Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* Untuk Pengenalan Ekspresi Wajah

Adhiyasa Khoirul Muttaqiin[1], Haris Yuana[2], Mukh Taofik Chulkamdi[3]
[1,2,3]Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Islam Balitar, Indonesia
Email: adhiyasakhoirul@gmail.com

Abstract

Recognizing human facial expressions has broad benefits in various fields. For example, in the field of psychology, by analyzing a person's facial expressions during the counseling process, a psychologist can understand a patient's emotional changes and identify psychological problems. One of the popular algorithms for facial expression recognition is the Convolutional Neural Network (CNN). In this study, an architectural model of the Convolutional Neural Network (CNN) is used which consists of three convolution layers. The test results show that the model drilled with ADAM optimization, batch size 32, and data augmentation achieved good accuracy, namely 70.16% for training data and 64.43% for data validation at the 100th epoch. This study also conducted tests using facial expression images from self-made datasets and achieved the highest accuracy of 67% after training the model up to the 100th epoch. The program we created succeeded in recognizing facial expressions well in real-time situations in 20 participants of various ages. However, this study shows several improvements that can be made, such as increasing the quality and quantity of facial expression data and developing the CNN model with additional features to improve accuracy and overcome overfitting.

Keywords*: Facial Expressions, Convolutional Neural Networks, Data Augmentation*

Abstrak

Mengenali ekspresi wajah manusia memiliki manfaat yang luas dalam berbagai bidang. Misalnya, dalam bidang psikologi, dengan menganalisis ekspresi wajah seseorang saat proses konseling, seorang psikolog dapat memahami perubahan emosional pasien dan mengidentifikasi masalah psikologis. Salah satu algoritma yang populer dalam pengenalan ekspresi wajah adalah Convolutional Neural Network (CNN). Dalam penelitian ini, digunakan sebuah arsitektur model Convolutional Neural Network (CNN) yang terdiri dari tiga lapisan konvolusi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan optimasi ADAM, batch size 32, dan augmentasi data mencapai akurasi yang baik, yaitu 70,16% untuk data pelatihan dan 64,43% untuk data validasi pada epoch ke-100. Dalam penelitian ini juga melakukan pengujian menggunakan citra ekspresi wajah dari dataset buatan sendiri dan mencapai akurasi tertinggi sebesar 67% setelah melatih model hingga epoch ke-100. Program yang kami buat berhasil mengenali ekspresi wajah dengan baik dalam situasi real-time pada 20 partisipan dengan usia yang beragam. Namun, penelitian ini menunjukkan beberapa perbaikan yang dapat dilakukan, seperti meningkatkan kualitas dan jumlah data ekspresi wajah serta mengembangkan model CNN dengan fitur tambahan untuk meningkatkan akurasi dan mengatasi overfitting.

Kata kunci*: Ekspresi Wajah, Convolutional Neural Network, Data Augmentation.*

1. PENDAHULUAN

Ekspresi wajah adalah salah satu metode yang paling efektif bagi manusia untuk mengungkapkan emosi mereka. Menurut Oliver dan Alcove (2020)[1] satu ekspresi dapat memberikan informasi yang lebih banyak daripada kata-kata. Keunggulan dari ekspresi wajah yaitu kemampuannya untuk membantu dalam memahami emosi seseorang. Menurut Planalp (2015)[2] pada jurnal yang berjudul

"How Important Is Emotion in Everyday Interaction?" ketika seseorang mengalami ketidakstabilan emosi, perubahan tersebut dapat terlihat pada wajahnya, seperti kerutan di dahi, kedipan mata, atau warna kulit wajah yang mengalami perubahan. Sebagai contoh, ketika seseorang merasa marah, akan terlihat tanda-tanda seperti mengerutkan kening dan perubahan warna pada wajah yang menjadi merah.

Menganalisis keinginan seseorang melalui ekspresi wajah lebih mudah daripada menganalisis sikap seseorang melalui kalimat yang diucapkan atau gestur badan. Hal ini dikarenakan kata-kata yang diucapkan kadang tidak sesuai dengan maksud yang diinginkan [3]. Paul Ekman seorang psikolog senior asal Amerika [4] mendefinisikan 6 emosi dasar yang sama, yaitu marah, senang, sedih, jijik, terkejut, dan takut. Enam dasar tersebut masih menjadi acuan yang dipakai oleh para psikolog dan para pengembang sistem pendeteksian wajah untuk mengklasifikasikan emosi berdasarkan ekspresi wajah hingga saat ini.

Deteksi ekspresi memiliki peran penting dalam bidang psikologi terutama dalam proses konseling antara konselor dan pasien. Komunikasi antara konselor dan pasien dapat terjadi baik melalui komunikasi verbal maupun non-verbal. Komunikasi verbal melibatkan penggunaan kata-kata baik dalam bentuk lisan maupun tulisan, sedangkan komunikasi non-verbal melibatkan pengiriman pesan tanpa menggunakan kata-kata [5]. Melalui ekspresi wajah psikolog dapat mengetahui kondisi emosi seseorang saat proses konseling, sehingga dengan mengetahui perubahan emosi seseorang saat proses konseling dengan psikolog dapat mengidentifikasi dan menganalisa psikologis seseorang sebagai deteksi awal pasien. Salah satu kelemahan yang dimiliki oleh psikolog Indonesia adalah kurangnya alat psikologis yang diciptakan sendiri sesuai kondisi sosial budaya Indonesia menurut [6]. Alat pengungkap emosi dasar berupa foto bernah diteliti [7]. Dengan perkembangan teknologi, pengenalan ekspresi wajah dapat dilakukan secara otomatis menggunakan algoritma deep learning, terutama algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN adalah salah satu jenis algoritma pembelajaran deep learning yang efektif dalam mengenali ekspresi wajah dengan tingkat keakuratan yang tinggi.

Beberapa penelitian telah menunjukkan bahwa deep learning memiliki performa yang sangat baik dalam penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) [8-16]. Hal ini disebabkan oleh kemampuan CNN dalam mempelajari dataset yang besar dan menerapkan metode pelatihan jaringan yang lebih kompleks. Selain itu, dengan adanya kemajuan perangkat keras komputasi, penggunaan deep learning semakin banyak yang menggunakannya [8]. *Convolutional Neural Network* dianggap sebagai model terbaik untuk menyelesaikan masalah pengenalan objek dan pengenalan wajah. Meskipun *Convolutional Neural Network* memiliki keunggulan, seperti model deep learning lainnya, algoritma ini juga memiliki kelemahan, salah satu kelemahan yang dimiliki oleh *Convolutional Neural Network* adalah proses komputasinya yang memerlukan duras waktu yang panjang. Namun, dengan berkembangnya perangkat keras yang cepat, masalah ini dapat dikerjakan dengan memanfaatkan teknologi seperti Graphical Processing Unit (GPU) serta komputer dengan spesifikasi yang tinggi.

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka peneliti ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Convolutional Neural Network* dalam mengenali ekspresi wajah, sehingga dapat membantu psikolog dalam memahami perubahan emosi pasien selama sesi konseling. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menguji kinerja algoritma ini dalam pengenalan ekspresi wajah melalui citra ekspresi wajah serta perekaman langsung. Penelitian ini berfokus terhadap bagaimana cara menerapkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk pengenalan ekspresi wajah pada manusia [17-26]. Dengan adanya penelitian ini diharapkan dapat menghadirikan sebuah pengenalan ekspresi wajah yang dapat digunakan oleh psikolog untuk mengetahui perubahan emosi pasien saat proses konseling menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network*. Pada penelitian ini akan menggunakan dua proses pengujian model hasil pelatihan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu menggunakan kumpulan Gambar tujuh macam ekspresi wajah manusia dari dataset buatan sendiri yang bersisi citra ekspresi wajah orang Indonesia dan pengujian melalui perekaman wajah secara langsung atau realtime. Pengujian menggunakan citra ekspresi wajah dari dataset buatan sendiri dilakukan untuk mengetahui model terbaik yang dapat digunakan untuk pengujian secara realtime.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengGambarkan dan menganalisis citra ekspresi wajah pada dataset menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode penelitian yang digunakan adalah deskriptif kuantitatif, yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai ekspresi wajah yang ditunjukkan oleh pasien. Data diperoleh melalui wawancara dengan seorang psikolog klinis yang juga dosen di Fakultas Psikologi Universitas Merdeka Malang, serta pengumpulan dataset dari internet. Proses pra-pemrosesan data melibatkan perubahan ukuran citra menjadi 48x48 piksel dan konversi citra dari RGB ke grayscale. Selain itu, data ekspresi wajah dibagi menjadi data latih dan data validasi. Setelah itu, dilakukan pelatihan algoritma CNN dengan inisialisasi parameter yang tepat, seperti tingkat pembelajaran, ukuran batch, dan jumlah epoch. Selama proses pelatihan, data latih juga mengalami augmentasi. Setelah model CNN terlatih, dilakukan pengujian menggunakan citra wajah dan pengukuran performa dengan menggunakan confusion matrix.

Pengumpulan data dilakukan melalui wawancara dengan seorang psikolog klinis yang juga dosen di Fakultas Psikologi Universitas Merdeka Malang, studi literatur, dan pengumpulan dataset dari internet. Data terdiri dari data primer yang berupa wawancara dan data sekunder yang merupakan dataset dari Facial Expression Recognition 2013(FER2013) serta dataset buatan peneliti. Proses pra-pemrosesan data mencakup perubahan ukuran citra, konversi citra ke grayscale, dan pemisahan data ekspresi wajah menjadi data latih dan data validasi. Selanjutnya, tahap pelatihan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) melibatkan inisialisasi parameter pembelajaran, perancangan arsitektur CNN, dan training model dengan data latih. Pengujian dilakukan dengan menggunakan citra wajah dan pengukuran performa menggunakan confusion matrix.

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

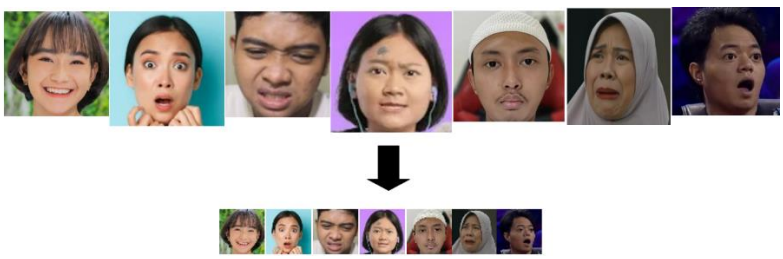
3.1. *Pre-Processing* Data

a) *Resize* 48 x 48

Dataset buatan sendiri memiliki ukuran piksel yang beragam sehingga perlu diubah menjadi 48 x 48 piksel sehingga dapat di proses sebagai input untuk model. Berikut adalah kode yang digunakan untuk resize data:

```
input_folder = "./happy"  # Nama folder input
output_folder = "./resize/happy"  # Nama folder output

# Membuat folder output jika belum ada
if not os.path.exists(output_folder):
    os.makedirs(output_folder)

# Loop melalui semua file gambar dalam folder input
for filename in os.listdir(input_folder):
    if filename.endswith(".jpg") or filename.endswith(".png"):
        # Membaca gambar
        img_path = os.path.join(input_folder, filename)
        img = cv2.imread(img_path)

        # Mengubah ukuran gambar menjadi 48x48 piksel
        img_resized = cv2.resize(img, (48, 48))

        # Menyimpan gambar hasil resize ke folder output
        output_path = os.path.join(output_folder, "resized_" + filename)
        cv2.imwrite(output_path, img_resized)
```

Kode diatas digunakan untuk melakukan preprocessing Gambar dengan mengubah ukurannya menjadi 48x48 piksel. Pertama, kita menentukan folder input dan folder output untuk menyimpan Gambar hasil preprocessing. Jika folder output belum ada, kode akan membuatnya terlebih dahulu. Selanjutnya, kode melakukan iterasi melalui setiap file Gambar dalam folder input dan memeriksa apakah file tersebut berakhiran ".jpg" atau ".png". Jika iya, kode membaca Gambar tersebut menggunakan cv2.imread() dan mengubah ukurannya menjadi 48x48 piksel dengan menggunakan cv2.resize(). Hasilnya disimpan di folder output dengan nama baru yang diawali dengan "resized_". Proses preprocessing ini berguna untuk menyamakan ukuran Gambar dan mempersiapkan data sebelum digunakan dalam proses pelatihan atau analisis lebih lanjut. Contoh hasil cropping dan resize dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Hasil *Resize* 48 x 48

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

b) Konversi Citra *RGB* ke *Grayscale*

Perubahan format dari berwana menjadi *grayscale* dilakukan dengan fungsi dari library opencv yaitu cv2.COLOR_BGR2GRAY sehingga menghasilkan citra seperti Gambar 2.

```
# Mengubah gambar menjadi grayscale
gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
```

Gambar 2. Hasil Proses Grayscale

c) Pemisahan Data Ekspresi Wajah

Citra ekspresi wajah dari masing – masing kelas pada dataset *FER2013* akan dipisahkan menjadi dua macam data yaitu data latih dan data validasi. Dataset FER2013 memiliki jumlah data latih dan data validasi dengan rasio 8: 2, dimana 80 % data akan digunakan pada data latih dan 20% untuk data validasi. Dengan memonitor performa model pada data validasi, dapat mengidentifikasi apakah model mengalami overfitting. Hasil pembagian data ekspresi wajah dari *dataset FER2013* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah Data Latih tiap kelas ekspresi

Ekspresi Wajah	Jumlah
Marah	3995
Jijik	436
Takut	4097
Senang	7215
Netral	4965
Sedih	4830
Terkejut	3171
Total	**28709**

Tabel 2. Jumlah Data Validasi tiap kelas ekspresi

Ekspresi Wajah	Jumlah
Marah	958
Jijik	111
Takut	1024
Senang	1774
Netral	1233
Sedih	1247

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

Terkejut	831
Total	**7178**

3.2. Proses *Training*

3.2.1. Arsitektur Model *CNN*

```
model = Sequential()
# Layer konvolusi pertama
model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(48, 48, 1)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
# Layer konvolusi kedua
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
# Layer konvolusi ketiga
model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.25))
# Fully connected layer
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.5))
# Output layer
model.add(Dense(7, activation='softmax'))
# Tampilkan summary model
model.summary()
```

Kode diatas membuat model arsitektur *Convolutional Neural Network* dirancang sesuai pada *flowchart* pada Gambar 3.7. Model dibuat dengan fungsi dari library tensorflow yaitu Sequential (). Setelah itu, hasil arsitektur dapat dilihat menggunakan fungsi *summary (),* berikut hasil dari arsitektur yang dibuat:

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 46, 46, 32)	320
batch_normalization_4 (BatchNormalization)	(None, 46, 46, 32)	128
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 23, 23, 32)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 21, 21, 64)	18496
batch_normalization_5 (BatchNormalization)	(None, 21, 21, 64)	256
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 10, 10, 64)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 8, 8, 128)	73856
batch_normalization_6 (BatchNormalization)	(None, 8, 8, 128)	512
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 128)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 4, 4, 128)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 2048)	0
dense_2 (Dense)	(None, 512)	1049088
batch_normalization_7 (BatchNormalization)	(None, 512)	2048
dropout_3 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 7)	3591

Total params: 1,148,295
Trainable params: 1,146,823
Non-trainable params: 1,472

Gambar 3. Model Aristektur CNN

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

Hasil di atas memberikan informasi tentang jumlah parameter yang ada dalam model *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu jumlah total parameter dalam model adalah 1,148,295 mencerminkan kompleksitas keseluruhan model. Jumlah parameter yang dapat diubah saat proses training adalah 1,146,823. Parameter ini memungkinkan model untuk belajar dari data pelatihan. Sedangkan jumlah parameter yang tetap atau tidak dapat diubah saat training adalah 1,472. Model ini memiliki jumlah parameter yang cukup besar, terutama parameter-parameter yang dapat dilatih. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kapasitas untuk belajar pola dan fitur yang kompleks dari data latih.

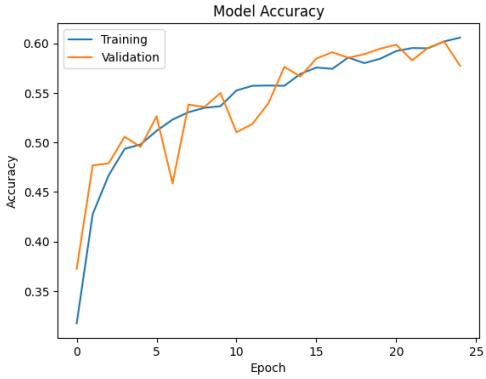
3.2.2. *Training* Model

```
Menentukan path dataset train dan validation
train_data_dir = './data/train'
validation_data_dir = './data/validasi'

# Menentukan ukuran gambar input
img_width, img_height = 48, 48

# Membangun objek ImageDataGenerator untuk augmentasi data
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True
)

validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1/255)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_data_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=32,
    color_mode='grayscale',
    class_mode='categorical'
)
model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.n // train_generator.batch_size,
    epochs=25,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=validation_generator.n // validation_generator.batch_size
)
model.save('namamodel.h5')

# Menampilkan grafik akurasi training dan validation
plt.plot(history.history['accuracy'])
plt.plot(history.history['val_accuracy'])
plot_model(model, to_file='model_architecture.png', show_shapes=True, show_layer_names=True)
plt.title('Model Accuracy')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Training', 'Validation'], loc='upper left')
plt.show()
```

Setelah proses pelatihan selesai, akan dilakukan perhitungan akurasi untuk melihat sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data latih dan data validasi dengan benar. Hasil dari pelatihan pada ketiga percobaan epoch tersebut akan memberikan Gambaran tentang performa model yang telah dilatih seperti berikut.

a) Proses *training ke-1 m*enggunakan 25 *epoch data augmentation*:

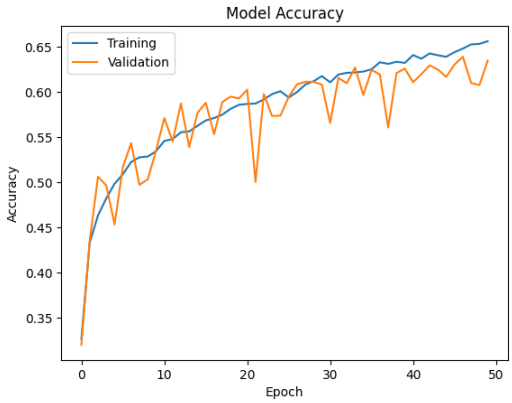
Grafik pada Gambar 4 menunjukkan hasil pelatihan model menggunakan 25 epoch. Pada epoch ini, diperoleh akurasi training sebesar 60,58%, yang mengindikasikan seberapa baik model mampu mengklasifikasikan data latih yang digunakan. Sedangkan akurasi validasi pada epoch 25 mencapai 57,73%, yang mengGambarkan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan data yang tidak pernah dilihat sebelumnya, yaitu data validasi. Meskipun akurasi training lebih tinggi dari akurasi validasi, perbedaan tersebut tidak terlalu signifikan, sehingga dapat dikatakan bahwa model belum mengalami overfitting yang berlebihan pada tahap ini.



Gambar 4. Grafik Training Dengan Augmentasi Pada Epoch 25

b) Proses *training ke-2 m*enggunakan 50 *epoch data augmentation:*

Grafik pada Gambar 5 menunjukkan hasil pelatihan model menggunakan 50 epoch. Pada epoch ini, diperoleh akurasi training sebesar 65,63%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data latih dengan akurasi yang lebih tinggi. Sementara itu, akurasi validasi pada epoch 50 mencapai 63,48%. akurasi training dan validasi mengalami peningkatan dibandingkan dengan epoch 25. Hal ini menunjukkan bahwa model terus meningkatkan kemampuannya dalam mempelajari pola-pola pada data latih dan mampu secara lebih baik menggeneralisasi pada data validasi. Meskipun akurasi training lebih tinggi daripada akurasi validasi, perbedaan tersebut masih tergolong wajar dan tidak terlalu signifikan. Ini menunjukkan bahwa model masih mampu mengeneralisasi data dengan baik tanpa mengalami overfitting yang berlebihan pada tahap pelatihan dengan 50 epoch.



Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

Gambar 5. Grafik Training Dengan Augmentasi Pada Epoch 50

c) Proses *training ke-3* menggunakan 100 *epoch data augmentation:*

Grafik pada Gambar 6 menunjukkan hasil pelatihan model menggunakan 100 epoch. Pada *epoch* ini, diperoleh akurasi *training* sebesar 70,16%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data latih dengan akurasi yang lebih tinggi. Sementara itu, akurasi validasi pada epoch 100 mencapai 64,43%, yang menunjukkan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan data validasi yang tidak pernah dilihat sebelumnya.

Pada pelatihan menggunakan *epoch* 100, akurasi *training* terus meningkat dan mencapai tingkat yang lebih tinggi dibandingkan dengan epoch sebelumnya. Namun, akurasi validasi tidak mengalami peningkatan yang signifikan dan bahkan cenderung stagnan. Hal ini dapat mengindikasikan bahwa model mulai mengalami *overfitting*. *Overfitting* terjadi saat kemampuan model untuk mempelajari pola-pola pada data latih meningkat, tetapi tidak mampu secara efektif menggeneralisasi pada data validasi menurut Ying(2018).Perbedaan yang cukup signifikan antara akurasi training dan akurasi validasi pada *epoch* 100 menunjukkan adanya *overfitting*, di mana model terlalu "terbiasa" dengan data latih dan tidak dapat secara tepat mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

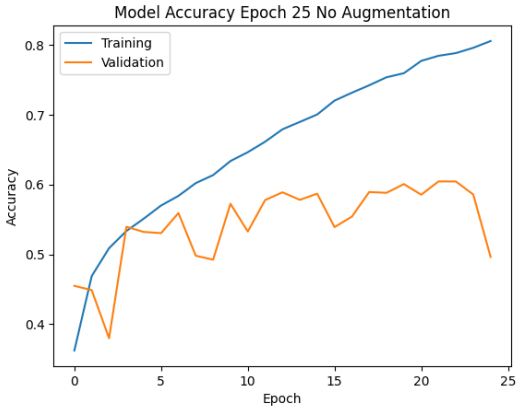
Gambar 6. Grafik Training Dengan Augmentasi Pada Epoch 100

d) Proses *training ke-4* menggunakan 25 *epochs non data augmentation:*

Grafik pada Gambar 7 terlihat bahwa terdapat dua kurva yang merepresentasikan metrik akurasi pada data latih (training accuracy) dan data validasi (validation accuracy) seiring dengan berjalannya epoch. Pada awal pelatihan (epoch awal), kedua kurva cenderung meningkat, yang menunjukkan peningkatan akurasi pada kedua dataset. Namun, setelah beberapa epoch, terlihat bahwa kurva akurasi pada data latih terus meningkat, sementara kurva akurasi pada data validasi mulai stagnan atau bahkan menurun.

Hal ini mengindikasikan adanya overfitting, di mana model cenderung "menghafal" data latih dan kurang mampu melakukan generalisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data validasi). Dengan demikian, meskipun model mampu mencapai akurasi yang tinggi pada data latih (80,57%), namun kinerja model pada data validasi jauh lebih rendah (49,63%).

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

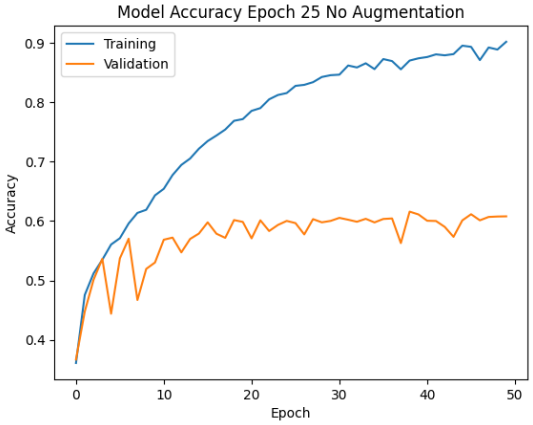


Gambar 7. Grafik Training Tanpa Augmentasi Pada Epoch 25

e) Proses *training ke-5* menggunakan *epoch 50 non data augmentation:*

Grafik pada Gambar 8 terlihat kedua kurva akurasi pada data latih dan data validasi meningkat, menunjukkan peningkatan kemampuan model dalam memprediksi dengan benar. Namun, setelah beberapa epoch, kurva akurasi pada data latih terus meningkat sementara kurva akurasi pada data validasi mulai stagnan atau bahkan menurun.

Hal ini menunjukkan bahwa model mengalami overfitting, di mana model terlalu fokus pada detail-detail yang ada pada data latih dan tidak mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, seperti data validasi. Meskipun model mencapai tingkat akurasi yang tinggi pada data latih (90,18%), performa model pada data validasi jauh lebih rendah (60,78%).

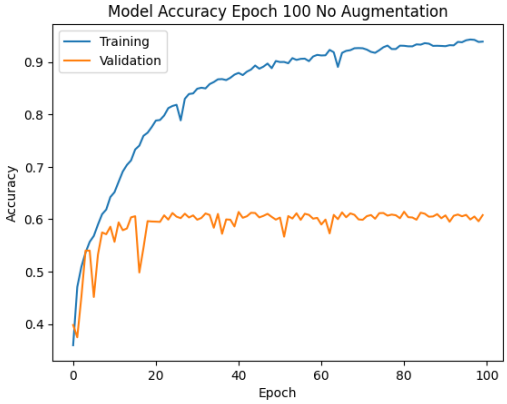


Gambar 3. Grafik *Training* Tanpa Augmentasi *Pada Epoch* 50

f) Proses *training ke-6* menggunakan epoch 100 *non data augmentation:*

Grafik pada Gambar 9 terlihat akurasi training meningkat menjadi 93,88%, menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi dengan benar pada data latih yang semakin meningkat. Namun, akurasi validasi tetap stagnan pada 60,78%. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model semakin "menghafal" data latih, kemampuannya dalam melakukan generalisasi pada data validasi tetap terbatas. Secara keseluruhan, hasil training dan validasi tersebut mengindikasikan

adanya overfitting pada model. Meskipun model mencapai tingkat akurasi yang tinggi pada data latih, performa model pada data validasi jauh lebih rendah.



Gambar 4. Grafik Training Tanpa Augmentasi Pada Epoch 100

3.2.3. Perbandingan Hasil Proses *Training*

Tabel 1. Perbandingan Akurasi Training dan Validasi

Epoch	Data Augmentation	Akurasi *Training*	Akurasi Validasi
25	Ya	60,58%	57,73%
50	Ya	65,63%	63,48%
100	Ya	70,16%	64,43%
25	Tidak	80,57%	49,63%
50	Tidak	90,18%	60,78%
100	Tidak	93,88%	60,78%

Tabel 3 memberikan hasil pelatihan model dengan variasi penggunaan Data Augmentation pada dua kondisi: saat Data Augmentation digunakan (Ya) dan saat Data Augmentation tidak digunakan (Tidak). Ketika Data Augmentation digunakan, terlihat bahwa akurasi training dan akurasi validasi secara bertahap meningkat seiring dengan berjalannya epoch. Pada epoch ke-25, akurasi training mencapai 60,58% dan akurasi validasi mencapai 57,73%. Peningkatan tersebut berlanjut pada epoch ke-50, dengan akurasi training sebesar 65,63% dan akurasi validasi sebesar 63,48%. Pada epoch ke-100, akurasi training mencapai 70,16% dan akurasi validasi mencapai 64,43%. Meskipun terjadi peningkatan, akurasi validasi masih relatif rendah dibandingkan dengan akurasi training, menunjukkan adanya overfitting pada model.

Di sisi lain, ketika Data Augmentation tidak digunakan, model mencapai akurasi training yang lebih tinggi. Pada epoch ke-25, akurasi training mencapai 80,57% sedangkan akurasi validasi hanya sebesar 49,63%. Pada epoch ke-50, akurasi training meningkat menjadi 90,18% dan akurasi validasi mencapai 60,78%. Pada epoch ke-100, akurasi training mencapai 93,88% tetapi akurasi validasi tetap pada 60,78%. Kondisi ini menunjukkan bahwa model cenderung mengalami *overfitting* yang lebih kuat ketika tidak menggunakan Data Augmentation, dengan perbedaan yang signifikan antara akurasi training dan akurasi validasi. Secara keseluruhan, penggunaan Data Augmentation pada

pelatihan model cenderung memberikan hasil yang lebih baik dalam mengurangi overfitting dan meningkatkan akurasi validasi. Namun, masih diperlukan penanganan lebih lanjut untuk meningkatkan performa model pada akurasi validasi agar mendekati tingkat akurasi training.

Penilaian akurasi tidak dapat dijadikan satu-satunya ukuran keberhasilan model. Evaluasi lebih lanjut seperti menggunakan metrik lain seperti presisi, recall, dan f1-score dapat memberikan Gambaran yang lebih lengkap tentang performa model dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah.

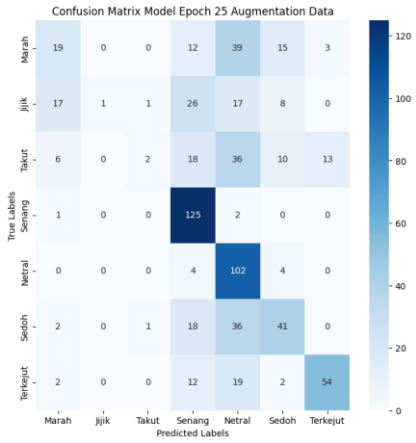
3.3. Proses Pengujian Model

a) Pengujian Menggunakan Citra Ekspresi Wajah

Pada tahap ini keenam model hasil proses training akan diuji menggunakan data uji yang berisi citra ekspresi wajah dari dataset buatan sendiri. Pengujian menggunakan citra ekspresi wajah bertujuan untuk mengevaluasi dan mengetahui model terbaik yang akan digunakan untuk pengujian secara *realtime.* Pengujian ini menggunakan 668 citra data uji ekspresi wajah dari dataset buatan yang telah divalidasi oleh validator. Adapun detail hasil pengujian dalam *confusion matrix* adalah sebagai berikut:

b) Pengujian Pada Model Epoch 25 Augmentasi Data

Dari Gambar 10 dapat diketahui tingkat keberhasilan tertinggi didapatkan pada ekspresi senang yaitu dengan 125 ekspresi dikenali dengan benar, sedangkan tingkat keberhasilan terendah yaitu pada ekspresi jijik hanya 1 ekspresi dikenali dengan benar. Adapun hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 4.



Gambar 5. *Confusion Matrix* Pada Model *Epoch* 25 Augmentasi

Tabel 2. Hasil Pengujian Pada Model Epoch 25

	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Marah	40	22	28
Jijik	100	1	3
Takut	50	2	4
Senang	58	98	73
Netral	41	93	57

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

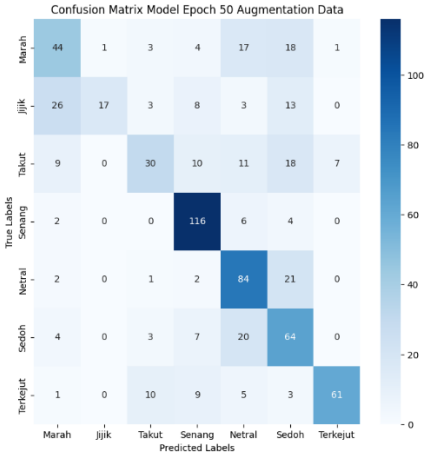
Sedih	51	42	46
Terkejut	77	61	68
Accuracy			51
Macro avg	60	45	40

Hasil akurasi didapatkan dengan menghitung menggunakan rumus pada persamaan (2.2) yaitu membagi total ekspresi yang dikenali dengan benar dan membaginya dengan total data yang ada pada data uji. Hasil precision didapakan dengan menghitung dengan rumus pada persamaan (2.3) yaitu ekspresi yang diprediksi dengan benar dan membaginya dengan jumlah ekspresi yang dikenali dengan benar ditambah jumlah ekspresi yang dikenali salah pada kolom true labels pada masing-masing kelas ekspresi. Hasil recall didapakan dengan menghitung menggunakan rumus rumus pada persamaan (2.4) yaitu membagi jumlah ekspresi yang ekspresi yang dikenali dengan benar dan membaginya dengan jumlah ekspresi yang dikenali dengan benar ditambah jumlah ekspresi yang dikenali salah pada baris prediction labels. Hasil F1-score didapakan dengan menghitung menggunakan rumus rumus pada persamaan (2.5) yaitu mengalikan 2 hasil perkalian presisi dan recall dan membanginya dengan hasil penjumlahan presisi dan recall.

Pada pengujian menggunakan model epoch 25 dengan menggunakan augmentasi data didapatkan hasil akurasi sebesar 51%, presisi sebesar 60%, *recall* sebesar 45% dan F1-Score sebesar 40%.

c) Pengujian Pada Model Epoch 50 Augmentasi Data

Dari Gambar 11 dapat diketahui tingkat keberhasilan tertinggi didapatkan pada ekspresi senang yaitu dengan 116 ekspresi dikenali dengan benar, sedangkan tingkat keberhasilan terendah yaitu pada ekspresi jijik dengan ekspresi dikenali dengan benar yaitu 17 ekspresi. Adapun hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 5.



Gambar 6. *Confusion Matrix Pada* Model *Epoch 50* Augmentasi

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

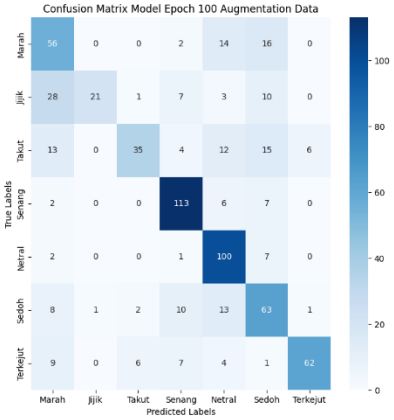
Tabel 3. Hasil Pengujian Pada Model Epoch 50

	Precision %	Recall %	F1-score %
Marah	50	50	50
Jijik	94	24	39
Takut	60	35	44
Senang	74	91	82
Netral	58	76	66
Sedih	45	65	54
Terkejut	88	69	77
Accuracy			62
Macro avg	67	59	59

Pada pengujian menggunakan model epoch 50 dengan menggunakan augmentasi data didapatkan hasil akurasi sebesar 62%, presisi sebesar 67%, recall sebesar 59% dan F1-Score sebesar 59%.

d) Pengujian Pada Model Epoch 100 Augmentasi Data

Dari Gambar 12 dapat diketahui tingkat keberhasilan tertinggi didapatkan pada ekspresi netral yaitu dengan 113 ekspresi dikenali dengan benar, sedangkan tingkat keberhasilan terendah yaitu pada ekspresi jijik dengan ekspresi dikenali dengan benar yaitu 21 ekspresi. Adapun hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 6.



Gambar 7. *Confusion Matrix* Pada Model *Epoch* 100 Augmentasi

Tabel 4. Hasil Pengujian Pada Model Epoch 100

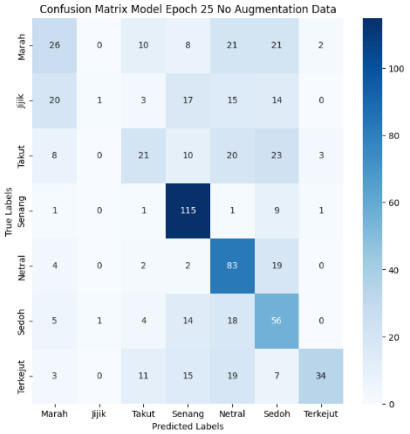
	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Marah	47	64	54
Jijik	95	30	46
Takut	80	41	54
Senang	78	88	83
Netral	66	91	76
Sedih	53	64	58
Terkejut	90	70	78
Accuracy			67
Macro avg	73	64	64

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik

Pada pengujian menggunakan model epoch 100 dengan menggunakan augmentasi data didapatkan hasil akurasi sebesar 67%, presisi sebesar 73%, recall sebesar 64% dan F1-Score sebesar 64%.

e) Pengujian Pada Model Epoch 25 Tanpa Augmentasi Data

Dari Gambar13 dapat diketahui tingkat keberhasilan tertinggi didapatkan pada ekspresi senang yaitu dengan 115 ekspresi dikenali dengan benar, sedangkan tingkat keberhasilan terendah yaitu pada ekspresi jijik dengan ekspresi dikenali dengan benar yaitu 1 ekspresi. Adapun hasil perhitungan confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 7.



Gambar 8. *Confusion Matrix* Model *Epoch* 25 *Tanpa* Augmentasi

Tabel 5. Hasil Pengujian Pada Model Epoch 25 Non Agumentation

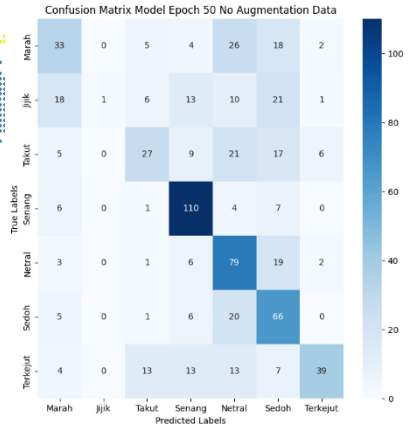
	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Marah	39	30	34
Jijik	50	1	3
Takut	40	25	31
Senang	64	90	74
Netral	47	75	58
Sedih	38	57	45
Terkejut	85	38	53
Accuracy			50
Macro avg	52	45	42

Pada pengujian menggunakan model epoch 25 tanpa menggunakan augmentasi data didapatkan hasil akurasi sebesar 50%, presisi sebesar 52%, recall sebesar 45% dan F1-Score sebesar 42%.

f) Pengujian Pada Model Epoch 50 Tanpa Augmentasi Data

Dari Gambar 14 dapat diketahui tingkat keberhasilan tertinggi didapatkan pada ekspresi senang yaitu dengan 110 ekspresi dikenali dengan benar, sedangkan tingkat keberhasilan terendah yaitu pada ekspresi jijik dengan ekspresi dikenali dengan benar yaitu 1 ekspresi. Adapun hasil perhitungan confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 8.

Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)
Volume 8, Nomor 2, Agustus 2023, pp 772-792
Terakreditasi Nomor 204/E/KPT/2022 | ISSN: 2527-5771/EISSN: 2549-7839
https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik



Gambar 9. *Confusion Matrix* Model *Epoch* 50 *Tanpa* Augmentasi

Tabel 6. Hasil Pengujian Pada Model Epoch 50 Non Agumentation

	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Marah	32	27	29
Jijik	100	1	3
Takut	50	32	39
Senang	68	86	76
Netral	46	72	56
Sedih	43	67	52
Terkejut	78	44	56
Accuracy			53
Macro avg	61	49	46

Pada pengujian menggunakan model epoch 50 tanpa menggunakan augmentasi data didapatkan hasil akurasi sebesar 53%, presisi sebesar 61%, recall sebesar 49% dan F1-Score sebesar 46%.

g) Pengujian Pada Model Epoch 100 Tanpa Augmentasi Data

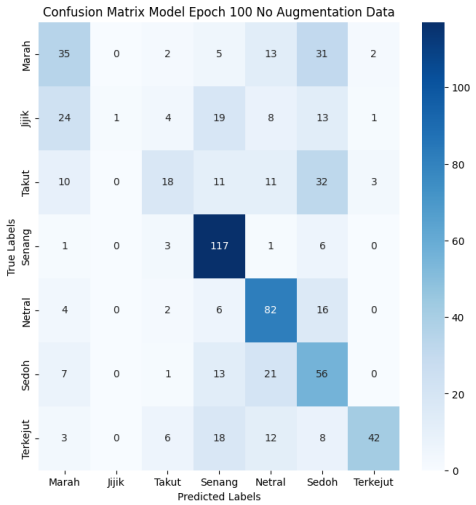
Dari Gambar 15 dapat diketahui tingkat keberhasilan tertinggi didapatkan pada ekspresi senang yaitu dengan 117 ekspresi dikenali dengan benar, sedangkan tingkat keberhasilan terendah yaitu pada ekspresi jijik dengan ekspresi dikenali dengan benar yaitu 1 ekspresi. Adapun hasil perhitungan confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 7. Hasil Pengujian Pada Model Epoch 100 Non Agumentation

	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Marah	42	40	41
Jijik	100	1	3
Takut	50	21	30
Senang	62	91	74
Netral	55	75	64
Sedih	35	57	43
Terkejut	88	47	61
Accuracy			53

Macro avg	62	48	45

Pada pengujian menggunakan model epoch 100 tanpa menggunakan augmentasi data didapatkan hasil akurasi sebesar 53%, presisi sebesar 62%, recall sebesar 48% dan F1-Score sebesar 45%.



Gambar 10. *Confusion Matrix* Model *Epoch* 100 *Tanpa* Augmentasi

h) Hasil Pengujian Model Menggunakan Citra Wajah.

Dari Tabel diatas mengGambarkan hasil pengujian model pada beberapa epoch dengan menggunakan data augmentation (Ya) dan tanpa menggunakan data augmentation (Tidak). Terdapat empat metrik evaluasi yang digunakan dalam Tabel, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dalam pengujian model yang menggunakan augmentasi data, pada epoch 25, model memiliki akurasi 51%, presisi 60%, recall 45%, dan F1-score 40%. Pada epoch 50, terjadi peningkatan sedikit pada akurasi menjadi 62%, presisi 67%, recall 59%, dan F1-score 59%. Pada epoch 100, terlihat peningkatan yang lebih signifikan dengan akurasi sebesar 67%, presisi 73%, recall 64%, dan F1-score 64%.

Sementara itu, dalam pengujian model yang tidak menggunakan augmentasi data, terlihat performa model yang sedikit lebih rendah. Pada epoch 25, model memiliki akurasi 50%, presisi 52%, recall 45%, dan F1-score 42%. Pada epoch 50, terjadi peningkatan dengan akurasi 53%, presisi 61%, recall 49%, dan F1-score 46%. Pada epoch 100, tidak terjadi peninkatan pada akurasi 53%, namun mengalami perubahan pada presisi 62%, recall 48%, dan F1-score 45%.

Tabel 8. Hasil Pengujian Pada Setiap Epoch

Epoch	Data Augmentation	Akurasi	Presisi	Recall	F1-score
25	Ya	51%	60%	45%	40%
50	Ya	62%	67%	59%	59%
100	Ya	67%	73%	64%	64%
25	Tidak	50%	52%	45%	42%
50	Tidak	53%	61%	49%	46%
100	Tidak	53%	62%	48%	45%

i) Hasil Pengujian Model Secara *Real-time*

Dari Tabel 11, hasil pengujian pada model epoch 100 menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali ekspresi wajah yang diperagakan oleh 20 partisipan. Dari total 40 ekspresi wajah yang diperagakan, model berhasil mendeteksi dengan benar sebanyak 34 ekspresi wajah, namun terdapat 6 ekspresi wajah yang diperagakan tidak terdeteksi dengan benar.

Algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* adalah sebuah algoritma deep learning yang efektif untuk mempelajari karakteristik suatu objek dengan mendalam. Salah satu aspek penting dalam proses pembelajaran *CNN* dalam mengklasifikasikan objek adalah jumlah dan kualitas data yang digunakan dalam pelatihan. Semakin banyak dan berkualitasnya data yang digunakan, semakin tinggi akurasi yang dapat dicapai dalam pengklasifikasian objek tersebut.

Dengan mengubah dan melengkapi variasi citra dalam dataset pelatihan, data augmentation membantu meningkatkan jumlah data, mengurangi overfitting, dan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali berbagai variasi ekspresi wajah. Ini memungkinkan model CNN untuk belajar pola yang lebih umum dan dapat mengenali ekspresi wajah secara konsisten dalam berbagai situasi. Pada penelitian sebelumnya oleh Kusdaningsih, Rahmawati & Risnandar (2021), *data augmentation* juga digunakan sebagai salah satu metode untuk mengurangi overfitting saat melatih model.

Dalam penelitian ini hasil pengujian menggunakan citra ekspresi wajah, model terbaik didapatkan pada model menggunakan epoch 100 dengan menggunakan augmentasi data pada saat proses pelatihan, model tersebut berhasil mengklasifikasikan ekspresi wajah dengan akurasi sebesar 67%, presisi sebesar 73%, recall sebesar 64% dan F1-Score sebesar 64%. Hasil akurasi pada penelitian ini lebih rendah dari penelitian yang dilakukan oleh Kusdaningsih, Rahmawati & Risnandar (2021) yakni akurasi sebesar 91,29%, namun pengujian pada penelitian ini menggunakan data uji yang lebih banyak. Pada penelitian yang dilakukan oleh Kusdaningsih, Rahmawati & Risnandar(2021) data yang dikumpulkan berjumlah 33 ekspresi senang, 28 ekspresi marah, 34 ekspresi jijik, 23 ekspresi takut, 46 ekspresi sedih, 26 ekspresi terkejut dan 89 ekspresi netral.
Dalam penelitian ini juga dilakukan pengujian menggunakan model yang telah dilatih dengan data augmentation dan memiliki 100 epoch, untuk melakukan pengenalan ekspresi wajah secara langsung atau realtime. Dari 40 ekspresi yang diperagakan oleh 20 partisipan, model berhasil mendeteksi dengan benar 34 ekspresi wajah, namun terdapat 6 ekspresi yang tidak terdeteksi dengan benar. Meskipun model ini mampu mengenali ekspresi wajah dengan baik, namun masih terdapat kekurangan dalam kemampuannya untuk mengenali ekspresi yang kurang mencolok dan juga kurang stabil dalam mendeteksi ekspresi wajah. Hal ini dikarenakan dataset FER2013 yang digunakan dalam pelatihan model memiliki beberapa citra dengan tingkat kejelasan yang rendah atau mengandung noise, yang dapat mempengaruhi kemampuan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan ekspresi wajah. Sehingga, perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali ekspresi yang lebih halus dan kompleks secara konsisten.

Tabel 9. hasil Pengujian Secara Realtime

No	Aspek yang dinilai	Penilaian		
		Ekspresi yang diperagakan	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
1	Pengujian ke-1	Terkejut	✓	
		Marah	✓	
2	Pengujian ke-2	Marah	✓	
		Senang	✓	
3	Pengujian ke-3	Senang	✓	
		Jijik	✓	
4	Pengujian ke-4	Senang	✓	
		Terkejut	✓	
5	Pengujian ke-5	Terkejut	✓	
		Senang	✓	
6	Pengujian ke-6	Marah	✓	
		Netral	✓	
7	Pengujian ke-7	Senang	✓	
		Terkejut	✓	
8	Pengujian ke-8	Senang	✓	
		Terkejut		✓
9	Pengujian ke-9	Senang	✓	
		Marah		✓
10	Pengujian ke-10	Senang	✓	
		Jijik	✓	
11	Pengujian ke-11	Senang	✓	
		Sedih	✓	
12	Pengujian ke-12	Senang	✓	
		Marah	✓	
13	Pengujian ke-13	Senang	✓	
		Terkejut		✓
14	Pengujian ke-14	Senang	✓	
		Takut		✓
15	Pengujian ke-15	Marah	✓	
		Senang	✓	
16	Pengujian ke-16	Senang	✓	
		Marah		✓
17	Pengujian ke-17	Senang	✓	
		Takut		✓
18	Pengujian ke-18	Senang	✓	
		Terkejut	✓	
19	Pengujian ke-19	Senang	✓	
		Marah	✓	
20	Pengujian ke-20	Sedih	✓	
		Takut	✓	

4. SIMPULAN

Hasil penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat berhasil diimplementasikan untuk mengenali ekspresi wajah manusia dengan baik. Model CNN yang melibatkan tiga lapisan konvolusi mampu mengklasifikasikan ekspresi wajah dari citra dataset, termasuk dalam pengujian citra wajah dari dataset buatan sendiri dan pengujian secara realtime. Namun,

hasil akurasi masih memerlukan pengembangan lebih lanjut agar dapat memberikan hasil yang lebih baik dalam pengenalan ekspresi wajah. Pengujian menggunakan citra ekspresi wajah dari dataset buatan sendiri mencapai akurasi tertinggi sebesar 67% setelah pelatihan hingga epoch ke-100 dengan metode optimasi ADAM, batch size 32, dan augmentasi data pada data latih. Pengujian secara realtime juga berhasil mengenali sebagian besar ekspresi dengan benar dari partisipan yang memperagakan 40 ekspresi. Saran untuk penelitian mendatang meliputi perbaikan pada dataset FER2013 untuk distribusi yang seimbang dan kualitas citra yang baik, serta tuning parameter seperti filter, layer konvolusi, dan jumlah epoch untuk meningkatkan akurasi dan mencegah overfitting.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Alexander, L. W., Sentinuwo, S. R., & Sambul, A. M. (2017). Implementasi Algoritma Pengenalan WajahUntuk Mendeteksi Visual Hacking. E-Journal Teknik Informatika, 2301-8364.

[2] American Psychiatric Association. (2013). Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders. USA.

[3] Amynarto, N., Sari, Y. A., & Wihandika, R. C. (2018). Pengenalan Emosi Berdasarkan Ekspresi Mikro Menggunakan Metode Local Binary Pattern. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komput, 3230--3238.

[4] Azizi, F. N. (2021). Deteksi Emosi Menggunakan Citra. Tugas Akhir. Universitas Islam Indonesia.

[5] Ellen, L. (2020). Sistem Pendeteksi Engagement Siswa Dalam Lingkungan E-Learning Dengan Teknologi Opencv Berbasis Cnn. Jurnal Teknik Universitas Indonesia.

[6] Farokhah, L. (2020). mplementasi *Convolutional Neural Network*untuk KlasifikasiVariasi Intensitas Emosi pada Dynamic Image Sequence. JURNAL RESTI(Rekayas a Sistem dan T eknol ogi Informasi), 1070 –1076.

[7] Fujiwara, T., Mizuki, R., Miki, T., & Chemtob, C. (2015). Association between facial expression and PTSD symptoms among young children exposed to the Great East Japan Earthquake: A pilot study. Frontiers in Psychology.

[8] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning Series). London: The MIT Press.

[9] Kusdiananggalih, P. P., Rachmawati, E., & Risnandar. (2021). Pengenalan Ekspresi Wajah Dari Cross Dataset Menggunakan Convolutional Neural. e-Proceeding of Engineering, 3429.

[10] Kusumawati, T. I. (2016). Komunikasi Verbal Dan Nonverbal. Jurnal Pendidikan dan Konseling, 83-98.

[11] Lu, J., & Wan, X. (2022). Affective computing model for natural interaction based on large-scale self-built dataset. SN Applied Sciences.

[12] Mahmud, K. H., Adiwijaya, & Al Faraby, S. (2019). Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan *Convolutional Neural Network*. e-Proceeding of Engineering, 2127.

[13] Matsumoto, D., & Juang, L. (2008). Culture and Psychology. USA: Thomson Wadsworth.

[14] Mehendale, N. (2020). Facial emotion recognition using *Convolutional Neural Network*s. USA: Springer Nature Switzerland AG.

[15] Mellouk, W., & Handouzi, W. (2020). Facial emotion recognition using deep learning: review and insights. Procedia Computer Science 175, 689–694.

[16] Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural. JURNAL ALGOR, 12-21.
[17] Oliver, M. M., & Alcove, E. A. (2020). UIBVFED: Virtual facial expression dataset. Plos One, 1-10.
[18] Planalp, S. (2015). How Important Is Emotion in Everyday Interaction? Communicating. 9–38.
[19] Prawitasari, J. E. (1998). Apakah Gerak Tangan dan Tubuh Selaras Dengan Ungkapan Emosi Yang Terlihat Di Wajah? Jurnal Psikologi, 10-21.
[20] Risawandi, Olivia, K., & Afrillia, Y. (2022). Sistem Pendeteksian Dan Pengenalan. Jurnal Teknologi Terapan & Sains.
[21] Rosebrock, A. (2017). Deep Learning for Computer Vision with. USA: PYIMAGESEARCH.
[22] Rusilawati, F., Kinasih, H. W., & Gasim. (2017). Perbandingan Tingkat Akurasi Bentuk Frame Menggunakan Template Matching Pada Pengenalan Wajah. Jurnal Informatika Global, Volume 8 No.2.
[23] Sang, D. V., Dat, N. V., & Thuan, D. P. (2017). Facial Expression Recognition Using Deep. nternational Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE).
[24] Seandrio, A. L., Pratomo, A. H., & Florestiyanto, M. Y. (2021). Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) Pada Pengenalan Ekspresi Wajah. Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi, 211-221.
[25] Yildirim, S., Chimeumanu, M. S., & Rana, Z. A. (2023). The influence of micro-expressions on deception detection. Multimedia Tools and Applications.
[26] Yusuf, A., Wihandika, R. C., & Dewi, C. (2019). Klasifikasi Emosi Berdasarkan Ciri Wajah Menggunakan Convolutional. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 10595-10604.