

Deteksi Emosi Menggunakan *Convolutional Neural Network* Berdasarkan Ekspresi Wajah

Inna Ekawati ^{1,*}, Fadilla Nidya Riyanto Putra ¹, Malikus Sumadyo ¹, Retno Nugroho Whidhiasih ¹

* Korespondensi: e-mail: inna.ekawati@unismabekasi.ac.id

¹ Teknik Komputer, Universitas Islam 45 Bekasi, Jl. Cut Meutia No. 83, Bekasi 17113 e-mail: inna.ekawati@unismabekasi.ac.id, fadillanidyariyantoputra11@gmail.com, malikus.sumadyo@unismabekasi.ac.id, retno.nw@unismabekasi.ac.id

Submitted : **21 Maret 2024**
Revised : **3 April 2024**
Accepted : **29 April 2024**
Published : **31 Mei 2024**

Abstract

Facial expression recognition is an effective method for identifying someone's emotional expression. Emotional expressions can be recognized from changes in facial expressions, wrinkles on the forehead, blinking of the eyes, or changes in facial skin color. Facial expressions that a person generally has, such as neutral, angry, happy expressions. The problem that often occurs is the subjective assessment of a person's expression. This research examines how artificial intelligence can recognize facial expressions. The facial recognition process in the research uses a Convolutional Neural Network (CNN), which is a deep learning method capable of carrying out an independent learning process for object recognition, object extraction and classification and can be applied to high resolution images that have a nonparametric distribution model. The two main stages in CNN are feature learning and classification. The results of facial expression recognition can be used to detect a person's emotions. This research uses the FER2013 dataset which contains images of happy, sad, angry, afraid, surprised, disgusted and neutral emotions. The data set in the research received tests that had been carried out, namely the percentage of accuracy level in the model was 76%. It is hoped that the classification of emotions resulting from this research can contribute to the development of artificial intelligence technology and as a tool in various fields such as psychology, education and others. For further research, it can be developed further by adding other architectures such as VGG19, MobileNet, and ResNet-50 so that the resulting CNN model is more optimal.

Keywords: Convolutional Neural Network, deep learning, emotion detection, facial expression

Abstrak

Pengenalan ekspresi wajah merupakan salah satu metode yang efektif untuk mengidentifikasi ekspresi emosi dari seseorang. Ekspresi emosi dapat dikenali dari raut wajah yang berubah, kerutan pada kening, kedipan mata, maupun perubahan warna pada kulit wajah. Ekspresi wajah yang umumnya dimiliki seseorang, seperti ekspresi netral, marah, senang. Masalah yang kerap terjadi adalah penilaian yang cenderung subjektif terhadap ekspresi seseorang. Penelitian ini mengkaji bagaimana kecerdasan buatan dapat mengenali ekspresi pada wajah. Proses pengenalan wajah pada penelitian menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* yang merupakan salah satu metode *deep learning* untuk yang mampu melakukan proses pembelajaran mandiri untuk pengenalan objek, ekstraksi objek dan klasifikasi serta dapat diterapkan pada citra resolusi tinggi yang memiliki model distribusi nonparametrik. Dua tahapan utama pada CNN yaitu *feature learning* dan *classification*. Hasil pengenalan ekspresi wajah dapat digunakan untuk

mendeteksi emosi seseorang. Penelitian ini menggunakan *dataset* FER2013 yang berisikan citra emosi senang, sedih, marah, takut, terkejut, jijik, dan netral. *Dataset* pada penelitian mendapatkan pengujian yang telah dilakukan yaitu persentase tingkat akurasi ketepatan pada model sebesar 76%. Klasifikasi emosi yang dihasilkan dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi dalam pengembangan teknologi kecerdasan buatan dan sebagai alat bantu di berbagai

bidang seperti psikologi, pendidikan, dan lainnya. Untuk penelitian lebih lanjut dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan arsitektur lainnya seperti VGG19, MobileNet, dan ResNet-50 sehingga mendapatkan model CNN yang dihasilkan menjadi lebih optimal.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network, deep learning, deteksi emosi, ekspresi wajah*

1. Pendahuluan

Pengenalan ekspresi wajah merupakan kemampuan *esensial* untuk hubungan *interpersonal* yang baik, dan merupakan sebuah subjek dalam studi pada bidang perkembangan manusia (*human development*), kesehatan psikologis (*psychological well-being*), dan penyesuaian social (*social adjustment*) (Bahri et al., 2022). Dalam kehidupan sehari-hari, terutama dalam komunikasi antar manusia, wajah sering digunakan untuk berekspresi adalah cara paling efektif untuk mengekspresikan emosi. Perasaan dapat memberikan lebih banyak informasi daripada kata-kata (Oliver & Amengual Alcover, 2020). Ekspresi wajah dapat digunakan untuk memahami gejala emosi pada seseorang karena pada saat emosi seseorang tidak stabil, hal ini tercermin dari perubahan ekspresi wajah, seperti garis kerutan, kedipan mata, atau perubahan warna kulit wajah (Planalp, 1999). Ketika emosi seseorang berubah, ekspresi wajahnya biasanya juga turut berubah. Misalnya, dalam keadaan marah, dahi dan wajah menunjukkan ciri-ciri seperti cemberut dan warna wajah memerah. Perasaan yang merangsang seseorang untuk bertindak atau menanggapi rangsangan disebut emosi (Aminarto et al., 2018). Mengenali emosi secara psikologis juga merupakan hal yang penting bagi konselor ketika berkomunikasi dengan pasien. Komunikasi dapat dilakukan melalui komunikasi verbal dan nonverbal. Komunikasi verbal adalah komunikasi yang menggunakan kata-kata, baik lisan maupun tulisan, sedangkan komunikasi nonverbal yaitu komunikasi yang pesannya dikemas dalam bentuk nonverbal (Kusumawati, 2016).

Emosi adalah bagian penting dari kehidupan manusia yang mempengaruhi perilaku dan interaksi sosial. Pengenalan emosi dapat membantu pengembangan teknologi kecerdasan buatan seperti pengenalan ucapan, analisis sentimen, dan robotika. Deteksi emosi dari ekspresi wajah manusia dapat dilakukan secara otomatis dengan menggunakan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan dapat membantu dalam mendeteksi emosi yang berbeda pada orang-orang dengan akurasi yang lebih tinggi dan lebih cepat daripada metode manual. Dalam mengaplikasikan untuk interaksi secara cerdas antara manusia dengan komputer diperlukan kemampuan untuk melakukan pengenalan, penafsiran, dan merespon emosi yang diekspresikan (Aini et al., 2021). Klasifikasi emosi pada wajah dalam teknologi disebut sebagai salah satu bagian dari *computer vision* dan *artificial intelligence* (AI). Program yang dapat membuat komputer atau mesin untuk berpikir cerdas seperti halnya manusia disebut *artificial intelligence* (AI) (Marunduh & Lina, 2021).

Penelitian yang berkaitan dengan deteksi emosi baru-baru ini dilakukan oleh Debnath et.al yang berfokus pada mental atau emosional pria dan wanita dengan menggunakan aspek

perilaku menggunakan pelatihan model jaringan *CNN* dengan database FER2013, kemudian menerapkan teknik generalisasi pada *dataset* JAFFE diperoleh akurasi sebesar 92,05% dan evaluasi kinerja model pada *dataset* CK+ menghasilkan akurasi 98,13% (Debnath et al., 2022). Hans et.al, juga telah melakukan penelitian dengan mengusulkan Neural Network berbasis *CNN-LSTM* untuk enam emosi dasar manusia antara lain: marah, bahagia, sedih, takut, jijik, dan netral, yang dilatih pada kumpulan data CREMA-D dan menghasilkan akurasi sebesar 78,52%, lalu dievaluasi pada kumpulan data RAVDEES dengan akurasi 63,35% (Hans & Rao, 2021).

Persepsi emosi telah dikaji dan diterapkan oleh beberapa peneliti diperoleh hasil signifikan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* mencoba meniru korteks visual manusia dalam hal pengenalan citra, sehingga memiliki kemampuan untuk memproses informasi citra (Putra, 2016). Pada penelitian ini, akan dilakukan pengenalan terhadap ekspresi wajah dan mendeteksi emosi ketika seseorang sedang merasa senang, marah, sedih, terkejut, jijik, netral, atau takut dengan menggunakan metode *CNN* untuk mendeteksi emosi yang mengandung citra ekspresi wajah.

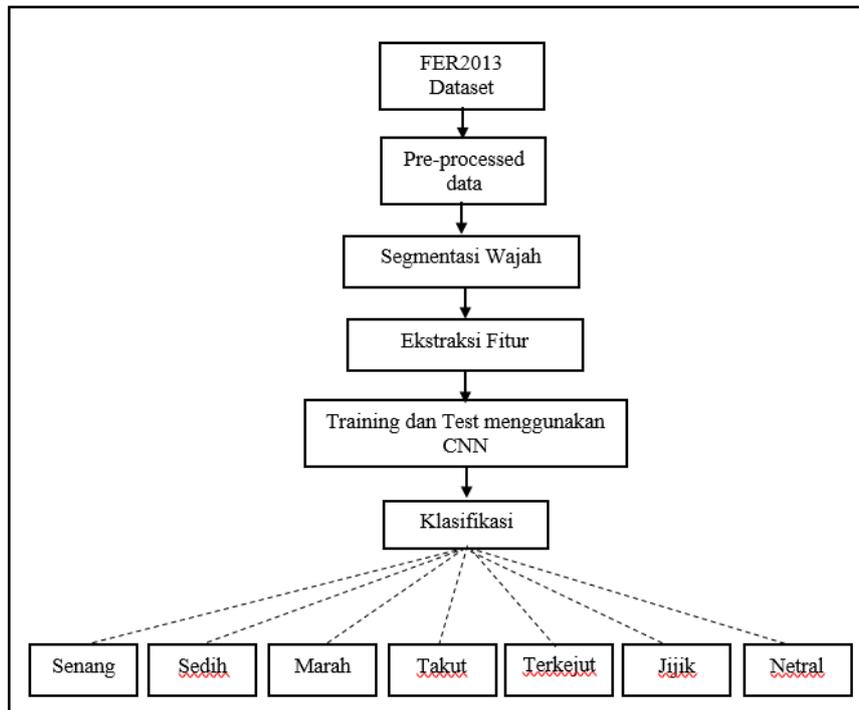
2. Metode Penelitian

Pengenalan emosi menggunakan model *deep learning* secara *realtime* agar menjabarkan bagaimana langkah dan alur dalam pembangunan sistem pengenalan emosi dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (Azhar & Fitriyani, 2021). Dengan menggunakan model *deep learning* pada saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. Oleh karena itu pada penelitian ini akan dilakukan pengenalan ekspresi wajah menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan *dataset* FER2013 yang berasal dari situs data *science* dan *machine learning* dunia yang bernama *Kaggle* sebagai ujicoba nya dalam menguji akurasi (Adiatma et al., 2021).

Algoritma *CNN* adalah salah satu algoritma yang menerapkan teknologi *deep learning*. *CNN* mampu untuk mengklasifikasi image, video, maupun mendeteksi obyek yang ada pada image atau bahkan wilayah yang ada didalam image. *CNN* terdiri dari layar yang mempunyai susunan neuron 3D yaitu, lebar, tinggi, dan kedalaman yang mana susunan lebar dan tinggi merupakan ukuran layar, dan kedalaman merupakan jumlah layar (Tilasefana & Putra, 2023).

Pada penelitian ini menggunakan data FER2013 yang terdapat pada *Kaggle* yang tersedia secara publik. Pada *dataset* ini terdapat jumlah citra yang berbeda pada masing-masing emosi. *Dataset* yang digunakan adalah citra emosi berwarna *greyscale* dengan ukuran 48 x 48 pixels. Pada data FER2013 terdapat jenis kelamin laki-laki dan perempuan yang tidak diketahui jumlah dari masing-masing jenis kelamin. Usia dan ras responden tidak disebutkan oleh pembuat *dataset* yang bernama Pierre-Luc Carrier dan Aaron Courville yang mengikuti kompetisi "Challenges in Representation Learning: Facial Expression Recognition Challenge"

pada situs *Kaggle* (Hossin & Sulaiman, 2015). Variabel output adalah hasil deteksi emosi yang dikategorikan dalam tujuh keadaan, yaitu senang, sedih, marah, takut, terkejut, jijik, dan netral.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 1. Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian dilakukan sebagaimana ditunjukkan dalam Gambar 1. Tahapan pemodelan terdiri dari: (a) pengumpulan *dataset*, (b) preprocessing data, (c) segmentasi wajah, (d) ekstraksi fitur, (e) pelatihan fitur, dan (f) validasi model. Sebagai langkah awal *dataset* citra wajah yang berisi variasi emosi (senang, sedih, marah, takut, terkejut, jijik, dan netral) dikumpulkan dan dipersiapkan. Sementara tahapan preprocessing hingga pengujian model menggunakan metode *CNN*.

3. Hasil dan Pembahasan

Analisis ekspresi wajah sering dikaitkan dengan seperangkat sistem komputer yang secara otomatis menganalisis dan mengenali gerakan wajah dan perubahan karakteristik wajah dari informasi visual. Penelitian ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan menggunakan metode *CNN* untuk menguji model dalam mendeteksi ekspresi seseorang. *Dataset* yang digunakan adalah *dataset Facial Expression Recognition 2013 (FER2013)* dalam *file* berformat *.csv* dengan jumlah total data 35.887 (Alamsyah & Pratama, 2020).

3.1. Pengumpulan Data

Sample *dataset* FER 2013 ditampilkan pada Gambar 2. *Dataset* berisikan citra emosi senang, sedih, marah, takut, terkejut, jijik, dan netral. *Dataset* ini berisikan jenis kelamin laki-laki dan perempuan, namun dalam hal ini tidak diketahui jumlah antara masing-masing jenis kelamin tersebut. Data tersebut memiliki ukuran 48x48 pixels yang berupa citra *greyscale*.



Sumber: Facial Expression Recognition (2013)

Gambar 2. Sampel Dataset FER2013

3.2. Prapemrosesan Data

Pada tahapan ini data akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Penelitian menggunakan menggunakan 35.887 dataset FER2013 yang akan dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Data latih akan digunakan untuk melakukan pelatihan model, sedangkan data uji digunakan untuk melakukan pengujian model. Tabel 1 menunjukkan contoh hasil pelabelan pada data FER2013. Tabel 1. menunjukkan banyaknya jumlah citra masing-masing emosi yang digunakan pada data latih dan data uji.

Tabel 1. Pembagian Data

Kelas(Emosi)	Data Latih	Data Uji
Senang	7.164	1.825
Sedih	4.938	1.139
Marah	3.993	960
Takut	4.103	1.018
Terkejut	3.205	797
Jijik	436	111
Netral	4.982	1.216
Total	28.821	7.066

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

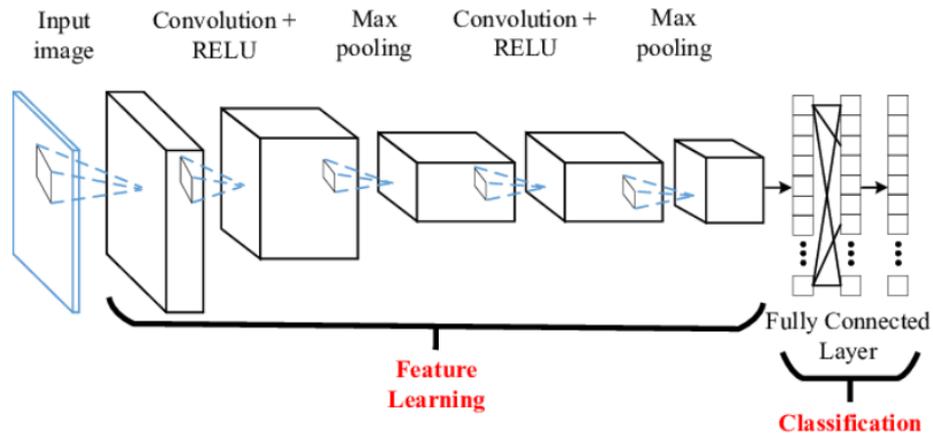
3.3. Segmentasi Wajah

Identifikasi wajah adalah langkah dasar untuk setiap sistem pengenalan ekspresi wajah. Penelitian ini menggunakan haar cascade yang sangat populer dan memberikan presisi tinggi untuk mendeteksi objek atau pola tertentu, terutama fokus pada deteksi wajah manusia. Pendekatan Haar Cascade didasarkan pada konsep deteksi fitur dengan mengenali pola-pola tertentu dalam gambar berdasarkan perbedaan intensitas piksel. Teknik ini mengandalkan konsep filter Haar yang mengidentifikasi fitur-fitur berbentuk persegi panjang dengan intensitas

yang berbeda di area tertentu pada gambar. Tiga daerah gelap di dahi, seperti alis, dideteksi oleh fitur Haar. Haar cascades mampu menghapus data background yang tidak diinginkan dari gambar secara efektif dan mendeteksi area wajah dari gambar.

3.4. Pelatihan Model Menggunakan CNN

Pelatihan *Convolution Neural Network* dilakukan untuk membuat model yang akan dilakukan pelatihan untuk diuji performasinya. Pada proses pelatihan *CNN* ini memiliki tujuan yaitu untuk membangun model *CNN* menggunakan arsitektur *CNN* yang akan dibangun. Arsitektur *CNN* memiliki 8 layer konvolusi yang akan digunakan sebagai training *CNN*.



Sumber: (Tilasefana & Putra, 2023)

Gambar 3. Arsitektur CNN

Proses pelatihan model adalah langkah di mana *CNN* dilatih dengan tujuan mencapai tingkat akurasi klasifikasi yang tinggi. Tahap ini melibatkan dua proses utama, yaitu feedforward dan backpropagation. Untuk memulai proses feedforward, langkah pertama adalah menentukan jumlah dan ukuran lapisan yang akan dibentuk, ukuran subsampling, serta mendapatkan citra vektor. Pada proses feedforward, citra vektor mengalami proses konvolusi dan Max pooling untuk mengurangi ukuran citra dan meningkatkan jumlah neuron. Hal ini menghasilkan banyak jaringan yang berbeda, yang pada gilirannya meningkatkan variasi data yang dapat dipelajari. Model yang diusulkan telah diatur kedalam jaringan dan setelah pelatihan pada kumpulan data, pembaruan model akan dibuat dan diterapkan ke struktur sebelumnya.

3.5. Pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan model *CNN* untuk mengklasifikasikan set data uji serta gambar real-time. Teori transfer learning digunakan untuk mengenali emosi dalam gambar di sini secara real-time. Model yang dikembangkan selama fase pelatihan terdiri dari bobot dan nilai yang sesuai yang dapat digunakan untuk mendeteksi ekspresi wajah baru. Karena model yang dibuat sudah memiliki bobot, dapat dikatakan bahwa *dataset FER* lebih cepat untuk gambar *real-time*. Proses ini serupa dengan proses training, hanya saja yang membedakannya adalah tidak terdapatnya proses backpropagation setelah proses *feedforward*. Oleh karena itu, hasil akhir dari proses ini mencakup akurasi dari klasifikasi yang telah dilakukan, data yang tidak berhasil diklasifikasikan, nomor citra yang tidak berhasil diklasifikasikan, dan struktur

jaringan yang terbentuk dari proses *feedforward*. Dengan menerapkan bobot dan bias yang telah *diupdate*, proses *feedforward* dijalankan untuk menghasilkan lapisan *output*. Lapisan *output* sepenuhnya terhubung dengan label yang telah disediakan. Hasil dari koneksi memberikan informasi tentang data yang gagal dan berhasil diklasifikasikan.

Dalam proses data training, akurasi dihitung menggunakan matrik yang telah ditentukan saat mengkompilasi model. Nilai akurasi menghitung banyak prediksi yang benar dibandingkan dengan total jumlah data Setelah model selesai dilatih. Setelah itu, memvalidasi model dengan cara mencoba testing menggunakan data yang berbeda dari data training yang sudah disiapkan. Dengan bertujuan untuk menghitung jumlah data yang benar dan yang salah sebagai validasi akurasi untuk model. Pengujian melakukan proses pelatihan data dengan epoch yang sama yaitu 50, dengan arsitektur yang berbeda untuk melihat pengaruhnya terhadap hasil akurasi seperti pada Gambar 4.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
conv2d (Conv2D)              (None, 48, 48, 32)       320
conv2d_1 (Conv2D)            (None, 48, 48, 32)       9248
max_pooling2d (MaxPooling2D) (None, 24, 24, 32)       0
conv2d_2 (Conv2D)            (None, 24, 24, 64)       18496
conv2d_3 (Conv2D)            (None, 24, 24, 64)       36928
max_pooling2d_1 (MaxPooling2 (None, 12, 12, 64)       0
conv2d_4 (Conv2D)            (None, 12, 12, 128)      73856
conv2d_5 (Conv2D)            (None, 12, 12, 128)      147584
max_pooling2d_2 (MaxPooling2 (None, 6, 6, 128)       0
flatten (Flatten)            (None, 4608)             0
dense (Dense)                 (None, 512)              2359808
dense_1 (Dense)               (None, 64)               32832
dense_2 (Dense)               (None, 8)                520
-----
Total params: 2,679,592
Trainable params: 2,679,592
Non-trainable params: 0
    
```

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 4. Pengujian Arsitektur CNN

Pada pengujian dengan jumlah train param 2.678.592 menggunakan data training dengan jumlah 28.386 sehingga mendapatkan akurasi yaitu 96,17%. Dengan waktu training 4 jam sebagaimana pada Gambar 5.

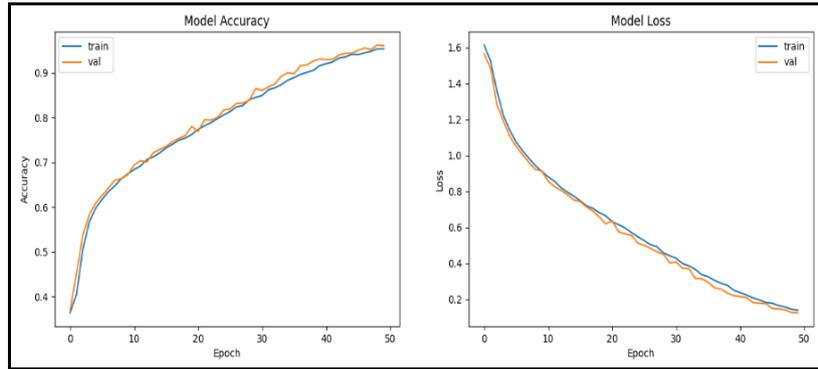
```

====>Waktu Training<====
Starting time: 15:34:33
Ending time : 19:36:04
Total Training time: 04:01:30
    
```

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 5. Pengujian Plot Train Accuracy dan Loss

Pada Gambar 6 hasil dilakukan pengujian dengan data *testing*, hasil yang didapatkan dari hasil testing hanyalah 71.00%.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 6. Pengujian Waktu Training

3.6. Klasifikasi

Model yang diusulkan telah dilatih pada kumpulan data komposit, akurasi pelatihan dan akurasi validasi di atas 90% telah tercapai setelah melakukan beberapa *epoch*. Dapat disebutkan sebelumnya bahwa setelah 50 *epoch*, *CNN* telah mengambil *epoch* lebih jauh untuk mencapai akurasi yang lebih besar. Berdasarkan pengujian yang hasil dari akurasi akan dirangkum kedalam Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Akurasi Data Training

Jumlah Trainable <i>CNN</i>	Jumlah Epoch	Lr	Jumlah Data Training	Accuracy
2.678.592	50	0,00001	28.386	96,17%
10.714.696	50	0,00001	28.386	98,76%
4.968.072	50	0,00001	28.386	99,78%

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Berdasarkan Tabel 2 jumlah data training dan jumlah trainable params *CNN* sangat tidak mempengaruhi tingkat akurasi pada hasil model *CNN* yang dibuat. Pada Tabel 3, nilai akurasi dari hasil data testing dengan menggunakan data berbeda. Bahwa penambahan jumlah trainable params *CNN* dapat menambahkan nilai akurasi yang di dapat. Dengan adanya pertambahan nilai akurasi hasil data testing berarti dinilai cukup baik dengan kualitas data training yang disediakan.

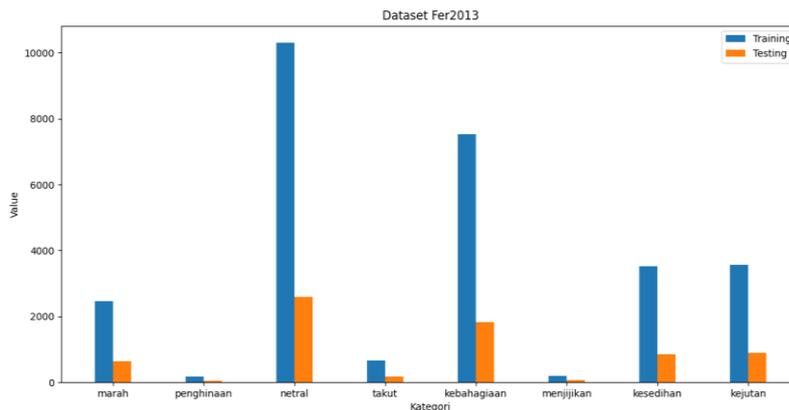
Tabel 3. Nilai Akurasi Data Testing

Jumlah Trainable <i>CNN</i>	Jumlah Epoch	Lr	Jumlah Data Training	Accuracy
2.678.592	50	0,00001	7.099	71,00%
10.714.696	50	0,00001	7.099	76,16%
4.968.072	50	0,00001	7.099	76,51%

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Dengan data training mencakup variasi yang sesuai dalam membantu model untuk belajar pola-pola yang lebih baik. Maka hasil akurasi *training* dan *testing* terdapat ketimpangan data seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7. Terdapat adanya *class* ekspresi yang kurang

sesuai atau jumlah datanya terlalu sedikit antara data *training* dan data *testing* seperti *class* ekspresi penghinaan, takut dan menjijikan. Pendekatan *CNN* jauh lebih baik daripada menyesuaikan teknik atau pendekatan lain untuk pengenalan emosi manusia, dan model yang diusulkan menunjukkan kerja yang lebih baik. Performa sistem yang dibuat untuk pengenalan emosi wajah dari gambar diukur menggunakan tiga metrik: akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas. Jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan jumlah total data untuk menghitung akurasi. Karakteristik kinerja benar-positif (TP), benar-negatif (TN), positif palsu (FP), dan negatif palsu (FN) digunakan untuk menghitung metrik.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 7. Perbandingan Jumlah Data *Training* dan *Testing*

4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian kemampuan deteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah secara otomatis dengan menggunakan *dataset* FER2013 mampu mendeteksi emosi dalam tujuh keadaan, yaitu senang, sedih, marah, takut, terkejut, jijik, dan netral. *Dataset* pada penelitian mendapatkan perolehan dari beberapa pengujian yang telah dilakukan yaitu memperoleh sebuah *persentase* tingkat akurasi ketepatan pada model sebesar 76%. Dalam hal ini *dataset* FER2013 digunakan untuk mengukur akurasi klasifikasi serta nilai sensitivitas dan spesifitasnya. Untuk penelitian lebih lanjut dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan arsitektur lainnya seperti *VGG19*, *MobileNet*, dan *ResNet-50* sehingga mendapatkan model *CNN* yang dihasilkan menjadi lebih optimal.

Daftar Pustaka

Adiatma, B. C. L., Utami, E., & Hartanto, A. D. (2021). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Deep Convolutional Neural Network. *EXPLORE*, 11(2), 75. <https://doi.org/10.35200/explore.v11i2.478>

Aini, Y. K., Santoso, T. B., & Dutono, T. (2021). Pemodelan CNN Untuk Deteksi Emosi Berbasis Speech Bahasa Indonesia. *Jurnal Komputer Terapan*, 7(1), 143–152. <https://doi.org/10.35143/jkt.v7i1.4623>

Alamsyah, D., & Pratama, D. (2020). Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk

- Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah pada FER-2013 Dataset. *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2), 350–355. <https://doi.org/10.36294/jurti.v4i2.1714>
- Amynarto, N., Sari, Y. A., & Wihandika, R. C. (2018). Pengenalan Emosi Berdasarkan Ekspresi Mikro Menggunakan Metode Local Binary Pattern. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(10), 3230–3238. <https://doi.org/10.30605/jptiik.v2i10.2594>
- Azhar, I., & Fitriyani. (2021). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Deteksi Emosi Manusia Berdasarkan Ekspresi Wajah. *EProsiding Teknik Informatika (PROTEKTIF)*, 1(1), 112–118. <http://eprosiding.ars.ac.id/index.php/pti/article/view/198%0Ahttps://eprosiding.ars.ac.id/index.php/pti/article/download/198/113>
- Bahri, S., Samsinar, R., & Denta, P. S. (2022). Pengenalan Ekspresi Wajah untuk Identifikasi Psikologis Pengguna dengan Neural Network dan Transformasi Ten Crops. *RESISTOR (Elektronika Kendali Telekomunikasi Tenaga Listrik Komputer)*, 5(1), 15. <https://doi.org/10.24853/resistor.5.1.15-20>
- Debnath, T., Reza, M. M., Rahman, A., Beheshti, A., Band, S. S., & Alinejad-Rokny, H. (2022). Four-Layer ConvNet to Facial Emotion Recognition with Minimal Epochs and the Significance of Data Diversity. *Scientific Reports*, 12(1), 6991. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-11173-0>
- Hans, A. S. A., & Rao, S. (2021). A CNN-LSTM Based Deep Neural Networks for Facial Emotion Detection in Videos. *International Journal of Advances in Signal and Image Sciences*, 7(1), 11–20. <https://doi.org/10.29284/IJASIS.7.1.2021.11-20>
- Hossin, M., & Sulaiman, M. (2015). A Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations. *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, 5(2), 01–11. <https://doi.org/10.5121/ijdkp.2015.5201>
- Kusumawati, T. I. (2016). Komunikasi Verbal dan Nonverbal. *Jurnal Pendidikan Dan Konseling*, 6(2).
- Marunduh, A. A., & Lina, L. (2021). Klasifikasi Emosi Pada Wajah Dari Rekaman Aplikasi Video Conference Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, 9(1), 27. <https://doi.org/10.24912/jiksi.v9i1.11554>
- Oliver, M. M., & Amengual Alcover, E. (2020). UIBVFED: Virtual facial expression dataset. *Plos One*, 15(4), e0231266. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0231266>
- Planalp, S. (1999). *Communicating Emotion: Social, Moral, and Cultural Processes*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781316257012>
- Putra, W. S. E. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1). <https://doi.org/10.12962/j23373539.v5i1.15696>
- Tilasefana, R. A., & Putra, R. E. (2023). Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG NET Untuk Pengenalan Cuaca. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 05(1), 48–57.