SISTEM DETEKSI EMOSI MANUSIA BERDASARKAN EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN METODE ATTENTIONAL CONVOLUTIONAL NETWORK

Faisal Hafiz

Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, Jl. Semolowaru No.45 Surabaya, 0315931800/0315927817, humas@untag-sby.ac.id

ABSTRACT

Artificial intelligence is a highly developed field of science. Currently, one of the applications of artificial intelligence is the detection of human emotions based on facial expressions. However, the development of this detection system has many challenges, such as the lack of detection accuracy and the need for a long time to detect. Based on these problems, the research focuses on developing a human emotion detection system based on facial expressions using the Attentional Convolutional Network method. Based on the evaluation results that have been carried out, this system is able to recognize human facial expressions with a prediction accuracy rate of 79% from the train model results using hyperparameters Epoch = 500, LearningRate = 0.005, and BatchSize = 128. In addition, this system is also able to detect facial expressions quickly in real time with an accuracy rate of 77%.

Keywords*: Emotion Detection, Face Expression, Attentional Convolutional Network*

ABSTRAK

Kecerdasan buatan merupakan bidang ilmu yang sangat berkembang. Saat ini, salah satu penerapan kecerdasan buatan adalah deteksi emosi manusia berdasarkan ekspresi wajah. Namun, pengembangan sistem deteksi ini memiliki banyak tantangan, seperti masih kurangnya tingkat akurasi deteksi serta perlunya waktu yang lama dalam mendeteksi. Atas dasar permasalahan tersebut, penelitian berfokus untuk mengembangkan sistem deteksi emosi manusia berdasarkan ekspresi wajah menggunakan metode Attentional Convolutional Network. Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan, sistem ini mampu mengenali ekspresi wajah manusia dengan tingkat akurasi prediksi sebesar 79% dari hasil model train menggunakan hyperparameter Epoch = 500, LearningRate = 0.005, dan BatchSize = 128. Selain itu, sistem ini juga mampu mendeteksi ekspresi wajah dengan cepat secara realtime dengan tingkat akurasi sebesar 77%.

Kata kunci*: Deteksi Emosi, Ekspresi Wajah, Attentional Convolutional Network.*

1. PENDAHULUAN

Teknologi berkembang dengan maju dan cepat dari tahun ke tahun. Begitu juga teknologi sistem deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah pada manusia. Banyak perusahaan ataupun Lembaga *survey* yang menggunakan teknologi ini. Untuk menunjang kredibilitas khususnya mengukur tingkat kepuasan konsumen.

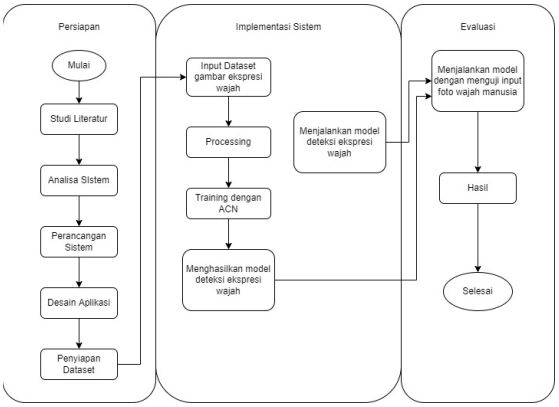
Beberapa perusahaan masih mengukur tingkat kepuasan konsumen menggunakan parameter numerik dengan mengisi kuisioner melalui pengisian kuisioner. Hal ini menjadi tidak efisien karena memerlukan waktu yang cukup lama untuk memperoleh hasil yang diinginkan. Teknologi yang efisien diperlukan oleh perusahaan untuk mengukur tingkat kepuasan konsumen secara *realtime*, seperti sistem deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah.

Ekspresi wajah adalah cara yang paling efisien dan alami untuk menyampaikan emosi dan niat. Oleh karena itu ekspresi wajah dapat dijadikan media penilaian untuk menilai tingkat dari suatu kepuasan seseorang. Dari penelitian sebelumnya, sistem deteksi ekspresi wajah manusia menggunakan metode *deep learning* dapat diketahui bahwa terdapat beberapa pendekatan. Menurut Vyas [1] disebutkan, dari sebagian besar peneliti telah mengusulkan metode dengan menggunakan pengklasifikasi seperti MLP , SVM dan kNN . Baru-baru ini, dengan penggunaan metode ACN (*Attentional Convolutional Network*), banyak fitur dapat diekstraksi dan dipelajari untuk ekspresi wajah yang layak sistem pengenalan .

Dengan adanya *deep learning*, kecerdasan buatan sanggup mengetahui tiap mendeteksi setiap ekspresi wajah dari setiap manusia. Penelitian ini akan mengajukan tentang deteksi ekspresi wajah pada manusia menggunakan metode *deep learning*, dengan pendekatan ACN . Dari input data maka dilakukan proses deteksi titik-titik pada wajah dan akan membentuk pola yang akan diklasifikasikan. *Input* gambar data testing wajah berupa *file* *.jpg yang menghasilkan *output* berbagai jenis ekspresi wajah manusia. Selain *testing* menggunakan input gambar, penelitian ini juga akan melakukan test secara langsung menggunakan *video capture* dengan menggunakan kamera *webcam* sebagai medianya.

2. METODE PENELITIAN

Cara kerja Sistem Deteksi Emosi berdasarkan Ekspresi dilakukan dalam beberapa tahap. Tahap pertama yang dilakukan adalah melakukan analisis sistem untuk mengumpulkan data dan memenuhi persyaratan yang diperlukan untuk objek, alat, bahan yang digunakan untuk melakukan penelitian pada sistem deteksi berdasarkan ekspresi wajah. Tahap kedua adalah implementasi sistem dan tahap terakhir adalah evaluasi sistem, yang menentukan kemudahan tingkat akurasi dan ketepatan klasifikasi oleh sistem yang dibangun.



Gambar 1. Tahapan Alur Penelitian

2.1 Analisa Sistem

Pada tahapan ini akan dilakukan analisa kebutuhan sistem terkait dengan objek penelitian yang berupa data. Dataset yang akan digunakan berjumlah 21 gambar ekspresi wajah yang akan dibagi dalam 70% data latih dan 30% data uji. Dataset yang digunakan akan menganalisa ekspresi wajah pada manusia dengan 5 ekspresi yaitu marah, netral, sedih senang, dan terkejut. Alur untuk mendapatkan dataset ditampilkan pada Gambar 2.

Gambar 2. Tahap Pengumpulan Dataset

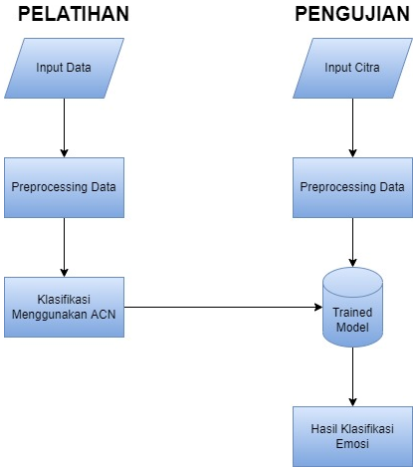
Gambar 2. menunjukkan alur bagaimana dataset dikumpulkan, pada proses pengumpulan dataset menggunakan kamera *Handphone* Xiaomi 11T Pro, kemudian gambar disimpan ke dalam laptop. Dataset yang akan digunakan akan dijelaskan secara rinci pada Tabel 1.

Tabel 1. Rincian Jumlah Dataset

Ekspresi	Orang	Pencahayaan	Kondisi	Jumlah Data			
				Data Train	Data Validation	Data Test	Total
Netral	21	3	9	123	18	35	167
Senang	21	3	9	122	17	35	176
Marah	21	3	9	117	17	33	167
Terkejut	21	3	9	116	17	33	174
Sedih	21	3	9	117	17	33	165
						Total Dataset	849

2.2 Perancangan Sistem

Tahap perancangan sistem dilakukan untuk mengetahui jalannya Sistem Deteksi Emosi berdasarkan ekspresi wajah, seperti yang dijelaskan pada Gambar 3.

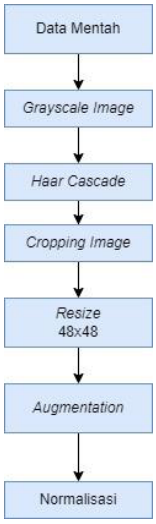


Gambar 3. Diagram Perancangan Sistem

Tahapan preprocessing terbagi menjadi 2, yakni Tahapan Proses Pelatihan dan Proses Pengujian. Dimana untuk Proses Pelatihan berawalan dengan Input Citra yang diproses oleh ACN (*Attentional Convolutional Network*) dan berakhir dengan terbentuknya Trained Model. Setelah tahapan Proses Pelatihan, proses selanjutnya adalah Tahapan Pengujian. Input data gambar terlebih dahulu yang akan diuji, *Preprocessing* yang sudah ditentukan, Sistem akan mengklasifikasi menggunakan ACN (*Attentional Convolutional Network*), dan hasil klasifikasi emosi berdasarkan ekspresi wajah akan ditampilkan.

2.3 Preprocessing Sistem

Tahapan preprocessing dilakukan untuk memulai pembuatan model pada training yang ada pada sistem. Tahapan ini terdiri dari 7 (tujuh) tahapan, yang terdiri dari Data Mentah, Grayscale Image, Haar Cascade, Cropping Image, Resize 48x48, Augmentation, Normalisasi. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.

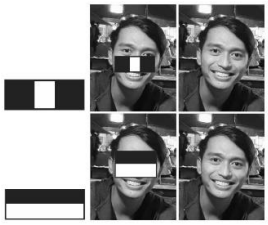


Gambar 4. Alur Tahapan *Preprocessing*

Berdasarkan Gambar 4, tahap awal preprocessing adalah mengambil dataset mentah bentuk format *.jpg yang sebelumnya diambil dari kamera *Handphone* kemudian akan diubah kedalam bentuk *grayscale*. Dengan cara mengubah warna gambar dari RGB (*Red Green Blue*) ke *gray*. Setelah mengubah warna pada dataset, tahap selanjutnya gambar *grayscale* dilakukan proses haar cascade dimana proses ini bertujuan untuk mendeteksi area wajah. Setelah area wajah dikenali, maka area tersebut akan dilakukan proses cropping pada area wajah. Berikutnya, proses resize atau mengubah ukuran pixel ke bentuk pixel 48x48. Setelah itu, gambar diperoleh dan melakukan proses augmentasi data menjadi 5 (lima) jenis pada setiap citra image. Yang pada akhirnya seluruh citra akan diproses ke dalam bentuk normalisasi pada range 0 – 1 (nol sampai satu).

2.3.1 HaarCascade

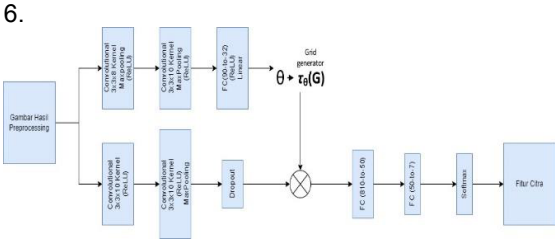
Metode *HaarCascade* [2] digunakan untuk mendeteksi wajah manusia menggunakan Library OpenCV. Untuk deteksi wajah manusia, fitur haar adalah bagian utama dari haar pengklasifikasi kaskade. Fitur Haar digunakan untuk mendeteksi keberadaan fitur pada citra yang diberikan . Setiap fitur menghasilkan nilai tunggal yang dihitung dengan mengurangkan jumlah piksel di bawah persegi panjang putih dari nomor piksel di bawah persegi panjang hitam. Fitur dari haar cascade adalah fitur persegi panjang untuk deteksi wajah manusia yang cepat seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. Fitur *HaarCascade*

2.3.2 Metode Attentional Convolutional Network

Sistem ini menggunakan metode ACN (*Attentional Convolutional Network*) [3], metode ACN bekerja dengan bagian ekstraksi fitur terdiri dari empat lapisan convolutional, dengan setiap dua diikuti oleh lapisan max-pooling dan fungsi aktivasi unit linier yang diperbaiki (ReLU). Mereka kemudian diikuti oleh putus sekolah lapisan dan dua lapisan yang terhubung penuh. Transformator spasial (jaringan lokalisasi) terdiri dari dua lapisan konvolusi (masing-masing diikuti oleh max-pooling dan ReLU) dan dua lapisan yang terhubung penuh. Setelah meregresi parameter transformasi, inputnya adalah ditransformasikan ke grid sampling T(θ), menghasilkan data yang dibelokkan. Transformator spasial modul pada dasarnya mencoba untuk fokus pada bagian gambar yang paling relevan dengan memperkirakan sampel di atas wilayah yang diminati. Seseorang dapat menggunakan transformasi yang berbeda untuk membelokkan input ke keluaran. Yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Arsitektur ACN (*Attentional Convolutional Network*)

Uji tuning *hyperparameter* dilakukan dengan mengubah *Epoch, LearningRate,* dan *BtchSize.* Sistem diuji secara berkala dengan *hyperparameter Epoch* = 100, *LearningRate* = 0.005, *BatchSize* = 128, *Epoch* = 500, *LearningRate* = 0.005, *BatchSize* = 128, dan *Epoch* = 1000, *LearningRate* = 0.005, *BatchSize* = 128. Setelah dilakukan uji sebanyak 3 (tiga) kali, tuning *hyperparameter* terbaik terdapat pada *Epoch* = 500, *LearningRate* = 0.005 dan *BatchSize* = 128. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.

```
epochs = 500
lr = 0.005
batchsize = 128
```

Gambar 7. Tuning Parameter ACN

2.3.3 Augmentasi Data

Teknik augmentasi [4] data adalah transformasi pelestarian label yang biasanya diterapkan pada gambar pelatihan. Metode tersebut dikenal untuk meningkatkan akurasi yang ada pada metode berbasis CNN (*Convolutional Neural Network*) dan mencegah *overfitting*. Metode augmentasi populer termasuk transformasi geometris sederhana seperti *oversampling* (beberapa gambar) terjemahan dengan memotong pada offset yang berbeda), *mirroring* (membalik horizontal), rotasi, dan berbagai transformasi fotometrik. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8.

Gambar 8. Augmentasi Pada Citra

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Tahap Pengumpulan Dataset

Tahap pengumpulan dataset dilakukan dengan mengambil gambar dari *Handphone*. Citra yang diambil merupakan file berformat *.JPG dengan lensa *zoom* in 2.5. Dataset yang diambil berupa ekspresi wajah yang terdiri dari ekspresi wajah marah, netral, sedih, senang, dan terkejut. Dengan 3 (tiga) posisi yakni menghadap depan, serong kiri dan serong kanan, serta penggunaan topi dan kacamata.

Skenario pengumpulan dataset dilakukan sebanyak 3 (tiga) kali yakni menghadap depan kamera, serong kiri, dan serong kanan. Yang ditunjukkan pada Tabel 2 sebagai berikut.

Tabel 2. Skenario Pengujian

Posisi	Jarak	Pencahayaan	
		Terang	Gelap
Menghadap Depan Kamera	1 Meter	Ya	Ya
Menghadap Serong Kiri	1 Meter	Ya	Ya

Menghadap Serong Kanan	1 Meter	Ya	Ya

Dataset yang sudah diambil ini nantinya akan digunakan sebagai data utama untuk melakukan pelatihan dan pengujian sistem deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8.

Gambar 9. Gambar Dataset Ekspresi Wajah

3.2. Preprocessing Data

Setelah melakukan pengambilan beberapa foto terhadap orang – orang dengan acuan 5 ekspresi yang akan diujikan. Tahap selanjutnya adalah proses preprocessing data, dengan tahapan berikut ini:

3.2.1 Metode Grayscale

Pada tahap ini, gambar diperoleh dan diolah untuk mengubah warna citra dari BGR (*Blue Green Red*) ke *grayscale*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 9.

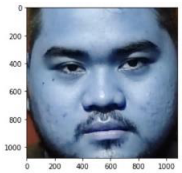
Gambar 10. Perubahan BGR menjadi *Grayscale*

3.2.2 Metode Haarcascade

Pada tahap ini, gambar diperoleh dan diolah untuk memperoleh posisi wajah manusia, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 11 sebagai berikut.

Gambar 11. *HaarCascade* posisi wajah

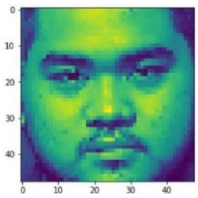
Wajah yang telah terdeteksi pada citra kemudian dikenali menggunakan *bounding box* dengan tujuan untuk mengetahui posisi wajah manusia pada citra, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 12 sebagai berikut.



Gambar 12. *Bounding Box* posisi wajah

3.2.3 Cropping Citra

Setelah ditentukan *bounding box* posisi wajah pada citra, langkah berikutnya adalah melakukan *cropping* (pemotongan) citra pada area wajah yang dilengkapi oleh *bounding box* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 13. *Cropping* Wajah

3.2.4 Resize Citra

Setelah proses *cropping* pada posisi citra wajah, maka berikutnya dilakukan *resize* (perubahan ukuran) citra pada ukuran 48x48 *pixel* tujuannya adalah untuk menyamakan seluruh dataset pada ukuran *pixel* yang sama, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 14.

Gambar 14. *Resize* Citra

3.2.5 Augmentasi Data

Pada tahapan augmentasi (*augmentation*) data ini, citra yang sudah diubah kebentuk *pixel* yang berukuran 48x48 akan diaugmentasi untuk menjadi 5 jenis pada citra *image*. Augmentasi data bertujuan untuk membantu mendeteksi wajah apabila terdapat

gambar wajah yang tidak simetris atau wajah yang sedang menghadap serong. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 15.

Gambar 15. *Augmentation Citra*

3.2.6 Normalisasi

Setelah tahapan *augmentation data*, tahap selanjutnya adalah normalisasi. Pada tahapan ini dilakukan normalisasi data citra yang diperoleh sebelumnya dan dibagi dengan nilai 255, dengan normalisasi data pada *range* 0 sampai 1.

Tujuan dari normalisasi ini adalah untuk mengurangi ukuran citra sehingga berguna untuk proses klasifikasi citra dan meningkatkan akurasi untuk proses *training*. Data citra yang diolah kemudian dipisah berdasarkan proporsi 70% untuk data *train*, 10% data *validation*, 20% data *testing*.

3.3 Implementasi dan Evaluasi Sistem

Setelah proses preprocessing data, data train.csv kemudian dilatih menggunakan metode ACN dengan mengubah *layer hyperpameter*. Dengan pembagian 3 (tiga) skenario *hyperparameter* yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Skenario *Tuning Hyperparameter*

Skenario	*Hyperparameter*
1	*Epoch : 100*
	LearningRate : 0.005
	BatchSize : 128
2	*Epoch : 500*
	LearningRate : 0.005
	BatchSize : 128
3	*Epoch : 1000*
	LearningRate : 0.005
	BatchSize : 128

Proses uji skenario *hyperparameter* hanya bisa dilakukan satu persatu. Seperti yang diketahui pada Tabel 4.2 di atas, *Epoch* yang digunakan berbeda-beda. Pada skenario pertama menggunakan *Epoch* : 100, *BatchSize* : 128, dan *LearningRate* : 0.005. Skenario kedua menggunakan *Epoch* : 500, *BatchSize* : 128 dan *LearningRate* : 0.005. dan ketiga menggunakan *Epoch* : 1000, dan *BatchSize* : 128, *LearningRate* : 0.005.

Pada saat pengujian *hyperparameter*, akan ditampilkan hasilnya. Berdasarkan hasil evaluasi skenario di atas maka diperoleh hasil model training yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Evaluasi Skenario

Skenario	Hasil model yang diperoleh
1	Training Loss : 0.00080591
	Validation Loss : 0.02590653
	Akurasi Training : 96.970%
	Akurasi Validasi : 60.000%
2	Training Loss : 0.00040931
	Validation Loss : 0.0.03825658
	Akurasi Training : 96.175%
	Akurasi Validasi : 63.129%
3	Training Loss : 0.00003422
	Validation Loss : 0.04577581
	Akurasi Training : 99.832%
	Akurasi Validasi : 57.647%

Berdasarkan tabel di atas, diperoleh hasil yang terbaik pada Skenario 2 karena nilai akurasi training dan akurasi validation saling mendekati. Sedangkan skenario 1 dan 3 mengalami *overfitting* yang mengakibatkan hasil tidak baik.

Oleh karena itu, model Skenario 2 digunakan untuk menguji dataset citra yang telah disediakan. Selain itu, Skenario 2 juga untuk melakukan pengujian secara realtime.

Pengujian ini dilakukan dengan cara menginputkan gambar dataset mentah yang belum diolah menjadi dataset siap. Kemudian sistem akan memproses klasifikasi emosi berdasarkan ekspresi pada wajah dari hasil model

training yang sebelumnya telah dibuat dan menggunakan tuning hyperparameter terbaik dari 3 (tiga) skenario yang telah dibuat, setelah proses klasifikasi selesai, hasil klasifikasi emosi berdasarkan ekspresi wajah akan ditampilkan.

Dataset *test* yang berjumlah total keseluruhan 170 data diuji satu persatu hingga sistem deteksi emosi mampu mengenali ekspresi pada wajah gambar dataset test. Klasifikasi pada dataset test dilakukan secara 2 (dua) kali. Yakni dengan uji tanpa augmentation data dan uji dengan augmentation data.

Untuk pengujian dataset *test* yang berjumlah sebanyak 170 gambar, diuji satu persatu hingga sistem deteksi emosi mampu mengenali ekspresi pada wajah gambar dataset test. Klasifikasi pada dataset test dilakukan secara 2 (dua) kali. Yakni dengan uji tanpa augmentation data dan uji dengan *augmentation* data. Untuk uji yang tidak menggunakan *augmentation* data, dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Uji Klasifikasi

No	Gambar Ekspresi Wajah	Ekspresi Wajah yang dideteksi	Ekspresi Wajah yang terdeteksi	Nilai Kebenaran
1		Marah	Marah	Benar
2		Marah	Marah	Benar
3		Netral	Terkejut	Salah
4		Netral	Sedih	Salah
5		Sedih	Sedih	Benar
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Setelah melakukan uji dataset *testing* sebanyak 170 gambar, nilai confusi matriknya dapat diketahui pada Tabel 6.

Tabel 6. Confusi Matrik Uji Klasifikasi

	Prediksi				
Aktual	Marah	Netral	Sedih	Senang	Terkejut
Marah	24	2	2	4	1
Netral	5	23	9	0	1
Sedih	0	1	30	1	0
Senang	4	2	3	23	2
Terkejut	1	0	1	1	30

Dari pengujian yang dilakukan, diketahui bahwa dari 170 Gambar Testing Emosi diperoleh hasil sebanyak 130 dari 170 yang benar prediksinya. Sehingga presentase akurasi yang diperoleh adalah:

$$\text{Akurasi} = \frac{Jumlah\ Klasifikasi\ Benar}{Jumlah\ Keseluruhan\ Data\ Uji} \text{ X } 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{130}{170} \text{ X } 100\%$$

$$\text{Akurasi} = 0.76 \text{ X } 100\%$$

$$\text{Akurasi} = 76\%$$

Kemudian untuk hasil uji menggunakan model *training augmentation* diperoleh hasil sebanyak 135 dari 170 gambar data testing yang benar. Tabel klasifikasi pada *testing* menggunakan *augmentation* data dapat dilihat pada Tabel 7 sebagai berikut.

Tabel 7. Tabel Konfusi Matrik Uji Akurasi Augmentasi

	Prediksi				
Aktual	Marah	Netral	Sedih	Senang	Terkejut
Marah	25	2	2	3	1
Netral	4	25	7	0	0
Sedih	0	1	30	1	0
Senang	4	2	3	25	2
Terkejut	1	0	1	1	30

Dari tabel di atas dapat diketahui bahwa nilai kebenaran yang sebelumnya bernilai 130 dari 170 keseluruhan data, naik menjadi 135 dari keseluruhan yang berjumlah 170 data. Sehingga presentase yang bisa dihitung akurasinya adalah:

$$\text{Akurasi} = \frac{Jumlah\ Klasifikasi\ Benar}{Jumlah\ Keseluruhan\ Data\ Uji} \text{ X } 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{135}{170} \text{ X } 100\%$$

Akurasi = 0.79 x 100%
Akurasi = 79%

Dari hasil uji coba data testing sebanyak 170 gambar, hasil yang dihasilkan dari model training menggunakan augmentation lebih baik dengan klasifikasi benar mencapai 135 dari 170 gambar. Hal ini dikarenakan naiknya jumlah pada data train yang telah diaugmentasi. Sehingga akurasi yang dihasilkan cenderung lebih baik dari hasil sebelum diaugmentasi. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 8 untuk perbandingan pada uji klasifikasi *non realtime* sebagai berikut.

Tabel 8. Perbandingan hasil uji akurasi *non realtime*

Hyperparameter	Akurasi	
	Sebelum Augmentasi	Sesudah Augmentasi
Epoch : 500 *LearningRate : 0.005* *BatchSize : 128*	**76%**	**79%**

Sistem ini juga mampu untuk mendeteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah secara langsung / *realtime*. Hasil uji klasifikasi secara *realtime* dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Pengujian Realtime

No	Gambar Ekspresi Wajah	Ekspresi Wajah yang dideteksi	Ekspresi Wajah yang terdeteksi	Nilai Kebenaran
1		Senang	Senang	Benar
2		Sedih	Sedih	Benar
3		Terkejut	Terkejut	Benar
4		Netral	Netral	Benar
5		Marah	Marah	Benar
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Untuk hasil pengujian kedua yang sudah dilakukan dimasukkan pada tabel confussion matrix dengan lima kelas emosi, sehingga dapat dihitung nilai akurasinya dari hasil tersebut, diketahui nilai untuk Konfusi Matriknya sebagai berikut, yang ditunjukkan pada Tabel 10.

Tabel 10. Tabel Konfusi Matrik Pengujian Realtime

	Prediksi				
Aktual	Marah	Netral	Sedih	Senang	Terkejut
Marah	11	2	3	2	2
Netral	2	13	1	2	1
Sedih	0	1	12	3	1
Senang	0	0	2	11	1
Terkejut	0	1	4	1	12

Dari hasil klasifikasi, jumlah nilai klasifikasi yang benar terdapat sebanyak 61 dari total 90 data jumlah keseluruhan. Sehingga presentase yang dapat dihitung adalah:

$$\text{Akurasi} = \frac{Jumlah\ Klasifikasi\ Benar}{Jumlah\ Keseluruhan\ Data\ Uji} \text{ X } 100$$

$$\text{Akurasi} = \frac{61}{90} \text{ x } 100$$

Akurasi = 0.67 x 100
Akurasi = 67%

Kemudian untuk hasil uji menggunakan model *training augmentation* diperoleh hasil sebanyak 70 dari 90 gambar data testing yang benar. Tabel klasifikasi pada testing menggunakan augmentation data dapat dilihat pada Tabel 11 sebagai berikut.

Tabel 11. Tabel Konfusi Matrik Pengujian Realtime Augmentasi

	Prediksi				
Aktual	Marah	Netral	Sedih	Senang	Terkejut
Marah	14	2	3	2	2
Netral	2	15	1	2	1
Sedih	0	1	13	3	1
Senang	0	0	2	14	1
Terkejut	0	1	4	1	14

Dari hasil klasifikasi, jumlah nilai klasifikasi yang benar terdapat sebanyak 70 dari total 90 data jumlah keseluruhan. Sehingga presentase yang dapat dihitung adalah:

$$\text{Akurasi} = \frac{Jumlah\ Klasifikasi\ Benar}{Jumlah\ Keseluruhan\ Data\ Uji} \text{ X } 100$$

$$\text{Akurasi} = \frac{70}{90} \text{ x } 100$$

Akurasi = 0.77 x 100
Akurasi = 77%

Dari hasil uji coba data testing sebanyak 90 gambar, hasil yang dihasilkan dari model training menggunakan augmentation lebih baik dengan klasifikasi benar mencapai 77 dari 170 gambar. Hal ini dikarenakan naiknya jumlah pada data train yang telah diaugmentasi. Sehingga akurasi yang dihasilkan cenderung lebih baik dari hasil sebelum diaugmentasi. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 12 untuk perbandingan pada uji klasifikasi *non realtime* sebagai berikut.

Tabel 12. Perbandingan hasil uji akurasi *non realtime*

Hyperparameter	Akurasi	
	Sebelum Augmentasi	Sesudah Augmentasi
Epoch : 500 *LearningRate : 0.005* *BatchSize : 128*	**67%**	**77%**

Setelah melakukan uji akurasi terhadap data, dapat diketahui bahwa adanya metode Augmentation/augmentasi pada data training memengaruhi hasil penialaian klasifikasi citra. Hal ini dapat dilihat pada perhitungan nilai akurasi, dimana nilai akurasi untuk uji testing *non realtime* sebesar 79%, sedangkan untuk uji testing realtime mendapat nilai 76%. Dari hasil uji non realtime dan realtime dapat diketahui bahwa penelitian ini lebih maksimal saaat uji *non realtime* dan belum maksimalnya saat uji *realtime*. Hal ini dikarenakan jenis *input* yang berbeda, dan ketepatan sistem saat memprediksi wajah belum optimal.

4. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai sistem deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah menggunakan metode Attentional Convolutional Network ini dapat diketahui bahwa dari hasil uji yang diperoleh. Yakni dengan tingkat akurasi yang cukup baik, sebesar 79% untuk dataset citra foto, sementara untuk dataset secara realtime hasil akurasi sebesar 77%. Hasil akurasi pada tabel uji klasifikasi meningkat setelah menggunakan augmentation data, peningkatan ini sangat efisien mengingat data yang digunakan kurang banyak.

Kemudian masih ada hasil akurasi yang diperoleh belum optimal karena belum dilakukan tuning hyperparameter yang mampu meningkatkan akurasi sistem, hanya sekedar dilakukan perubahan Epoch, belum melakukan perubahan pada nilai LearningRate dan BatchSize. Dan penelitian ini juga dapat mendeteksi ekspresi wajah manusia secara realtime menggunakan kamera webcam pada laptop.

DAFTAR PUSTAKA

[1]. Vyas, A. et al. (2019) 'Survey on Face Expression Recognition using CNN', 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS), IEEE, pp 102-106, 978-1-5386-9533-3/19.

[2]. Priadana, Adri dan Habibi, M. (2019) 'Face Detection using Haar Cascades to Filter Selfie Face Image on Instagram', IEEE, 10.1109/ICAIIT.2019.8834526.

[3]. Minaee, S. et al. (2021) 'Deep-Emotion: Facial Expression Recognition Using Attentional Convolutional Network', Sensors, pp 1-16, doi: 10.3390/s21093046.

[4]. Masi, I. et al. (2019) 'Face-Specific Data Augmentation for Unconstrained Face Recognition' International Journal of Computer Vision/https://doi.org/10.1007/s11263-019-01178-0.