai akurasi mencapai 98.78%, serta 99% untuk presisi, *recall*, dan F1-score, melebihi kinerja model AlexNet [12]. Sedangkan dalam klasifikasi jenis kanker kulit, penggunaan arsitektur VGG-19 dengan metode CNN-SVM menghasilkan akurasi sebesar 65,33%, nilai tertinggi dalam penelitian tersebut [13]. Versatilitas VGG19 dalam berbagai domain ini memperkuat alasan pemilihannya untuk penelitian *face detection* yang sedang dikembangkan. Pada penelitian ini, saya akan memanfaatkan versatilitas VGG19 untuk mengoptimalkan kinerja dalam tugas *face detection*.

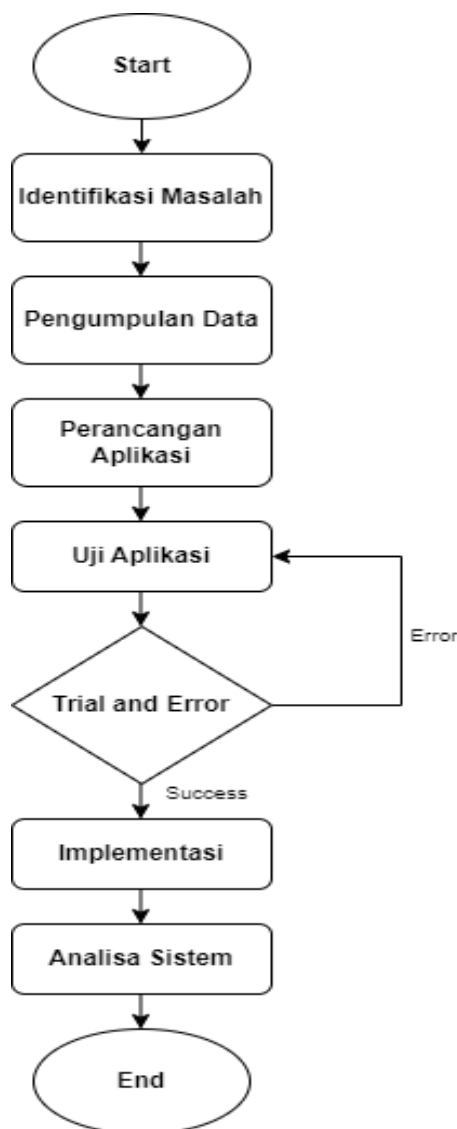
Penelitian keempat menyarankan algoritma Adaboost untuk mengidentifikasi wajah dalam dataset

Youtube *Faces*. Penelitian ini memanfaatkan video wajah dengan sudut pandang penuh dan tampak dari depan dan mempermudah proses deteksinya. Namun, metode ini terbatas pada deteksi satu wajah saja [14]. Penelitian kelima memanfaatkan *Local Binary Pattern* untuk melakukan identifikasi wajah dalam video realtime yang direkam oleh kamera [15]. Namun demikian, penelitian tersebut juga memiliki keterbatasan dalam mendeteksi hanya satu wajah dalam satu waktu. Kedua penelitian ini menunjukkan adanya kebutuhan untuk metode yang lebih canggih seperti VGG19 yang berpotensi mengatasi keterbatasan-keterbatasan tersebut. Pada penelitian ini, saya akan menggunakan VGG19 untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi deteksi wajah dalam berbagai kondisi dan sudut pandang.

Berdasarkan uraian penelitian sebelumnya, penelitian yang saya buat ini akan mengembangkan fitur terbaru menggunakan VGG19 dikarenakan VGG19 memiliki lebih banyak lapisan dan diharapkan dapat memiliki akurasi yang tinggi pada *face detection* dalam berbagai tugas pengolahan citra. Pada penelitian yang saya buat ini, saya akan fokus pada optimalisasi VGG19 untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam *face detection*, dengan diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih baik untuk berbagai aplikasi praktis.

3 Metode Penelitian

Untuk merancang model 'Deteksi Emosi' menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur VGG-19, diperlukan perencanaan tahapan yang sistematis dan terperinci agar pengembangan model dapat dilakukan secara efektif. Dalam menjalankan proyek tugas akhir, penulis menerapkan serangkaian langkah-langkah seperti pada gambar 1.

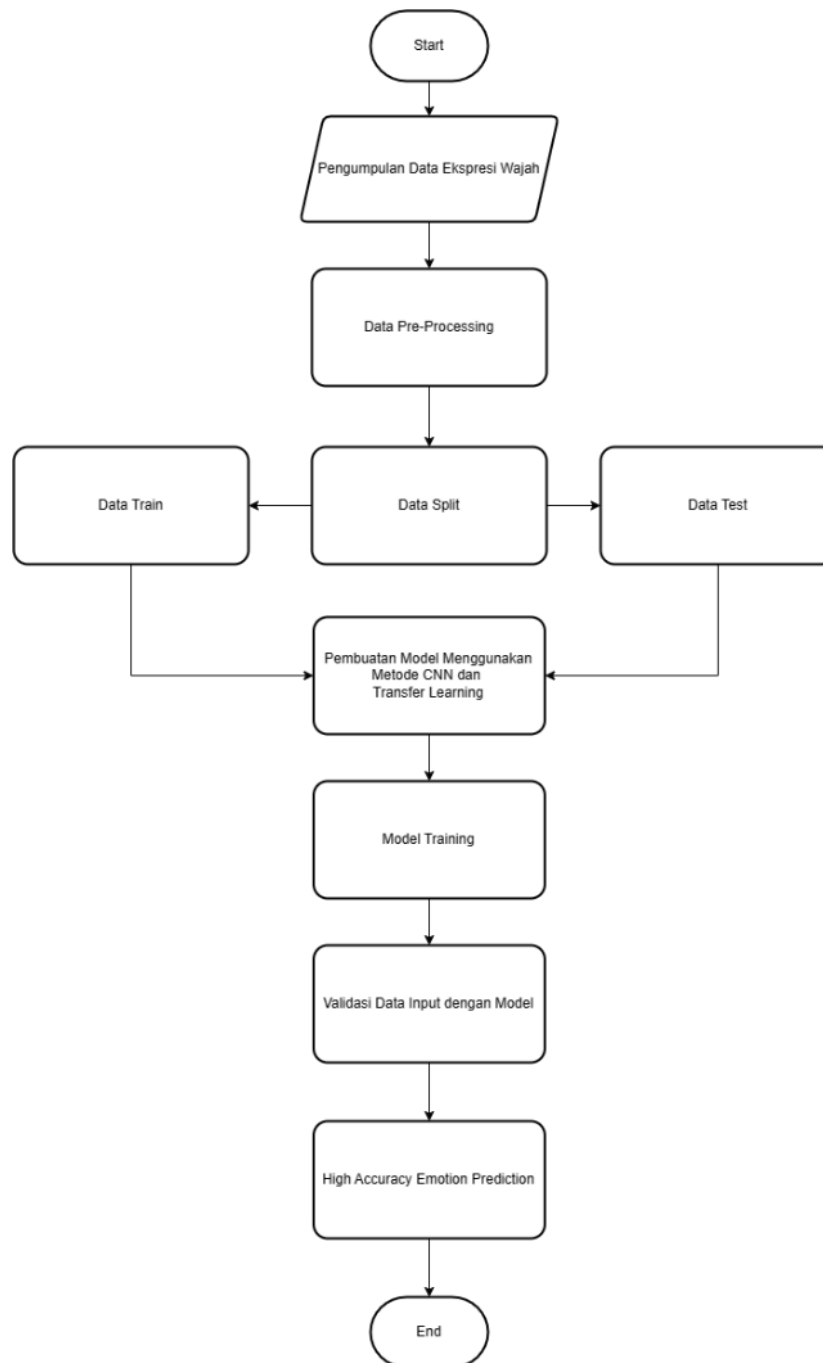


Gambar 1. Kerangka penelitian

Berikut adalah penjelasan dari kerangka penelitian yang disajikan pada Gambar 1 :

1. Mulai
2. Langkah awal dari penelitian ini adalah mengidentifikasi masalah. Dalam pembuatan aplikasi *face emotion detection* berbasis website yang dapat mendeteksi ekspresi pada manusia, pada tahap ini melibatkan pengenalan akar permasalahan dan penentuan solusi yang sesuai untuk mengatasi masalah tersebut.
3. Tahap pengumpulan data melibatkan studi literatur dari berbagai sumber termasuk buku, jurnal, skripsi, dan internet. Informasi dari sumber - sumber ini digunakan sebagai referensi untuk mendukung dan mengacu pada penelitian yang sedang dilakukan.
4. Tahap perancangan sistem dan aplikasi, melibatkan pengujian untuk mengevaluasi apakah sistem yang dikembangkan mengalami kesalahan atau tidak. Jika uji coba sukses, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikan dan menjalankannya, Namun, jika terdapat kegagalan, peneliti akan melakukan analisis untuk mengidentifikasi dan memperbaiki masalah tersebut.
5. Pada tahap implementasi, peneliti menerapkan sistem untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah menggunakan metode CNN berbasis website.
6. Pada tahap ini, peneliti melakukan analisis terhadap sistem yang telah dibuat dan menyimpulkan hasil analisis tersebut.
7. Proses penelitian selesai.

3.1 Alur Penelitian



Gambar 2. Flowchart penelitian

Gambar 2 merupakan flowchart dari penelitian yang akan dilakukan, Proses dimulai dengan langkah persiapan dan perencanaan awal untuk penelitian. Langkah pertama yaitu pengumpulan data yang diperlukan untuk melatih dan menguji model CNN ber-arsitektur VGG-19, setelah dataset dikumpulkan, data selanjutnya akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data training 80% dan data testing 20%, data training untuk melatih model, sementara data testing untuk menguji kinerja model. Pada data training selanjutnya akan dilakukan pre-processing data untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi, langkah ini meliputi normalisasi, perubahan ukuran gambar, model dilatih menggunakan data training yang telah diproses, setelah pelatihan, model diuji dengan data testing untuk mengevaluasi kinerja. Jika model menunjukkan hasil yang optimal, maka dilanjutkan ke deteksi emosi, dimana model digunakan untuk mendeteksi emosi secara real-time. Jika hasil masih belum

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

bagus, dilakukan penyesuaian hyperparameter dan proses pelatihan diulang hingga model mencapai hasil yang maksimal.

3.2 Pengumpulan Dataset

Untuk menjalankan penelitian ini, langkah awalnya adalah menyiapkan dataset yang terdiri dari gambar-gambar untuk masing-masing dari 7 jenis emosi. Dataset ini akan menjadi input yang akan diproses oleh sistem. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah membagi dataset menjadi data training dan data testing dengan perbandingan 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

Tabel 1. Pembagian dataset

Klasifikasi	Jumlah Data	Training	Presentase	Testing	Presentase
Emosi Marah	958	766	80%	192	20%
Emosi Jijik	111	89	80%	22	20%
Emosi Takut	1024	819	80%	204	20%
Emosi Senang	1774	1419	80%	354	20%
Emosi Netral	1233	986	80%	246	20%
Emosi Sedih	1247	997	80%	249	20%
Emosi Kaget	831	664	80%	166	20%

Pada tabel 1 di atas menjelaskan bahwa pengujian pada penelitian ini menggunakan 7 kelas emosi memenuhi kebutuhan data klasifikasi. Pada tiap kelas emosi data dan dibagi kembali menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 80% dan 20 % dari jumlah data setiap kelas.

A. Data Training

Data Training digunakan untuk melatih atau membangun model, untuk menyesuaikan dengan data yang diberikan selama *training* algoritma *machine learning*. Seperti otak manusia, dimana kepintaran manusia akan mengalami perubahan saat belajar. Tujuan dari *training* model adalah untuk menguji kemampuan model saat latihan dengan data *training* dan kemudian menguji kinerjanya dengan data validasi.

B. Data Testing

Setelah model dilatih dengan baik dan mampu mengenal pola dengan akurasi yang tinggi, selanjutnya mulai mempelajari data *testing* yaitu untuk menguji model setelah proses *training* selesai. Data testing merupakan data yang digunakan untuk menguji kinerja sebuah model *machine learning* yang telah dibuat. Data ini bertujuan untuk menguji kemampuan model dalam mengolah data yang belum pernah ditemui sebelumnya selama *training*.

3.3 Pre-Processing

Data *preprocessing* dalam konteks *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah proses yang diambil untuk mempersiapkan data gambar agar dapat digunakan sebagai input untuk model CNN. Tujuan proses ini diperlukan untuk memperbaiki kesalahan pada data mentah yang seringkali tidak lengkap dan memiliki format yang tidak teratur yang mengakibatkan *machine learning* sulit untuk membaca data yang ada.

Preprocessing gambar dilakukan dengan mengubah ukuran gambar dari emosi 1 sampai emosi 7 menjadi ukuran yang seragam, meningkatkan kualitas data, dan mengurangi *noise*. Beberapa langkah umum dalam *preprocessing* untuk CNN meliputi *resizg*, yaitu mengubah ukuran gambar agar konsisten dengan input yang diharapkan oleh modelin, selanjutnya normalisasi, yang mengubah nilai

piksel gambar sehingga berada dalam rentang tertentu, biasanya [0, 1] atau [-1, 1] dan augmentasi data yaitu teknik untuk memperbesar dataset dengan melakukan transformasi seperti rotasi, flip horizontal/vertikal, zoom, pergeseran, atau distorsi kecil lainnya untuk membantu model belajar menjadi lebih akurat terhadap variasi dalam data.

```

train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0/255,
                                   rotation_range=10,
                                   width_shift_range=0.1,
                                   height_shift_range=0.1,
                                   horizontal_flip = True,
                                   )
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(path,
                                                    target_size=(IMG_WIDTH, IMG_HEIGHT),
                                                    batch_size=BATCH_SIZE,
                                                    class_mode='categorical',
                                                    shuffle=True)

path = "/kaggle/input/fer2013/test"
train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0/255,
                                   )
val_generator = train_datagen.flow_from_directory(path,
                                                  target_size=(IMG_WIDTH, IMG_HEIGHT),
                                                  batch_size=BATCH_SIZE,
                                                  class_mode='categorical',
                                                  shuffle=False)
    
```

Gambar 3. Pre-processing data

3.4 Perancangan Model Convolutional Neural Network (CNN)

Perancangan model CNN adalah bagian dari tahapan proses dalam menyusun model yang digunakan untuk melatih data dalam mengenali objek yang diinginkan, model yang disusun dalam proses penelitian terdiri dari lapisan konvolusi VGG-19, lapisan spatial dropout 2d, lapisan global average pooling 2D, dan lapisan dense, contoh model yang dipakai pada penelitian ini bisa dilihat pada gambar 4.

Layer (type)	Output Shape	Param #
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	1,792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	36,928
block1_pool1 (MaxPooling2D)	(None, 24, 24, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	73,856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	147,584
block2_pool1 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	295,168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	590,880
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	590,880
block3_conv4 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	590,880
block3_pool1 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	1,180,160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2,359,808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2,359,808
block4_conv4 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2,359,808
block4_pool1 (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
spatial_dropout2d_2 (SpatialDropout2D)	(None, 3, 3, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2,359,808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2,359,808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2,359,808
block5_conv4 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2,359,808
block5_pool1 (MaxPooling2D)	(None, 1, 1, 512)	0
spatial_dropout2d_3 (SpatialDropout2D)	(None, 1, 1, 512)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 512)	0
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(None, 512)	2,048
dense_2 (Dense)	(None, 256)	131,328
dense_3 (Dense)	(None, 7)	1,799

Total params: 20,150,559 (76.98 MB)
 Trainable params: 20,150,535 (76.98 MB)
 Non-trainable params: 1,024 (4.00 KB)

Gambar 4. Model CNN

Setelah perancangan model CNN selesai, Langkah berikutnya yaitu melakukan pelatihan model dengan data yang sudah dikumpulkan, untuk proses pengujian model, pada penelitian ini melakukan beberapa kali percobaan dengan epoch yang berbeda untuk menentukan pelatihan jaringan yang maksimal.

```
history = model.fit(train_generator, epochs=100, validation_data=val_generator,
                    verbose=2,
                    callbacks=[reduce_lr,checkpoint_callback])
```

Gambar 5. Training parameter

Pada Gambar 5 merupakan program yang digunakan untuk melatih sebuah *neural network* menggunakan data training yang dihasilkan oleh *train_generator* dan memvalidasi performa model menggunakan data validasi yang dihasilkan oleh *validation_generator*, epoch = 100 untuk menentukan jumlah putaran seluruh dataset pelatihan yang akan dilakukan, jumlah epoch menyesuaikan akurasi yang dibutuhkan.

4 Hasil dan Pembahasan

Bagian ini digunakan untuk memaparkan hasil dari setiap tahap penelitian yang telah dilakukan, seperti Hasil Pengambilan Data, Hasil Tampilan, Hasil pengujian, dan Analisa hasil.

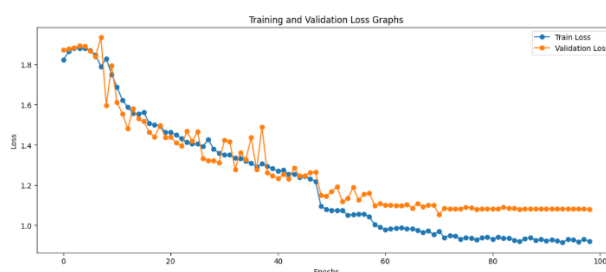
4.1 Pengujian Loss dan Akurasi Data

Pada penelitian ini, model CNN dikembangkan untuk mengklasifikasikan emosi yang diuji dengan menggunakan *loss* dan akurasi data.

Tabel 2. Perbandingan akurasi pada setiap epoch

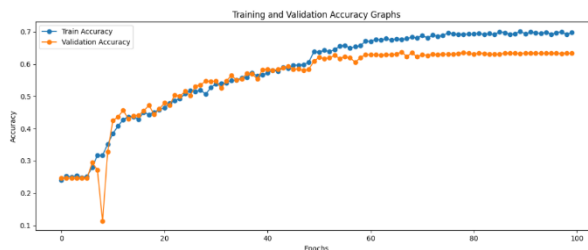
Epoch	Loss	Accuracy	Validasi Accuracy	Validasi loss
25	1.4135	0.5155	0.4999	1.3942
50	1.0932	0.6384	0.6085	1.1491
75	0.9467	0.6886	0.6311	1.0816
100	0.9183	0.6981	0.6330	1.0794

Selama proses *training*, nilai *loss* dihitung untuk mengetahui tingkat kesalahan pada prediksi model, nilai *loss* menurun seiring dengan bertambahnya jumlah epoch, yang menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mempelajari data. Selain itu, akurasi data dihitung untuk mengetahui sejauh mana model dapat mengklasifikasikan emosi dengan benar; hasilnya menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam tingkat akurasi baik pada data training maupun data validasi, yang menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi pola emosi dengan baik.



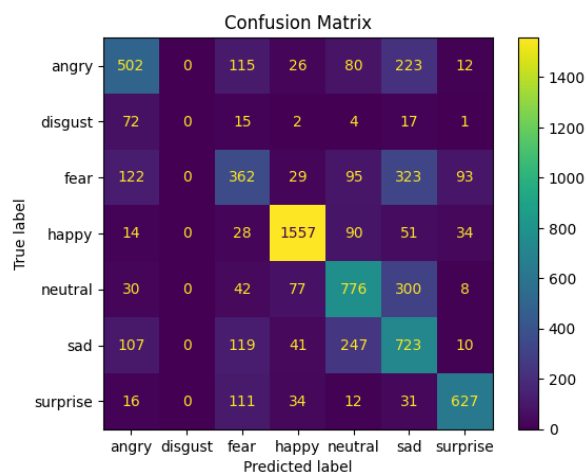
Gambar 6. Grafik loss model

Berdasarkan gambar 6 dapat diketahui bahwa jumlah epoch sangat mempengaruhi hasil nilai *loss* data, jika dilihat dari grafik tersebut dapat disimpulkan epoch 15 menghasilkan nilai *loss* tertinggi dan epoch 50 memberikan hasil nilai *loss* terkecil, nilai *loss* pada penelitian ini sangat menentukan hasil klasifikasi emosi dan efektivitas model.



Gambar 7. Grafik akurasi model

Gambar 7 menunjukkan grafik akurasi pada tiap epoch, yang dimana hasil akurasi menunjukkan persentase prediksi benar yang dilakukan model, serta memberikan gambaran langsung tentang efektivitas model dalam mengklasifikasikan data dengan benar. Dapat disimpulkan nilai *loss* yang rendah dan akurasi yang tinggi pada data, menunjukkan kemampuan model CNN untuk memprediksi dengan akurasi dan generalisasi yang baik, hal ini merupakan indikator utama keberhasilan model.



Gambar 8. Confusion matrik

Model yang diusulkan menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan emosi happy. Namun, terdapat kesulitan model dalam membedakan antara emosi sad terhadap emosi neutral, fear dan angry seperti yang ditunjukkan pada gambar X. Selain itu, model tidak dapat memprediksi kelas emosi jijik sehingga prediksi tersebar ke kelas lain. Hal ini menunjukkan perlunya perbaikan dalam representasi fitur atau modifikasi arsitektur VGG-19.

5 Kesimpulan

Dalam penelitian ini, *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk klasifikasi gambar pada dataset emosi. Model berhasil mencapai akurasi train 0,677% dan validasi akurasi 0,638% melalui langkah-langkah *preprocessing* seperti *resizing*, normalisasi, dan peningkatan data. Dengan menggunakan model VGG19, menunjukkan performa yang sangat baik dan robustness terhadap variasi pada data emosi, model ini mampu mengenali emosi dari 1-7 dan menghasilkan prediksi yang cukup akurat. Hasil ini membuktikan bahwa CNN dapat mengekstraksi fitur penting secara otomatis tanpa menggunakan teknik manual yang rumit. Namun, beberapa masalah muncul, seperti kebutuhan dataset yang besar dan banyaknya kelas pada penelitian ini menyebabkan jumlah waktu dan sumber daya komputasi yang diperlukan cukup lama pada proses training. Meskipun demikian dengan ketersediaan lebih banyak dataset masalah ini dapat diselesaikan. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa CNN cukup efektif untuk penelitian klasifikasi gambar karena dapat memberikan hasil yang sangat akurat dengan menggunakan langkah-langkah *preprocessing* yang tepat dan arsitektur model yang efisien. Oleh karena itu, CNN sangat direkomendasikan untuk berbagai penelitian yang membutuhkan klasifikasi gambar.

Referensi

- [1] Y. Achmad, R. C. Wihandika, and C. Dewi, "Klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah menggunakan convolutional neural network," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 11, pp. 10595–10604, 2019.
- [2] A. D. W. M. Sidik *et al.*, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Teknik Filter Wavelet Gabor," *Fidel. J. Tek. Elektro*, vol. 3, no. 1, pp. 1–4, 2021, doi: 10.52005/fidelity.v3i1.84.
- [3] R. Yusuf and A. A. Huda, "Deteksi Emosi Wajah Menggunakan Metode Backpropagation," *J. Autom. Comput. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 103–114, 2023, doi: 10.47134/jacis.v3i2.60.
- [4] B. C. L. Adiatma, E. Utami, and A. D. Hartanto, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Deep Convolutional Neural Network," *Explore*, vol. 11, no. 2, p. 75, 2021, doi: 10.35200/explore.v11i2.478.
- [5] B. T. Utomo, I. Fitri, and E. Mardiani, "Penerapan Face Recognition Pada Aplikasi Akademik Online," *Inform. J. Ilmu Komput.*, vol. 16, no. 3, p. 195, 2020, doi: 10.52958/iftk.v16i3.2259.
- [6] T. Susim and C. Darujati, "Pengolahan Citra untuk Pengenalan Wajah (Face Recognition) Menggunakan OpenCV," *J. Syntax Admiration*, vol. 2, no. 3, pp. 534–545, 2021, doi: 10.46799/jsa.v2i3.202.
- [7] N. Dewi and F. Ismawan, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Cnn Untuk Sistem Pengenalan Wajah," *Fakt. Exacta*, vol. 14, no. 1, p. 34, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i1.8989.
- [8] N. Arynarto, 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: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/2594>.
- [9] J. Singh *et al.*, "Real-Time Convolutional Neural Networks for Emotion and Gender Classification," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 235, pp. 1429–1435, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.04.134.
- [10] A. K. Dubey and V. Jain, "Automatic facial recognition using VGG16 based transfer learning model," *J. Inf. Optim. Sci.*, vol. 41, no. 7, pp. 1589–1596, 2020, doi: 10.1080/02522667.2020.1809126.
- [11] D. Hindarto and H. Santoso, "Plat Nomor Kendaraan dengan Convolution Neural Network," *J. Inov. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 1–12, 2021, doi: 10.51170/jii.v6i2.202.
- [12] Habibullah Akbar, Diah Aryani, and Muhamad Bahrul Ulum, "Deteksi Banjir Area Perkotaan Berbasis Citra Digital Convolutional Neural Network (Vgg19)," *J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 82–91, 2022, doi: 10.55606/teknik.v2i3.798.
- [13] R. Yohannes and M. E. Al Rivian, "Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM," *J. Algoritm.*, vol. 2, no. 2, pp. 133–144, 2022, doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2363.
- [14] X. Huang, "A Hybrid Framework for Human Face Detection and Recognition in Videos," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 252, no. 5, 2019, doi: 10.1088/1755-1315/252/5/052144.
- [15] I. Istanbul, S. Grids, and C. Congress, *Icsg Istanbul 2018*, no. April. 2018.