

Deteksi Emosi Wajah Menggunakan Metode Backpropagation

Detection of Facial Emotions Using The Backpropagation Method

Rahmadhani Yusuf ^{*1}, Arif Akbarul Huda²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas AMIKOM Yogyakarta
e-mail: ¹rahmadhani.yusuf@students.amikom.ac.id, ²arif.akbarul@amikom.ac.id

Abstrak

Penelitian ini akan membahas mengenai sistem pengenalan ekspresi wajah secara real-time menggunakan metode backpropagation. Dalam penelitian ini, digunakan metode penelitian berupa, pengumpulan data berupa gambar wajah yang berlabelkan emosi yang berbeda seperti sedih, senang, takut, marah, jijik, biasa saja, dan terkejut. Pengolahan dan analisis data gambar wajah dengan menyesuaikan kebutuhan yang akan digunakan. Perancangan sistem yang digunakan untuk proses pelatihan dan proses pengujian, evaluasi model dari proses pelatihan, serta pengujian sistem yang sudah dibangun. Hasil dari penelitian ini berupa ukuran akurasi, loss, MSE, dan recall dari metode ekstraksi fitur menggunakan backpropagation yang berhasil mencapai nilai metrik yang tinggi dalam mendeteksi emosi wajah yang beragam dari data yang sudah dikumpulkan. Selain itu model yang dihasilkan menunjukkan kemampuan yang memadai untuk digunakan sebagai pengenalan ekspresi wajah secara langsung dari peranti kamera. Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang signifikan terhadap pengembangan deteksi emosi menggunakan metode backpropagation. Hasilnya dapat digunakan juga untuk pengenalan wajah berbasis emosi dalam berbagai aplikasi.

Kata Kunci : Emosi Wajah, Deteksi Emosi Wajah, Ekstraksi Fitur, Backpropagation

Abstrack

This research will discuss the real-time facial expression recognition system using the Backpropagation method. In this study, research methods will be used in the form of, data collection in the form of facial images labeled with different emotions such as sad, happy, afraid, angry, disgusted, ordinary, and surprised. Processing and analysis of facial image data by adjusting the needs to be used. Design of systems used for the training process and testing process, evaluation of models of the training process, and testing of systems that have been built. The results of this study are measures of accuracy, loss, MSE, and recall from feature extraction methods using backpropagation which managed to achieve high metric values in detecting diverse facial emotions from the data that has been collected. In addition, the resulting model shows sufficient capabilities to be used as facial expression recognition directly from the camera device. Thus, this research can make a significant contribution to the development of emotion detection using backpropagation methods. The results can also be used for emotion-based facial recognition in a variety of applications.

Keyword : Facial Emotion, Facial Emotion Detection, Feature Extraction, Backpropagation

1. PENDAHULUAN

Mimik wajah adalah ekspresi wajah yang mencerminkan perasaan dan emosi seseorang. Melalui pengenalan pola pada ekspresi wajah, dapat diidentifikasi tanda-tanda kepribadian tertentu[1]. Misalnya, seseorang dengan kepribadian ekstrover cenderung memiliki ekspresi wajah yang ceria dan terbuka, sedangkan individu dengan kepribadian introver mungkin memiliki ekspresi wajah yang lebih serius dan tertutup. Mimik wajah manusia memiliki informasi yang cukup banyak tentang ekspresi dan kepribadian seseorang[2]. Dalam beberapa tahun terakhir penelitian telah dilakukan untuk mendapatkan potensi penggunaan mimik wajah dalam deteksi emosi yang sedang di alami. Teknik-teknik seperti analisis citra, pengolahan citra, dan pembelajaran mesin telah digunakan untuk mendapatkan hasil yang memuaskan dalam konteks ini[3]. Oleh karena itu, deteksi kepribadian berdasarkan mimik wajah dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang sifat dan karakteristik seseorang.

History of article:

Received: Agustus, 2023 : Accepted: September, 2023

Metode ekstraksi fitur yang efektif sangat penting untuk mengidentifikasi dan menganalisis karakteristik wajah yang dapat digunakan untuk mendeteksi kepribadian. Salah satu metode yang telah terbukti berhasil dalam berbagai tugas pengenalan pola adalah metode ekstraksi fitur menggunakan metode *Backpropagation*. Metode *Backpropagation* sebagai salah satu teknik dalam pembelajaran jaringan saraf tiruan, telah terbukti berhasil dalam berbagai tugas pengenalan pola[4]. Metode ini memungkinkan jaringan saraf untuk belajar secara mandiri melalui pembaruan bobot berdasarkan perbedaan antara output yang dihasilkan dan target yang diinginkan. Dalam konteks deteksi emosi wajah, metode *backpropagation* dapat digunakan untuk melatih jaringan saraf supaya mengenali pola-pola ekspresi wajah yang berhubungan dengan kepribadian tertentu[5].

Penelitian pertama yang berjudul “Pengenalan Ekspresi Wajah Pengguna *Elearning* Menggunakan *Artificial Neural Network* dengan Fitur Ekstraksi *Local Binary Pattern* dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix*” peneliti melakukan penelitian dengan menggunakan video luring yang di ambil dari pembelajaran daring dari pemelajar. Metode yang digunakan dalam penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data set wajah pengguna *eLearning* yang mencakup berbagai ekspresi wajah. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode LBP dan GLCM. Setelah fitur-fitur diekstraksi, dilakukan pelatihan ANN menggunakan fitur-fitur tersebut. ANN digunakan sebagai model untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah yang berbeda. Proses pelatihan ANN melibatkan tahap *feedforward* dan *Backpropagation* untuk memperbaiki bobot jaringan sehingga dapat menghasilkan prediksi yang akurat. Hasil dari metode yang digunakan mendapatkan keakurasian 88,89% dengan menggunakan *Backpropagation Neural Network* dengan fitur ekstraksi LBP dan GLCM[6].

Judul penelitian kedua “Implementasi *Convolutional Neural Networks (CNN)* Untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah Pada FER-2013 Dataset”[7], dalam penelitian ini peneliti melakukan klasifikasi emosi pada data set FER-2013 yang hanya berfokus pada dua kelas sampel, yaitu *happy* dan *sad* dengan jumlah masing-masing kelas 100 data. Lalu data tersebut dibagi menjadi tiga bagian yaitu data latih, data validasi, dan data uji yang dikumpulkan secara acak. Untuk sistem klasifikasinya menggunakan arsitektur CNN. Pada arsitektur CNN yang dituliskan terdapat lapisan-lapisan yang mencakup, tiga *Convolutional layer* dengan masing-masing fungsi aktivasi *ReLU*, *kernel* yang digunakan 3x3 dan *max pooling* pada *pooling layer*. Sementara itu untuk *Dense* layer-nya terdapat 2 buah lapisan dengan aktivasi *ReLU* dan *Sigmoid*. Dan terdapat luaran dari model CNN ini di mana kelas ditentukan berdasarkan hasil dari fungsi *sigmoid*. Dalam implementasi sistem ini menggunakan 4 *optimizer*, yaitu Adam, *Adamax*, N-adam, dan SGD. Sementara itu jumlah epoch yang digunakan adalah 10. Untuk evaluasinya pada penelitian ini menggunakan nilai akurasi dan *confussion matrix*. Kesimpulan dari penelitian ini, yaitu, Kemampuan CNN dalam mengenali emosi melalui citra wajah paling baik menggunakan *Adamax optimizer* dengan nilai akurasi sebesar 66%. Kemampuan CNN untuk seimbang dalam mengenali kedua ekspresi adalah dengan menggunakan *Adamax optimizer* dengan hasil *recall* untuk *happy* dan *sad* sebesar 68% dan 64%, dan SGD *optimizer* tidak cukup baik untuk membuat CNN mengenali emosi melalui citra wajah[7].

Berdasarkan latar belakang yang telah dikemukakan, maka penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan jaringan saraf tiruan *backpropagation* dalam menganalisis emosi berdasarkan ekspresi wajah secara langsung dan mengetahui tingkat akurasi dari hasil analisis yang dilakukan oleh jaringan saraf tiruan tersebut. Sedangkan manfaat penelitian ini diharapkan dapat memberikan tambahan referensi untuk penelitian lain dalam mengembangkan sistem dengan pengenalan wajah terutama digunakan untuk analisis emosi wajah dalam jaringan syaraf tiruan.

2. METODE PENELITIAN

Bahan Penelitian

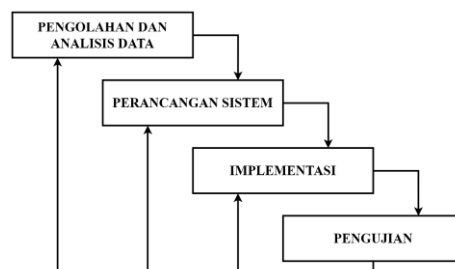
Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebuah dataset dari publik yang dapat diakses oleh semua orang, dataset tersebut dapat diperoleh dari situs Kaggle.com. Kumpulan dataset ini berisi 7 emosi manusia, yaitu Marah, Jijik, Takut, Senang, Sedih, Terkejut, Biasa saja. Kumpulan data ini memiliki ukuran konsisten 48x48 piksel dengan warna abu-abu. Terdapat setidaknya 35887 data wajah, yang di bagi menjadi tiga kegunaan yaitu *Training* sebanyak 28709, *PublicTest* 3589, dan *PrivateTest* 3589. Dari kumpulan data tersebut terdapat 3 atribut yaitu *emotion*, *pixels*, *usage*[7][8][9]. Selain itu penulis menggunakan kumpulan data yang didapatkan dari meminta bantuan teman-teman penulis untuk memberikan foto mereka dengan berbagai emosi, sebanyak 514 record dari 10 orang yang berbeda. Setiap orang telah memberikan setidaknya 7 foto. Adapun rincian dataset terdapat pada Tabel 1

Tabel 1 Label Emosi Teman dan Total Data

Label	Emosi	Banyak Gambar
0	Marah	74
1	Jijik	74
2	Takut	74
3	Senang	74
4	Sedih	74
5	Terkejut	74
6	Biasa Saja	74
Total Gambar		514

Alur Penelitian

Dalam penelitian ini penulis membuat alur penelitian dengan menggunakan pendekatan model Air Terjun atau *Waterfall*[10]. Langkah – langkah pada mode *waterfall* dapat di gambarkan pada gambar 1[11]



Gambar 1 Model pendekatan Waterfall

Pendekatan model Waterfall ini memiliki beberapa tahapan yang berurutan dan saling berkesinambungan satu sama lain. Tahapan-tahapan ini adalah analisis kebutuhan, desain sistem, penulisan program, pengujian program, dan penerapan hasil program[12].

1. Pengolahan dan Analisis Data

a. Pengolahan Data

Pengolahan data diartikan sebagai proses mengartikan data awal atau mentah di jadikan sebagai tujuan, rancangan, dan sistem penelitian. Metode pengolahan data dalam penelitian ini yaitu :

- 1) Reduksi data adalah mengurangi atau memilah data yang akan di gunakan, dan memilih secukupnya. Pada proses ini dataset FER2013 di reduksi jumlahnya sehingga meringankan beban untuk proses pelatihan nanti.

- 2) Koding data merupakan proses melakukan penyesuaian data set teman-teman penulis agar menyesuaikan dengan data set FER2013. Proses yang terjadi agar data set teman menjadi sesuai dengan data set FER2013 antara lain: a) Mengubah warna gambar dari RGB menjadi *GRAY* atau abu-abu; b) Pemotongan pada wajah setiap data berdasarkan keluaran deteksi wajah; c) Mereduksi ukuran gambar menjadi 48x48 piksel

b. Analisis Data

Langkah selanjutnya dalam penelitian ini, penulis melakukan analisis dengan kebutuhan data yang akan di gunakan dalam proses pembuatan program ini. Data set FER2013 yang sebelumnya berjumlah 35887 *record* di kurangi datanya dan menggabungkan data *Training* dengan data *PrivateTest*. Ini bertujuan supaya penelitian yang dijalankan menjadi lebih efektif dan efisien dalam waktu dan pengujiannya. Selain itu dengan melakukan pengurangan jumlah *record* ini agar supaya algoritma yang digunakan lebih efektif dan tidak terbebani dengan data yang banyak dan menumpuk. Tabel 2 adalah himpunan data FER2013 yang sudah dilakukan pengurangan data

Tabel 2. Data set FER2013 yang telah di kurangi banyaknya data

Label	Emosi	Usage	
		Training Private Test	Public Test
0	Marah	1518	157
1	Jijik	210	20
2	Takut	1473	159
3	Senang	3409	388
4	Sedih	1378	171
5	Terkejut	499	177
6	Biasa Saja	2605	287
Total		12092	1359
			13451

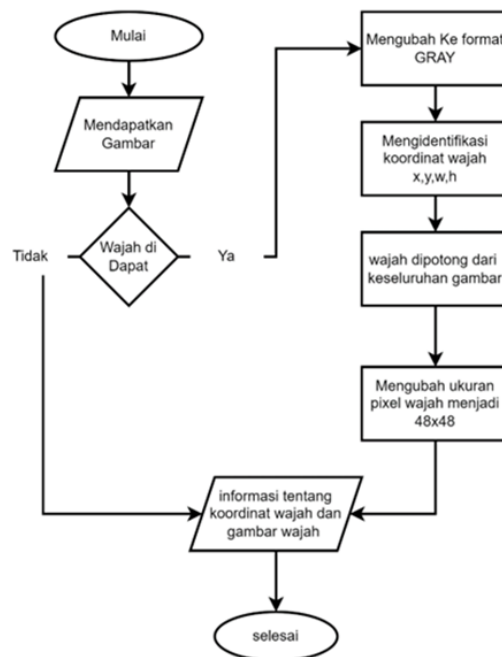
Dari 13451 data yang didapat dari himpunan data FER2013 yang sudah dikurangi banyaknya data, maka selanjutnya dilakukan pra pemrosesan data dengan menggunakan program pencarian wajah. Proses ini dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak terdapat wajah, sehingga menghindari waktu proses dan efektivitas yang kurang baik pada proses pelatihan dan pengujian.

2. Perancangan Sistem

Selanjutnya pada tahap ini akan dilakukan pembuatan program dengan mengimplementasikan pendeteksian wajah dan algoritma *backpropagation* untuk pelatihan serta pengujian algoritma supaya mendapatkan nilai akurasi yang sesuai dengan keinginan penulis, dan bobot hasil dari algoritma tersebut digunakan untuk pendeteksian emosi. Peneliti juga membuat perancangan antar muka dalam proses tampilan *Webcam* secara *real-time*. Secara sederhana langkah-langkah perancangan sistem di kerjakan sebagai berikut,

a. Perancangan Deteksi Wajah

Perancangan yang pertama kali di buat adalah pembuatan program untuk menemukan wajah pada gambar maupun dapat digunakan pada *webcam*, di mana program ini akan mengembalikan nilai fitur yang dapat di gunakan untuk program selanjutnya. Gambar 2 merupakan diagram alir dari proses pendeteksian wajah. Fitur yang akan digunakan antara lain : 1) Koordinat Deteksi Wajah pada Frame; 2) Warna Hasil Deteksi; 3) Gambar yang sudah di *cropping*.



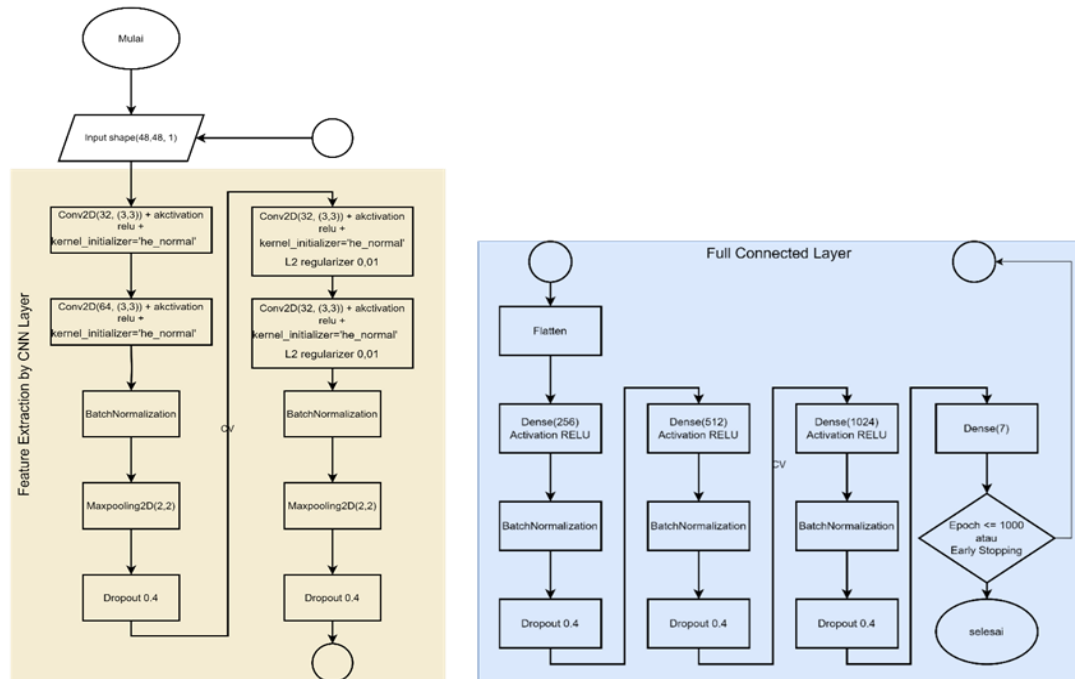
Gambar 2. Diagram alir pendeteksian wajah

b. Pra-pemrosesan

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk mempersiapkan data set sebelum melatih model. Langkah-langkah pra-pemrosesan yang dilakukan meliputi: 1) Konversi warna ke abuan; 2) *Up Down Sampling* ; 3) Normalisasi; 4) *Cropping* wajah.

c. Perancangan Model

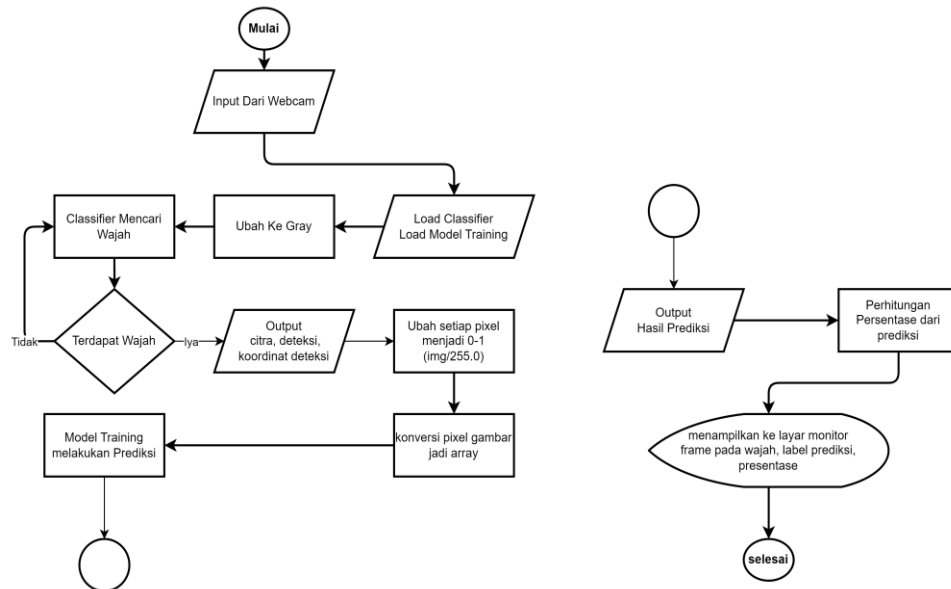
Model deteksi emosi wajah dilatih menggunakan metode *CNN Backpropagation*. Berikut ini Gambar 3. merupakan diagram alir model yang akan di bangun.



Gambar 3. Diagram alir CNN backpropagation

d. Perancangan Tampilan Deteksi Emosi

Setelah model dibuat dan di evaluasi, selanjutnya merancang sistem untuk pengujian secara langsung menggunakan kamera bawaan dari laptop atau masukan kamera yang lain. Langkah – langkah perancangan sebagai berikut : 1) Mengakses *Webcam*; 2) Pemrosesan Gambar dan Video; 3) Tampilan *Output*; 4) Interaksi Pengguna. Adapun rancangan diagram alir sesuai langkah di atas di gambarkan pada gambar 4.



Gambar 4. Diagram alir deteksi emosi menggunakan webcam

3. Implementasi

Model yang telah dilatih selanjutnya dievaluasi untuk mengukur kinerja dan efektivitasnya dalam deteksi emosi wajah. Evaluasi dilakukan dengan langkah-langkah berikut:

- Metrik evaluasi: Metrik evaluasi yang relevan, seperti akurasi, presisi, dan *recall*, dihitung untuk mengukur kinerja model dalam mengklasifikasikan emosi wajah.
- Analisis hasil: Hasil evaluasi dianalisis untuk memahami tingkat keberhasilan dan kekurangan model.

4. Pengujian

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem yang sudah di bangun. Setelah model dilatih, langkah terakhir adalah menguji performa model pada data uji yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Performa model dapat diukur menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, atau *recall*. Video dari webcam digunakan sebagai input untuk model, dan model akan menghasilkan prediksi tentang emosi wajah yang terdeteksi.

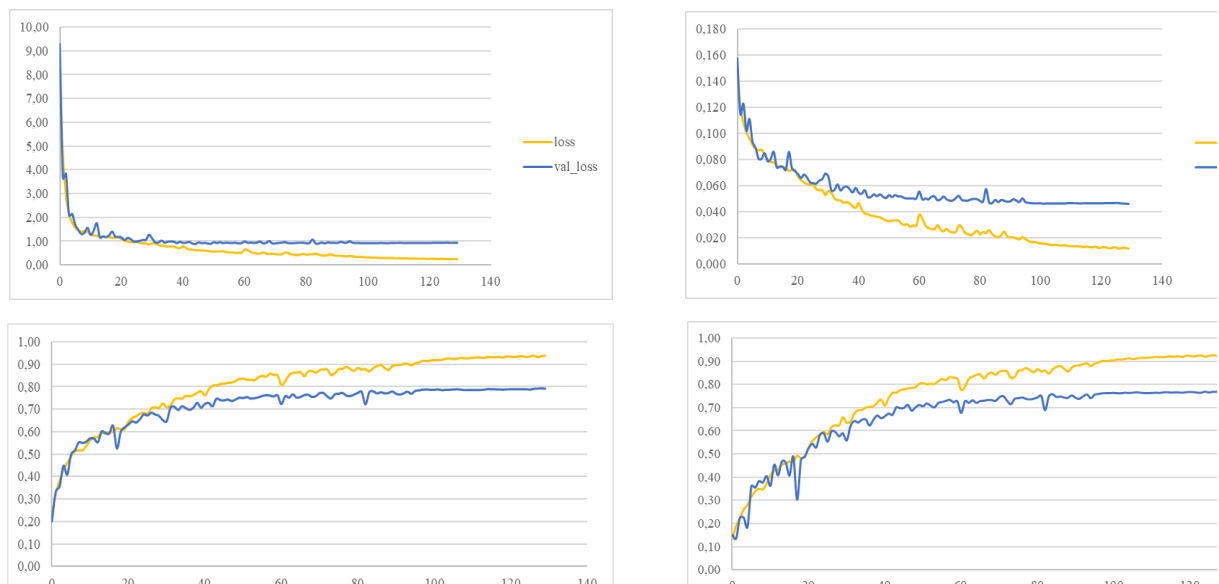
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Hasil Pelatihan

Evaluasi hasil dilakukan dengan maksud mengetahui hasil proses pelatihan yang sudah dilakukan dan mengukur metode serta model *CNN Backpropagation* yang digunakan apakah berfungsi dengan baik dan tidak mengalami masalah *Overfitting* atau *Underfitting*. Grafik Gambar 5 berisi tentang metrik keluaran fungsi loss dari proses pelatihan.

Fungsi *loss* yang digunakan adalah *category cross entropy*. Pada sumbu *x* mewakili jumlah epoch yang sedang berjalan, dan sumbu *y* mewakili nilai *loss*, yang di mana tidak terjadi masalah *overfitting* atau *underfitting* pada saat pelatihan berlangsung. Yang membedakan fungsi *loss category cross entropy* dan fungsi *loss MSE* adalah penggunaannya. *Category cross entropy* biasa

di gunakan untuk klasifikasi yang di mana nilai *outputnya* berupa 0 dan 1, sedangkan *MSE* biasa digunakan untuk regresi yang di mana nilai *outputnya* berupa nilai kontinu, 1,2,3...dst[13] Seperti pada Gambar 5 (kanan atas). Grafik selanjutnya adalah grafik akurasi dan validasi akurasi (kiri bawah). Akurasi digunakan untuk mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dari total prediksi yang dilakukan oleh model. Dari grafik di atas dapat diketahui bahwasanya nilai akurasi pada prediksi yang benar mengalami peningkatan di setiap epochnya. Sama halnya yang terjadi pada validasi akurasi, cukup mengalami peningkatan akan tetapi tidak terlalu mengalami *underfitting*. *Recall* adalah metrik yang mengukur kemampuan model untuk menemukan semua *instance* positif (*true positive*) dari keseluruhan *instance* positif (*true positive* + *false negative*). *Val_recall* (validasi *recall*) adalah metrik yang sama, tetapi dihitung pada data validasi. *Recall* penting untuk tugas-tugas yang memiliki kesenjangan antara jumlah *instance* positif dan negatif. Pada Gambar 5 grafik *recall* dan *val recall* (kanan bawah) digunakan metrik *recall* untuk mengetahui kesenjangan antara *true positives* dan *false positive* pada metrik akurasi. Pada pada Gambar 5 grafik akurasi dan validasi akurasi, nilai akurasinya mengalami peningkatan dan berada di atas lebih dari nilai *recall* dan validasi *recall*, sehingga model sudah sesuai dengan yang diinginkan yang bergantung pada nilai akurasi yang tinggi.



Gambar 5. Grafik Loss dan val loss (kiri atas), grafik MSE dan val MSE (kanan atas), grafik accuracy dan val accuracy (kiri bawah), grafik recall dan val recall (kanan bawah)

Pengujian Dataset Public Test

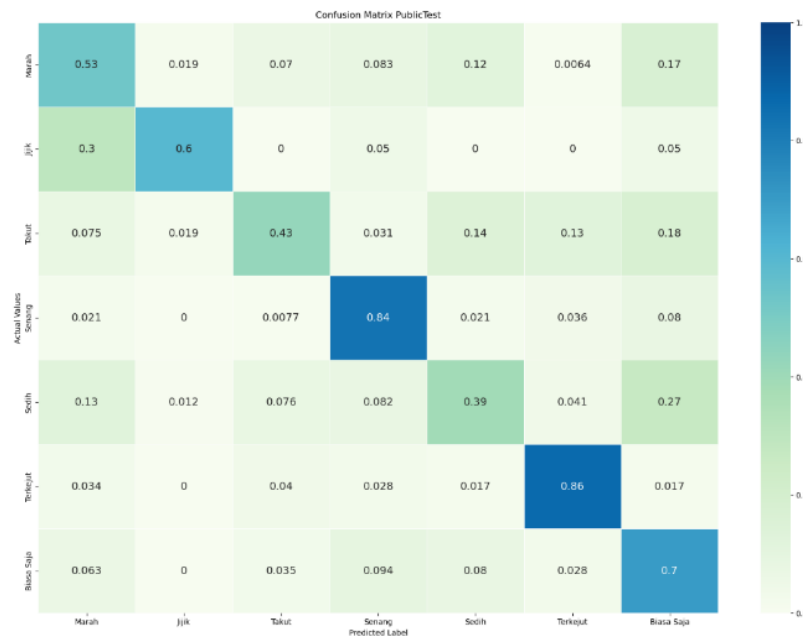
Pada pengujian selanjutnya adalah pengujian pada dataset *Public test*. Model yang berasal dari proses pelatihan digunakan untuk memprediksi *dataset public test*. Ditampilkan pada tabel 3. *classification report*, menunjukkan hasil evaluasi performa dari model yang dibangun. Evaluasi ini didasarkan pada metrik-metrik seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* untuk masing-masing kelas, serta metrik-metrik rata-rata untuk keseluruhan dataset. *Classsification report* didapat dari nilai keluaran prediksi dan label asli dari *dataset public test*.

Tabel 3 Classification report public test

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
Marah	0.54	0.53	0.53	157
Jijik	0.60	0.60	0.60	20
Takut	0.61	0.43	0.50	159
Senang	0.83	0.84	0.83	388
Sedih	0.47	0.39	0.43	171

Terkejut	0.75	0.86	0.81	177
Biasa Saja	0.60	0.70	0.64	287
<i>accuracy</i>			0.67	1359
<i>macro avg</i>	0.63	0.62	0.62	1359
<i>weighted avg</i>	0.66	0.67	0.66	1359

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, model memiliki akurasi sebesar 0.67, yang berarti 67% dari keseluruhan dataset public test diklasifikasikan dengan benar oleh model. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* berbeda untuk setiap kelas, menunjukkan perbedaan kinerja model dalam mengklasifikasikan setiap kelas. Selain itu dari prediksi model di atas dapat disajikan dalam *confusion matrix*, pada Gambar 6 adalah *confusion matrix* dari prediksi dan label asli yang dinormalisasikan 0-1.



Gambar 6. Confusion matrix

Dari hasil *confusion matrix* Gambar 6 menunjukkan berapa banyak sampel yang diklasifikasikan dengan benar dan keliru di setiap kelasnya, interpretasi dari matriks di atas sebagai berikut,

- Baris pertama menunjukkan kelas marah, sekitar 53% dari seluruh data kelas marah dapat diklasifikasikan dengan benar dan 47% diklasifikasikan ke dalam kelas yang berbeda
- Baris kedua menunjukkan kelas jijik memiliki keakurasian 60% dalam klasifikasinya dan 40% salah dalam klasifikasinya
- Baris ketiga menunjukkan kelas Takut, cukup rendah dengan tingkat keakurasian 43%,
- Baris ke empat menunjukkan kelas Senang, dengan tingkat akurasi yang tinggi yaitu 84% dan kesalahan dalam klasifikasi hanya 16% dari keseluruhan data kelas Senang
- Baris kelima menunjukkan kelas sedih, dengan tingkat keakurasian paling rendah dengan hanya 39%, dan memiliki kesalahan yang cukup condong ke arah kelas biasa saja 27%
- Baris keenam menunjukkan kelas terkejut, dengan keakurasian paling tinggi, yang di mana nilai keakurasiannya mencapai 86% dan kesalahan klasifikasi hanya 14%
- Baris ketujuh menunjukkan kelas biasa saja, dengan memperoleh tingkat akurasi 70% dan 30% kesalahan klasifikasi

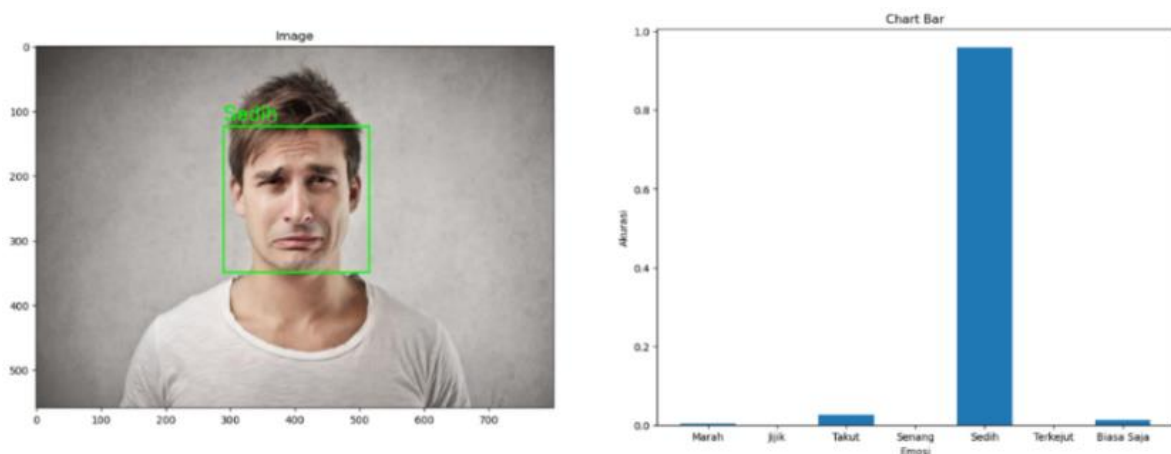
Selanjutnya beberapa data gambar *public test* digunakan untuk mendeteksi emosi yang diprediksi dan emosi aslinya. Pada gambar 7 dipilih data *public test* secara acak, label pada prediksi di bawah ini prediksi (label emosi asli). Hasil dari pendeteksian memiliki 24 data acak dari *publictest*,

dengan akurasi sebanyak 16 data emosi dideteksi dengan benar yang ditunjukkan dalam label warna hijau, dan 8 data emosi dideteksi dengan salah, ditunjukkan dengan label warna merah.

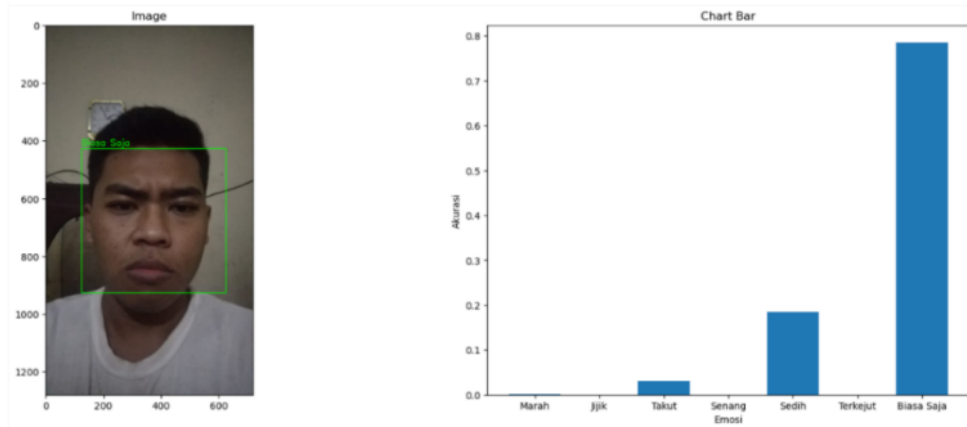


Gambar 7. Hasil pengujian public test

Pengujian juga dilakukan pada gambar acak yang berasal dari internet, dan mendapatkan hasil yang sangat akurat. Pada Gambar 8, wajah berhasil dideteksi sehingga menampilkan garis kotak pada area wajah, lalu emosi terdeteksi dengan ditandai dengan label yang terdapat pada atas garis kotak. Di sebelah kanan akurasi tertinggi berada di label 'sedih' dengan persentase mendekati 100%. Sama halnya dengan gambar 9 yang berasal dari data set yang di dapat dari teman-teman penulis. Wajah berhasil dideteksi akan tetapi label yang ditunjukkan salah, karena terkendala dengan pencahayaan pada wajah. Sehingga mendapatkan hasil pendeteksian yang salah, yang seharusnya emosi teman penulis tersebut marah.



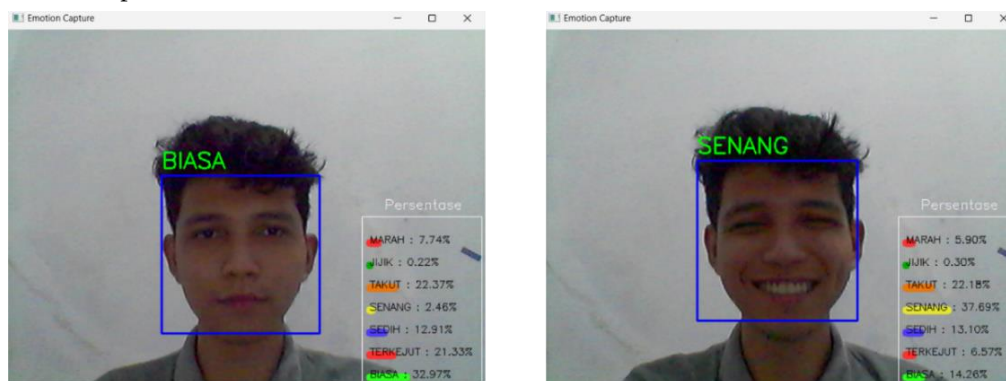
Gambar 8. Hasil pengujian pada foto dari internet



Gambar 9. Hasil pengujian pada foto teman

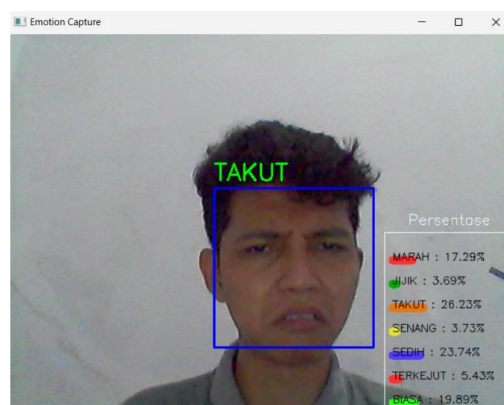
Pengujian Tampilan Webcam

Pengujian terakhir menggunakan *webcam* secara langsung. Pendeteksian wajah dilakukan secara dinamis tergantung perubahan posisi wajah dari penggunaanya. Selanjutnya model latih CNN *Backpropagation* yang disimpan digunakan untuk memprediksi emosi pada wajah. Hasil akhir dapat di lihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Emosi Biasa dan Senang Penulis

Pada setiap ekspresi emosi yang di uji oleh penulis, hampir semua dapat diprediksi dengan benar dan itu cukup akurat. Akan tetapi terjadi beberapa kendala di mana data wajah yang di dapat secara langsung dari *webcam* memiliki ketidakstabilan pada pencahayaan dan butiran pada setiap *frame* yang sedang di prediksi. Sehingga didapati prediksi yang salah dan tidak cukup stabil dalam satu posisi wajah, seperti contoh pada gambar di bawah ini. Pada Gambar 11 yang seharusnya ekspresi jijik, akan tetapi ekspresi takut yang didapat oleh proses prediksi model.



Gambar 11. Emosi jijik penulis

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan evaluasi yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan bahwa deteksi emosi wajah menggunakan Metode *backpropagation* berhasil diterapkan dalam pengembangan sistem deteksi emosi wajah. Model yang dilatih dengan metode ini mampu mengklasifikasikan emosi dengan akurasi yang memadai. Dalam evaluasi model menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan emosi wajah. Metrik evaluasi yang digunakan, seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, menunjukkan tingkat keberhasilan yang memadai.

5. SARAN

Berdasarkan penelitian ini, rekomendasi berikut dapat diajukan untuk pengembangan lebih lanjut. Dalam bidang deteksi emosi wajah menggunakan metode *backpropagation* penggunaan data set yang lebih besar memungkinkan untuk meningkatkan performa model dan memperluas generalisasi terhadap berbagai tipe ekspresi. Peningkatan teknik ekstraksi fitur dan kombinasi dengan metode lain dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola-pola ekspresi wajah yang lebih beragam. Dan juga penelitian selanjutnya dapat menggunakan model ini dalam aplikasi praktis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. F. Barrett, R. Adolphs, S. Marsella, A. M. Martinez, and S. D. Pollak, "Emotional Expressions Reconsidered: Challenges to Inferring Emotion From Human Facial Movements," *Psychol. Sci. Public Interes.*, vol. 20, no. 1, pp. 1–68, 2019, doi: 10.1177/1529100619832930.
- [2] M. Schreiner, T. Fischer, and R. Riedl, "Impact of content characteristics and emotion on behavioral engagement in social media: literature review and research agenda," *Electron. Commer. Res.*, vol. 21, no. 2, pp. 329–345, 2021, doi: 10.1007/s10660-019-09353-8.
- [3] M. A. Ozdemir, B. Elagoz, A. Alaybeyoglu, R. Sadighzadeh, and A. Akan, "Real time emotion recognition from facial expressions using CNN architecture," *TIPTEKNO 2019 - Tip Teknol. Kongresi*, pp. 1–4, 2019, doi: 10.1109/TIPTEKNO.2019.8895215.
- [4] S. Melangi, "Klasifikasi Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan Gabor Filter," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 60–67, 2020, doi: 10.37905/jjee.v2i2.6956.
- [5] M. Hendriani, Rais, and L. Handayani, "Penerapan Artificial Neural Network Terhadap Identifikasi Wajah Menggunakan Metode Backpropagation," *Nat. Sci. J. Sci. Technol.*, vol. 8, no. 3, pp. 203–208, 2019, doi: 10.22487/25411969.2019.v8.i3.14599.
- [6] H. Husdi, "Pengenalan Ekspresi Wajah Pengguna Elearning Menggunakan Artificial Neural Network Dengan Fitur Ekstraksi Local Binary Pattern Dan Gray Level Co-Occurrence Matrix," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 8, no. 3, pp. 212–219, 2016, doi: 10.33096/ilkom.v8i3.58.212-219.
- [7] D. Alamsyah and D. Pratama, "Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah pada FER-2013 Dataset," *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 350–355, 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i2.1714.
- [8] L. Zahara, P. Musa, E. Prasetyo Wibowo, I. Karim, and S. Bahri Musa, "The Facial Emotion Recognition (FER-2013) Dataset for Prediction System of Micro-Expressions Face Using the Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm based Raspberry Pi," in *2020 5th International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2020*, 2020, vol. 7, doi: 10.1109/ICIC50835.2020.9288560.

- [9] S. Widodo, D. Setiawan, T. Ridwan, and R. Ambari, "Perancangan Deteksi Emosi Manusia berdasarkan Ekspresi Wajah Menggunakan Algoritma VGG16," *Syntax J. Inform.*, vol. 11, no. 01, pp. 01–12, 2022, doi: 10.35706/syji.v11i01.6594.
- [10] Y. Handrianto and B. Sanjaya, "Model Waterfall Dalam Rancang Bangun Sistem Informasi Pemesanan Produk Dan Outlet Berbasis Web," *J. Inov. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 153–160, 2020, doi: 10.51170/jii.v5i2.66.
- [11] E. Jofan Rifano, F. Nonggala Putra, and R. Sekar Ajeng Ananingtyas, "Rancang Bangun Sistem Informasi Praktek Kerja Lapangan Universitas Nahdlatul Ulama Blitar," *J. Autom. Comput. Inf. Syst.*, vol. 2, no. 02, pp. 91–99, 2022, doi: 10.47134/jacis.v2i02.47.
- [12] R. D. Rusdiyan Yusron and M. M. Huda, "Analisis Perancangan Sistem Informasi Perpustakaan Menggunakan Model Waterfall Dalam Peningkatan Inovasi Teknologi," *J. Autom. Comput. Inf. Syst.*, vol. 1, no. 1, pp. 26–36, 2021, doi: 10.47134/jacis.v1i1.4.
- [13] C. Romero and S. Ventura, "Educational data mining and learning analytics: An updated survey," *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 10, no. 3, pp. 1–21, 2020, doi: 10.1002/widm.1355.