

**PENGENALAN EKSPRESI WAJAH
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK***

Oleh

NUR AIFFAH THIARA PAPUNAS

T3118111

SKRIPSI

**Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Ujian
Guna Memperoleh Gelar Sarjana**



**PROGRAM SARJANA
TEKNIK INFORMATIKA
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2022**

PERSETUJUAN SKRIPSI

Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network

Oleh

NUR AIFFAH THIARA PAPUNAS

T3118111

SKRIPSI

Untuk memenuhi salah satu syarat ujian
Guna memperoleh gelar Sarjana.
Program Studi Teknik Informatika
ini telah disetujui oleh Tim Pembimbing

Gorontalo, Juni 2022

Pembimbing I

Pembimbing II



Irvan Abraham Salihi, M.Kom
NIDN : 0928028101



Rofiq Harun, M.Kom
NIDN : 0919048404

PENGESAHAN SKRIPSI

Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network

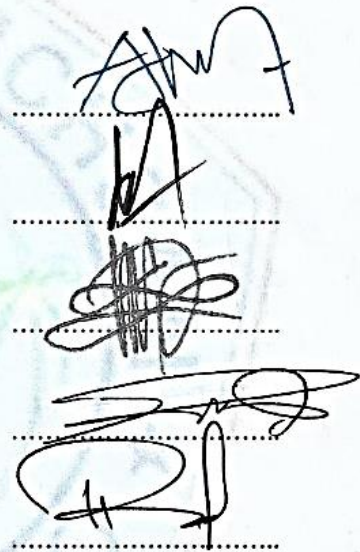
Oleh

NUR AIFFAH THIARA PAPUNAS

T3118111

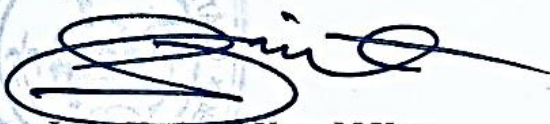
Diperiksa oleh Panitia ujian Strata Satu (S1)
Universitas Ichsan Gorontalo

1. Ketua Penguji
Yasin Aril Mustofa, M.Kom
2. Anggota
Sudirman S. Panna, M.Kom
3. Anggota
Zulfrianto Y. Lamasigi, M.Kom
4. Pembimbing I
Irvan Abraham Salihi, M.Kom
5. Pembimbing II
Rofiq Harun, M.Kom



Mengetahui :

Dekan Fakultas Ilmu Komputer


Jorry Karim, S.Kom, M.Kom
NIDN : 0918077302

Ketua Program Studi


Sudirman S. Panna, M.Kom
NIDN : 0924038205

PERNYATAAN SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa :

1. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (Sarjana) baik di Universitas Ichsan Gorontalo maupun di perguruan tinggi lainnya.
2. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan dari Tim Pembimbing.
3. Karya tulis (Skripsi) saya ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasi orang lain, kecuali secara tertulis dicantumkan sebagai acuan/sitasi dalam naskah dan dicantumkan pula dalam daftar pustaka.

Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila dikemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar, yang telah diperoleh karena karya tulis ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma - norma yang berlaku di Universitas Ichsan Gorontalo.

Gorontalo, Juni 2022
Yang Membuat Pernyataan,



Nur Aiffah Thiara Papunas

ABSTRACT

NUR AIFFAH THIARA PAPUNAS. T3118111. FACIAL EXPRESSION RECOGNITION USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Facial expression recognition is one area that still attracts the attention of many researchers in recent times. Human facial expression recognition is widely applied in the field of robotics. It requires an approach to recognize facial expressions better. This study is also conducted to perform expression recognition based on facial images using the Convolutional Neural Network method. The stages of the method used are feature learning and classification. To perform facial expression recognition, the Convolutional Neural Network will be trained with facial expression image training data. The training process is carried out by looking for a model that fits the data to be processed for the best results. It also employs the authentication process on training data and validation data to overcome the occurrence of overfitting on the Convolutional Neural Network. The experimental results in this study indicate that the Convolutional Neural Network method can recognize facial expressions with an accuracy of 83.3% from the test with 80.5% precision value, 91.6% recall value, and 85.6% F1-score from 12 images using the Confusion Matrix test.



Keywords: *facial expression recognition, Convolutional Neural Network*

ABSTRAK

NUR AIFFAH THIARA PAPUNAS, T3118111, PENGENALAN EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Pengenalan ekspresi wajah merupakan salah satu bidang yang masih menarik perhatian banyak peneliti dalam beberapa waktu belakangan ini, dikarenakan pengenalan ekspresi wajah manusia banyak diterapkan pada bidang robotika. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan untuk mengenali ekspresi wajah dengan lebih baik. Penelitian ini juga dilakukan untuk melakukan pengenalan ekspresi berdasarkan citra wajah dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Tahapan metode yang digunakan yaitu *feature learning* dan klasifikasi. Untuk melakukan pengenalan ekspresi wajah, jaringan CNN akan dilatih dengan data training citra ekspresi wajah. Proses *training* dilakukan dengan mencari bentuk model yang sesuai dengan data yang akan diolah agar mendapatkan hasil yang terbaik. Digunakan juga proses augmentasi pada data training dan data validasi agar dapat mengatasi terjadinya overfitting pada jaringan CNN. Hasil percobaan pada penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* dapat mengenali ekspresi wajah dengan tingkat akurasi dari pengujian sebesar 83.3%, nilai *precision* 80.5%, nilai *recall* 91.6% dan *F1-score* 85.6% dari 12 gambar dengan menggunakan pengujian *Confusion Matrix*.



Kata kunci : Pengenalan Ekspresi wajah, *Convolutional Neural Network*

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, karena atas berkat dan rahmat-Nya yang telah diberikan penulis dapat menyelesaikan Proposal ini dengan judul “**Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan *Convolutional Neural Network*** ” sesuai dengan harapan yang telah direncanakan oleh penulis. Penulis menyadari sepenuhnya bahwa proposal ini tidak mungkin terwujud tanpa bantuan dan dorongan dari berbagai pihak, baik bantuan moril maupun materil. Untuk itu, dengan segala keikhlasan dan kerendahan hati, penulis mengucapkan banyak terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Ibu Dr. Juriko Abdussamad, M.Si, selaku Ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo.
2. Bapak Dr. Abd. Gaffar Latjoke, M.Si, selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo.
3. Bapak Jorry Karim, S.Kom., M.Kom, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer.
4. Bapak Sudirman Melangi, S.Kom., M.Kom, selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer.
5. Ibu Irma Surya Kumala Idris, S.Kom., M.Kom, selaku Wakil Dekan II Fakultas Ilmu Komputer.
6. Bapak Sudirman S Panna, S.Kom., M.Kom, selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika.
7. Bapak Irvan Abraham Salihi, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing Utama, yang telah membimbing penulis selama mengerjakan skripsi ini.
8. Bapak Rofiq Harun, S.Kom., M.Kom, selaku Dosen Pembimbing Kedua, yang telah membimbing penulis selama mengerjakan skripsi ini.

9. Bapak dan Ibu Dosen yang telah mendidik dan membimbing penulis dalam mengerjakan proposal ini.
10. Ucapan terima kasih Kepada Orang Tua dan keluarga penulis yang tercinta, atas segala kasih sayang, dukungan dan doa, yang telah banyak memberikan bantuan dan dukungan moril yang sangat besar kepada penulis.
11. Rekan-rekan seperjuangan yang telah banyak memberi bantuan dan dukungan moril yang sangat besar kepada penulis.
12. Kepada semua pihak yang ikut membantu dalam penyelesaian proposal ini yang tak sempat penulis sebutkan satu-persatu.

Semoga Allah SWT, melimpahkan balasan atas jasa-jasa mereka kepada kami. Penulis menyadari sepenuhnya bahwa apa yang telah dicapai ini masih jauh dari kesempurnaan dan masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan adanya kritik dan saran yang konstruktif. Akhirnya penulis berharap semoga hasil yang telah dicapai ini dapat bermanfaat bagi kita semua, Aamiin.

Gorontalo, Juni 2022

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
PERSETUJUAN SKRIPSI	ii
PENGESAHAN SKRIPSI	iii
PERNYATAAN SKRIPSI.....	iv
<i>ABSTRACT</i>	v
ABSTRAK	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Identifikasi Masalah.....	3
1.3 Rumusan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.5.1 Manfaat Teoritis	3
1.5.2 Manfaat Praktis.....	4
1.5.3 Manfaat Akademis	4
BAB II LANDASAN TEORI	5
2.1 Tinjauan Studi.....	5
2.2 Tinjauan Pustaka.....	7

2.2.1 Ekspresi Wajah.....	7
2.2.2 Citra (image).....	8
2.2.3 <i>Convolutional Neural Networks (CNN)</i>	8
2.3 Kerangka Pikir	16
BAB III METODE PENELITIAN.....	17
3.1 Jenis , Metode , Subjek , Objek dan Waktu Penelitian.....	17
3.2 Pengumpulan Data.....	17
3.3 Pemodelan.....	18
3.3.1 <i>Pre-Processing</i>	18
3.3.2 Data Training.....	19
3.3.3 Training CNN.....	19
3.3.4 Data Testing	19
3.3.5 Model.....	20
3.3.6 Hasil Klasifikasi <i>CNN</i>	20
3.3.7 Evaluasi	20
BAB IV HASIL PENELITIAN	21
4.1 Hasil Pengumpulan data	21
4.2 Hasil Pemodelan	22
4.2.1 Pra Pengolahan Data	22
4.2.2 CNN.....	23
4.3 Evaluasi Model	28
4.3.1 Confusion Matrix	28
BAB V PEMBAHASAN	32
5.1 Objek Penelitian.....	32
5.2 Pembahasan model	32

BAB VI PENUTUP	35
6.1 Kesimpulan	35
6.2 Saran	35
DAFTAR PUSTAKA	

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Network (Nurhikmat, 2018)	9
Gambar 2.2 Proses <i>Convolution</i> [12]	9
Gambar 2.3 Proses <i>Pooling Layer</i>	10
Gambar 2.4 <i>Maxpooling</i> [13]	11
Gambar 2.5 <i>Flatten</i> [13]	12
Gambar 2.6 <i>Fully Connected Layer</i> (KIDS, 2019)	13
Gambar 2.7 <i>Dropout</i> [13]	14
Gambar 3.1 Pemodelan.....	18
Gambar 4.1 Ekspresi Wajah sedih.....	21
Gambar 4.2 Ekspresi Wajah Senang	21
Gambar 4.3 Ekspresi Wajah Marah.....	21
Gambar 4.4 Proses <i>Grayscale</i>	22
Gambar 4.5 <i>Encoding</i>	22
Gambar 4.6 Model Arsitektur.....	23
Gambar 4.7 Operasi <i>Convolution</i>	24
Gambar 4.8 Proses Konvolusi dengan filter 3 x 3.....	24
Gambar 4.9 <i>Feature Map</i>	25
Gambar 4.10 <i>Max Pooling</i>	25
Gambar 4.11 Matriks dan vektor.....	26
Gambar 4.12 <i>Fully Connected Layer</i>	26
Gambar 5.1 Grafik akurasi training dan validasi.....	33
Gambar 5.2 grafik loss training dan validasi.....	34

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Penelitian Terkait	5
Tabel 2.2 Hyperparameter Pada <i>Convolutional Layer</i>	10
Tabel 2.3 <i>Confusion Matrix</i>	14
Tabel 4.1 Hasil Data Testing	29
Tabel 4.2 <i>Confusion Matrix</i>	29
Tabel 4.3 Hasil <i>Confusion Matrix</i>	31

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 : DATA.....	38
Lampiran 2 : KODE PROGRAM	41
Lampiran 3 : RIWAYAT HIDUP PENELITI	45
Lampiran 4 : SURAT PENELITIAN.....	46
Lampiran 5 : SURAT REKOMENDASI PENELITIAN	47
Lampiran 6 : SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA.....	48
Lampiran 7 : HASIL TURNITIN.....	49
Lampiran 8 : LEMBAR REVISI.....	52

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ekspresi wajah manusia merupakan aspek yang sangat berpengaruh dalam konteks komunikasi nonverbal. Aspek ini dinilai mampu memberi pengaruh sebesar 55% sementara bahasa dan suara masing-masing menyumbang 7% dan 38% dari informasi yang disampaikan. Dengan ini ekspresi wajah dapat digunakan untuk mengembangkan interaksi yang natural antara manusia dan komputer[1]. Walaupun manusia bisa mengenali ekspresi wajah dengan baik, namun penelitian ini akan terus dikembangkan dengan banyak metode machine learning lainnya agar dapat melakukan pengenalan wajah ataupun ekspresi dengan tingkat akurasi yang lebih baik lagi dari penelitian sebelumnya.[2]

Interaksi manusia dan komputer pada umumnya tidak memungkinkan sistem untuk mendeteksi keadaan emosi manusia, meskipun banyak tugas manusia saat ini telah diotomatisasi oleh komputer, dalam penelitian ini memungkinkan untuk mengenali keadaan emosi menggunakan pendekatan pengenalan ekspresi wajah. Pengenalan ekspresi wajah merupakan salah satu bidang yang masih menarik perhatian banyak peneliti dalam beberapa waktu belakangan ini. Pengenalan ekspresi wajah manusia banyak digunakan pada bidang robotika, pendidikan, dan lainnya. [3]Adapun pada penelitian sebelumnya pada bidang pendidikan, pengenalan ekspresi wajah diaplikasikan pada sistem *e-learning*, peneliti terdahulu ingin sebagai sebuah pembelajaran online (*e-Learning*) seharusnya dapat mengadopsi beberapa hal penting yang dimiliki oleh Konvensional Learning (*K-Learning*). Dalam *K-Learning*, guru dapat melihat dan memahami keadaan peserta didiknya melalui ekspresi wajah yang ditunjukkan. Melalui ekspresi wajah ini, guru dapat mengetahui apakah peserta didiknya dalam keadaan sedih, marah dan senang. Sehingga guru dapat memberikan tanggapan dan penanganan yang sesuai terhadap peserta didiknya. Hal ini merupakan kelebihan yang dimiliki oleh pembelajaran konvensional, karena kemampuan seorang guru sebagai manusia yang memiliki perasaan dan pikiran. Kemampuan inilah yang

belum dimiliki oleh sistem e-Learning yang ada saat ini. Oleh karena itu, dalam penelitian ini peneliti sebelumnya mengembangkan suatu sistem yang diimplementasikan pada sistem e-Learning, sehingga sistem mampu memberikan respon dan stimulus yang tepat kepada peserta didik sesuai dengan ekspresi wajah yang ditunjukkan[4].

Penelitian pengenalan ekspresi terdahulu yang dilakukan diantaranya oleh Mahathir pada tahun 2018 dengan menggunakan *Bag of visual words* untuk melakukan klasifikasi ekspresi berdasarkan nilai-nilai kluster pada citra. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dengan menguji coba nilai kluster yang berbeda-beda diperoleh hasil yang belum maksimal, didapatkan rata-rata akurasi kurang dari 69%, hal ini dikarenakan tingkat kerenggangan *visual word*, Penyebab rendahnya tingkat akurasi dikarenakan *bag of feature* memiliki rentang index yang sangat rapat.[5]

Shofwatul 'Uyun , Muhammad Fadzlur Rahman, Pengenalan wajah dua dimensi menggunakan *Multi Layer Perceptron* berdasarkan nilai pca dan lda, dimana apabila di rata-rata mencapai akurasi 77.77%. Metode ini menghubungkan secara penuh antar neuronnya dan memiliki kemampuan klasifikasi yang kuat. Namun kekurangannya setiap inputan gambar harus dilakukan pre-processing, segmentasi, dan ekstraksi fitur agar mendapatkan kinerja yang optimal. Hal ini menimbulkan banyak parameter bebas atau informasi berlebih dalam arsitektur. Dan kekurangan dari metode ini yaitu tidak menyimpan informasi spasial dari data citra dan menganggap setiap piksel adalah fitur yang independen sehingga menghasilkan hasil yang kurang baik.[6]

Salah satu metode yang dapat mengatasi permasalahan yang paparkan pada penelitian sebelumnya yaitu metode *Convolutional Neural Networks* (CNN). *Convolutional Neural Networks* terinspirasi oleh sel korteks visual mamalia yang sederhana dan kompleks. Model ini dapat mengurangi sejumlah parameter bebas dan dapat menangani kerenggangan gambar input seperti translasi, rotasi dan skala.[7] Dapat diambil kesimpulan dari penjelasan tersebut bahwa metode *Convolutional Neural Networks* mampu mengurangi parameter bebas atau informasi berlebih dalam arsitektur nya saat dalam pengolahan data gambar

sehingga pada Tugas Akhir ini metode *Convolutional Neural Networks* akan digunakan sebagai pengenalan ekspresi wajah berdasarkan citra wajah, dan adapun yang akan menjadi objek penelitian yaitu tiga ekspresi wajah : sedih, marah dan senang.

Berdasarkan permasalahan di atas, dapat di dilakukan penelitian untuk menguji coba algoritma *Convolutional Neural Networks* (CNN). untuk klasifikasi ekspresi wajah dengan mengangkat judul penelitian “Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Klasifikasi *Convolutional Neural Networks* ”.

1.2 Identifikasi Masalah

Dengan melihat latar belakang diatas maka dapat diidentifikasi masalah sebagai berikut :

1. Pada umumnya tidak memungkinkan sistem mendeteksi kondisi emosional seseorang berdasarkan ekspresi.
2. Penggunaan metode Multi Layer Perceptron dalam pengenalan wajah memiliki akurasi 77.77%.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas maka dapat dirumuskan masalah “Bagaimana hasil kinerja penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada pengenalan ekspresi wajah .

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah “Untuk mengetahui hasil uji coba penggunaan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada pengenalan - ekspresi wajah ”.

1.5 Manfaat Penelitian

1.5.1 Manfaat Teoritis

Memberikan masukan bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya pada bidang ilmu komputer, yaitu berupa penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi ekspresi wajah ”

1.5.2 Manfaat Praktis

Sumbangsi Pemikiran , Karya , Bahan pertimbangan , atau solusi bagi *software developer* guna mendukung pengambilan keputusan dalam rangka menghasilkan perangkat lunak yang dapat membantu dalam pengenalan emosi seseorang melalui ekspresi wajah .

1.5.3 Manfaat Akademis

Diharapkan hasil penelitian dapat dijadikan acuan mahasiswa Universitas Ichsan Gorontalo atau kampus lain, Untuk sebagai bahan referensi melakukan penelitian selanjutnya yang berhubungan dengan pengenalan ekspresi wajah.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Studi

Penelitian tentang sistem deteksi ekspresi wajah dan metode yg digunakan telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya. Berikut beberapa penelitian terkait:

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

No	Peneliti	Judul	Tahun	Metode	Hasil
1.	Noviana dewi, Fiqih Ismawan.	Implementasi Deep Learning menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> untuk sistem Pengenalan Wajah.	2021	<i>Convolutional Neural Network.</i>	Penelitian ini berhasil menggunakan Face Recognition oleh 25 orang dataset wajah yang terdiri dari 10 data wajah pada masing-masing orang. Dataset tersebut dipisahkan menjadi 2 tahapan data yaitu data latih dan data uji. metode <i>Convolutional neural network</i> yang digunakan untuk proses klasifikasi menghasilkan

No	Peneliti	Judul	Tahun	Metode	Hasil
					persentase 98%, precision 98,4%, recall 98% dan accuracy 99,84%.
2.	Muhathir	Klasifikasi ekspresi wajah menggunakan <i>Bag Of Visual Words</i>	2018	<i>Bag Of Visual Words</i>	Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dengan menguji nilai kluster yang berbeda-beda memperoleh hasil yang belum maksimal, hanya empat pengujian yang memperoleh akurasi $\geq 60\%$, hal ini berpengaruh dengan tingkat kerenggangan visual word, kerenggangan visual word dengan nilai K 500 yang memperoleh tingkat akurasi tertinggi yaitu 69%.
3.	Andi Asrafil Ardan Paliwang,	Klasifikasi penyakit tanaman apel dari citra	2020	<i>Convolutional Neural Networks</i>	Berdasarkan hasil uji coba, aplikasi berhasil diimplementasikan

No	Peneliti	Judul	Tahun	Metode	Hasil
	M Ridwan Dwi Septian, Margi Cahyanti, Ericks Rachmat Swedia.	daun dengan <i>Convolutional</i> <i>Neural</i> <i>Networks</i>			dengan baik menggunakan framework dart berbasis android dengan hasil final test accuracy yang diperoleh yaitu didapat keakuratan akurasi sebesar 97,1%.

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah atau mimik adalah hasil dari satu atau lebih gerakan posisi otot pada wajah. Ekspresi wajah merupakan salah satu bentuk komunikasi nonverbal, dan dapat menyampaikan keadaan emosi dari seseorang kepada orang yang mengamatinnya. Ekspresi wajah merupakan salah satu cara penting dalam menyampaikan pesan sosial dalam kehidupan manusia.

Ekspresi wajah dapat dimiliki oleh manusia baik yang disengaja maupun yang tidak sengaja, tapi umumnya ekspresi wajah dialami secara tidak sengaja akibat perasaan atau emosi manusia tersebut. Biasanya amat sulit untuk menyembunyikan perasaan atau emosi tertentu dari wajah, walaupun banyak orang yang merasa amat ingin melakukannya. Misalnya, orang yang mencoba menyembunyikan perasaan bencinya terhadap seseorang tanpa sengaja akan menunjukkan perasaannya tersebut di wajahnya pada saat tertentu, walaupun ia berusaha menunjukkan ekspresi netral. Hubungan perasaan dan ekspresi wajah juga dapat berjalan sebaliknya. Pengamatan menunjukkan bahwa melakukan ekspresi wajah tertentu dengan sengaja (misalnya: tersenyum) dapat memengaruhi atau menyebabkan perasaan terkait benar-benar terjadi [8].

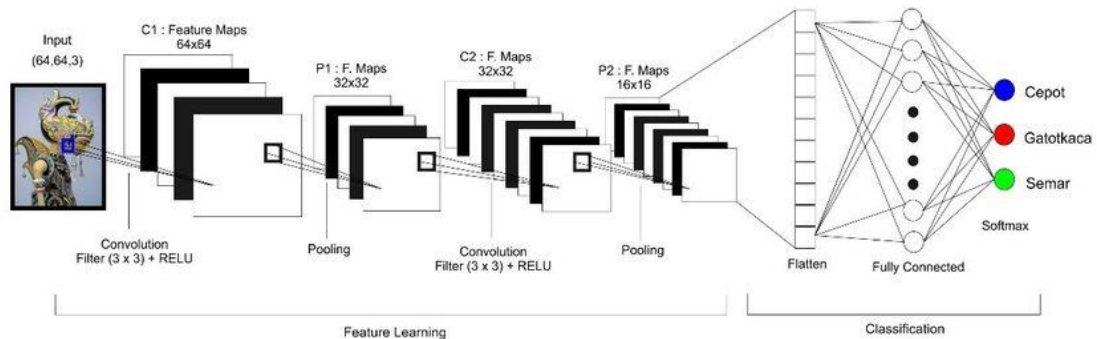
2.2.2 Citra (image)

Citra merupakan salah satu komponen multimedia yang memegang peranan penting karena mengandung informasi dalam bentuk visual. Sebuah Citra mengandung lebih banyak informasi yang dapat disampaikan daripada informasi dalam bentuk teks [9]. Citra dikelompokkan menjadi citra tampak dan citra tidak tampak. Contoh citra tampak seperti foto, gambar dan lukisan, sedangkan citra tidak tampak seperti data foto/gambar dalam file, citra yang direpresentasikan dalam fungsi matematis. Di antara jenis citra tersebut, hanya citra tidak tampak (digital) yang dapat diolah menggunakan komputer [10].

2.2.3 *Convolutional Neural Networks (CNN)*

Convolutional Neural Network (CNN) adalah metode klasifikasi yang termasuk dalam kelompok deep learning yang menggunakan lapisan konvolusi untuk mengonvolusikan sebuah input dengan sebuah filter. *Convolutional Neural Network (CNN)* terdiri dari lapis masukan (input layer), lapis keluaran (output layer) dan sejumlah lapisan tersembunyi (hidden Layers), lapisan ini terdiri dari dua tahapan utama yaitu Tahap *feature learning* terdiri dari *convolution layer*, *ReLU* (activation function) dan *pooling layer*, sedangkan tahap klasifikasi terdiri dari flatten dan *fully connected layer* dan prediksi. Pada setiap bagian CNN terdapat dua proses utama yaitu feedforward dan backpropagation [11]. *Convolutional Neural Network (CNN)* merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron (MLP)* yang termasuk dalam neural network bertipe *feed forward* (bukan berulang). *Convolutional Neural Network* sama seperti *neural network* yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. (Suartika, et.al, 2016).

Secara garis besar, *CNN* tidak terlalu jauh berbeda dengan neural network biasanya. *CNN* terdiri dari neuron yang memiliki weight, bias dan activation function. Arsitektur *Convolutional Neural Network* dapat dilihat pada gambar 2.1

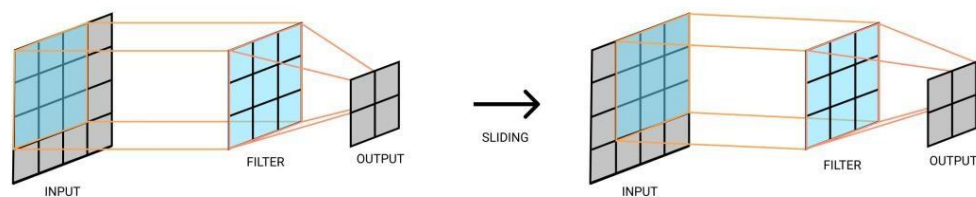


Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Network (Nurhikmat, 2018)

Dari gambar 2.1 dapat dilihat ada 3 layer utama dalam *Convolutional Neural Network*, yaitu :

1. *Convolutional layer*

Convolution Layer merupakan hasil dari proses *convolution* dimana proses tersebut melakukan pengenalan pola, pola yang dimaksud meliputi tepi, bentuk, warna, tekstur pada suatu citra. Pola yang dihasilkan tergantung pada filternya, filternya berupa matriks dimana nilai awal adalah nilai random, kemudian ukuran filter menentukan nilai baris dan kolom.



Gambar 2.2 Proses *Convolution* [12]

filter akan memproses dot product pada neuron yang berada dalam ruang lingkup filter, kemudian melakukan proses sliding untuk menghitung nilai selanjutnya, hasil dari proses ini akan menjadi keluaran dari proses konvolusi, proses ini akan berlanjut sampai sebagai masukan yang diterima.[12] Convolutional layer memiliki hyperparameter dan parameter. Hyperparameter pada layer ini menjadi acuan untuk menentukan jumlah dan ukuran hasil ekstraksi layer, dapat dilihat pada Tabel 2.2

Tabel 2.2 Hyperparameter Pada *Convolutional Layer*

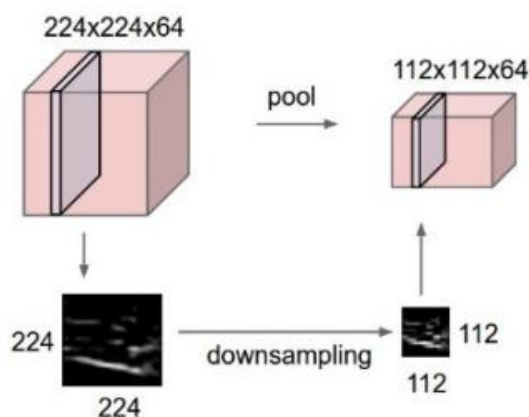
No	Hyperparameter	Keterangan
1	Depth	Kedalaman <i>layer</i> atau jumlah <i>layer</i> konvolusi
2	Stride	Jumlah pergeseran <i>filter</i> pada proses konvolusi
3	Zero-padding	Jumlah penambahan nilai intensitas nol di daerah sekitar input gambar

2. *Rectified Linear Units (ReLU)*

Aktivasi ReLu (Rectified Linear Unit) adalah lapisan aktivasi pada model CNN yang mengaplikasikan fungsi $f(x) = \max(0, x)$ yang artinya fungsi ini menconvet semua nilai negatif menjadi nilai nol terhadap nilai piksel pada input citra. Maka aktivasi ini menormalisasikan nilai sehingga tidak ada nilai yang di bawah nol. [13]

3. *Pooling Layer*

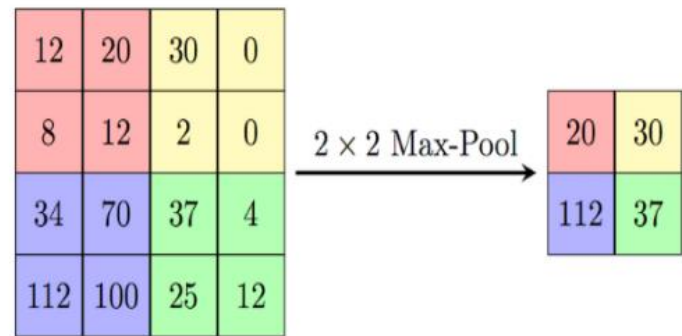
Pooling Layer biasanya berada setelah convolution layer. Pada prinsipnya, *pooling Layer* terdiri dari filter dengan ukuran dan stride, yang akan dipindahkan ke seluruh area *feature map*. *Pooling Layer* juga akan mereduksi ukuran spasial dan jumlah parameter dalam jaringan serta mempercepat komputasi dan mengontrol terjadinya overfitting(Samuel Sena, 2017)

**Gambar 2.3** Proses *Pooling Layer*

Pooling Layer bekerja dengan blok spasial yang bergerak sepanjang ukuran feature pattern. Ukuran pergeseran blok pada umumnya adalah ukuran pada dimensi blok ($H \times H$) itu sendiri sehingga tidak ada overlapping seperti pada *Convolutional layer*. Pergerakan blok diikuti dengan perhitungan pooling pada masukan pola fitur (u). Pada layer ini tidak memiliki parameter karena parameter sudah ditentukan sebelumnya (*fixed*). *Pooling layer* memiliki beberapa macam tipe antara lain sebagai berikut:

a. Max Pooling

Max Pooling output pola fitur (z) didapatkan dengan mencari nilai yang paling besar pada blok spasial pada setiap pergerakan. Metode ini merupakan metode standar yang digunakan dalam penelitian.

$$u_{i,j}^{(k)} = \max_{p,q \in P_{i,j}} z_{p,q}^{(k)} \quad (2-1)$$


Gambar 2.4 Maxpooling [13]

b. Average Pooling

Average Pooling Mendapatkan pola fitur keluaran dengan menghitung nilai rata-rata masukan pola fitur pada blok spasial $H \times H$ piksel di setiap wilayah pergerakan. Average pooling tetap menyimpan informasi spasial pada pola fitur sebelumnya.

$$u_{i,j}^{(k)} = \frac{1}{H^2} \sum_{(p,q) \in P_{i,j}} z_{p,q}^{(k)} \quad (2-2)$$

c. Lp Pooling

Lp Pooling Adalah tipe *pooling Layer* generalisasi dari Max pooling dan Average pooling.

$$u_{i,j}^{(k)} = \left(\frac{1}{H^2} \sum_{(p,q) \in P_{ij}} (z_{p,q}^{(k)})^P \right)^{\frac{1}{P}} \quad (2-3)$$

Ketika nilai $P = 1$, *pooling Layer* bekerja sebagai average pooling dan jika nilai $P = \infty$ *pooling Layer* bekerja sebagai Max Pooling. Sebagai contoh, input ke *pooling Layer* dengan ukuran $W1 \times H1 \times D1$. Untuk mendapatkan ukuran output dari *pooling Layer* dapat menggunakan persamaan 2-4.

$$W2 = \frac{W1-F}{s} + 1 = H2 \quad (2-4)$$

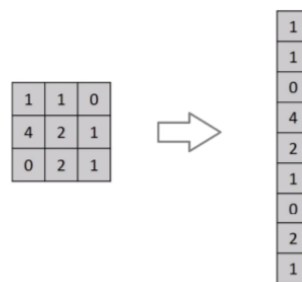
$$D2 = D1$$

*padding biasanya dilakukan pada *pooling Layer*, namun mungkin ditemukan.

Dimensi keluaran dari *Pooling Layer* juga menggunakan rumus yang sama seperti pada *convolution layer*. Tujuan penggunaan *pooling Layer* adalah untuk mengurangi ukuran *feature map* (downsampling), sehingga mempercepat proses komputasi, karena lebih sedikit parameter yang perlu diperbarui dan mengatasi overfitting. (Samuel Sena, 2017)

4. Flatten

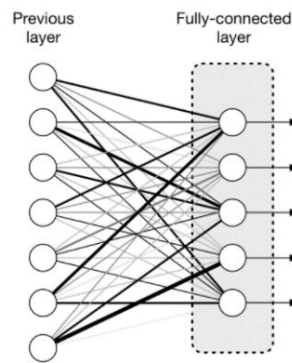
Flattening adalah operasi yang mengubah matriks menjadi vektor satu dimensi. Proses flattening mengubah *feature map* yang telah diperoleh dari layer sebelumnya menjadi vektor satu dimensi agar *feature map* tersebut dapat diklasifikasikan dengan fully-connected layer dan softmax. [13]



Gambar 2.5 Flatten [13]

5. *Fully connected layer*

Fully connected layer mengambil input dari hasil output *pooling layer* yang berupa *feature map*. *Feature map* dalam bentuk *multidimensional array*. Per lapisan ini akan membentuk kembali *feature map* dan menghasilkan vektor sebanyak n -dimensi di mana n adalah jumlah kelas output yang harus dipilih program. Misalnya, jika lapisan terdiri dari 500 neuron, fungsi aktivasi *softmax* akan diterapkan untuk mengembalikan daftar probabilitas terbesar untuk setiap 10 label kelas sebagai klasifikasi akhir jaringan.[14]



Gambar 2.6 *Fully Connected Layer* (KIDS, 2019)

6. *Softmax*

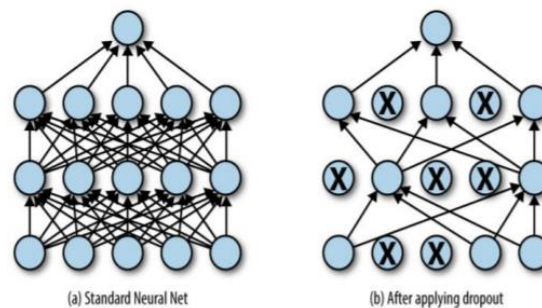
Softmax merupakan fungsi aktivasi yang digunakan pada layer output. Layer output memiliki banyak kesamaan dengan fully-connected layer, yang membedakan kedua layer ini adalah penggunaan fungsi aktivasi softmax pada layer output dan fungsi aktivasi ReLU pada fully-connected layer.[13]

$$f(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^k e^{x_j}} \text{ for } i = 1, 2, 3, \dots, k \quad (2-5)$$

Keuntungan utama menggunakan Softmax adalah rentang probabilitas output. Rentang output adalah 0 sampai 1, dan jumlah semua probabilitas dalam satu objek output adalah 1. Keunggulan lain dari softmax adalah dapat digunakan untuk multiple classification logistic regression model [15].

7. *Dropout*

Kemungkinan model *fully connected layer* akan menimbulkan overfitting. Oleh karena itu, diterapkan dropout pada model ini untuk mengurangi hal tersebut.



Gambar 2.7 Dropout [13]

Dropout akan memilih secara acak neuron mana yang akan di non-aktifkan sehingga tidak terlalu banyak weight dan neuron yang terlibat di dalam perhitungan layer neural network. Probabilitas neuron yang dilibatkan dalam perhitungan akan di tetapkan misalnya antara 50% sampai 70%, neuron yang tidak aktif ditandai dengan tanda silang.[13]

8. *Confusion Matrix*

Confusion matrix merupakan suatu metode yang digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining. Evaluasi dengan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi, presisi dan *recall*. *Confusion matrix* memberikan keputusan yang diperoleh dari penilaian *performance* klasifikasi berdasarkan objek dengan benar atau salah (*gurunescu*). *Confusion matrix* berisikan informasi yang berisi informasi *actual* dan prediksi pada sistem klasifikasi.[12]

Tabel 2.3 *Confusion Matrix*

		Actual Class	
		Positive (P)	Negative(N)
Predicted Class	Positive(P)	True Positive(TP)	False Positive(FP)
	Negative(N)	False Negative(FN)	True Negative(TN)

Sumber : The Science Of Machine Learning (2018)

Nilai akurasi menggambarkan seberapa akurat system dapat mengklasifikasikan data secara benar. Dengan kata lain, nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data dan dapat diperoleh dari nilai akurasi, presisi dan recall.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100\% \text{ (2-6)}$$

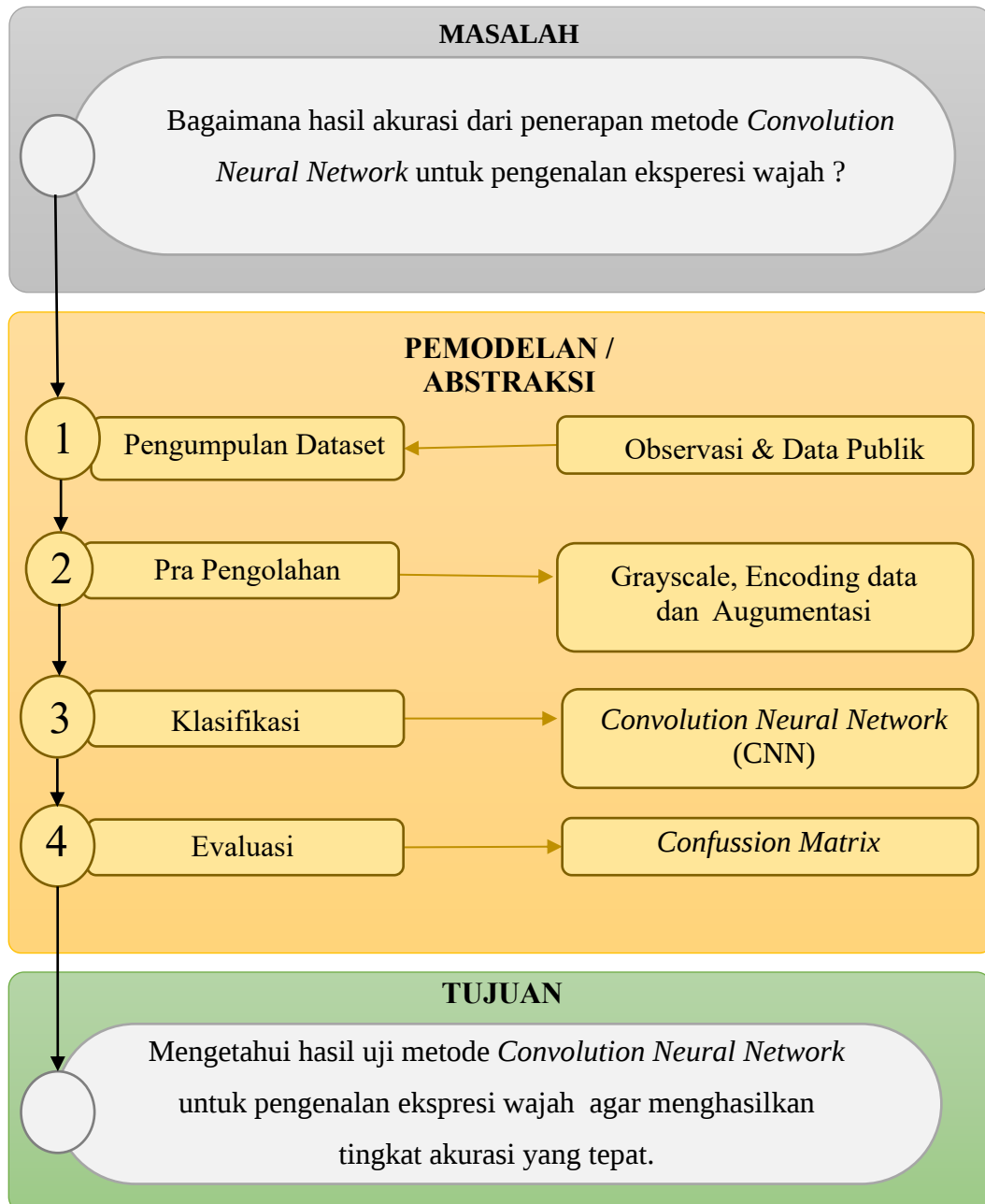
$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} * 100\% \text{ (2-7)}$$

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP} * 100\% \text{ (2-8)}$$

Keterangan :

- TP (True Positive) → Jumlah data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi positif.
- FP (False Positive) → Jumlah data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi positif.
- FN (False Negative) → Jumlah data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi negative
- TN (True Negative) → Jumlah data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi negative.

2.3 Kerangka Pikir



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis , Metode , Subjek , Objek dan Waktu Penelitian

Dipandang dari tingkat penerapannya, maka penelitian ini merupakan penelitian terapan. Dipandang dari jenis informasi yang di olah, maka penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Dipandang dari perlakuan terhadap data, maka penelitian ini merupakan penelitian konfirmatori.

Penelitian ini menggunakan metode penelitian *eksperimen*. Dengan demikian jenis penelitian ini adalah penelitian *eksperimental*. Subjek penelitian ini adalah klasifikasi untuk mendapat hasil akhir.

Penelitian ini dimulai dari oktober 2021 sampai dengan Februari 2022.

3.2 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset public dengan nama FACIAL EXPRESSION DATA SET, dataset yang di unduh dari <https://www.kaggle.com/aadityasinghal/facial-expression-dataset>,. Dataset ini merupakan data yang pada umumnya digunakan dalam eksperiment untuk klasifikasi ekspresi wajah.

Berikut penjelasan IMAGE DATA SET :

Nama Dataset : FACIAL EXPRESSION DATA SET

Jumlah seluruh data : 20,019 Image

Jumlah data Training : Sedih : 4830 Image

Marah: 3995 Image

Senang: 7215 Image

Jumlah data Testing : 3979 Image

Ukuran gambar : 48 x 48 Pixel

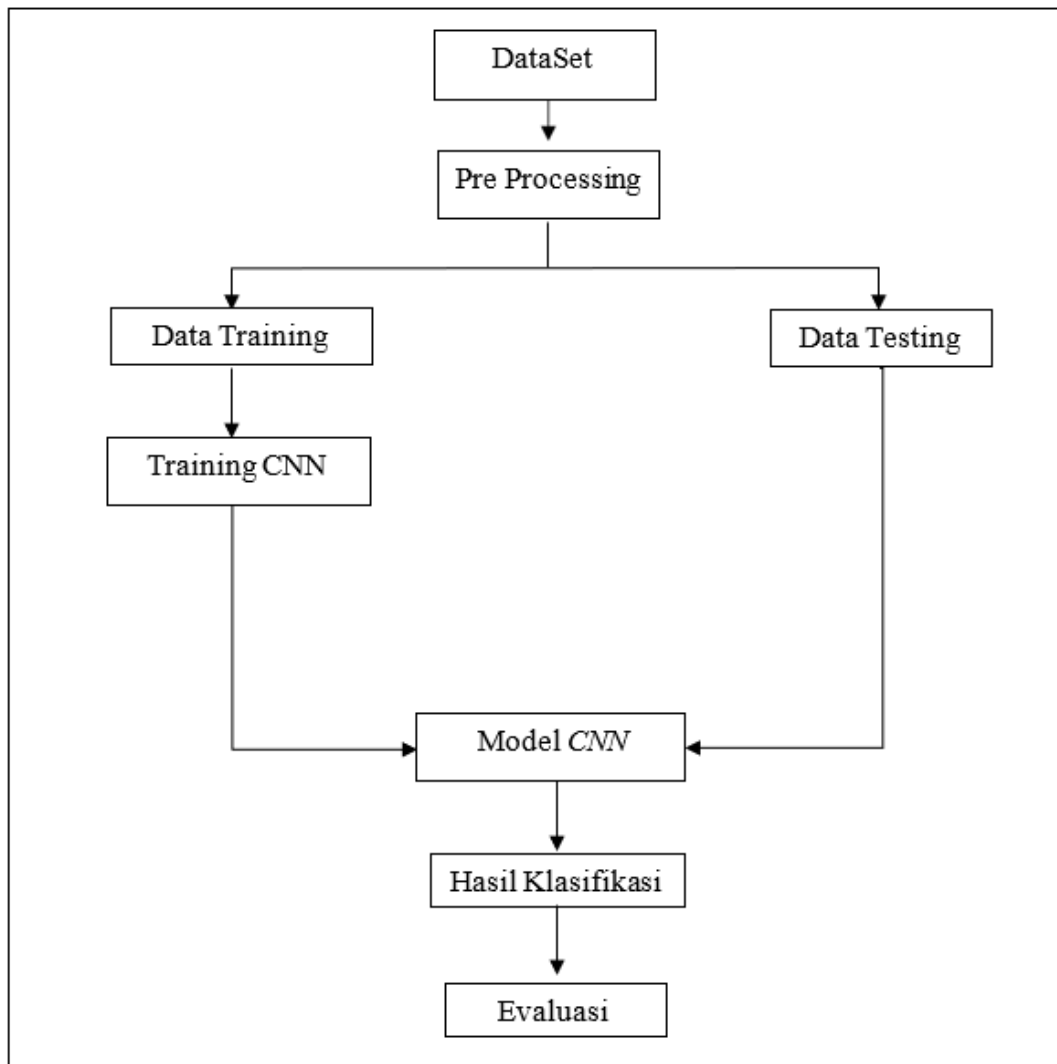
Ekspresi : Sedih, Marah dan Senang

Format : JPG

Quality : Low Quality

URL : <https://www.kaggle.com/aadityasinghal/facial-expression-dataset>

3.3 Pemodelan



Gambar 3.1 Pemodelan

3.3.1 *Pre-Processing*

Dari data set atau data publik akan dilakukan proses grayscale pada gambar karena format gambar adalah jpg maka itu seperti gambar RGB. kemudian akan transformasi atau encoding data, selanjutnya augmentasi gambar atau memanipulasi gambar sedemikian rupa sehingga komputer akan mendeteksi bahwa gambar yang diubah adalah gambar yang berbeda. Agar memperbanyak jumlah data yang akan diolah agar mendapatkan model yang terbaik.

3.3.2 Data Training

Data training berupa data yang telah diseimbangkan jumlahnya untuk di olah menggunakan proses resampling data yang nantinya akan dilatih menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), jumlah data training yang digunakan berupa 80% dari sampel wajah dengan ekspresi wajah yang berbeda yaitu sedih, marah dan senang. Data training ini berupa hasil undersampling data terhadap ekspresi wajah, dan setelah itu akan di proses di training CNN.

3.3.3 Training CNN

Training menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu menjadikan data *training* menjadi data inputan. Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) bekerja dengan cara memanfaatkan proses konvolusi dengan menggerakkan sebuah kernel konvolusi (filter) berukuran tertentu ke sebuah gambar, selanjutnya komputer mendapatkan informasi representatif baru dari hasil perkalian bagian gambar tersebut dengan filter yang digunakan, setelah itu nilai matrixnya akan di normalisasikan dengan fungsi aktivasi RELU, kemudian akan dilakukan proses *pooling Layer* untuk mengecilkan ukuran gambar, 3 proses diatas sebagai proses fitur ekstraksi dan selanjutnya akan di lakukan proses klasifikasi, pada proses klasifikasi ada yang namanya Flatten atau pengubahan dari bentuk matriks ke vektor atau bentuk satu dimensi tetapi tetap mempertahankan informasi spasial dari tiap gambar, setelah itu akan dilakukan proses *fully connected layer* untuk menentukan class nya. Dan dari proses training ini menghasilkan model yang sudah dilatih dari proses training ini dan akan menjadi ketentuan untuk dijadikan pengenalan untuk data testing.

3.3.4 Data Testing

Data testing merupakan data yang telah diseimbangkan jumlahnya yang digunakan untuk menguji data training. Jumlah yang digunakan berupa 20% dari sampel wajah dengan ekspresi wajah berbeda. Data testing digunakan untuk mengetahui berapa tingkat keberhasilan untuk melakukan klasifikasi terhadap ekspresi wajah.

3.3.5 Model

Merupakan hasil dari proses training dari algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan data *training* maka didapatkan model yang sudah dilatih dari proses training tersebut, maka model inilah yang akan diimplementasikan untuk mengklasifikasi data testing.

3.3.6 Hasil Klasifikasi CNN

Proses klasifikasi dilakukan untuk mengklasifikasikan setiap hasil akhir dari citra ekspresi wajah, akan menampilkan hasil klasifikasi akhir berupa ekspresi sedih, marah dan senang dari setiap orang. Kemudian akan dilihat tingkat keakurasi setiap ekspresi menggunakan Confusion Matrix.

3.3.7 Evaluasi

Pada proses evaluasi bertujuan untuk mengetahui hasil kinerja dari metode yang digunakan, evaluasi dilakukan pada seluruh data testing kemudian target *output* yang dihasilkan akan dipetakan ke dalam *Confussion Matrix* untuk dinilai tingkat akurasinya.

BAB IV

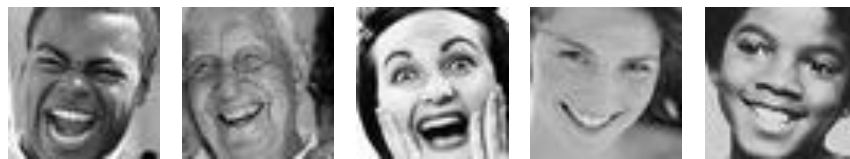
HASIL PENELITIAN

4.1 Hasil Pengumpulan data

Data set yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset *public* dengan nama Facial Expression Data Set yang di unduh dari <https://www.kaggle.com/aadityasinghal/facial-expression-dataset>, Dataset ini merupakan data yang pada umumnya digunakan dalam eksperiment untuk mendeteksi ekspresi wajah. Data set ini sudah berukuran 48x48 dengan format gambar jpg dengan warna hitam putih, tetapi walau begitu karena formatnya jpg maka data gambar dibaca RGB, maka harus tetap melakukan proses grayscale pada prapengolahan. Dengan menggunakan jumlah data training 16004 image dan data testing 3979 image.



Gambar 4.1 Ekspresi Wajah sedih



Gambar 4.2 Ekspresi Wajah Senang



Gambar 4.3 Ekspresi Wajah Marah

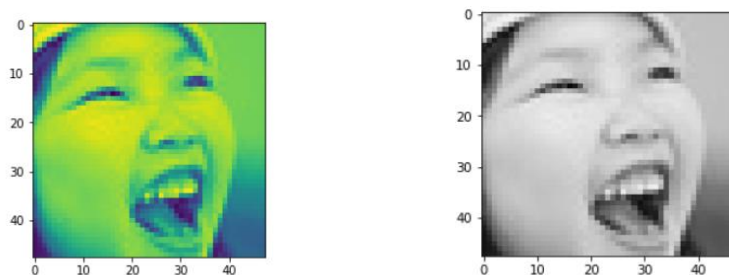
4.2 Hasil Pemodelan

4.2.1 Pra Pengolahan Data

Pra-pengolahan citra diartikan sebagai pemrosesan awal dalam proses pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pada tahap ini citra wajah yang sudah ada di konversikan agar didapatkan data yang sesuai dengan kebutuhan. Tahap ini berfungsi untuk menormalisasikan data citra wajah, kemudian akan dilakukan encoding data ataaau perubahan data lebel dari kata menjadi numerik. Selanjutnya dilakukan augmentasi agar dapat menambah jumlah data menjadi lebih banyak. Pra pengolahan dalam penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahap yaitu :

1. Pengubahan citra ke warna *grayscale*

Proses awal yang mengubah citra training atau citra *testing* yang awalnya RGB dikarenakan format gambar jpg menjadi citra *graysscale*, perubahan ini dilakukan karena citra *grayscale* memiliki persamaan yang sederhana dan mampu mengurangi kebutuhan memori dimana nilai warna putih diwakili dengan angka 255 dan nilai warna hitam diwakili dengan angka 0.



Gambar 4.4 Proses *Graysclae*

2. Encoding Data (*Label Encoder*)

Pada proses ini akan dilakukan transformasi label kata menjadi bentuk numerik. Agar dapat diolah oleh program.

```
Angry > 0
Happy > 1
Sad > 2
```

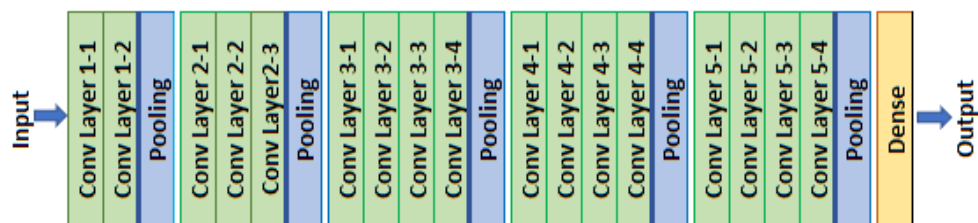
Gambar 4.5 *Encoding*

3. Augumentasi data

Augumentasi adalah melakukan suatu teknik manipulasi pada data yang ada tanpa kehilangan inti dari data tersebut. Pada penelitian ini dilakukan teknik augumentasi terhadap data training dengan mengatur rescale 1./255, rotation range 10, horizontal flip, width and height shift range 0.1, dan fill mode. Beberapa cara tersebut membantu model yang akan disusun serta mempermudah dalam melatih model tersebut.

4.2.2 CNN

Implementasi metode CNN terdapat beberapa tahapan mulai dari input data, menentukan pengaturan untuk model yang akan di terapkan sampai pada output dari kelas yang diklasifikasi. Serta mengatur nilai epoch untuk melatih data agar menghasilkan hasil yang sesuai. Model arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini adalah model arsitektur VGG16. Dan berikut ini adalah tahapan implementasi model CNN yang peneliti buat:

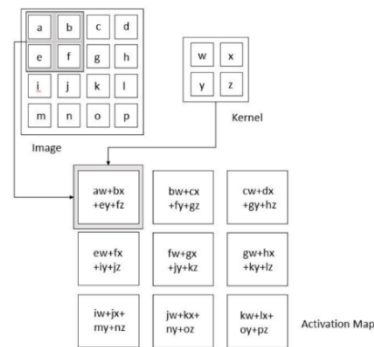


Gambar 4.6 Model Arsitektur

Proses pertama metode CNN yaitu :

1. *Covolutional Layer*

Pada layer ini akan dilakukan perhitungan antara dua matriks, dimana satu matriks adalah parameter yang dipelajari atau kernel, dan matriks lainnya adalah pixel citra.



Gambar 4.7 Operasi *Convolution*

Perhitungan manual metode *convolutional neural network* untuk proses konvolusi. Dari pixel matriks $48 \times 48 \times 1$ diambil contoh dengan ukuran matriks citra = $6 \times 6 \times 1$, kernel = $3 \times 3 \times 1$, $S=1$, $P=1$.

Awalnya akan dihitung output volume-nya : $V = \frac{W-F+2P}{S} + 1$

W = input size P = padding V = Volume

F = kernel size S = Stride

Masukkan nilai-nya $V = \frac{6-3+2(1)}{1} + 1 = 6$ jadi Output volumenya $6 \times 6 \times 1$

0	0	0	0	0	0	0	0
0	14	10	12	50	102	110	0
0	42	77	5	98	10	64	0
0	12	90	0	40	5	32	0
0	34	64	32	12	20	100	0
0	7	14	22	42	103	40	0
0	144	124	145	16	100	8	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Kernel		
0	1	1
0	1	0
0	0	1

Gambar 4.8 Proses Konvolusi dengan filter 3×3

$$= 0 \times 0 + 0 \times 1 + 0 \times 1 + 0 \times 0 + 14 \times 1 + 10 \times 0 + 0 \times 0 + 42 \times 0 + 77 \times 1$$

$$= 91$$

$$= 0 \times 0 + 0 \times 1 + 0 \times 1 + 14 \times 0 + 10 \times 1 + 12 \times 0 + 42 \times 0 + 77 \times 0 + 5 \times 1$$

$$= 15$$

$$= 0 \times 0 + 0 \times 1 + 0 \times 1 + 10 \times 0 + 12 \times 1 + 50 \times 0 + 77 \times 0 + 5 \times 0 + 98 \times 1$$

$$= 110$$

Seterusnya cara perhitungannya sama kemudian dari perhitungan diatas didapatkan output konvolusi atau *feature map* dengan ukuran 6 x 6 x 1.

91	15	110	60	166	110
156	99	107	255	254	174
195	204	115	168	179	96
150	176	114	160	97	132
229	255	82	174	231	40
165	160	209	161	243	48

Gambar 4.9 *Feature Map*

Setelah mendapatkan output konvolusi atau *feature map*, maka akan dilakukan *pooling Layer* atau mengurangi ukuran dimensi *feature map* sehingga mempercepat komputasi. Featur map merupakan pemetaan citra atau intisari citra yang dipetakan dari hasil konvolusi.

2. *Pooling Layer*

Dari hasil proses konvolusi di dapatkan *featur map* selanjutnya akan di lakukan *pooling layer* menggunakan ukuran filter 2 x 2. Menggunakan max pooling maka tiap filter matriks akan di ambil nilai paling besar dan akan dimasukkan ke dalam *feature map*. Pada matriks di bawah tiap blok warna menandakan tiap pergeseran window dengan matriks 2 x 2 masing-masing window akan di ambil nilai terbesar, kemudian nilai yang paling besar akan menjadi *feature map* baru.

91	15	110	60	166	110
156	99	107	255	254	174
195	204	115	168	179	96
150	176	114	160	97	132
229	255	82	174	231	40
165	160	209	161	243	48

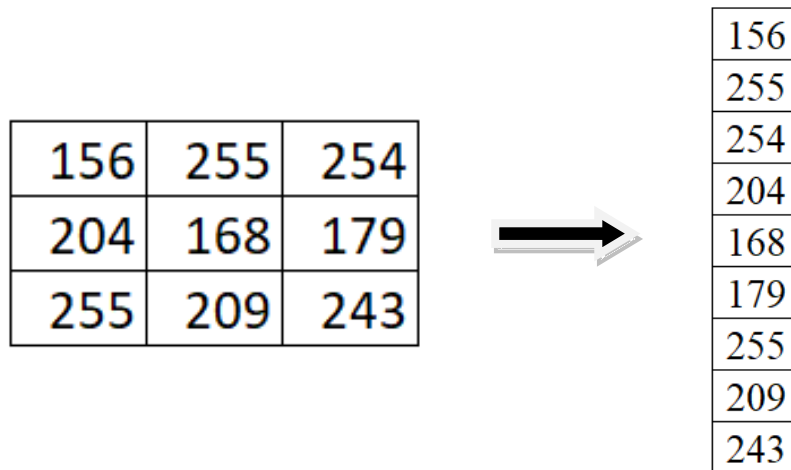
156	255	254
204	168	179
255	209	243

Gambar 4.10 *Max Pooling*

Dari hasil *pooling layer* didapatkan *feature map* dengan ukuran 3 x 3. Proses konvolusi dan *pooling layer* ini akan terus di ulang sesuai dengan arsitektur model CNN yang digunakan. Setelah *pooling layer* citra baru akan dilakukan proses *flattening*.

3. Flatten

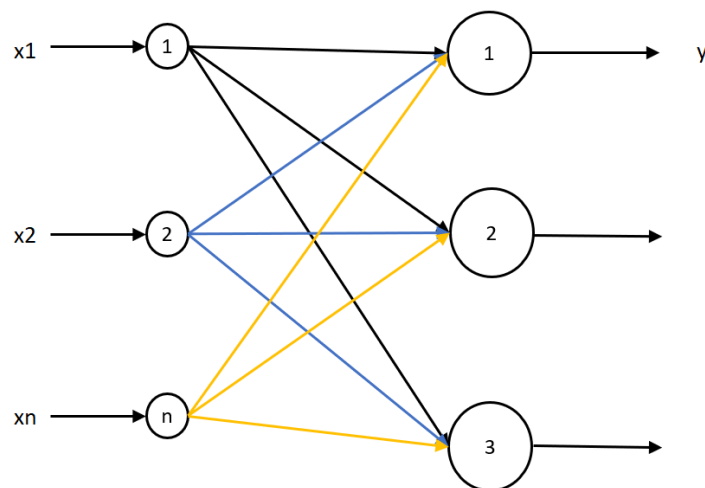
Pada tahap ini *feature map* akan di lakukan proses flattening atau mengubah matriks menjadi bentuk vektor atau satu dimensi.



Gambar 4.11 Matriks dan vektor

4. Fully connected layer

Fully connected layer berperan untuk mengklasifikasikan data masukan. Pada proses training ini berguna untuk mencari nilai bobot terbaik.



Gambar 4.12 Fully Connected Layer

1. Inisialisasi semua bobot,
Bobot awal atau $w = 0$, untuk semua inputan.
2. Fungsi aktivasi yang digunakan
Aktivasi yang digunakan pada penelitian ini adalah $\sigma = \text{softmax}$
3. Laju Pembelajaran atau *Learning rate*
Pada penelitian ini ditentukan nilai learning rate nya $\alpha = 0.002$
4. Menghitung persamaan nilai output :

$$f(x) = \sum_{x=i}^n (x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n)$$

$$\sigma y_j(P) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=i} e^{x_j}}$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^9 (x_1 w_{11} + x_2 w_{21} + \dots + x_9 w_{91})$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^9 (156.0 + 255.0 + 254.0 + 204.0 + 168.0 + 179.0 + 255.0 + 209.0 + 243.0)$$

$$= 0$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^n (156.0 + 255.0 + 254.0 + 204.0 + 168.0 + 179.0 + 255.0 + 209.0 + 243.0)$$

$$= 0$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^n (156.0 + 255.0 + 254.0 + 204.0 + 168.0 + 179.0 + 255.0 + 209.0 + 243.0)$$

$$= 0$$

Softmax :

$$\sigma y_1(1) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=i} e^{x_j}} = \frac{2.71828^0}{2.71828^0 + 2.71828^0 + 2.71828^0} = \frac{1}{3} = 0.33$$

Nilai sama dengan nilai output lainnya dikarenakan menggunakan nilai $w = 0$

5. Hitung *gradien error* untuk *layer output*

$$e_k(p) = y_{dk}(p) - y_k(p)$$

$$\delta_k(p) = y_k(p) * [1 - y_k(p)] * e_k(p)$$

Untuk data pertama, nilai keluaran yang didapatkan adalah $y_{dk} = 0.33$, nilai yang diharapkan $y_k = 2$ nilai neuron output semuanya sama karena nilai $w = 0$.

$$e_2(1) = y_d - y_1(1) = 2 - 0.33 = -1.67$$

$$\delta_2(1) = y_2(1) * [1 - y_2(1)] * e_1(1) = 2 * [1 - 2] * -1.67 = 3.34$$

6. Menghitung Koreksi Bobot

Untuk Δw_{12} , Δw_{22} , dan Δw_{32} :

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \cdot y_j(p) * \delta_k(p)$$

$$\Delta w_{12} = \alpha * y_1(1) * \delta_1(1) = 0.002 * 156 * 3.34 = 1.04208$$

$$\Delta w_{22} = \alpha * y_2(1) * \delta_1(1) = 0.002 * 255 * 3.34 = 1.7034$$

$$\Delta w_{32} = \alpha * y_3(1) * \delta_1(1) = 0.002 * 254 * 3.34 = 1.69672$$

7. Perbaharui bobot

Dengan diperolehnya nilai pengkoreksi bobot maka proses memperbaharui nilai bobot dengan menggunakan persamaan :

$$w_{jk}(p + 1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

$$w_{12}(p + 1) = w_{12}(p) + \Delta w_{12}(p) = 0 + 0.52104 = 1.04208$$

$$w_{22}(p + 1) = w_{22}(p) + \Delta w_{22}(p) = 0 + 0.8517 = 1.04208$$

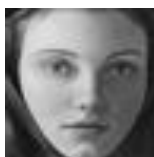
Setelah itu untuk iterasi selanjutnya, kembali ke langkah 5 dan diulangi sampai mendapatkan hasil yang sesuai. Setelah itu jika didapatkan hasil yang sesuai, lalu di klasifikasikan citra sesuai dengan kelasnya.

4.3 Evaluasi Model

4.3.1 Confusion Matrix

Pada penelitian ini menggunakan confusion matrix sebagai metode. Dalam perhitungan akurasi pada penerapan pengenalan ekspresi wajah. Evaluasi kinerja pengenalan ekspresi didasarkan dari jumlah pengujian objek salah dan benar yang dideteksi dapat dilihat dari tabel berikut:

Tabel 4.1 Hasil Data Testing

Image Testing	Klasifikasi	Hipotesis	Image Testing	Klasifikasi	Hipotesis
	Angry	Angry		Angry	Angry
	Angry	Angry		Angry	Angry
	Happy	Happy		Happy	Happy
	Happy	Happy		Happy	Angry
	Sad	Sad		Sad	Angry
	Sad	Sad		Sad	Sad

Tabel 4.2 Confusion Matrix

	Marah	Senang	Sedih
Marah	4	0	0
Senang	1	3	0
Sedih	1	0	3

Jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar = 10

Jumlah data yang diklasifikasi salah = 2

Menghitung nilai Accuracy :

$$Accuracy = \frac{nl\ benar}{jml\ data\ (n)} \times 100\%$$

$$Amarah = \frac{4}{4} \times 100\% = 100 \quad Asenang = \frac{3}{4} \times 100\% = 75$$

$$Asedih = \frac{3}{4} \times 100\% = 75$$

$$Accuracy = \frac{4 + 3 + 3}{4 + 1 + 3 + 1 + 3} \times 100\% = \frac{10}{12} \times 100\% = 0.83 = 83\%$$

Menghitung nilai TP, TN, FP, FN sesuai dengan kelas masing-masing :

Marah

$$TP = 4 \quad TN = 3 + 0 + 0 + 3 = 6$$

$$FN = 0 + 0 = 0 \quad FP = 1 + 1 = 2$$

Senang:

$$TP = 3 \quad FN = 1 + 0 = 1$$

$$FP = 0 + 0 = 0 \quad TN = 4 + 0 + 1 + 3 = 8$$

Sedih :

$$TP = 3 \quad FN = 0 + 0 = 0$$

$$FP = 0 + 1 = 1 \quad TN = 4 + 0 + 1 + 3 = 8$$

Persamaan *precision* dan *recall* :

$$precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

$$recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

Hitung nilai *precision* dan *recall* Marah, Senang dan Sedih :

Marah :

$$precision = \frac{4}{(4+2)} = 0.66 = 66.7 \quad recall = \frac{4}{(4+0)} = 1 = 100$$

Senang :

$$precision = \frac{3}{(3+0)} = 1 = 100 \quad recall = \frac{3}{(3+1)} = 0.75 = 75$$

Sedih

$$precision = \frac{3}{(3+1)} = 0.75 = 75 \quad recall = \frac{3}{(3+0)} = 1 = 100$$

$$Precision = \frac{66.7 + 100 + 75}{3} = 80.5$$

$$Recall = \frac{100 + 75 + 100}{3} = 91.6$$

Tabel 4.3 Hasil Confusion Matrix

Hasil %							
Ekspresi	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall
Marah	4	6	2	0	100	66.7	100
Senang	3	8	0	1	75	100	75
Sedih	3	8	1	0	75	75	100
Rata – Rata					83.3	80.5	91.6

F1-score

$$f1 - score = 2 \times \frac{(recall \times precision)}{(recall + precision)}$$

$$f1 - score = 2 \times \frac{(91.6 \times 80.5)}{(91.6 + 80.5)} = 2 \times \frac{7374}{172} = 2 \times 42.8 = 85.6$$

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Objek Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari data public dengan nama FACIAL EXPRESSION DATA SET, Data yang diambil terdiri dari 3 kategori yaitu senang, marah, dan sedih. dataset yang di unduh dari <https://www.kaggle.com/aadityasinghal/facial-expression-dataset>. Masing-masing 16040 Data *Training* dan 3979 Data *Testing*.

5.2 Pembahasan model

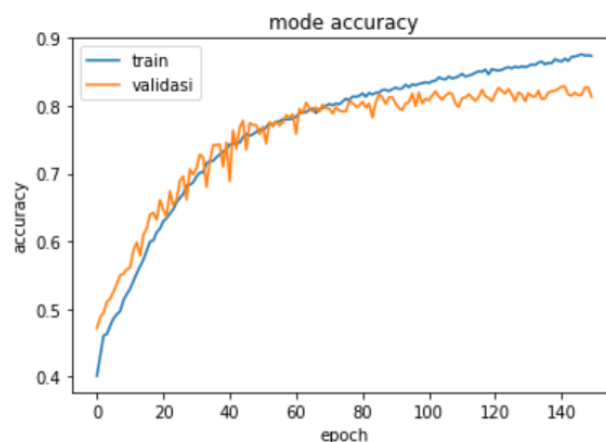
Berdasarkan perolehan hasil penelitian yang telah dilakukan pada bab sebelumnya, maka dapat dijelaskan beberapa hal sebagai berikut :

- Data gambar yang berhasil dikumpulkan pada penelitian ini adalah sebanyak 16040 gambar ekspresi wajah, yang dibagi kedalam tiga kelas yaitu senang, marah dan sedih. Berdasarkan visualisasi citra bahwa ketiga jenis kelas ekspresi wajah tersebut dapat dibedakan pada gerakan wajah dan perubahan fitur wajah.
- Pada percobaan yang dilakukan pada penelitian ini fitur citra di ekstraksi menggunakan metode CNN karena metode ini tidak perlu menggunakan metode ekstraksi tambahan. fitur ekstraksi CNN melakukan proses konvolusi dan pooling layer, sesuai dengan model yang dibuat. *Pooling Layer* dipakai ditiap blok agar mengurangi ukuran pixel yang akan diolah sehingga dapat mengurangi waktu komputasi dari algoritma CNN yang digunakan pada penelitian ini sehingga penggunaan algoritma CNN ini menjadi lebih efisien untuk diterapkan pada aplikasi yang akan dikembangkan kedepannya.
- Arsitektur CNN dibuat dengan 5 blok, blok pertama dua kali konvolusi kemudian dilakukan maxpooling selanjutnya untuk blok ke dua tiga kali konvolusi kemudian di maxpooling, selanjutnya untuk blok ke tiga sampai lima dilakukan konvolusi sebanyak empat kali lalu di maxpooling,

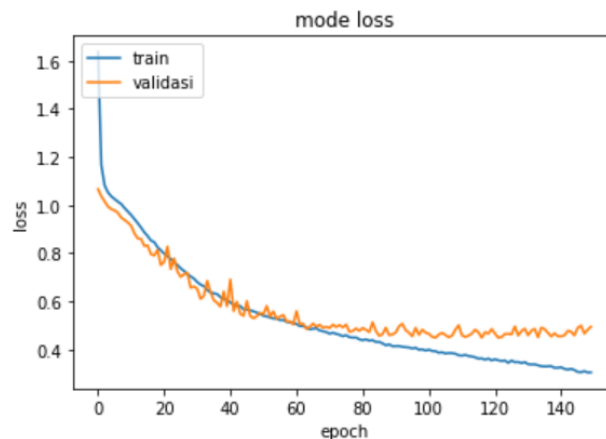
kemudian dilakukan proses dense dengan 3 output atau keluaran menggunakan fungsi aktivasi softmax.

- Dari proses konvolusi dan pooling didapatkan matriks citra untuk dijadikan variabel input pada algoritma klasifikasi yang digunakan.
- Pada penelitian yang dilakukan, algoritma CNN yang digunakan sebagai fitur ekstraksi dan juga sebagai pengklasifikasi data citra digunakan sebagaimana yang telah digambarkan pada bab sebelumnya.
- Dalam proses training data menggunakan algoritma CNN dengan nilai learning rate sebesar 0.002, batchsize dengan nilai 19 dan jumlah epochs sebanyak 150.

Berdasarkan hasil proses learning data yang dilakukan, diperoleh nilai akurasi untuk data training yang berkisar di angka 87.4% dan nilai akurasi untuk data validasi berkisar di angka 81.3% , sementara untuk nilai loss untuk data training berada diangka 30.5% dan nilai loss untuk data validasi berada di angka 49.5%. Sebagaimana yang ditunjukkan pada grafik dibawah ini



Gambar 5.1 Grafik akurasi training dan validasi



Gambar 5.2 grafik loss training dan validasi

- Berdasarkan hasil proses klasifikasi yang dilakukan terhadap data testing yang digunakan yang berjumlah sebanyak 3979 gambar, dapat diperoleh nilai kinerja model dari algoritma CNN yang digunakan yakni nilai recall sebesar 91.6%, nilai precission sebesar 80.5%, nilai accuracy sebesar 83.3% dan nilai F1 Score sebesar 85.6%%, dari 12 gambar dengan masing-masing kelas 4 gambar. Sehingga berdasarkan perolehan nilai kinerja model tersebut menunjukkan bahwa penggunaan algoritma CNN dapat bekerja dengan baik, sehingga penggunaan metode tersebut dapat digunakan dalam mengembangkan sebuah aplikasi yang dapat dimanfaatkan dibidang yang membutuhkan.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya maka dapat ditarik suatu kesimpulan bahwa, Kinerja model pengenalan ekspresi wajah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* setelah diukur menggunakan *Confusion Matrix* dengan jumlah 12 gambar, masing-masing kelas dengan 4 gambar menghasilkan nilai akurasi sebesar 83.3%, nilai *precision* 80.5%, nilai *recall* 91.6% dan *F1-score* 85.6%.

6.2 Saran

Setelah melakukan penelitian dan pembuatan aplikasi pengenalan ekspresi wajah, ada beberapa saran yang perlu diperhatikan :

1. Peneliti berharap untuk penelitian selanjutnya agar dapat memperbaiki lagi nilai *loss* dan nilai akurasi dengan mencoba model arsitektur CNN yang lain karena pada penelitian ini peneliti menggunakan arsitektur VGG16.
2. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya juga dapat menggunakan hardware yang mendukung karena akan menyebabkan proses training lama. Seperti hardware yang menggunakan GPU dan menggunakan penyimpanan SSD.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Bettadapura, “Pengenal dan Analisis Ekspresi Wajah : Negara Seni,” pp. 1–27, 2001.
- [2] Z. Abidin and A. Harjoko, “Facial Expression Recognition By Using Fisherface Methode With Backpropagation Neural Network,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 5, no. 1, pp. 83–91, 2011, doi: 10.22146/ijccs.2010.
- [3] R. R. Reynaldo and I. Maliki, “Pengenal Ekspresi Wajah dengan Metode Viola Jones dan Convolutional Neural Network,” *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–9, 2021, doi: 10.34010/komputika.v10i1.4119.
- [4] N. K. Suarni, P. H. Suputra, and G. R. Dantes, “Face-Expression detection : Pendeteksian Ekspresi Wajah Dalam Rangka Optimalisasi Fungsi Sistem,” pp. 1252–1260, 2014.
- [5] U. M. Area, “Journal of Informatics and Klasifikasi Ekspresi Wajah Menggunakan Bag of Visual Words,” vol. 1, no. 2, 2018.
- [6] S. Uyun and M. F. Rahman, “Pengenal Wajah Dua Dimensi Menggunakan Multi-Layer Perceptron Berdasarkan Nilai Pca Dan Lda,” *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 27–34, 2013, doi: 10.34010/komputa.v2i1.77.
- [7] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Ha, “LeNet,” *Proc. IEEE*, no. November, pp. 1–46, 1998.
- [8] L. S. Utami, “Ekspresi Wajah Anak - Anak Dalam Penciptaan Karya Lukis,” 2014.
- [9] R. Ali, J. Informatika, P. Studi, T. Informatika, and F. I. Komputer, “Detektor Ekspresi Wajah Manusia,” *J. Inform.*, vol. 16, no. 1, pp. 74–84, 2016, doi: 10.30873/ji.v20i2.
- [10] H. Soeparno and T. Kun, “Penerapan Metode Konvolusi (Wikaria Gazali; dkk) penerapan metode konvolusi dalam pengolahan citra digital,” *Mat Stat*, vol. 12, no. 2, pp. 103–113, 2012.
- [11] Y. Achmad, R. C. Wihandika, and C. Dewi, “Klasifikasi emosi berdasarkan ciri wajah wenggunakan convolutional neural network,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 11, pp. 10595–10604, 2019.
- [12] M. Z. Ersyad, K. N. Ramadhani, A. Arifianto, and L. Belakang, “Pengenal Bentuk Tangan dengan Convolutional Neural Network (CNN) 2 Kajian

Pustaka,” vol. 7, no. 2, pp. 8212–8222, 2020.

- [13] I. Convolutional, N. Network, and B. Jalak, “Network on Images for Starlings Classification.”
- [14] A. Sharma, R. Kumar, and V. Mansotra, “Proposed Stemming Algorithm for Hindi Information Retrieval,” *Int. J. Innov. Res. Comput. Commun. Eng. (An ISO Certif. Organ.,* vol. 3297, no. 6, pp. 11449–11455, 2016, doi: 10.15680/IJIRCCE.2016.
- [15] A. Kholik, “klasifikasi menggunakan convolutional neural network (cnn) pada tangkapan layar halaman instagram,” vol. 2, no. 2, pp. 10–20, 2021.

Lampiran 1 : DATA

Ekspresi Marah (angry)



Ekspresi Senang (Happy)



Ekspresi Sedih (Sad)



Lampiran 2 : KODE PROGRAM

1. Image Processing

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
from imutils import paths
import os
import cv2
import pandas as pd
def generate_image(image_source_path):
    im_list = []
    labels = []
    for path in paths.list_images(image_source_path):
        img = cv2.imread(path)
        img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
        weights = "imagenet"
        im_list.append(img)
        labels.append(os.path.split(os.path.dirname(path))[1])
        dataframelabel = pd.DataFrame(labels)
    return im_list, dataframelabel
x_train, y_train = generate_image('/content/drive/MyDrive/FACIAL EXPRESSION DATA SET THIARA/TRAINING')
x_test, y_test = generate_image('/content/drive/MyDrive/FACIAL EXPRESSION DATA SET THIARA/TESTING')
y_train.columns = ['y']
y_test.columns = ['y']
y_train = y_train['y'].values.ravel()
y_test = y_test['y'].values.ravel()
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
encoder = LabelEncoder()
encoder.fit(y_train)
y_train = encoder.transform(y_train)

y_test = encoder.transform(y_test)
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
import numpy as np
x_train = np.array(x_train, dtype='float32')
x_test = np.array(x_test, dtype='float32')

y_train = np.array(y_train, dtype='uint8')
y_test = np.array(y_test, dtype='uint8')

y_train = to_categorical(y_train, 3)
```

```

y_test = to_categorical(y_test, 3)
x_train = x_train.reshape(x_train.shape[0], 48, 48, 1)
x_test = x_test.reshape(x_test.shape[0], 48, 48, 1)
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range = 10,
    horizontal_flip = True,
    width_shift_range=0.1,
    height_shift_range=0.1,
    fill_mode = 'nearest')

testgen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
datagen.fit(x_train)
batch_sizes = 19

train_flow = datagen.flow(x_train, y_train, batch_size=batch_s
izes)
test_flow = testgen.flow(x_test, y_test, batch_size=batch_size
s)
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, MaxPool2D, Flatten, Dense, Ba
tchNormalization, Dropout
from tensorflow.keras.optimizers import SGD, Adam
import tensorflow as tf
from keras import backend as K
model = Sequential()
#blok-A
model.add(Conv2D(64, kernel_size=(3,3), activation='relu', pad
ding='same', input_shape=(48,48,1)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(64, kernel_size=(3,3), activation='relu', pad
ding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.4))

#blok-B
model.add(Conv2D(128, kernel_size=(3,3), activation='relu', pa
dding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(128, kernel_size=(3,3), activation='relu', pa
dding='same'))
model.add(BatchNormalization())

```

```
model.add(Conv2D(128, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.4))
```

#blok-C

```
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.4))
```

#blok-D

```
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.4))
```

#blok-E

```
model.add(Conv2D(512, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(512, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
```

```

model.add(Conv2D(512, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Conv2D(512, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.4))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(3, activation='softmax'))

model.summary()

sgd_opt = SGD(learning_rate=0.002)
model.compile(optimizer=sgd_opt, loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
history = model.fit(train_flow,
                    steps_per_epoch=len(x_train)/batch_size,
                    epochs=150,
                    verbose=1,
                    validation_data=test_flow)

```

Lampiran 3 : RIWAYAT HIDUP PENELITI



Nama : Nur Aiffah Thiara Papunas
Nim : T3118111
Tempat, Tanggal Lahir : Malaysia, 23 Maret 2001
Email : nuraiffah4@gmail.com

Riwayat pendidikan :

1. Tahun 2012, menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 06 Manado, Kota Manado.
2. Tahun 2015, menyelesaikan Pendidikan di Madrasah Tsanawiyah Negeri Manado, Kec.Bunaken Kota Manado
3. Tahun 2018, menyelesaikan Pendidikan di Madrasah Aliyah Negeri Model 1 Manado, Kec.Tuminting Kota Manado
4. Tahun 2018, telah diterima menjadi Mahasiswa di Perguruan Tinggi Swasta Universitas Ichsan Gorontalo.

Lampiran 4 : SURAT PENELITIAN



**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
LEMBAGA PENELITIAN**

Kampus Unisan Gorontalo Lt.3 - Jln. Achmad Nadjamuddin No. 17 Kota Gorontalo
Telp: (0435) 8724466, 829975 E-Mail: lembagapenelitian@unisan.ac.id

Nomor : 3882/PIP/LEMLIT-UNISAN/GTO/II/2022

Lampiran : -

Hal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada Yth,

Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo

di,-

Tempat

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dr. Rahmisyari, ST.,SE.,MM

NIDN : 0929117202

Jabatan : Ketua Lembaga Penelitian

Meminta kesediannya untuk memberikan izin pengambilan data dalam rangka penyusunan **Proposal / Skripsi**, kepada :

Nama Mahasiswa : Nur Aiffah Thiara Papunas

NIM : T3118111

Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer

Program Studi : Teknik Informatika

Lokasi Penelitian : FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Judul Penelitian : PENGENALAN EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK) SECARA REAL TIME

Atas kebijakan dan kerja samanya diucapkan banyak terima kasih.



Gorontalo, 15 Februari 2022

Dr. Rahmisyari, ST.,SE.,MM
NIDN 0929117202

+

Lampiran 5 : SURAT REKOMENDASI PENELITIAN



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001

Jl. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Nomor : 327 /FIKOM-UIG/SKP/VI/2022

Yang bertanda tangan dibawah ini :

N a m a : Jorry Karim, S.Kom., M.Kom.
Jabatan : Dekan Fakultas Ilmu Komputer

Dengan ini Menerangkan bahwa :

N a m a Mahasiswa : Nur Aiffah Thiara Papunas
N I M : T3118111
Program Studi : Teknik Informatika

Bahwa yang bersangkutan benar-benar telah melakukan penelitian tentang " **Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolution Neural Network**" Guna untuk menyelesaikan Studi pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer, dan bersangkutan telah menyelesaikan penelitian Tersebut pada **TGL 06 Juni 2022** sesuai dengan waktu yang telah di tentukan.

Demikian Surat Keterangan ini dibuat dan digunakan untuk keperluan.

Gorontalo, 08 Juni 2022
Dekan Fakultas Ilmu Komputer,



Jorry Karim, S.Kom., M.Kom
NIDN. 0918077302

Lampiran 6 : SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UPT. PERPUSTAKAAN FAKULTAS
SK. MENDIKNAS RI NO. 84/D/O/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No.17 Telp(0435) 829975 Fax. (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA

No : 003/Perpustakaan-Fikom/VI/2022

Perpustakaan Fakultas Ilmu Komputer (FIKOM) Universitas Ichsan Gorontalo dengan ini menerangkan bahwa :

Nama Anggota : Nur Aiffah Thiara Papunas
No. Induk : T3118111
No. Anggota : M202247

Terhitung mulai hari, tanggal : Jumat, 03 Juni 2022, dinyatakan telah bebas pinjam buku dan koleksi perpustakaan lainnya.

Demikian keterangan ini di buat untuk di pergunakan sebagaimana mestinya.



Gorontalo, 03 Juni 2022

**Mengetahui,
Kepala Perpustakaan**

Apriyanto Alhamad, M.Kom
NIDN : 0924048601

Lampiran 7 : HASIL TURNITIN



Similarity Report ID: oid:25211:18620952

PAPER NAME	AUTHOR
SKRIPSI_ T3118111_NUR AIFFAH THIARA PAPUNAS.docx	T3118111-NUR AIFFAH THIARA PAP nur aiffah4@gmail.com

WORD COUNT

6998 Words

CHARACTER COUNT

44477 Characters

PAGE COUNT

58 Pages

FILE SIZE

1.2MB

SUBMISSION DATE

Jun 11, 2022 2:37 PM GMT+8

REPORT DATE

Jun 11, 2022 2:39 PM GMT+8

● 23% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 22% Internet database
- 4% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 3% Submitted Works database

● Excluded from Similarity Report

- Bibliographic material
- Small Matches (Less than 25 words)

23% Overall Similarity

Top sources found in the following databases:

- 22% Internet database
- Crossref database
- 3% Submitted Works database
- 4% Publications database
- Crossref Posted Content database

TOP SOURCES

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	123dok.com Internet	4%
2	scribd.com Internet	2%
3	repositori.usu.ac.id Internet	2%
4	repository.upi.edu Internet	2%
5	coursehero.com Internet	2%
6	j-ptiik.ub.ac.id Internet	1%
7	begawe.unram.ac.id Internet	1%
8	Dspace.Uii.Ac.Id Internet	<1%

9	eprints.ums.ac.id Internet	<1%
10	eprints.uns.ac.id Internet	<1%
11	ejurnal.teknokrat.ac.id Internet	<1%
12	andi.ddns.net Internet	<1%
13	dspace.uui.ac.id Internet	<1%
14	repository.ittelkom-pwt.ac.id Internet	<1%
15	media.neliti.com Internet	<1%
16	LL Dikti IX Turnitin Consortium on 2019-07-31 Submitted works	<1%
17	ejurnal.ung.ac.id Internet	<1%
18	jurnalsaintek.uinsby.ac.id Internet	<1%
19	library.binus.ac.id Internet	<1%
20	eprints.umm.ac.id Internet	<1%

Lampiran 8 : LEMBAR REVISI



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

SK MENDIKNAS NOMOR 84/D/O/2001

JL. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp. (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

Berita Acara Perbaikan/Revisi Ujian SKRIPSI

Pada hari ini, Rabu 15-Juni-2022, Pukul 10.00-12.00 Wita. Telah dilaksanakan Ujian SKRIPSI mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

Nama : Nur Aiffah Thiara Papunas
Nim : T3118111
Pembimbing I : Irvan Abraham Salihi, M.Kom
Pembimbing II : Rofiq Harun, M.Kom
Judul SKRIPSI : Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan CNN (Convolutional Neural Network) Secara Real Time

Oleh Komite Seminar sebagai berikut :

No	Komite Seminar	Status	Tanda Tangan
1	Yasin Aril Mustofa, M.Kom	Ketua	
2	Sudirman S. Panna, M.Kom	Anggota	
3	Zulfrianto Y. Lamasigi, M.Kom	Anggota	
4	Irvan Abraham Salihi, M.Kom	Anggota	
5	Rofiq Harun, M.Kom	Anggota	