

KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN PERBANDINGAN DUA MODEL YANG DIMODIFIKASI

Dyah Putri Anggraini¹, Dina Eka Fitriani², Fachriza Ulfah³, Tinuk Agustin⁴

¹²³⁴Prodi S1 Informatika, STMIK Amikom Surakarta

¹²³⁴Sukoharjo Indonesia

Email: ¹dyah.10385@mhs.amikomsolo.ac.id, ²dina.10388@mhs.amikomsolo.ac.id,
³fachriza.10396@mhs.amikomsolo.ac.id, ⁴agustin.amikom@gmail.com

Abstract

Facial expression is an important aspect in conveying feelings. In today's era it is easier to categorize human emotions by identifying facial expressions. One method for categorizing facial expressions is deep learning. Convolutional Neural Network (CNN), which functions to process image data and detect objects in the dataset, is the most important deep learning method for understanding datasets today. In this research, the dataset used is a small and good CK+ type dataset. The aim of this research is to determine and compare the accuracy of two CNN models that have been modified by researchers, namely model A and model B, to identify facial expressions using the CK+ type dataset, because one of the main challenges in using the CNN method is that the accuracy achieved must be high. Model A is more effective than model B because it has higher accuracy, namely model A is 98.98% while model B is 91.88%. Although model B has more complex and heavy layers, this shows that model A is better at recognizing and classifying facial expressions.

Keywords: CK+, Convolutional Neural Network (CNN), deep learning, modified

Abstraksi

Ekspresi wajah merupakan salah satu aspek penting dalam menyampaikan perasaan. Di era sekarang lebih mudah untuk mengategorikan emosi manusia dengan mengidentifikasi ekspresi wajah. Salah satu metode untuk mengategorikan ekspresi wajah adalah deep learning. Convolutional Neural Network (CNN), yang berfungsi untuk mengolah data gambar dan mendeteksi objek pada dataset, adalah metode deep learning yang paling penting untuk pengenalan dataset saat ini. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan adalah dataset jenis CK+ yang kecil dan bagus. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui dan membandingkan akurasi dua model CNN yang telah dimodifikasi oleh peneliti yaitu model A dan model B, untuk mengidentifikasi ekspresi wajah menggunakan dataset jenis CK+, karena salah satu tantangan utama dalam menggunakan metode CNN adalah akurasi yang dicapai harus tinggi. Model A lebih efektif dari model B karena memiliki akurasi yang lebih tinggi, yaitu model A yang berjumlah 98.98% sementara model B berjumlah 91.88%. Walaupun model B memiliki layer yang lebih kompleks dan berat, hal ini menunjukkan bahwa model A lebih baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan ekspresi wajah.

Kata Kunci: CK+, Convolutional Neural Network (CNN), deep learning, dimodifikasi

1. PENDAHULUAN

Ekspresi wajah adalah salah satu cara non-verbal untuk menyampaikan emosi seseorang. Identifikasi ekspresi wajah telah menjadi metode yang lebih mudah untuk mengategorikan emosi manusia. *Deep Learning* adalah salah satu cara untuk mengategorikan emosi wajah [1]. Dalam penelitian pengenalan ekspresi wajah, AI dan *deep learning* bekerja sama untuk membuat model yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan emosi dengan akurat [2]. Mendefinisikan enam emosi dasar yang sama: marah, senang, sedih, jijik, terkejut, dan takut [3]. Metode *Deep Learning* yang paling signifikan dalam pengenalan *dataset* saat ini adalah Convolutional Neural Network (CNN) [4]. Salah satu jenis algoritma yang *supervised* adalah Convolutional Neural Network, yang menerima input dalam bentuk gambar [5]. *Convolutional neural network* berfungsi untuk mengolah data gambar dan mendeteksi objek pada *dataset* [6]. CNN terdiri dari dua lapisan. Lapisan ekstraksi dan lapisan klasifikasi [7].

Dalam penelitian ini, *dataset* yang digunakan merupakan *dataset* jenis CK+ yang relatif kecil dan bagus. Tantangan utama dalam menggunakan metode CNN terletak pada akurasi yang dicapai harus tinggi dalam kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan model wajah yang berbeda-beda. Selain itu, resolusi gambar berpengaruh besar pada jalannya rancangan ini, sering terjadi kendala karena pengaruh ini. Oleh karena itu, teknik optimalisasi CNN sangat dibutuhkan.

Untuk kumpulan data terbatas, peningkatan data adalah teknik penting dalam *deep learning*, yang meningkatkan ukuran dan kualitas kumpulan data pelatihan untuk membangun model *deep learning* yang lebih baik. Untuk meningkatkan akurasi normalisasi dan data augmentasi dapat menjadi solusi [8]. Normalisasi data bertujuan untuk mengubah bentuk data ke dalam nilai antara 0 dan 1 sehingga data dapat diperhitungkan tanpa harus menghasilkan angka yang terlalu tinggi [9]. Selain itu penggunaan normalisasi dan data augmentasi dapat meningkatkan akurasi pengenalan ekspresi wajah, serta emosi yang digambarkan pada wajah tersebut. Teknik-teknik yang sudah dikombinasikan diharapkan dapat meningkatkan performa CNN, agar dapat mengenali ekspresi wajah dengan akurat, efektif, serta *real-time* [10].

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui dan membandingkan akurasi dua model CNN yang sudah dimodifikasi oleh peneliti dalam mengidentifikasi ekspresi wajah menggunakan *dataset* jenis CK+. Selain itu diharapkan penelitian ini dapat mengetahui keefektifan dari dua model CNN yang sudah dimodifikasi tersebut. Dan mengevaluasi keunggulan dan kelemahan dari masing-masing model untuk menentukan model modifikasi yang paling efektif dan efisien dalam klasifikasi ekspresi wajah. Karena pada umumnya penelitian yang terdahulu hanya fokus pada satu model dalam CNN.

Penelitian tentang CNN dalam klasifikasi objek menunjukkan bahwa teknik ini cocok untuk berbagai jenis objek karena memiliki keunggulan dalam akurasi dan kemampuan untuk mengekstraksi fitur otomatis [11]. Keakuratan, Performa, Hierarki Representasi, Invariansi Spatial, Paralelisme, Reusabilitas dan Pengajaran Transfer, dan Ekstraksi Fitur Otomatis adalah beberapa keunggulan CNN [12]. Salah satu keunggulan

CNN adalah pembagian parameter, yang dapat membantu mengurangi beban komputasi [13]. Karena keunggulan ini, peneliti memutuskan untuk menggunakan metode CNN untuk klasifikasi ekspresi wajah.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada beberapa Jurnal referensi dapat disimpulkan bahwa; Penelitian [14] membahas pendekatan yang menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengidentifikasi ekspresi wajah manusia. Pengumpulan data, *preprocessing*, pelatihan model, dan evaluasi akurasi adalah bagian dari prosesnya. Selain itu, model CNN yang telah dibangun digunakan untuk mendeteksi ekspresi wajah langsung pada *website* berbasis video real-time dengan akurasi pelatihan sebesar 71% dan akurasi validasi sebesar 65% setelah dilakukan pelatihan tiga kali. Jurnal ini juga membahas kemungkinan *overfitting*, yang dapat menyebabkan validasi yang kurang akurat, dan keterbatasan model untuk menemukan ekspresi tertentu, seperti "kesal". Sistem berbasis web yang dapat mengenali ekspresi wajah secara *real-time* menggunakan temuan penelitian ini [14].

Penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) untuk pengenalan ekspresi wajah dimulai dengan pengumpulan data, *preprocessing*, pelatihan model, validasi, dan evaluasi kinerja [12]. CCTV Deal Coffee *dataset* dibagi menjadi tiga kategori ekspresi: Puas, Tidak Puas, dan Netral. Model menunjukkan peningkatan akurasi selama pelatihan, mencapai tingkat akurasi 95,45% pada *epoch* kelima. Model ini konsisten, akurat, dan peka terhadap berbagai ekspresi wajah. Namun, kesalahan dapat terjadi jika kualitas gambar data rendah atau ada sedikit variasi dalam *dataset* [12].

Studi [6] menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) yang dipadukan dengan transformasi *wavelet* untuk meningkatkan akurasi pengenalan ekspresi wajah. Metode *wavelet* mempermudah pemrosesan data dengan mengompresi gambar ke dalam empat frekuensi. Dalam penelitian ini, *dataset* KDEF dengan frekuensi rendah-rendah (LL) memiliki akurasi 79%, sedangkan *dataset* buatan sendiri hanya memiliki akurasi 36,925 persen. Terbukti bahwa kombinasi CNN dan *wavelet* dapat meningkatkan akurasi dan kecepatan klasifikasi, terutama pada data yang terstruktur [6].

Penelitian [3] menunjukkan bahwa penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam sistem pengenalan wajah yang diterapkan pada keamanan ruangan dapat menghasilkan akurasi yang sangat tinggi. Dalam penelitian ini, model dilatih menggunakan 875 sampel citra wajah, dengan 75% data digunakan untuk pelatihan dan 25% untuk pengujian. Hasil pengujian menunjukkan akurasi mencapai 100%, membuktikan bahwa metode CNN sangat efektif untuk pengenalan wajah dalam sistem keamanan. Implementasi menggunakan perangkat seperti Raspberry Pi dan *webcam* menunjukkan hasil yang memuaskan, terutama saat objek wajah menghadap langsung ke kamera. Namun, sistem ini hanya dapat mengenali wajah yang menghadap ke depan dan tidak dapat mengenali wajah dari berbagai sudut pandang [3].

Penelitian [15] menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengidentifikasi ekspresi wajah manusia. CNN menggunakan arsitektur Visual Geometry Group (VGG), yang terdiri dari lapisan 11, 13, 16, dan 19. Dalam pengujian yang melibatkan 3.589 *dataset* ekspresi wajah manusia yang mencakup tujuh emosi dasar, model VGG16 mencapai akurasi 70,47%, presisi 70,86%, dan *recall* 69,57%. Sistem ini cocok untuk mengamati ekspresi wajah yang cukup kompleks dan beragam, termasuk dalam konteks seperti melacak emosi siswa selama kegiatan. Namun, jika dibandingkan dengan pendekatan atau *dataset* yang lebih kompleks, akurasi pengenalan ekspresi wajah relatif rendah (sekitar 70%), yang menunjukkan bahwa klasifikasi emosi tertentu sulit dilakukan [15].

Penelitian [10] membahas klasifikasi jenis kelamin berdasarkan pengenalan wajah menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang dengan arsitektur ResNet-50. Mula-mula, 2.280 gambar wajah dikumpulkan. Data ini kemudian dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan uji. Data diproses dengan meningkatkan variasi data melalui augmentasi dan mengurangi ukuran gambar menjadi 224 x 224 piksel. Model dilatih menggunakan *optimizer* Adam selama 30 interval, dan kinerjanya dinilai dengan skor F1 untuk akurasi, presisi, dan *recall*. Dengan menggunakan foto wajah sebagai dasar untuk mengklasifikasikan jenis kelamin dengan akurasi 92%, arsitektur ResNet-50 meningkatkan akurasi dan efisiensi. Model tidak mempertimbangkan identitas gender lain. Selain itu, fokus pada gambar yang telah diubah ukuran dan ditingkatkan mungkin tidak sesuai dengan kondisi yang berbeda dengan kualitas gambar [10].

Studi [16] menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi wajah dan mengenali ekspresi wajah melalui pendekatan *deep learning*. Dengan bantuan OpenCV dalam pemrosesan gambar, CNN dapat mengintegrasikan pengenalan ekspresi dan deteksi dalam satu langkah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN dapat mengenali dan mengklasifikasikan ekspresi wajah dengan sangat akurat bahkan ketika dihadapkan pada berbagai variasi seperti pose, pencahayaan, dan kompleksitas ekspresi wajah. Model ini sangat efektif dalam klasifikasi ekspresi wajah. Jika diterapkan di dunia nyata. Walaupun model dapat menangani variasi pencahayaan dan pose dengan baik, masih sulit untuk menangani perubahan ekstrem atau gangguan data tak terduga [16].

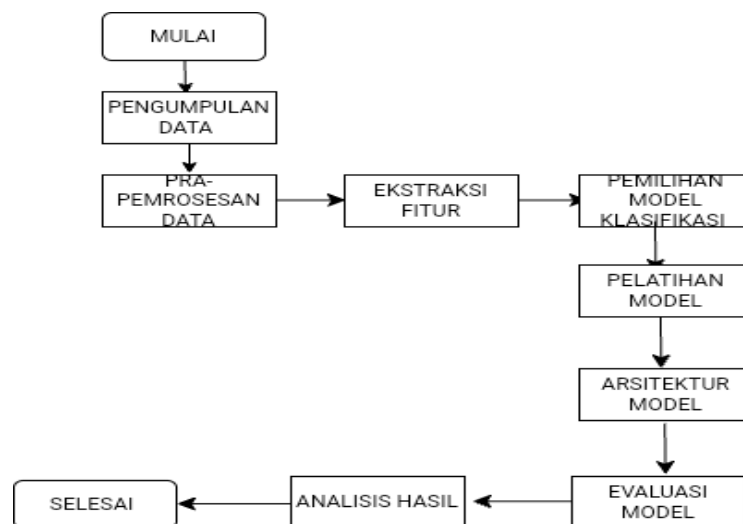
Studi [2] menemukan bahwa algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dapat lebih akurat mengidentifikasi ekspresi wajah. Penelitian menunjukkan bahwa teknik CNN dapat meningkatkan akurasi pengenalan ekspresi wajah sebesar 95% pada *dataset* FER2013. Metode ini lebih baik daripada metode tradisional karena CNN dapat mengekstrak fitur rumit dari data citra secara otomatis tanpa memilih fitur manual. Selain itu, model ini mengurangi kemungkinan *overfitting*, yang membuatnya lebih baik untuk digeneralisasi pada data baru. Dengan demikian, model CNN cocok untuk aplikasi seperti pengenalan identitas, deteksi emosi, dan interaksi manusia-mesin [2].

Ekspresi wajah diidentifikasi melalui Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 [17]. *Preprocessing*, peningkatan gambar, pembagian data menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi, dan pelabelan gambar adalah semua bagian dari prosesnya. Meskipun ada peningkatan signifikan dalam pelatihan, model ini menunjukkan akurasi 100% pada data pelatihan tetapi hanya 40% pada data validasi, yang menunjukkan masalah seperti ketidakseimbangan atau *overfitting*. Ini menunjukkan bahwa model mungkin tidak dapat menggeneralisasi dengan baik ke data baru. Arsitektur MobileNetV2 meningkatkan kinerja perangkat seluler dan mengurangi penggunaan sumber daya komputasi [17].

Pengenalan ekspresi wajah dilakukan melalui metode transfer *learning* yang menggunakan arsitektur Deep Convolutional Neural Network (DCNN) [18]. Dalam penelitian ini, tujuh model yang telah dilatih sebelumnya digunakan: EfficientNet-B0, VGG-19, VGG-16, MobileNet-V2, Inception-V3, ResNet-152, dan DenseNet-201. Teknik *fine-tuning* digunakan untuk melatih model pada *dataset* CK+ dan JAFFE. Hasilnya, model EfficientNet-B0 dan VGG-19 mencapai tingkat akurasi terbaik dengan 99,3% untuk CK+ dan 100% untuk JAFFE [18].

Dari tinjauan pustaka. Dapat disimpulkan bahwa pada penelitian-penelitian sebelumnya yang terdahulu hanya fokus pada satu model dalam CNN. Sedangkan pada penelitian ini, terdapat perbandingan dua model yang sudah dimodifikasi yang digunakan untuk melatih *dataset* CK+.

3. METODE PENELITIAN



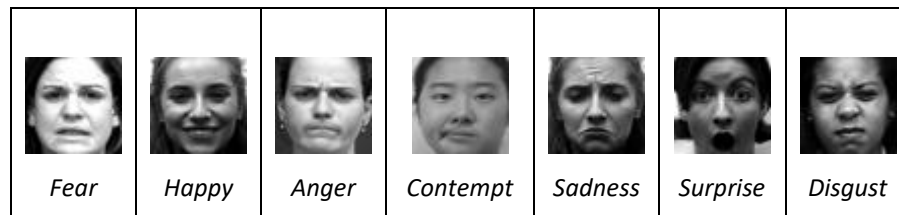
Gambar 1. Alur metode penelitian

Pada Gambar 1 menunjukkan alur metode penelitian yang dimulai dengan pengumpulan data, pra-pemrosesan data, ekstraksi fitur, pemilihan model klasifikasi, pelatihan model, arsitektur model, evaluasi model, dan analisis hasil.

1. Pengumpulan Data: Tahap pertama dalam penelitian klasifikasi ekspresi wajah adalah pengumpulan data. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa gambar yang

mengandung berbagai ekspresi wajah manusia. *Dataset* di penelitian ini berasal dari <https://www.kaggle.com/code/shawon10/ck-facial-expression-detection>, *dataset* yang digunakan merupakan *dataset* CK+ dengan jumlah gambar 988 yang terdiri dari 7 kelas yaitu: *fear* (75), *happy* (207), *anger* (135), *contempt* (54), *sadness* (84), *surprise* (249), dan *disgust* (177). Pada tabel 1 Menampilkan contoh visualisasi gambar pada *dataset* jenis CK+ yang akan dipakai untuk penelitian.

Tabel 1. Visualisasi *dataset* ekspresi wajah



2. Pra-pemrosesan Data: Proses pra-pemrosesan data dilakukan setelah data dikumpulkan. Ini dilakukan untuk memastikan bahwa data siap untuk digunakan dalam pelatihan model. Pada tahap ini, beberapa proses dilakukan, seperti normalisasi gambar (untuk menjamin bahwa setiap piksel gambar berada dalam rentang nilai yang sama), mengubah ukuran gambar agar konsisten, dan menggunakan algoritma untuk mendeteksi wajah.
3. Ekstraksi fitur: merupakan proses transformasi gambar wajah menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Data yang telah melewati proses *preprocessing* dan deteksi wajah akan diproses dan diekstrak [19].
4. Pemilihan Model Klasifikasi: Memilih model klasifikasi yang tepat sangat penting untuk hasil penelitian yang baik. Untuk memprediksi ekspresi wajah yang sesuai, model yang digunakan akan memproses data yang diekstraksi.
5. Pelatihan Model: Data latih yang telah diproses digunakan untuk pelatihan model. Pada tahap ini, model belajar dari data latih untuk mengenali pola yang terkait dengan berbagai ekspresi wajah. Pada penelitian ini menggunakan dua model (model A dan model B) yang akan digunakan, model tersebut terinspirasi dari model transfer *learning* yaitu AlexNet dan Resnet.
6. Arsitektur model
 - a. Arsitektur model A: Lapisan utama pada arsitektur ini adalah konvolusi (Conv2D), *pooling* (MaxPooling2D), *fully connected (dense)*, dan *dropout* untuk mencegah *overfitting*. Lapisan konvolusi pertama menggunakan filter sebesar (11x11 dan 5x5) untuk mengambil fitur dasar seperti tepi dan tekstur, sedangkan lapisan *konvolusi* menggunakan filter kecil (3x3) untuk mengambil pola yang lebih kompleks. Lapisan *pooling*, yang digunakan setelah beberapa lapisan konvolusi, mempercepat komputasi dan mengurangi jumlah parameter yang harus dipelajari. Dua lapisan penuh terhubung di bagian akhir berfungsi sebagai pengklasifikasi, mengubah fitur yang telah dipelajari menjadi vektor satu dimensi dan menentukan kelas gambar. Dua lapisan ini, bersama dengan *dropout*,

memastikan bahwa model tidak terlalu bergantung pada neuron tertentu, mengurangi risiko *overfitting*. Lapisan terakhir memiliki tujuh neuron yang memiliki fungsi aktivasi *softmax* untuk mengklasifikasikan gambar ke dalam tujuh kelas target.

- b. Arsitektur model B: Terdapat beberapa parameter pada model ini, yaitu: *epoch*, *batch size*, *learning rate* (adam optimizer), *optimizer* (adam optimizer), *loss function*, data augmentation, *validation* data. Lapisan pertama yaitu: lapisan konvolusi. Lapisan konvolusi pertama dengan 64 filter berukuran 7x7 dengan *stride* 2. Sebuah filter digunakan selama proses konvolusi. Seperti yang terlihat pada gambar, filter memiliki ukuran tinggi, lebar, dan tebal tertentu.[20] Tujuan dari lapisan pertama adalah untuk mengekstraksi fitur dasar dari gambar. Lapisan *pooling*, adalah lapisan yang mengurangi ukuran gambar sehingga mengurangi jumlah komputasi yang diperlukan untuk lapisan berikutnya dan mempercepat pelatihan model. Pada tahap pertama, model mengidentifikasi fitur dasar wajah, seperti bentuk atau garis besar wajah, melalui tiga blok residual dengan 64 filter di setiap blok. Pada tahap kedua, empat blok residual dengan 128 filter di setiap blok digunakan untuk mengurangi ukuran gambar. Pada tahap ini, model mulai mengidentifikasi pola yang lebih kompleks, seperti detail kontur wajah. Pada tahap ketiga, blok residual pertama menggunakan *stride* 2 untuk mengurangi ukuran gambar. Pada langkah terakhir, ada tiga blok residual dengan 512 filter yang digunakan untuk mengidentifikasi pola wajah yang paling kompleks, seperti variasi bentuk atau ekspresi. Setelah melewati semua blok residual, *Global Average Pooling* (GAP) digunakan untuk memproses hasil akhirnya. Lapisan ini mengubah ukuran *output* menjadi nilai rata-rata per *channel*, yang mempermudah interpretasi dan mengurangi risiko *overfitting*. *Output* dari GAP ini dikirim ke lapisan terakhir, yang disebut lapisan yang benar-benar terhubung dengan fungsi aktivasi *softmax*. Perbedaan model yang sudah dimodifikasi ini dengan resnet101 ialah model ini dibuat untuk *dataset* yang lebih kecil, seperti CK+48, yang menggunakan gambar wajah 48x48 piksel. Di sisi lain, model yang dimodifikasi ini dibuat untuk *dataset* yang lebih kecil, seperti CK+48, yang menggunakan gambar wajah 48x48 piksel.
7. Evaluasi Model: Tahap selanjutnya adalah menilai kinerja model setelah latihan. Akurasi serta grafik *epoch*.
 8. Analisis Hasil: Tahap terakhir dari evaluasi model menganalisis hasilnya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian dilakukan dengan membandingkan dua model CNN yang telah dimodifikasi, Model A dan Model B, masing-masing memiliki struktur, jumlah layer yang berbeda.

4.1. Hasil pelatihan model

```
Epoch 45/50
25/25 ----- 23s 920ms/step - accuracy: 1.0000 - loss: 1.9019e-06 - val_accuracy: 0.9949 - val_loss: 0.0074
Epoch 46/50
25/25 ----- 42s 951ms/step - accuracy: 1.0000 - loss: 2.0095e-06 - val_accuracy: 0.9898 - val_loss: 0.0081
Epoch 47/50
25/25 ----- 40s 927ms/step - accuracy: 1.0000 - loss: 2.1615e-06 - val_accuracy: 0.9898 - val_loss: 0.0083
Epoch 48/50
25/25 ----- 25s 1s/step - accuracy: 1.0000 - loss: 2.5459e-06 - val_accuracy: 0.9949 - val_loss: 0.0077
Epoch 49/50
25/25 ----- 39s 929ms/step - accuracy: 1.0000 - loss: 6.1537e-06 - val_accuracy: 0.9949 - val_loss: 0.0085
Epoch 50/50
25/25 ----- 41s 927ms/step - accuracy: 1.0000 - loss: 3.8175e-06 - val_accuracy: 0.9898 - val_loss: 0.0090
Accuracy: 98.98%
--- 1844.2359020709991 seconds ---
```

Gambar 2. Hasil akurasi model A

```
Epoch 45/50
25/25 ----- 205s 6s/step - accuracy: 0.8930 - loss: 0.2965 - val_accuracy: 0.4264 - val_loss: 16.0845
Epoch 46/50
25/25 ----- 154s 6s/step - accuracy: 0.9316 - loss: 0.2229 - val_accuracy: 0.7360 - val_loss: 2.6522
Epoch 47/50
25/25 ----- 203s 6s/step - accuracy: 0.9285 - loss: 0.2304 - val_accuracy: 0.7360 - val_loss: 2.8895
Epoch 48/50
25/25 ----- 201s 6s/step - accuracy: 0.9447 - loss: 0.1747 - val_accuracy: 0.7563 - val_loss: 0.9377
Epoch 49/50
25/25 ----- 202s 6s/step - accuracy: 0.9700 - loss: 0.1075 - val_accuracy: 0.8832 - val_loss: 0.3222
Epoch 50/50
25/25 ----- 200s 6s/step - accuracy: 0.9465 - loss: 0.1583 - val_accuracy: 0.9188 - val_loss: 0.2067
```

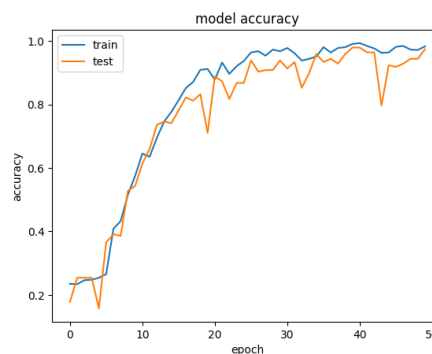
Gambar 3. Hasil akurasi model B

Gambar 2 merupakan model A dan gambar 3 merupakan model B yang menunjukkan hasil setelah pelatihan *epoch* 50, kedua gambar di atas menunjukkan visualisasi *vall accuracy* dan *loss* antara model.

Tabel 2. Hasil akurasi dua model

Model	Epoch	Akurasi
A	50	98.98%
B	50	91.88%

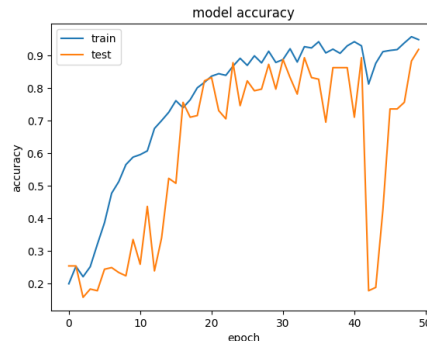
Pada Tabel 2 menunjukkan hasil akurasi dari kedua model, dengan hasil yang berbeda. Yaitu model A yang berjumlah 98.98% sementara model B berjumlah 91.88%. Model A memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model B, hal ini menunjukkan bahwa model A lebih baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan ekspresi wajah.



Gambar 4. Grafik akurasi model A

Gambar 4 adalah gambar dari grafik akurasi model A Akurasi data pelatihan dan pengujian rendah pada awal pelatihan, tetapi meningkat pesat hingga mendekati 1.0, menunjukkan model belajar dari data yang baik. Ada sedikit perbedaan antara pelatihan dan pengujian, yang mungkin menunjukkan *overfitting* kecil, tetapi masih dalam batas

wajar. Grafik ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari dan menggeneralisasi data pengujian.



Gambar 5. Grafik akurasi model B

Pada gambar 5 menunjukkan awalnya, akurasi pelatihan meningkat secara stabil, mencapai nilai mendekati 1 (100%) seiring bertambahnya *epoch*. Namun, akurasi pengujian berfluktuasi dan tidak meningkat secara konsisten seperti data pelatihan. Setelah sekitar 20 *epoch*, akurasi pengujian mulai stabil namun masih lebih rendah dari akurasi pelatihan, menunjukkan kemungkinan *overfitting*, yang terjadi ketika model belajar terlalu banyak tentang data pelatihan tetapi kurang generalisasi tentang data pengujian.

4.2. Hasil diskusi

Tabel 3. Perbandingan jurnal

No	Kriteria	Jurnal Peneliti	Jurnal A [2]
1.	Metode utama	CNN yang dimodifikasi.	CNN
2.	Fokus penelitian	Membandingkan dua model yang telah dimodifikasi.	Klasifikasi gambar.
3.	<i>Dataset</i> yang digunakan	CK+	FER2013
4.	Hasil utama	Model A yang berjumlah 98.98% sementara model B berjumlah 91.88%.	Akurasi 95%.
5.	Kompleksitas model	Model A lebih sederhana dan komputasi rendah, sementara model B memerlukan komputasi lebih tinggi.	Komputasi tinggi.
6.	Kelebihan	Akurasi model A lebih tinggi.	Metode ini lebih baik daripada metode tradisional karena CNN dapat mengekstrak fitur rumit dari data citra secara otomatis tanpa memilih fitur manual.
7.	Kekurangan	Akurasi model B lebih rendah, dan grafik menunjukkan <i>overfitting</i> .	Memakan waktu lama dan membutuhkan banyak sumber daya komputasi.
8.	Kesimpulan	Dataset jenis CK+ lebih cocok digunakan untuk model A.	Dengan demikian, model CNN cocok untuk aplikasi seperti pengenalan identitas, deteksi emosi, dan interaksi manusia-mesin.

Pada tabel 3 menunjukkan perbandingan jurnal antara jurnal peneliti dengan jurnal lain, yang dapat disimpulkan bahwa CNN lebih akurat dalam mengidentifikasi ekspresi wajah. Namun dalam klasifikasinya, jenis *dataset* dan model sangat berpengaruh pada pelatihan. CNN lebih efektif jika *dataset* besar, sementara pada jurnal peneliti menggunakan *dataset* CK+ yang cenderung kecil dan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibanding jurnal A [2] yang memakai *dataset* fer2013 (*Dataset* fer2013 merupakan *dataset* yang cukup besar).

5. KESIMPULAN

Dari penelitian Klasifikasi Ekspresi Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan Perbandingan Dua Model yang Dimodifikasi dapat disimpulkan bahwa model A lebih efektif dari model B karena memiliki akurasi yang lebih tinggi, yaitu model A yang berjumlah 98.98% sementara model B berjumlah 91.88%. Walaupun model B memiliki layer yang lebih kompleks dan berat. Selain memiliki akurasi yang lebih tinggi, model A juga memiliki efisiensi dalam hal pelatihan model. Karena arsitektur model A lebih ringan, sehingga lebih ekonomis untuk diterapkan pada klasifikasi *real-time* pada daya komputasi yang terbatas.

Arsitektur dengan lebih banyak parameter (seperti Model B) tidak selalu memberikan hasil yang lebih baik, terutama dalam kasus di mana *dataset* tidak cukup besar atau bervariasi untuk mendukung model yang lebih kompleks. Model A, di sisi lain, dapat digeneralisasi dengan lebih baik karena ukuran parameternya mungkin lebih sesuai dengan kompleksitas *dataset*. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur sederhana namun optimal (Model A) dapat menghasilkan klasifikasi ekspresi wajah yang lebih akurat dibandingkan arsitektur yang lebih kompleks. Ini menunjukkan bahwa arsitektur yang lebih kompleks tidak selalu menjamin hasil yang lebih baik dalam pembelajaran mendalam, terutama dalam situasi di mana jumlah dan variasi data dalam *dataset* terbatas. Selain itu model menunjukkan model yang cenderung *overfitting*.

Disarankan untuk penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model yang telah dimodifikasi agar lebih efektif untuk semua jenis *dataset*, dan dapat membandingkan tidak hanya dua model saja.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. N. Fadzila, D. P. Pamungkas, and R. Wulanningrum, "Proses Ekstraksi Dan Klasifikasi Citra Emosi," vol. 6, no. 2, pp. 484–491, 2021.
- [2] M. I. Maulana and K. Aeni, "PENGENALAN EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) Kata Kunci : Pengenalan Ekspresi Wajah , Machine Learning , Deep Learning , Convolutional Neural Network ,".
- [3] A. Fadlil, D. Prayogi, A. Dahlan, and Y. Penulis Korespondensi, "Sistem Pengenalan Wajah pada Keamanan Ruang Berbasis Convolutional Neural Network," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 2, pp. 636–647, 2022.

- [4] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [5] M. D. Pratama, R. Gustriansyah, and E. Purnamasari, "Klasifikasi Penyakit Daun Pisang menggunakan Neural Network (CNN)," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 1–6, 2024, doi: 10.54914/jtt.v10i1.1167.
- [6] E. Sentosa, H. Armanto, P. Pickerling, and L. Zaman, "Pengenalan Ekspresi Wajah dengan CNN dan Wavelet," *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 4, no. 2, pp. 69–76, 2022, doi: 10.52985/insyst.v4i2.209.
- [7] C. N. Ihsan, "Klasifikasi Data Radar Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *DoubleClick J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 2, p. 115, 2021, doi: 10.25273/doubleclick.v4i2.8188.
- [8] M. M. Islam, M. B. Hossain, M. N. Akhtar, M. A. Moni, and K. F. Hasan, "CNN Based on Transfer Learning Models Using Data Augmentation and Transformation for Detection of Concrete Crack," *Algorithms*, vol. 15, no. 8, 2022, doi: 10.3390/a15080287.
- [9] M. N. M. Hakim, A. B. Nugroho, and A. E. Minarno, "Prediksi Tumor Otak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 17, no. 1, p. 48, 2023, doi: 10.30872/jim.v17i1.5246.
- [10] M. A. Satriawan and W. Widhiarso, "Klasifikasi Pengenalan Wajah Untuk Mengetahui Jenis Kelamin Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Algoritma*, vol. 4, no. 1, pp. 43–52, 2023, doi: 10.35957/algoritme.xxxx.
- [11] H. Herdianto and D. Nasution, "Implementasi Metode Cnn Untuk Klasifikasi Objek," *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 7, no. 1, pp. 54–60, 2023, doi: 10.46880/jmika.vol7no1.pp54-60.
- [12] Ayu Lestari Perdana, Suharni, and A. Riadi, "Pengenalan Ekspresi Wajah Pengunjung Deal Coffee Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Embed. Syst. Secur. Intell. Syst.*, vol. 04, no. November, pp. 132–139, 2023, doi: 10.59562/jessi.v4i2.1024.
- [13] M. A. A. Fawwaz, K. N. Ramadhani, and F. Sthevani, "Klasifikasi Ras pada hewan peliharaan menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 8, no. 1, pp. 715–730, 2020.
- [14] AL Sigit Guntoro, Edy Julianto, and Djoko Budiyo, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Inform. Atma Jogja*, vol. 3, no. 2, pp. 155–160, 2022, doi: 10.24002/jiaj.v3i2.6790.
- [15] A. Lioga Seandrio, A. Hendrianto Pratomo, and M. Y. Florestiyanto, "Implementation of Convolutional Neural Network (CNN) in Facial Expression Recognition Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Pada Pengenalan Ekspresi Wajah," *J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 18, no. 2, pp. 211–221, 2021, doi: 10.31515/telematika.v18i2.4823.
- [16] H. Auza, M. Bagus Arisila Putra, M. Azril Saputra, R. Hartono, and P. Rosyani, "Implementasi Deep Learning untuk Deteksi Wajah dan Ekspresi menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan OpenCV," *J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 4, pp. 261–265, 2024, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk>

- [17] B. C. L. Adiatma, E. Utami, and A. D. Hartanto, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Deep Convolutional Neural Network," *Explore*, vol. 11, no. 2, p. 75, 2021, doi: 10.35200/explore.v11i2.478.
- [18] I. N. Alam, "Metode Transfer Learning Pada Deep Convolutional Neural Network (DCNN) untuk Pengenalan Ekspresi Wajah," *ResearchGate*, no. October, pp. 13–14, 2022.
- [19] M. F. Naufal, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 2, pp. 311–318, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021824553.
- [20] Ridho Aji Pangestu, Basuki Rahmat, and Fetty Tri Anggraeny, "Implementasi Algoritma Cnn Untuk Klasifikasi Citra Lahan Dan Perhitungan Luas," *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 166–174, 2020.